

Министерство сельского хозяйства Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
им. И.Т. Трубилина

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

Лабораторная работа

по дисциплине: Интеллектуальные информационные системы

на тему:

АСК-анализ видов искусства по художественным принадлежностям

выполнил студент группы: ИТ1501
Молько О.Д.

Руководитель работы:
профессор Луценко Е.В.

Краснодар 2018

Оглавление

Молько О.Д.	1
ВВЕДЕНИЕ	3
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	4
1.1. Описание решения	4
1.2. Ввод исходных данных в файл формата MS Excel	4
1.3. Автоматизированная формализация предметной области путем импорта исходных данных из внешних баз данных в систему "Эйдос"	8
1.4. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	13
1.5. Виды моделей системы «Эйдос»	14
1.6. Результаты верификации моделей	16
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	20
2.1. Решение задачи идентификации	20
2.2. Когнитивные функции	23
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы	28
2.4. Кластерно-конструктивный анализ признаков	32
2.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	34
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	38

ВВЕДЕНИЕ

Интеллектуальная система — это техническая или программная система, способная решать задачи, традиционно считающиеся творческими, принадлежащие конкретной предметной области, знания о которой хранятся в памяти такой системы. Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем.

В данной работе рассмотрено решение задачи анализа художественных принадлежностей.

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

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

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

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

1.2. Ввод исходных данных в файл формата MS Excel

Изобразительное искусство – это вид художественного творчества, целью которого является воспроизведение окружающего мира. Понятие объединяет различные виды живописи, графики и скульптуры. В данном случае рассматриваются будут только живопись и графика.

Самое распространенное заблуждение, что живопись – это всегда цветные краски, а графика – черно-белый рисунок. Это не так. Живопись может быть черно-белой, а графика – цветной. По самой распространенной классификации считается, что живописная работа выполнена красками, а графика пишется графическими материалами.

Живопись — это один из видов изобразительного искусства, передающий зрительные образы посредством нанесения красок на поверхность (холст, картон, дерево и т.п.). К основным видам художественных красок относятся:

- **Масляные краски** - ряд лакокрасочных материалов, представляющих собой суспензии неорганических пигментов и наполнителей в высыхающих растительных маслах или олифах (чаще всего комбинированной или синтетической либо

на основе алкидных смол), иногда с добавкой вспомогательных веществ. Применяются в живописи или для окраски деревянных, металлических и других поверхностей, в зависимости от вида краски.

- **Акварельные краски.** Живописная техника, использующая специальные акварельные краски, при растворении в воде образующие прозрачную взвесь тонкого пигмента, и позволяющая за счёт этого создавать эффект лёгкости, воздушности и тонких цветовых переходов.
- **Гуашевые краски** - вид клеевых водорастворимых красок, более плотный и матовый, чем акварель. Некоторые художники не воспринимают гуашь «всерьёз», называя её «детской» или «плакатной» техникой. Однако в действительности гуашь является самостоятельной техникой (хотя довольно редкой среди профессиональных художников) наравне, например, с акварелью.
- **Акриловые краски** - Используются в строительстве для внутренних и наружных работ и в живописи. Акриловые краски, подобно другим водно-дисперсным краскам, могут быть разбавлены водой, при разбавлении могут колероваться водными пигментными пастами, но после высыхания становятся стойкими к воздействию воды.
- **Темперные краски** - водоразбавляемые краски, приготовляемые на основе сухих порошковых пигментов. Темперная живопись многообразна по приёмам и фактуре, она включает в себя как письмо тонким слоем, лессировками, так и густое пастозное письмо.

Графика — это тоже вид изобразительного искусства. В классической графике в качестве основных изобразительных средств используются линии, штрихи, пятна и точки. Цвет чаще всего играет вспомогательную роль. Кроме контурной линии, в графическом искусстве

широко используются штрих и пятно, также контрастирующие с поверхностью бумаги — главной основой для графических работ. Сочетанием тех же средств могут создаваться тональные нюансы. Наиболее общий отличительный признак графики — особое отношение изображаемого предмета к пространству, роль которого в значительной мере выполняет фон бумаги. Поэтому для графических работ очень часто применяют цветную тонированную бумагу.

Графические материалы - это:

- **Карандаши** (чернографитные, цветные, акварельные, пастельные).
Обычные карандаши называются графитными. Графитные карандаши бывают твердые и мягкие, а также различаются составом грифеля, который зависит от способа его приготовления.
- **Пастель** (сухая, масляная). Цветные мелки без оправы из стертых в мельчайший порошок разноцветных пигментов. Пастель создает нежные «пастельные» сочетания. Для работы с пастелью надо использовать шероховатую бумагу. Пастель сильно размазывается при работе, но это и достоинство — можно получить мягкие переходы цвета, и недостаток — эскиз может получиться неаккуратным. Поэтому работа с пастелью требует внимания и тренировки. Пастельный эскиз прорисовывается затем цветными карандашами или пером для более четкого выделения формы.
- **Соус** — это разновидность пастели. Имеет широкую гамму цветов, соус можно использовать и как сухой и как жидкий (разбавленный водой) материал. Рисунки, выполненные сухим соусом, рекомендуется хранить под стеклом или же слегка фиксировать их слабым раствором сахарной воды, святым молоком, а также пятипроцентным раствором желатина или казеина.
- **Сепия** — материал и инструмент для рисования в виде палочки-карандаша без оправы. Красивый (от красноватого до темно-

коричневого и фиолетового) теплый мягкий цвет. Сангина и сепия не требуют фиксации.

— **Мелки.**

— **Уголь.** Дает художнику богатые технические возможности для создания очень выразительных работ. В отличие от других материалов он в наименьшей степени препятствует работе, позволяя свободно и раскованно наносить линии, которые, в свою очередь, передают настроение и переживания художника. Он выпускается в разнообразных формах и изготавливается из древесины нескольких видов. Без фиксирования рисунок углем не может долго сохраняться, так как этот материал очень непрочно держится на бумаге.

— **Тушь.** Это краска, приготовленная из сажи. Чёрная тушь высокого качества имеет густой чёрный цвет, легко сходит с пера или с рейсфедера. Существует также так называемая цветная тушь (особая разновидность жидких красок), употребляемая крайне редко. Тушь бывает жидкая и сухая в палочках, так называемая китайская. Для работы с тушью используются различные инструменты: стальные и тростниковые перья, авторучки, кисточки, технические перья.

— **Ручка** (шариковая и гелиевая).

— Так же к графике относится **диджитал** (компьютерная графика). Еще был добавлен такой материал как **кофе**.

Вид искусства	Вид искусства	Материал	Наличие мольберта	Наличие кисточек	Поверхность (Холст)	Поверхность (Бумага)	Поверхность (Дерево)	Поверхность (Металл)	Поверхность (Картон)	Поверхность (Стена)	Необходимость ПО
Живопись	Живопись	Масло	Да	Да	Да	Да	Да	Нет	Да	Да	Нет
Живопись	Живопись	Темпера	Да	Да	Да	Да	Да	Нет	Да	Да	Нет
Живопись	Живопись	Акрил	Да	Да	Да	Да	Да	Нет	Да	Да	Нет
Живопись	Живопись	Акварель	Да	Да	Нет	Да	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
Живопись	Живопись	Гуашь	Да	Да	Да	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет
Графика	Графика	пастель	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет
Графика	Графика	соус	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет
Графика	Графика	уголь	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет
Графика	Графика	кофе	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
Графика	Графика	карандаш	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет
Графика	Графика	диджитал	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Да
Графика	Графика	тушь	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет
Графика	Графика	мелки	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет
Графика	Графика	сангина	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет
Графика	Графика	аэробрифия	Да	Нет	Да	Да	Да	Да	Да	Да	Нет
Графика	Графика	Ручка	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет	Да	Нет	Нет

Рисунок 1 – таблица исходных данных.

После сбора данных в MS Excel нам необходимо перенести полученный файл в нужную папку. Запишем ее с именем: Inp_data.xls в папку: c:\Work\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\. В файле Inp_data.xls добавим пустую колонку на позиции «А» и автоматически пронумеруем все строки. В результате получим таблицу исходных данных, полностью подготовленную для обработки в системе «Эйдос» и записанную в нужную папку в виде файла нужного типа с нужным именем.

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

Для загрузки базы исходных данных в систему «Эйдос» необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз данных табличного вида, т.е. режимом 2.3.2.2 (рисунок 2).

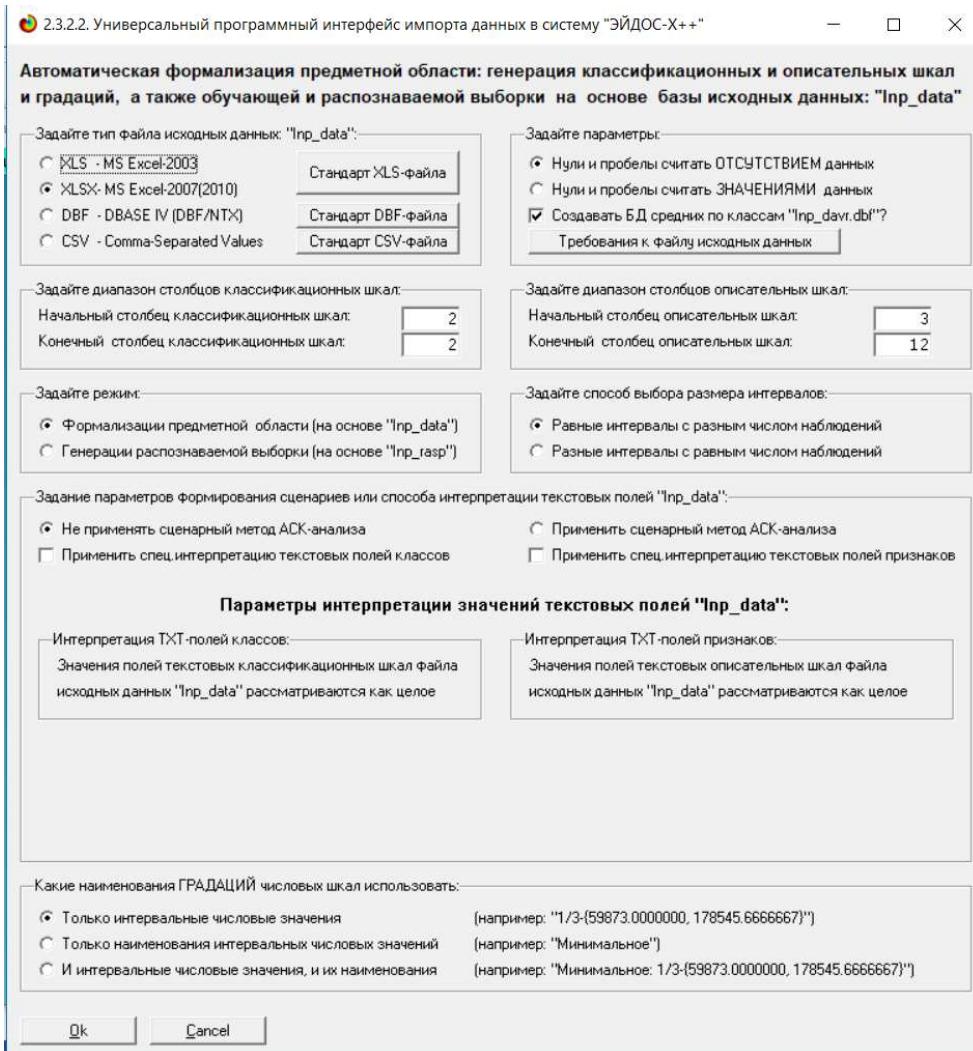


Рисунок 2. Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

В экранной форме, приведенной на рисунке 2, необходимо задать следующие настройки:

- "Задайте тип файла исходных данных Inp_data": "XLSX – MS Excel- 2007 (2010)";
- "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 2;
- "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 3, "Конечный столбец описательных шкал" – 12;

После нажать кнопку "OK". Далее открывается окно, где размещена информация о размерности модели (рисунок 3). В этом окне необходимо нажать кнопку "Выйти на создание модели".

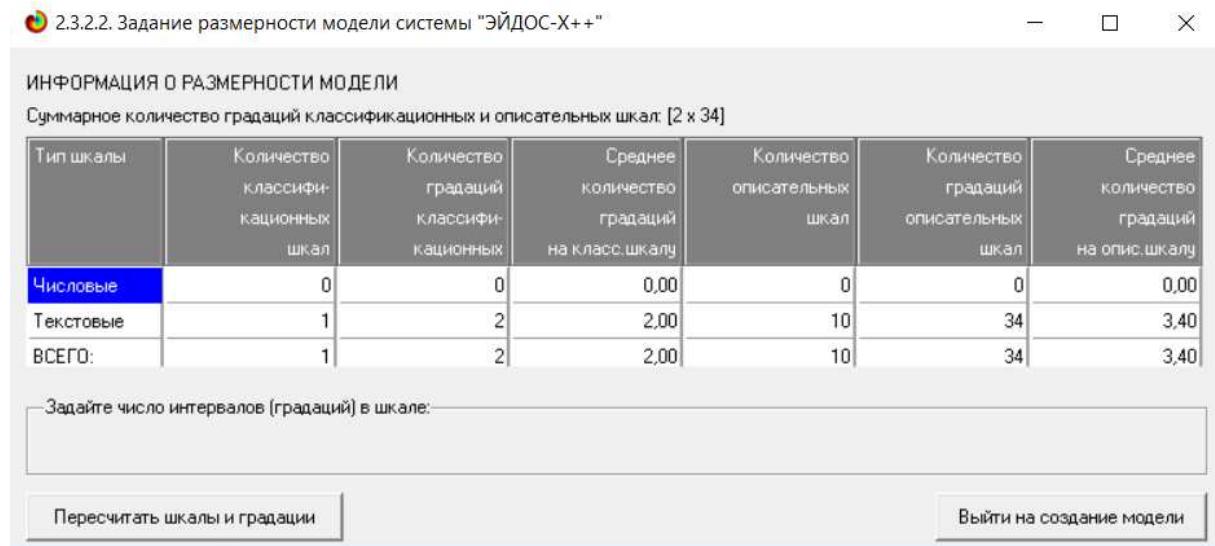


Рисунок 3. Задание размерности модели системы "Эйдос"

Далее открывается окно, отображающее стадию процесса импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос" (рисунок 4), а также прогноз времени завершения этого процесса. В том окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку "OK".

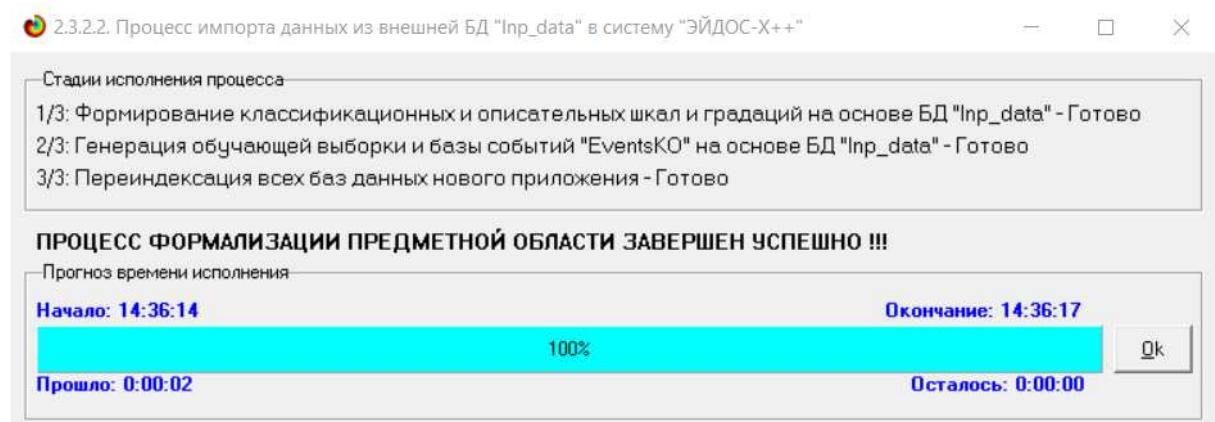


Рисунок 4. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Этим самым

полностью автоматизировано выполняется 2-й этап АСК-анализа «Формализация предметной области». Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1 (рисунок 5).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	ВИД ИСКУССТВА
2	Живопись
3	Графика

Рисунок 5. Классификационные шкалы и градации

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 6), а обучающей выборки режим 2.3.1. (рисунок 7):

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование описательной шкалы
1	МАТЕРИАЛ
2	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА
3	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК
4	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)
5	ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)
6	ПОВЕРХНОСТЬ (ДЕРЕВО)
7	ПОВЕРХНОСТЬ (МЕТАЛЛ)
8	ПОВЕРХНОСТЬ (КАРТОН)
9	ПОВЕРХНОСТЬ (СТЕНА)
10	НЕОБХОДИМОСТЬ ПО
11	Акварель
12	Акрил
13	авгрифия
14	Гуашь
15	диджитал
16	карандаш
17	кофе
18	Масло
19	мелки
20	пастель
21	Ручка
22	сангина
23	соус
24	Темпера
25	тушь
26	уголь

Рисунок 6. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

Nº	Наименование объекта	2. ВИД ИСКУССТВА	3. МАТЕРИАЛ	4. НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА	5. НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК	6. ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)	7. ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)	8. ПОВЕРХНОСТЬ (ДЕРЕВО)	9. ПОВЕРХН. (МЕТАЛЛ)
1	Живопись	...	2	8	17	19	21	23	25
2	Живопись	...	2	14	17	19	21	23	25
3	Живопись	...	2	2	17	19	21	23	25
4	Живопись	...	2	1	17	19	22	23	26
5	Живопись	...	2	4	17	19	21	23	26
6	Графика	...	1	10	17	20	22	23	26
7	Графика	...	1	13	17	20	22	23	26
8	Графика	...	1	16	17	20	22	23	26
9	Графика	...	1	7	17	20	22	23	26
10	Графика	...	1	6	17	20	22	23	26
11	Графика	...	1	5	18	20	22	24	26
12	Графика	...	1	15	17	20	22	23	26
13	Графика	...	1	9	17	20	22	23	26
14	Графика	...	1	12	17	20	22	23	26
15	Графика	...	1	3	17	20	21	23	25
16	Графика	...	1	11	17	20	22	23	26
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9

Рисунок 7. Обучающая выборка (фрагмент)

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия (с учетом нелинейности системы [11]).

1.4. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 8).

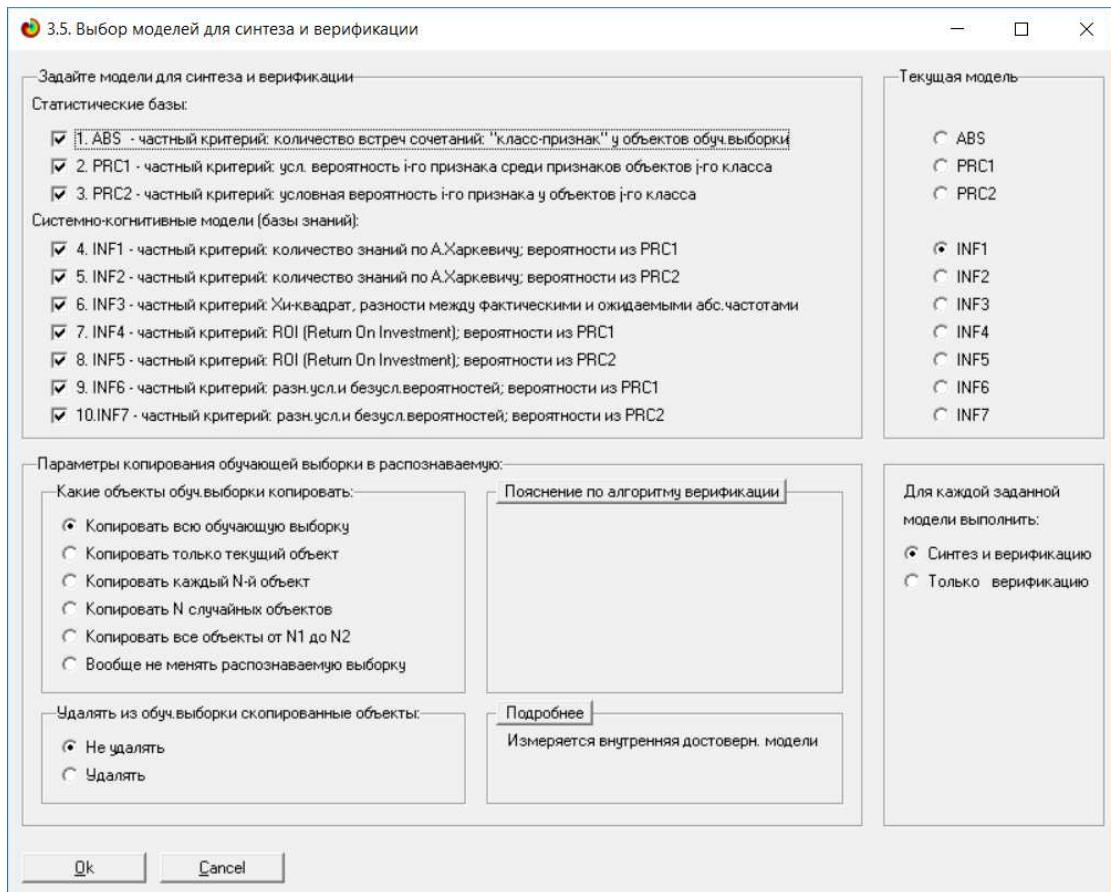


Рисунок 8. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 8. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 9.

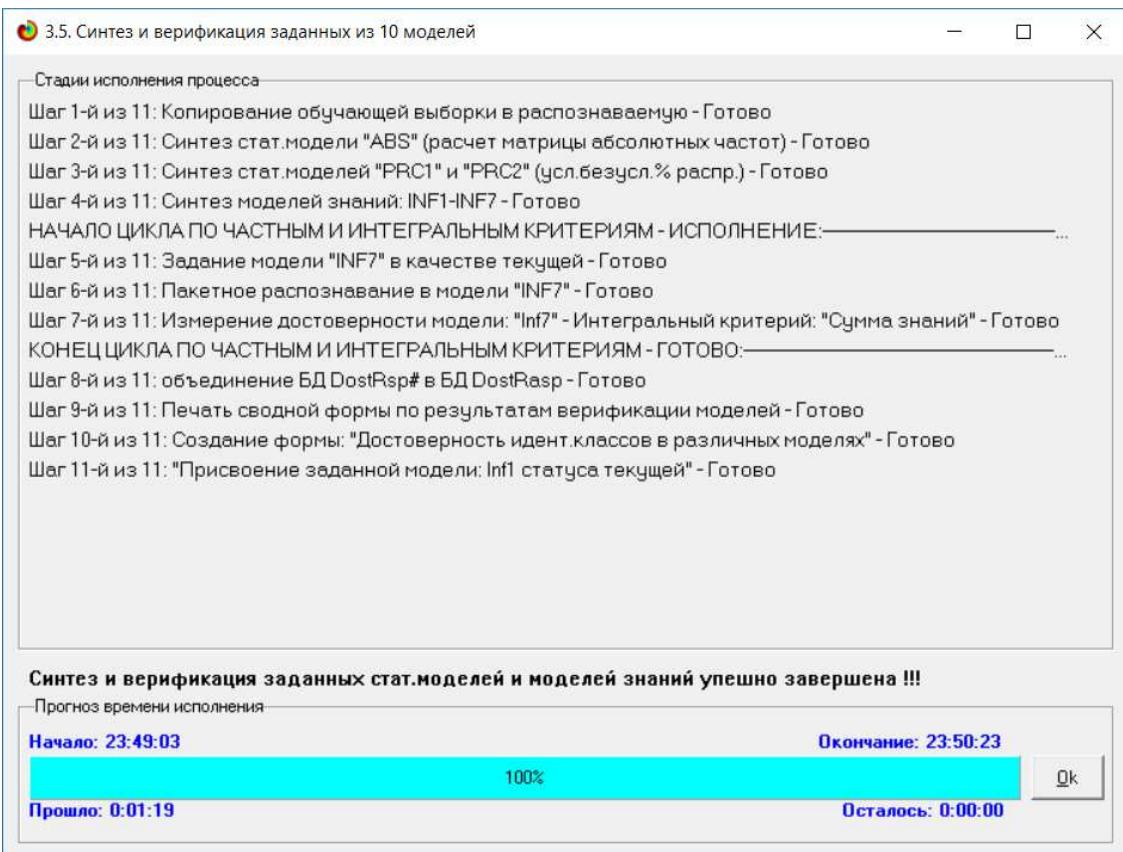


Рисунок 9. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

1.5. Виды моделей системы «Эйдос»

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

По сути, частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот (рисунок 10) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (рисунок 10, 11)

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

Код признака	Написание описательной шкалы и градации	1. ВИД ИСКУССТВА ГРАФИКА	2. ВИД ИСКУССТВА ЖИВОПИСЬ	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	МАТЕРИАЛ-Акварель		1	1	0.50	0.71
2	МАТЕРИАЛ-Акрил		1	1	0.50	0.71
3	МАТЕРИАЛ-аэрография	1		1	0.50	0.71
4	МАТЕРИАЛ-гашь		1	1	0.50	0.71
5	МАТЕРИАЛ-дигитал	1		1	0.50	0.71
6	МАТЕРИАЛ-карандаш	1		1	0.50	0.71
7	МАТЕРИАЛ-кофе	1		1	0.50	0.71
8	МАТЕРИАЛ-Масло		1	1	0.50	0.71
9	МАТЕРИАЛ-мелки	1		1	0.50	0.71
10	МАТЕРИАЛ-пастель	1		1	0.50	0.71
11	МАТЕРИАЛ-Ручка	1		1	0.50	0.71
12	МАТЕРИАЛ-сангина	1		1	0.50	0.71
13	МАТЕРИАЛ-соус	1		1	0.50	0.71
14	МАТЕРИАЛ-Темпера		1	1	0.50	0.71
15	МАТЕРИАЛ-тушь	1		1	0.50	0.71
16	МАТЕРИАЛ-уголь	1		1	0.50	0.71
17	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА-Да	10	5	15	7.50	3.54
18	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА-Нет	1		1	0.50	0.71
19	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Да		5	5	2.50	3.54
20	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Нет	11		11	5.50	7.78
21	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Да	1	4	5	2.50	2.12
22	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Нет	10	1	11	5.50	6.36
23	ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)-Да	10	5	15	7.50	3.54
24	ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)-Нет	1		1	0.50	0.71

Рисунок 9 – Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагменты)

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

Код признака	Написание описательной шкалы и градации	1. ВИД ИСКУССТВА ГРАФИКА	2. ВИД ИСКУССТВА ЖИВОПИСЬ	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	МАТЕРИАЛ-Акварель		0.229	0.229	0.115	0.162
2	МАТЕРИАЛ-Акрил		0.229	0.229	0.115	0.162
3	МАТЕРИАЛ-аэрография	0.074		0.074	0.037	0.052
4	МАТЕРИАЛ-гашь		0.229	0.229	0.115	0.162
5	МАТЕРИАЛ-дигитал	0.074		0.074	0.037	0.052
6	МАТЕРИАЛ-карандаш	0.074		0.074	0.037	0.052
7	МАТЕРИАЛ-кофе	0.074		0.074	0.037	0.052
8	МАТЕРИАЛ-Масло		0.229	0.229	0.115	0.162
9	МАТЕРИАЛ-мелки	0.074		0.074	0.037	0.052
10	МАТЕРИАЛ-пастель	0.074		0.074	0.037	0.052
11	МАТЕРИАЛ-Ручка	0.074		0.074	0.037	0.052
12	МАТЕРИАЛ-сангина	0.074		0.074	0.037	0.052
13	МАТЕРИАЛ-соус	0.074		0.074	0.037	0.052
14	МАТЕРИАЛ-Темпера		0.229	0.229	0.115	0.162
15	МАТЕРИАЛ-тушь	0.074		0.074	0.037	0.052
16	МАТЕРИАЛ-уголь	0.074		0.074	0.037	0.052
17	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА-Да	-0.006	0.013	0.007	0.003	0.013
18	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА-Нет	0.074		0.074	0.037	0.052
19	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Да		0.229	0.229	0.115	0.162
20	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Нет	0.074		0.074	0.037	0.052
21	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Да	-0.243	0.185	-0.058	-0.029	0.303
22	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Нет	0.055	-0.243	-0.188	-0.094	0.211
23	ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)-Да	-0.006	0.013	0.007	0.003	0.013
24	ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)-Нет	0.074		0.074	0.037	0.052

Рисунок 10 – Матрица информативностей (модель INF1) в битах (фрагмент)

5.5. Модель: "б. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"						
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ВИД ИСКУССТВА ГРАФИКА	2. ВИД ИСКУССТВА ЖИВОПИСЬ	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	МАТЕРИАЛ-акварель	-0.688	0.688			0.972
2	МАТЕРИАЛ-акрил	-0.688	0.688			0.972
3	МАТЕРИАЛ-аэография	0.313	-0.313			0.442
4	МАТЕРИАЛ-гашь	-0.688	0.688			0.972
5	МАТЕРИАЛ-дигитал	0.313	-0.313			0.442
6	МАТЕРИАЛ-карандаш	0.313	-0.313			0.442
7	МАТЕРИАЛ-кофе	0.313	-0.313			0.442
8	МАТЕРИАЛ-масло	-0.688	0.688			0.972
9	МАТЕРИАЛ-мелки	0.313	-0.313			0.442
10	МАТЕРИАЛ-пастель	0.313	-0.313			0.442
11	МАТЕРИАЛ-Ручка	0.313	-0.313			0.442
12	МАТЕРИАЛ-сангина	0.313	-0.313			0.442
13	МАТЕРИАЛ-соус	0.313	-0.313			0.442
14	МАТЕРИАЛ-темпера	-0.688	0.688			0.972
15	МАТЕРИАЛ-тушь	0.313	-0.313			0.442
16	МАТЕРИАЛ-уголь	0.313	-0.313			0.442
17	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА-Да	-0.313	0.313			0.442
18	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА-Нет	0.313	-0.313			0.442
19	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Да	-3.438	3.438			4.861
20	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Нет	3.438	-3.438			4.861
21	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Да	-2.438	2.438			3.447
22	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Нет	2.438	-2.438			3.447
23	ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)-Да	-0.313	0.313			0.442
24	ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)-Нет	0.313	-0.313			0.442

Рисунок 11 – Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

1.6. Результаты верификации моделей

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями приведены на рисунке 12.

4.1.6. Обобщ форма по достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"												
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фильтр Van Ризбергена	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней сход. ложно-полож. ил. решений (SPL)
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединки "х/лес.."	Корреляция абс.частот с обр...	16	16	1	15		0.516	1.000	0.681	14.073	0.140	7.593
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединки "х/лес.."	Сумма абс.частот по признак...	16	16		16		0.500	1.000	0.667	12.242	6.549	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	16	16	1	15		0.516	1.000	0.681	14.073	0.140	7.593
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по при...	16	16		16		0.500	1.000	0.667	14.747	10.479	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака..	Корреляция усл.отн.частот с о...	16	16	1	15		0.516	1.000	0.681	14.073	0.140	7.593
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака..	Сумма усл.отн.частот по при...	16	16		16		0.500	1.000	0.667	14.747	10.479	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	16	14	15	1	2	0.933	0.875	0.903	2.562	10.853	0.109
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	16	15	14	2	1	0.882	0.938	0.909	6.141	6.391	0.642
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	16	14	15	1	2	0.933	0.875	0.903	2.562	10.853	0.109
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	16	15	14	2	1	0.882	0.938	0.909	6.141	6.391	0.642
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факт...	Семантический резонанс зна...	16	14	14	2	2	0.875	0.875	0.875	11.078	11.078	0.289
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факт...	Сумма знаний	16	14	14	2	2	0.875	0.875	0.875	11.078	11.078	0.289
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment) вероятн...	Семантический резонанс зна...	16	5	16		11	1.000	0.313	0.476	1.577	9.746	
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment) вероятн...	Сумма знаний	16	15	14	2	1	0.882	0.938	0.909	5.792	2.290	0.570
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment) вероятн...	Семантический резонанс зна...	16	5	16		11	1.000	0.313	0.476	1.577	9.746	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment) вероятн...	Сумма знаний	16	15	14	2	1	0.882	0.938	0.909	5.792	2.290	0.570
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безуз.вероятностей; в...	Семантический резонанс зна...	16	14	14	2	2	0.875	0.875	0.875	10.354	11.078	0.766
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безуз.вероятностей; в...	Сумма знаний	16	14	14	2	2	0.875	0.875	0.875	6.878	5.152	0.792
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безуз.вероятностей; в...	Семантический резонанс зна...	16	14	14	2	2	0.875	0.875	0.875	10.354	11.078	0.766
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безуз.вероятностей; в...	Сумма знаний	16	14	14	2	2	0.875	0.875	0.875	6.878	5.152	0.792

Помощь

а)

4.1.3.6. Обобщ форма по достоверности моделей при разнокрит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма моделей, уровней сходства истино-ложного отрицательных решений (STP)	Сумма моделей, уровней сходства истино-ложного отрицательных решений (STN)	Сумма моделей, уровней сходства истино-ложного отрицательных решений (SFT)	Сумма моделей, уровней сходства истино-ложного отрицательных решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-кера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сходства истино-ложного отрицательных решений	Средний модуль уровней сходства истино-ложного отрицательных решений	Средний модуль уровней сходства истино-ложного отрицательных решений
1. АБ5 - частный критерий: количество встреч сочтений: "класс"	Корреляция abs. частот с обр...	14. 073	0.140	7. 593		0. 650	1. 000	0. 788	0. 880	0. 506	0. 140
1. АБ5 - частный критерий: количество встреч сочтений: "класс"	Сумма abs. частот по признакам...	12. 242		6. 549		0. 651	1. 000	0. 789	0. 765	0. 409	
2. РНС1 - частный критерий: усл. вероятность -го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с обр...	14. 073	0.140	7. 593		0. 650	1. 000	0. 788	0. 880	0. 506	0. 140
2. РНС1 - частный критерий: усл. вероятность -го признака сред...	Сумма усл.отн частот по признакам...	14. 747		10. 479		0. 585	1. 000	0. 738	0. 922	0. 655	
3. РНС2 - частный критерий: условная вероятность -го признака...	Корреляция усл.отн частот с обр...	14. 073	0.140	7. 593		0. 650	1. 000	0. 788	0. 880	0. 506	0. 140
3. РНС2 - частный критерий: условная вероятность -го признака...	Сумма усл.отн частот по признакам...	14. 747		10. 479		0. 585	1. 000	0. 738	0. 922	0. 655	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Семантический резонанс зна...	2. 562	10. 853	0. 109	1. 069	0. 959	0. 706	0. 813	0. 534	0. 109	0. 724
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Сумма знаний	6. 143	6. 393	0. 642	0. 422	0. 905	0. 936	0. 920	0. 409	0. 422	0. 321
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Семантический резонанс зна...	2. 552	10. 853	0. 109	1. 069	0. 959	0. 706	0. 813	0. 534	0. 109	0. 724
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Сумма знаний	6. 143	6. 393	0. 642	0. 422	0. 905	0. 936	0. 920	0. 409	0. 422	0. 321
6. INF3 - частный критерий Хинкала: разности между фактами	Семантический резонанс зна...	11. 078	11. 078	0. 289	0. 289	0. 975	0. 975	0. 975	0. 791	0. 144	0. 144
6. INF3 - частный критерий Хинкала: разности между фактами	Сумма знаний	11. 078	11. 078	0. 289	0. 289	0. 975	0. 975	0. 975	0. 791	0. 144	0. 144
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	1. 577	9. 746		1. 257	1. 000	0. 556	0. 715	0. 315	0. 114	0. 609
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	5. 792	2. 290	0. 570	0. 078	0. 910	0. 987	0. 947	0. 386	0. 078	0. 285
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	1. 577	9. 746		1. 257	1. 000	0. 556	0. 715	0. 315	0. 114	0. 609
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	5. 792	2. 290	0. 570	0. 078	0. 910	0. 987	0. 947	0. 386	0. 078	0. 285
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	10. 354	11. 078	0. 766	0. 836	0. 931	0. 925	0. 928	0. 740	0. 418	0. 383
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Сумма знаний	6. 878	5. 152	0. 792	0. 156	0. 897	0. 978	0. 936	0. 491	0. 078	0. 368
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	10. 354	11. 078	0. 766	0. 836	0. 931	0. 925	0. 928	0. 740	0. 418	0. 383
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Сумма знаний	6. 878	5. 152	0. 792	0. 156	0. 897	0. 978	0. 936	0. 491	0. 078	0. 368

б)

4.1.3.6. Обобщ форма по достоверности моделей при разнокрит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма моделей, уровней сходства истино-ложного отрицательных решений (ATP)	Средний модуль уровней сходства истино-ложного отрицательных решений	А-Точность модели	А-Полнота модели	А-Преслон АРеслон = ATP/АТР*	L1-кера проф. Е.В.Луценко	Процент правильной идентификации	Процент правильной идентификации не идентичн.	Процент ошибочной идентификации	Процент ошибочной идентификации не идентичн.	Процент правильных результатов	Дата получения результата	Время получения результата
1. АБ5 - частный критерий: количество встреч сочтений: "класс"	Корреляция abs. частот с обр...	6	0. 140	0. 635	1. 000	0. 777	100.000	2. 841	97. 159	51. 420	14. 05. 2018	23: 49: 18		
1. АБ5 - частный критерий: количество встреч сочтений: "класс"	Сумма abs. частот по признакам...	9		0. 651	1. 000	0. 789	100.000		100.000	50. 000	14. 05. 2018	23: 49: 19		
2. РНС1 - частный критерий: усл. вероятность -го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с обр...	6	0. 140	0. 635	1. 000	0. 777	100.000	2. 841	97. 159	51. 420	14. 05. 2018	23: 49: 25		
2. РНС1 - частный критерий: усл. вероятность -го признака сред...	Сумма усл.отн частот по признакам...	5		0. 585	1. 000	0. 738	100.000		100.000	50. 000	14. 05. 2018	23: 49: 26		
3. РНС2 - частный критерий: условная вероятность -го признака...	Корреляция усл.отн частот с обр...	6	0. 140	0. 635	1. 000	0. 777	100.000	2. 841	97. 159	51. 420	14. 05. 2018	23: 49: 31		
3. РНС2 - частный критерий: условная вероятность -го признака...	Сумма усл.отн частот по признакам...	5		0. 585	1. 000	0. 738	100.000		100.000	50. 000	14. 05. 2018	23: 49: 33		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Семантический резонанс зна...	9	0. 724	0. 626	0. 255	0. 362	87. 500	97. 159	2. 841	12. 500	92. 330	14. 05. 2018	23: 49: 38	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Сумма знаний	1	0. 456	0. 560	0. 492	0. 524	93. 750	83. 409	16. 591	6. 250	88. 580	14. 05. 2018	23: 49: 39	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Семантический резонанс зна...	9	0. 724	0. 626	0. 255	0. 362	87. 500	97. 159	2. 841	12. 500	92. 330	14. 05. 2018	23: 49: 45	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Сумма знаний	1	0. 456	0. 560	0. 492	0. 524	93. 750	83. 409	16. 591	6. 250	88. 580	14. 05. 2018	23: 49: 46	
6. INF3 - частный критерий Хинкала: разности между фактами	Семантический резонанс зна...	4	0. 791	0. 846	0. 846	0. 846	87. 500	83. 409	16. 591	12. 500	85. 465	14. 05. 2018	23: 49: 51	
6. INF3 - частный критерий Хинкала: разности между фактами	Сумма знаний	4	0. 791	0. 846	0. 846	0. 846	87. 500	83. 409	16. 591	12. 500	85. 455	14. 05. 2018	23: 49: 52	
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	5	0. 100	1. 000	0. 734	0. 847	31. 250	100.000	68. 750	65. 625	14. 05. 2018	23: 49: 58		
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	5	0. 164	0. 575	0. 832	0. 680	93. 750	83. 409	16. 591	6. 250	88. 580	14. 05. 2018	23: 49: 59	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0	0. 609	1. 000	0. 734	0. 847	31. 250	100.000		68. 750	65. 625	14. 05. 2018	23: 50: 05	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	5	0. 164	0. 575	0. 832	0. 680	93. 750	83. 409	16. 591	6. 250	88. 580	14. 05. 2018	23: 50: 06	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	3	0. 791	0. 659	0. 639	0. 649	87. 500	83. 409	16. 591	12. 500	85. 455	14. 05. 2018	23: 50: 12	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Сумма знаний	6	0. 368	0. 554	0. 863	0. 675	87. 500	83. 409	16. 591	12. 500	85. 455	14. 05. 2018	23: 50: 13	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	3	0. 791	0. 659	0. 639	0. 649	87. 500	83. 409	16. 591	12. 500	85. 455	14. 05. 2018	23: 50: 19	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Сумма знаний	6	0. 368	0. 554	0. 863	0. 675	87. 500	83. 409	16. 591	12. 500	85. 455	14. 05. 2018	23: 50: 20	

в)

Рисунок 12. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказалась модели INF3, INF4 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели составляет 0,882 а полнота модели 0,938, что является неплохими показателями. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена, а также его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф.Е.В.Луценко [16] (рисунок 13).

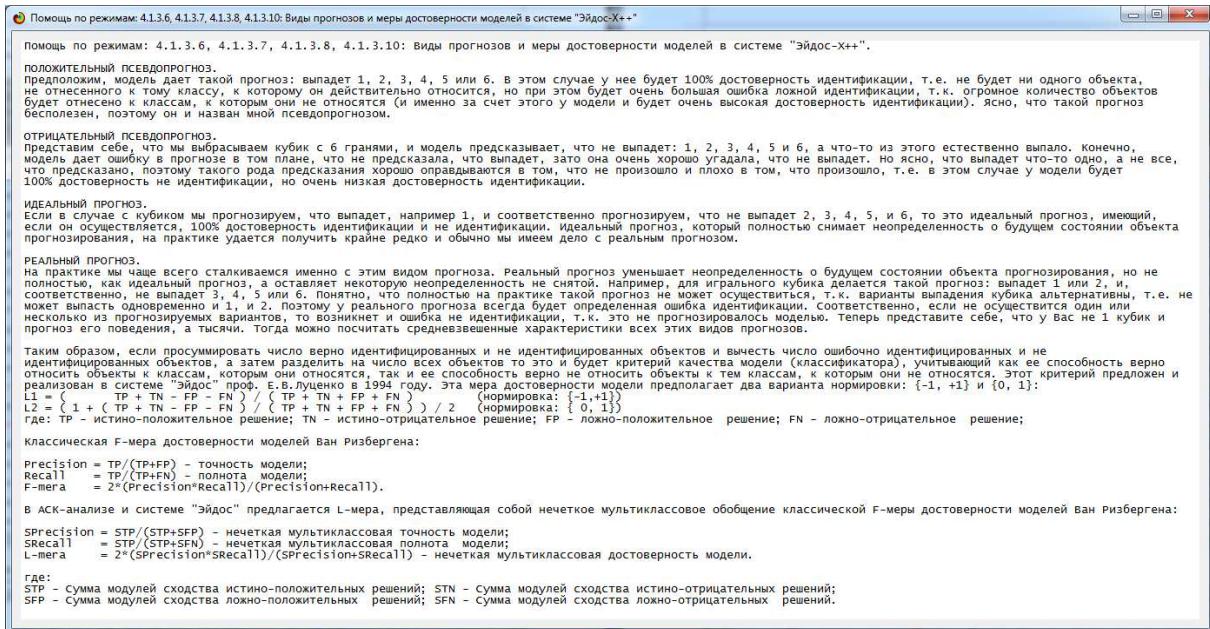


Рисунок 13. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также обращает на себя внимание, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний и интеллектуальных технологий. На рисунке 14 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF3.

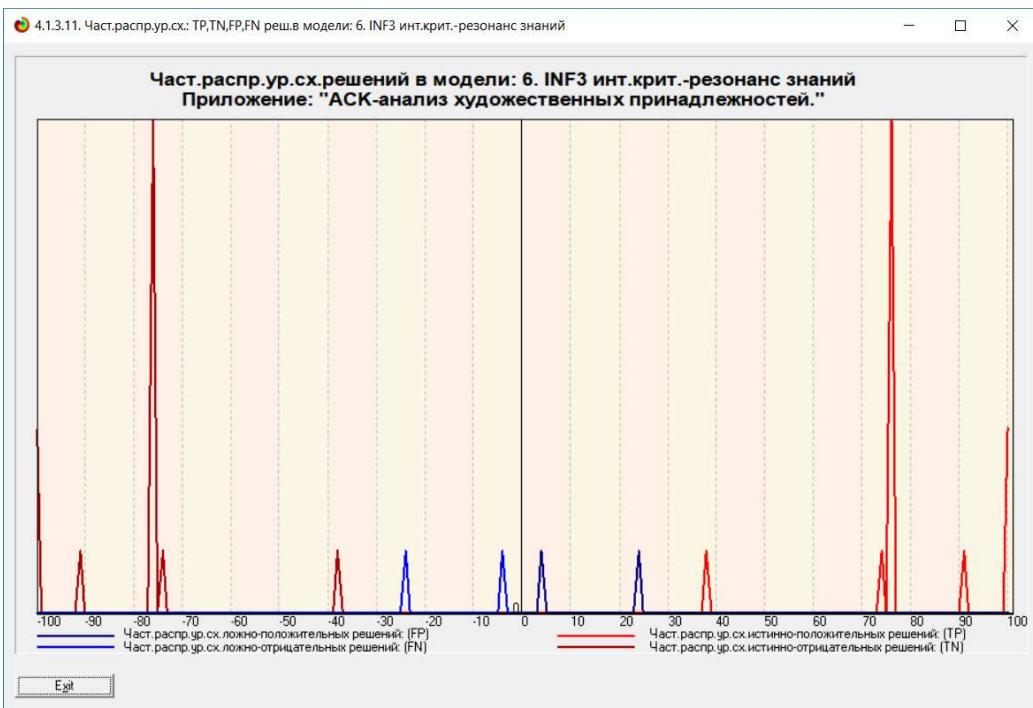


Рисунок 14. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF3

Из рисунка 14 видно, что в модели встречаются ложные решения, но их число крайне мало, а также они характеризуются очень низким модулем-различия (до 30%). При модуле-сходства выше этого все решения истинные.

Это означает, что если учитывать не просто сами факты верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных объектов, но и учитывать уровень сходства-различия, то можно свести на нет ошибочные идентификации и неидентификации и оценить достоверность модели значительно точнее, чем с помощью F-критерия Ван Ризбергена. Эта идея и положена в основу нечеткого мультиклассового обобщения помощью F-критерия Ван Ризбергена, предложенного проф.Е.В.Луценко (L-мера) [16].

Для наиболее достоверной модели INF3 L-мера равна 0,975 при точности модели 0,975, полноте модели: 0,975 (см. рисунок 12б), что является очень хорошими показателями.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF3 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1. (рисунок 16)

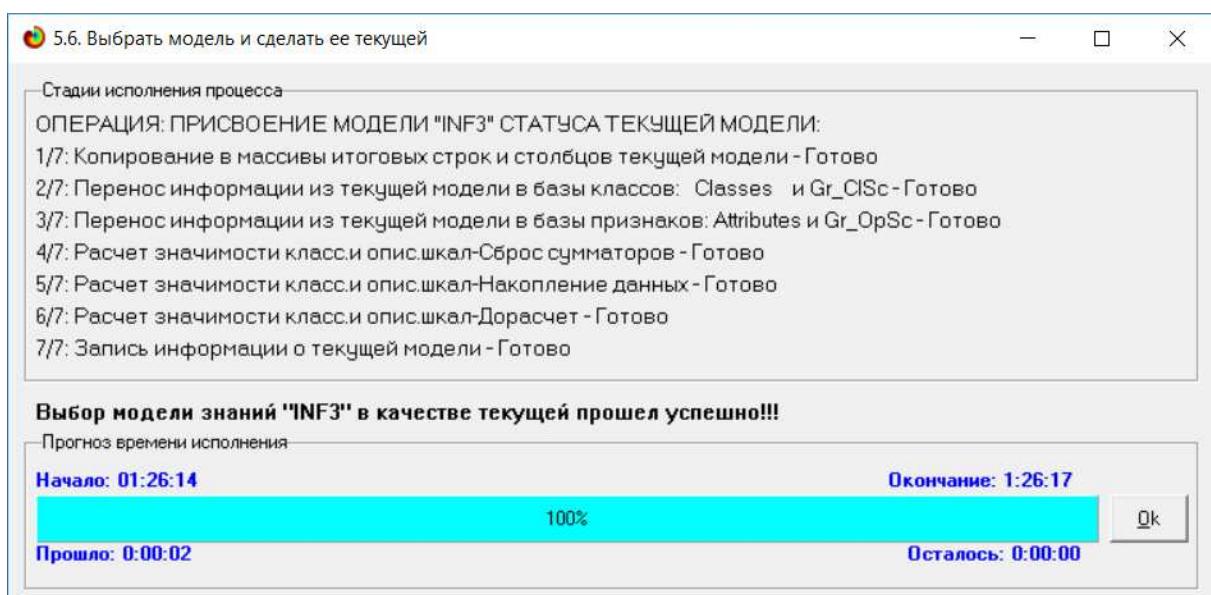
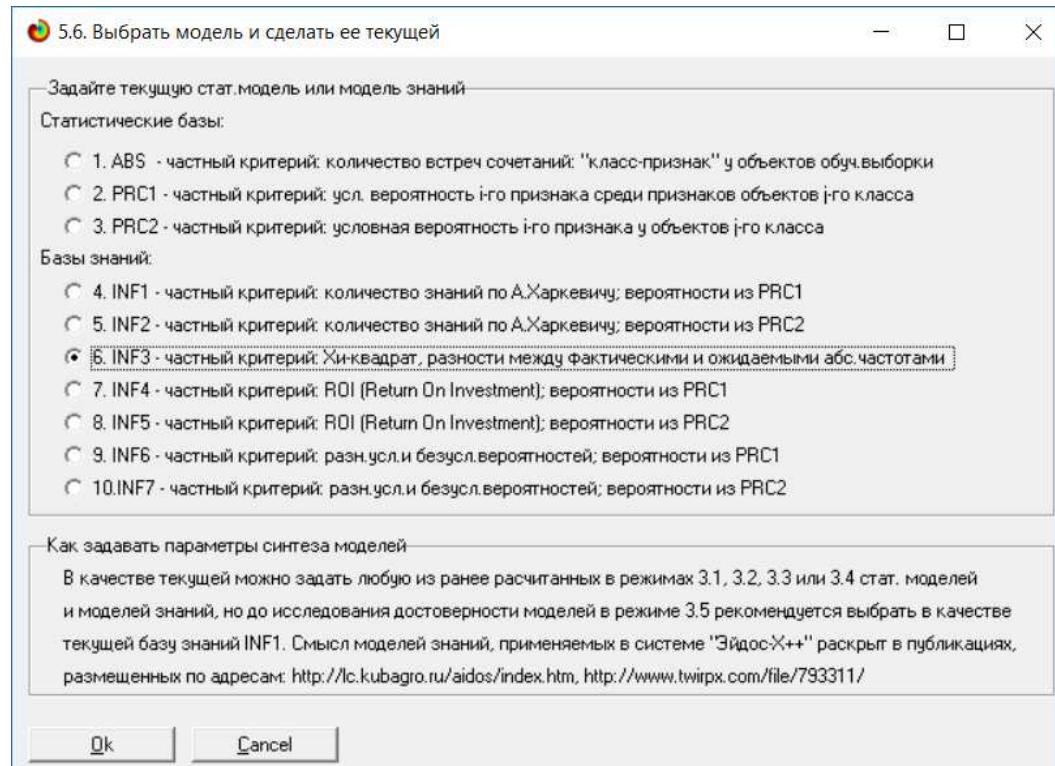


Рисунок 15. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

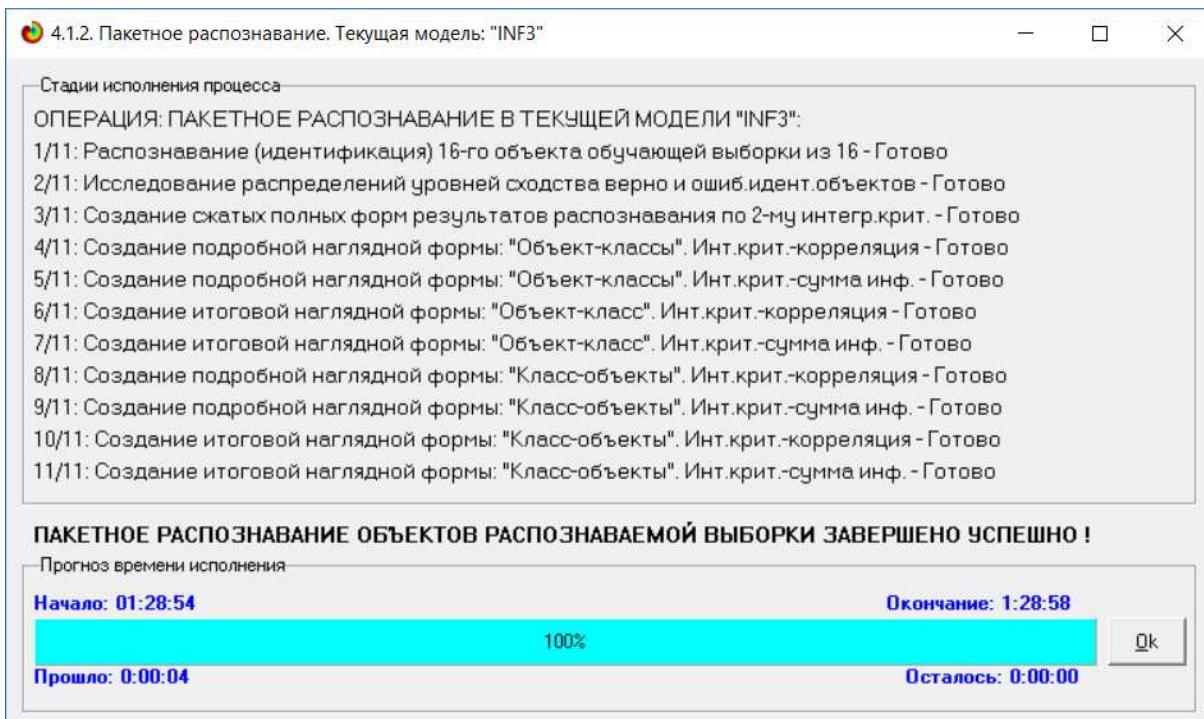


Рисунок 16. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели INF5

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

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

1. Подробно наглядно: "Объект – классы".
2. Подробно наглядно: "Класс – объекты".
3. Итоги наглядно: "Объект – классы".
4. Итоги наглядно: "Класс – объекты".
5. Подробно сжато: "Объект – классы".
6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.
7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.

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

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

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

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 17 и 18 приведены примеры прогнозов в наиболее достоверной модели INF3:

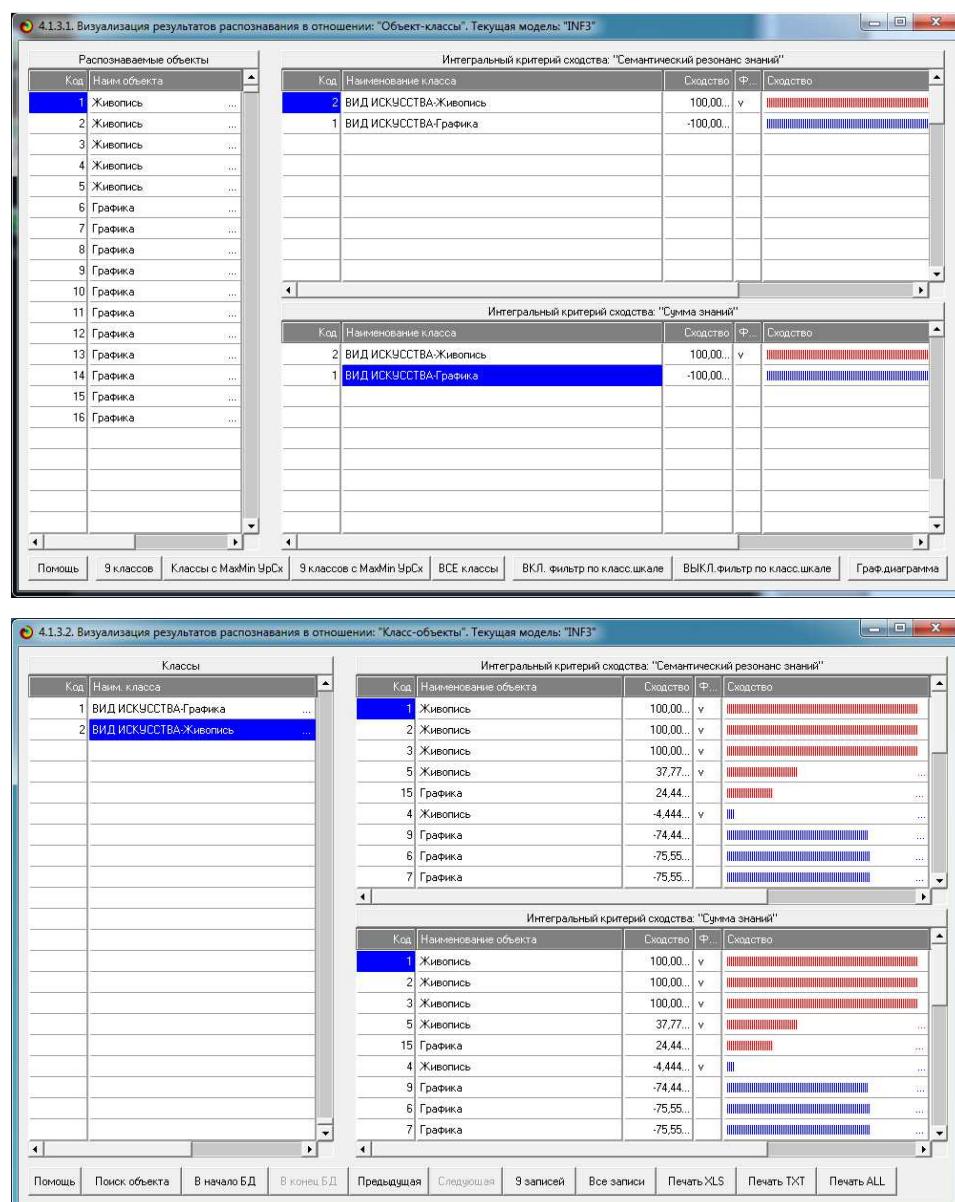


Рисунок 17. Пример идентификации классов в модели INF3

2.2. Когнитивные функции

Рассмотрим режим 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал (рисунок 18).

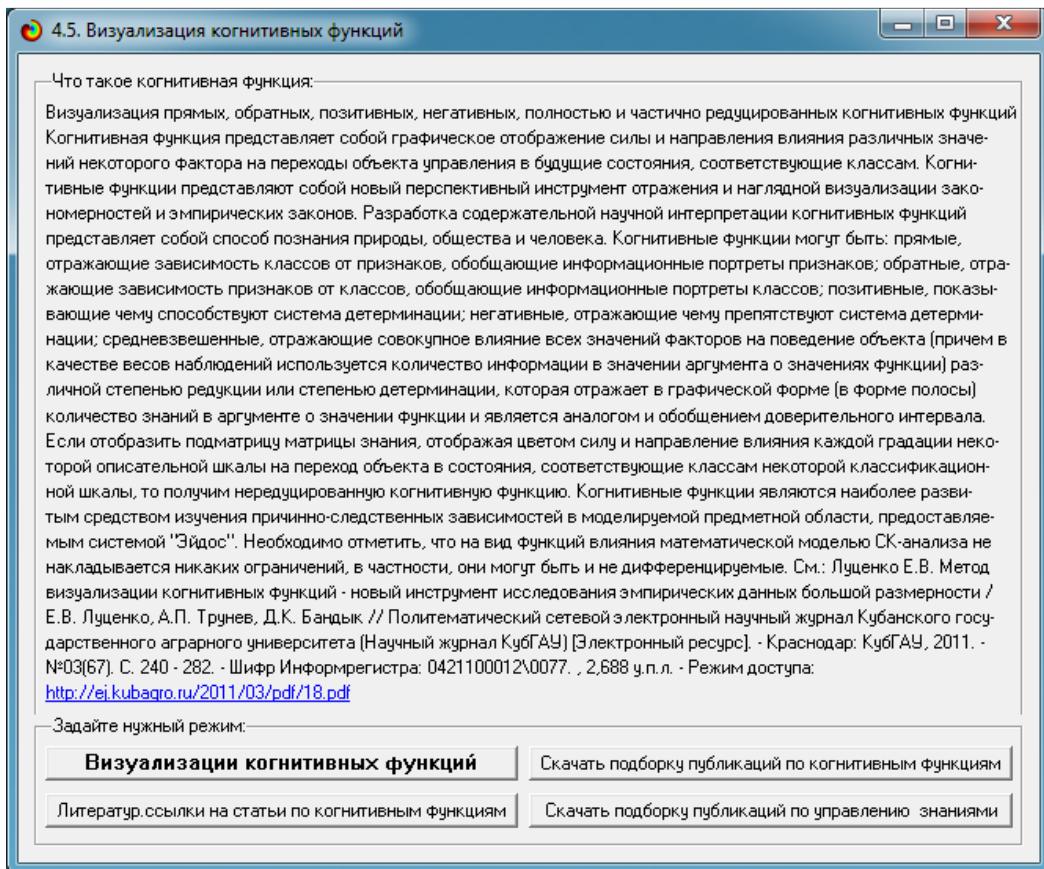
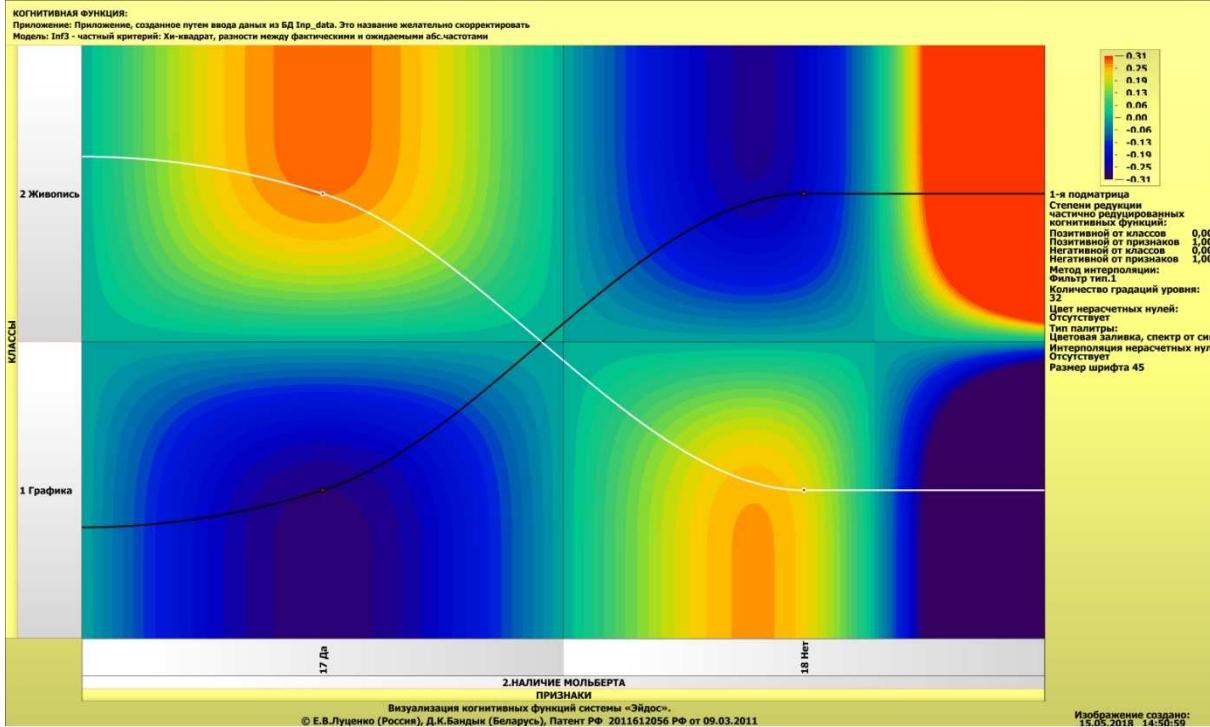
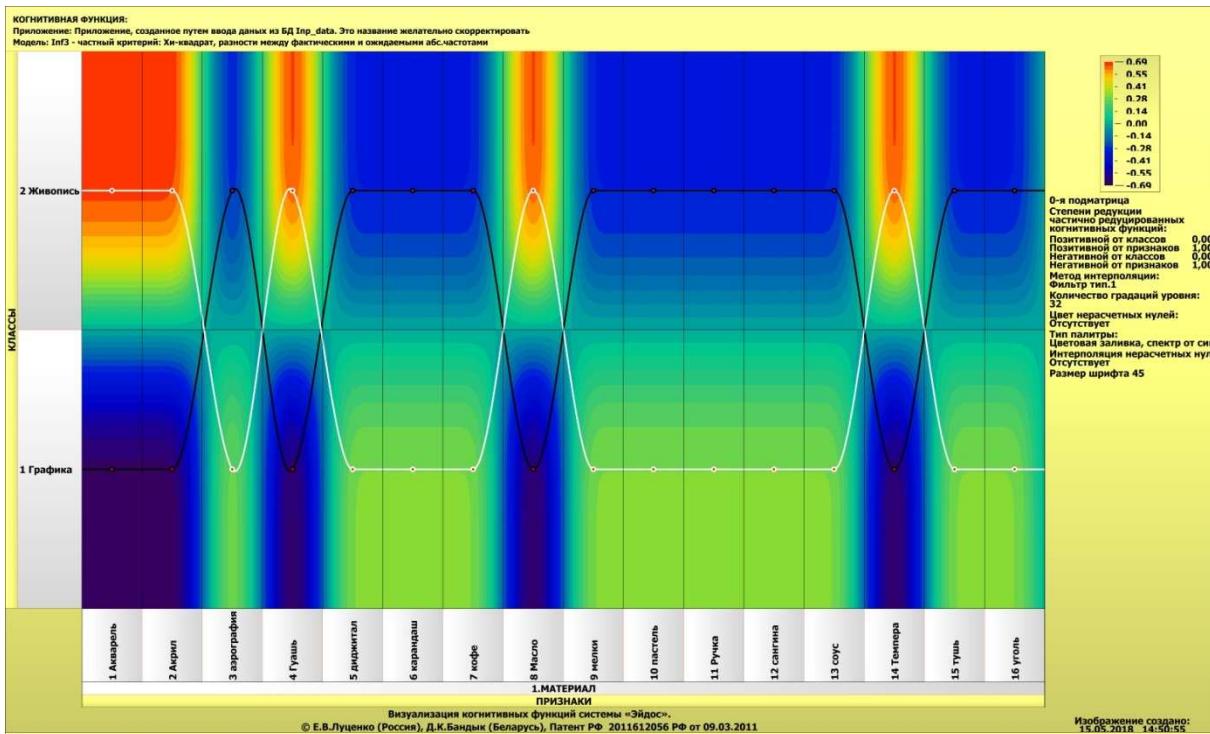
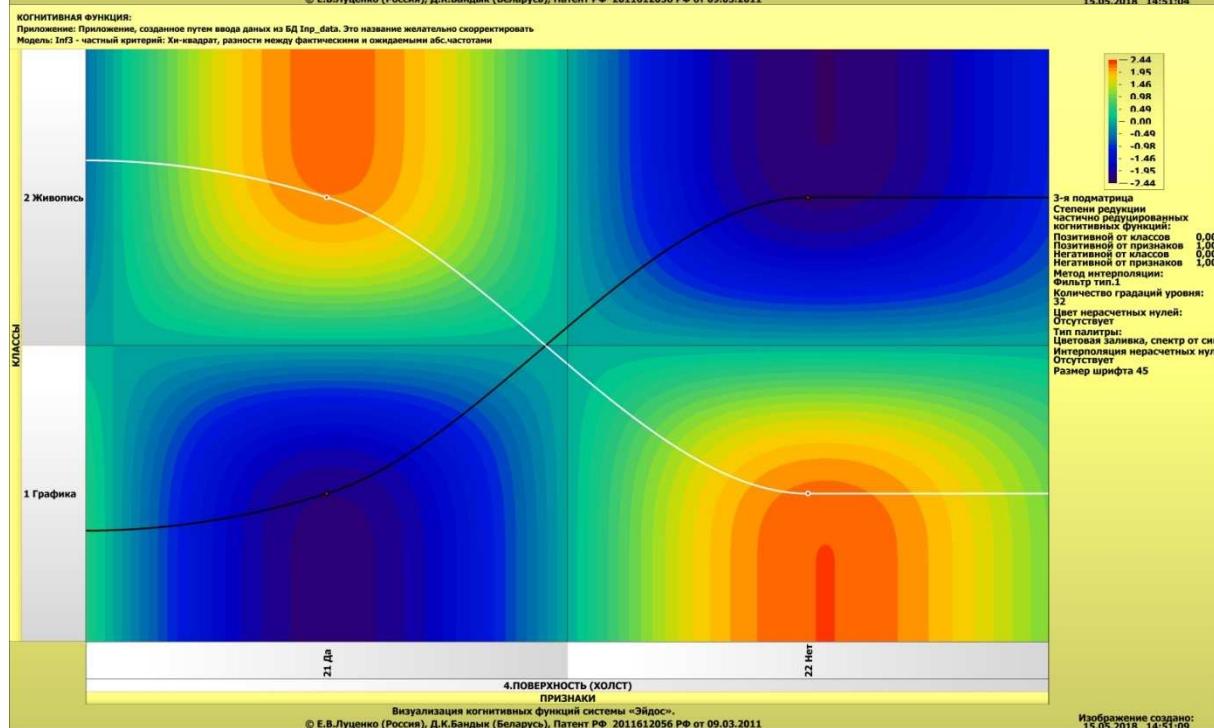
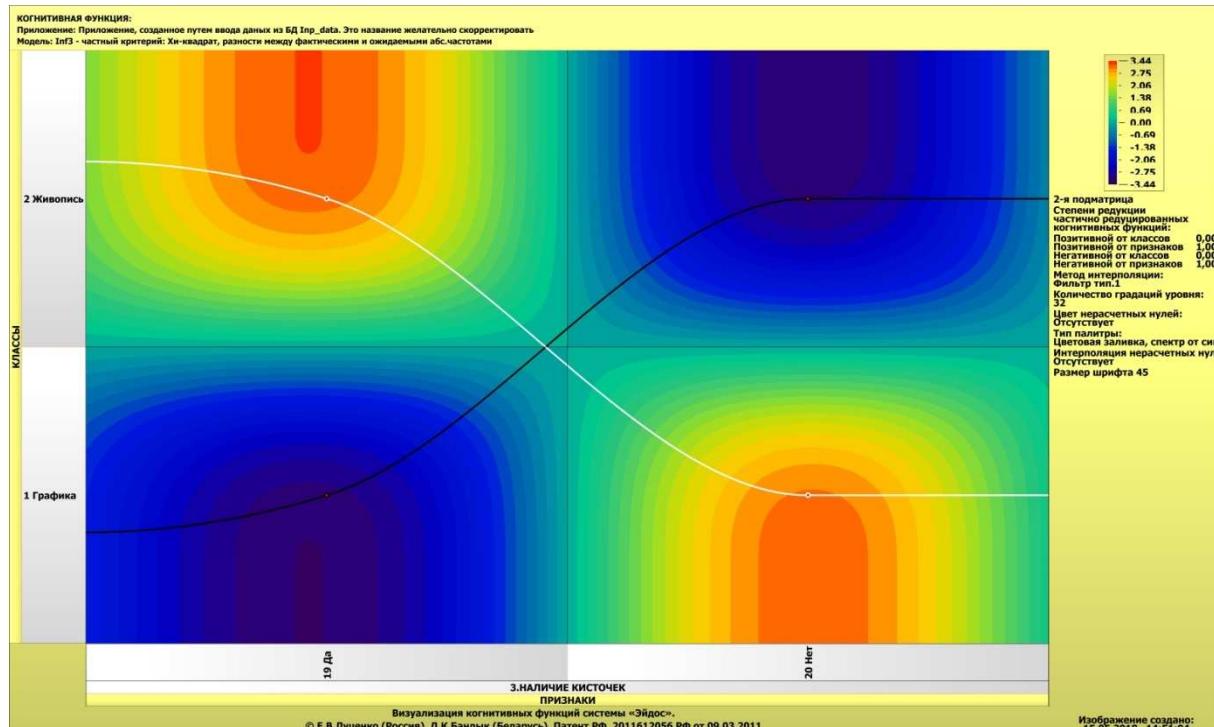


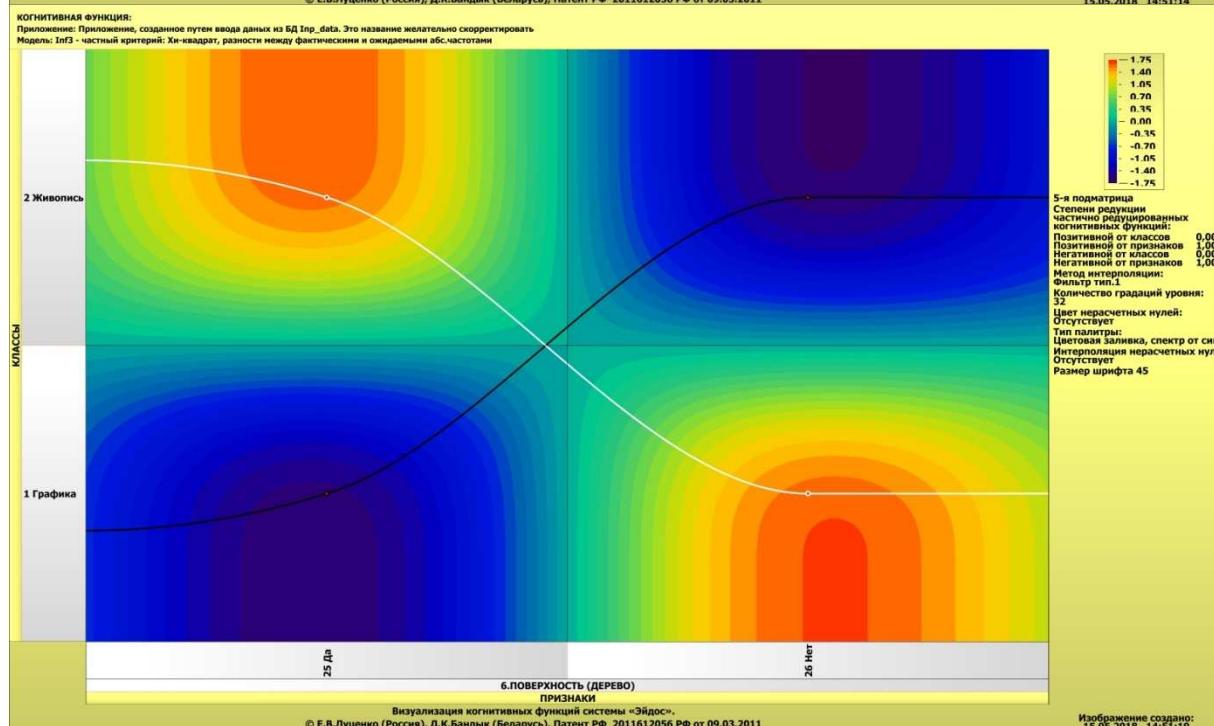
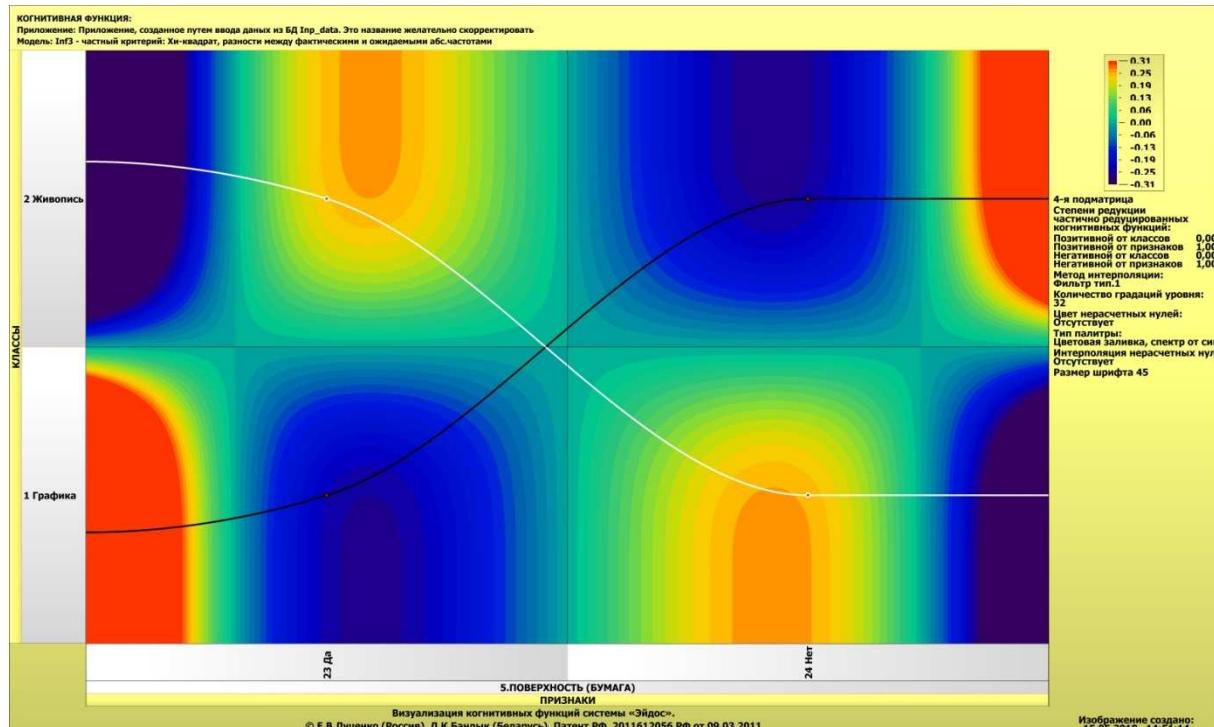
Рисунок 18. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-Х++»

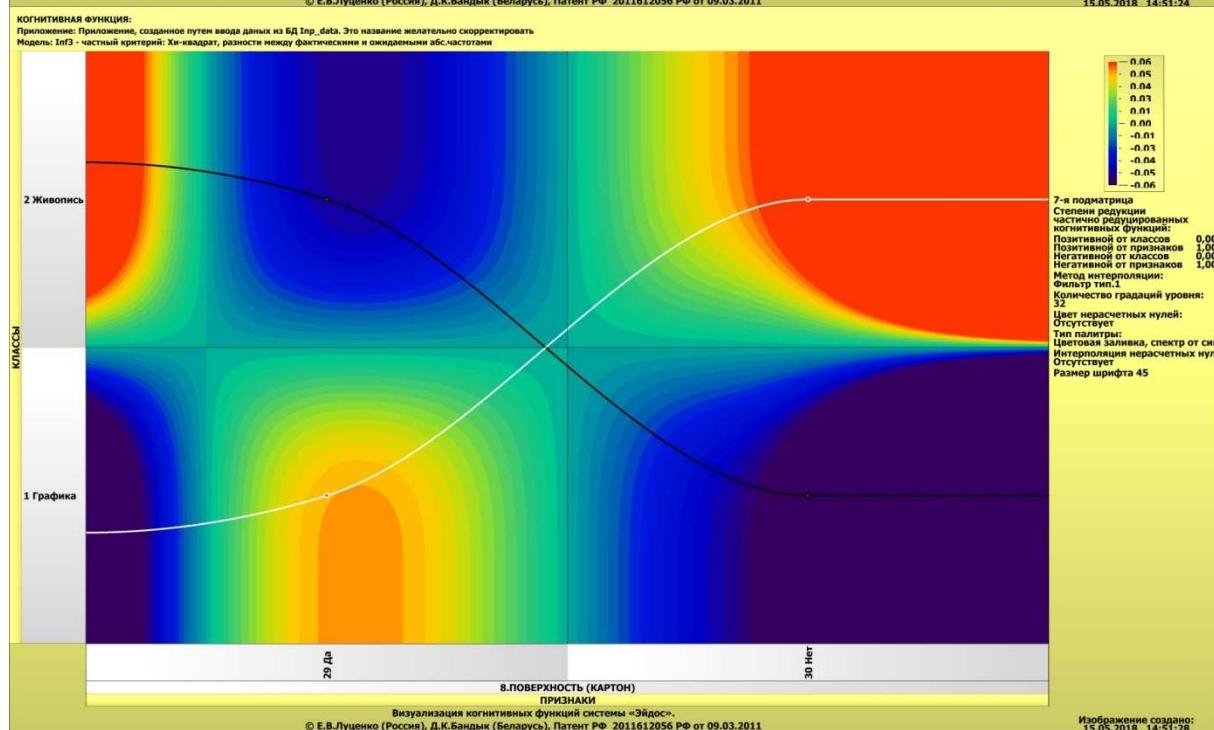
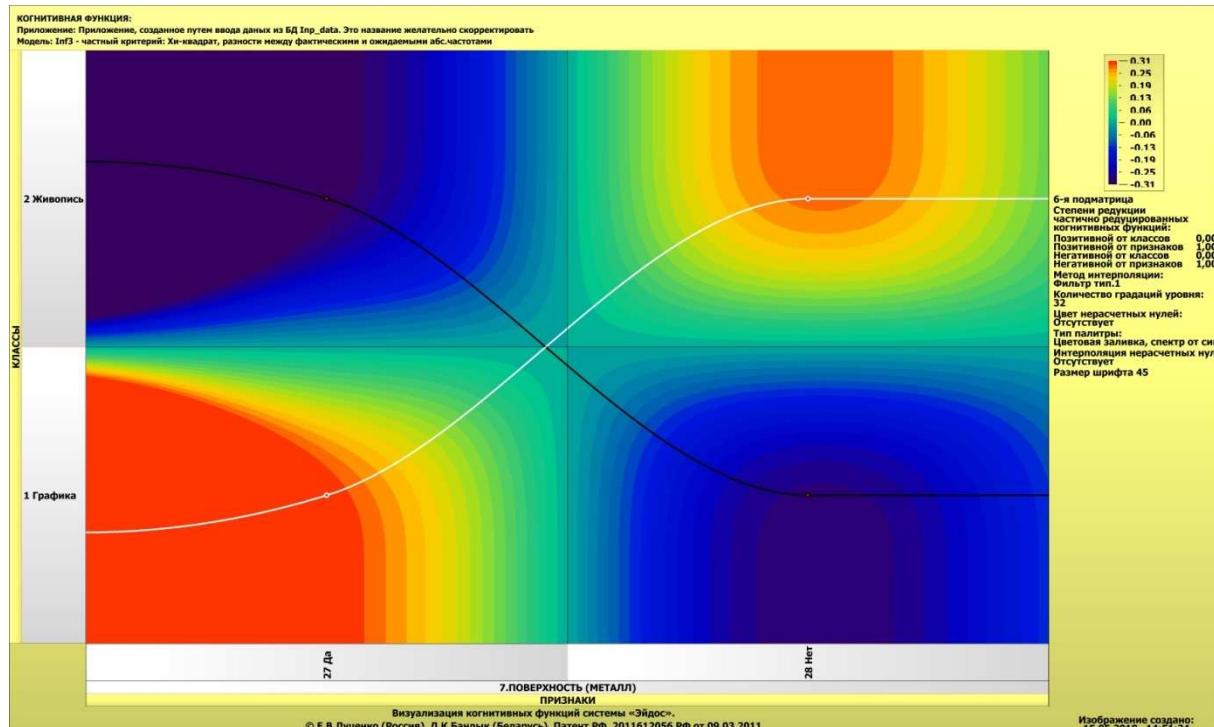
«Визуализация когнитивных функций»

Применительно к задаче, рассматриваемой в данной работе, когнитивная функция показывает, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния. Поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунке 19 приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF3.









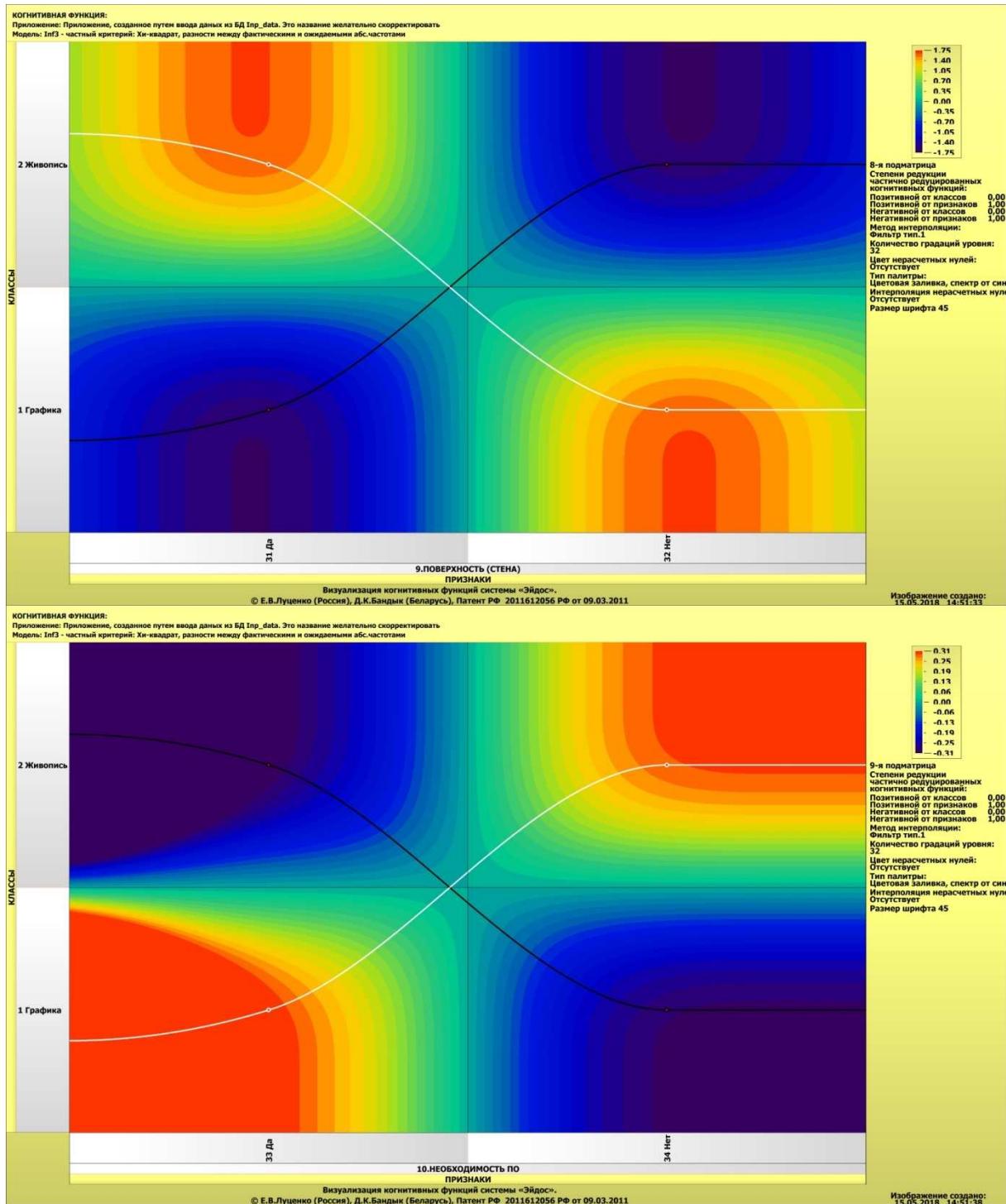


Рисунок 19. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и описательных шкал в модели INF3

2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что

он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего профессионального опыта и компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT- анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос». Данная система всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: «Эйдос-Х++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 20).

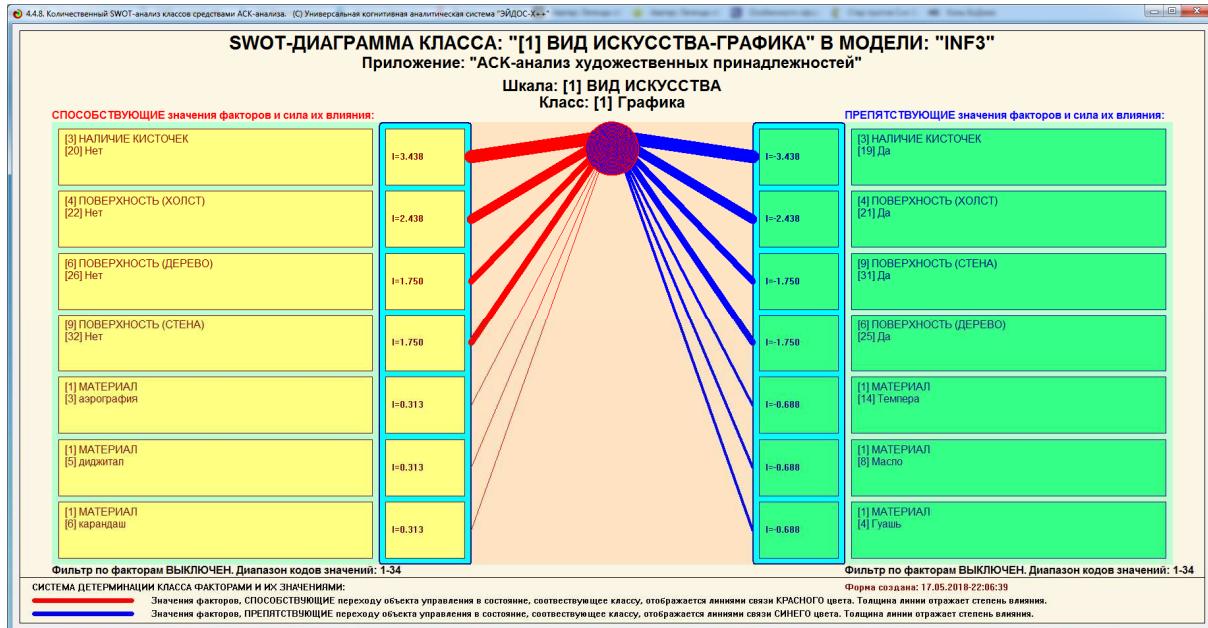
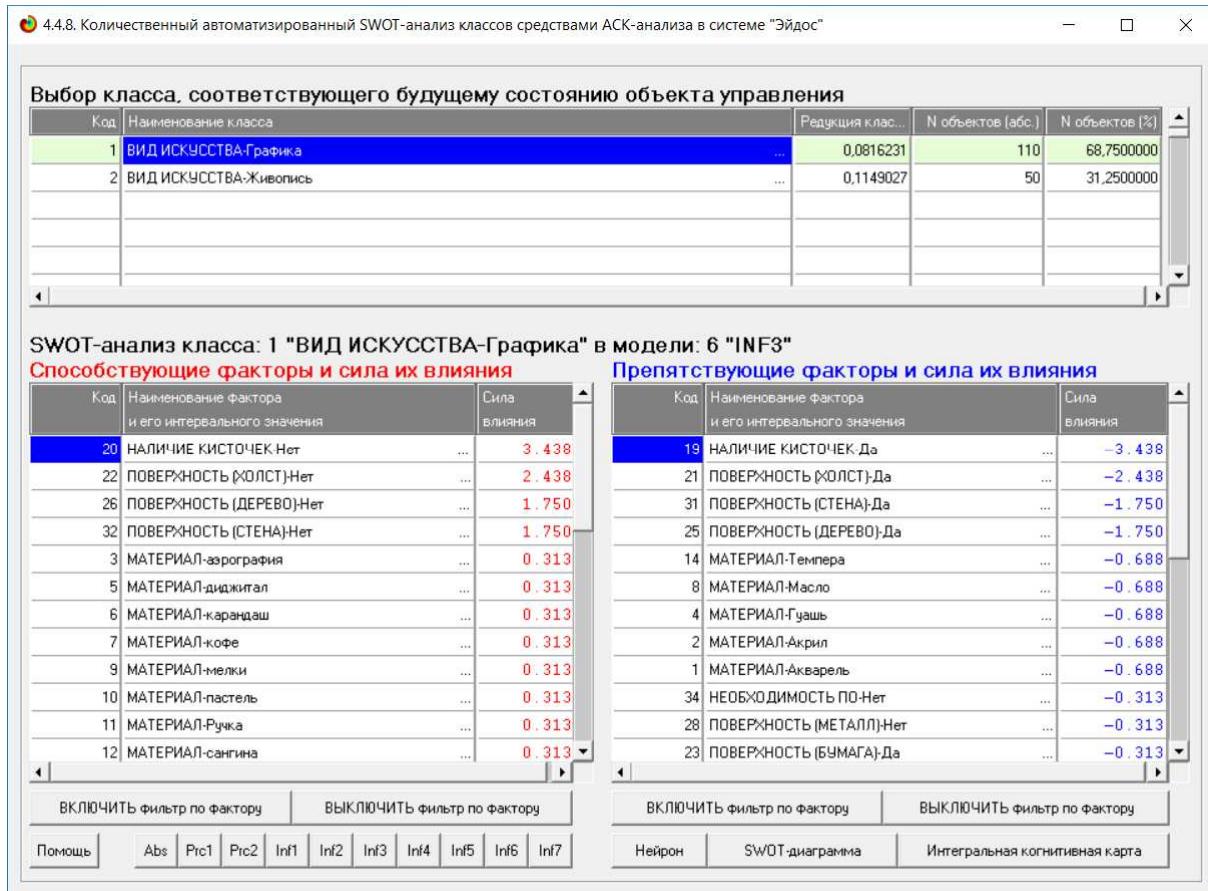


Рисунок 20. Пример SWOT-матрицы в модели INF3

На рисунке 21 приведены примеры инвертированной SWOT-матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF3.

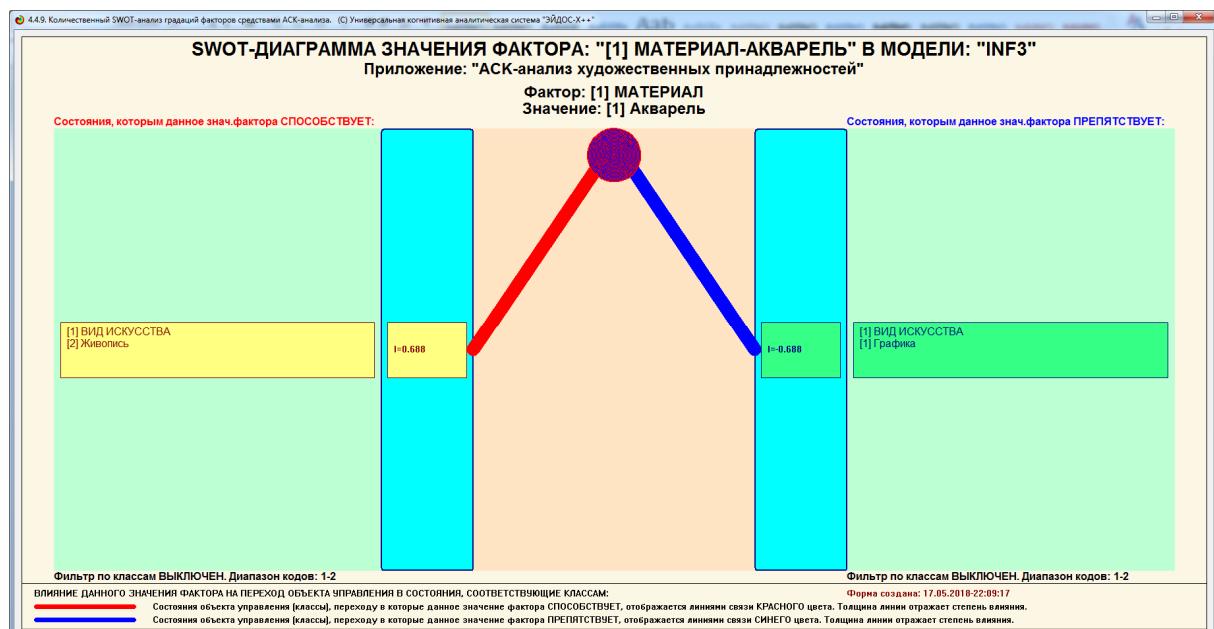
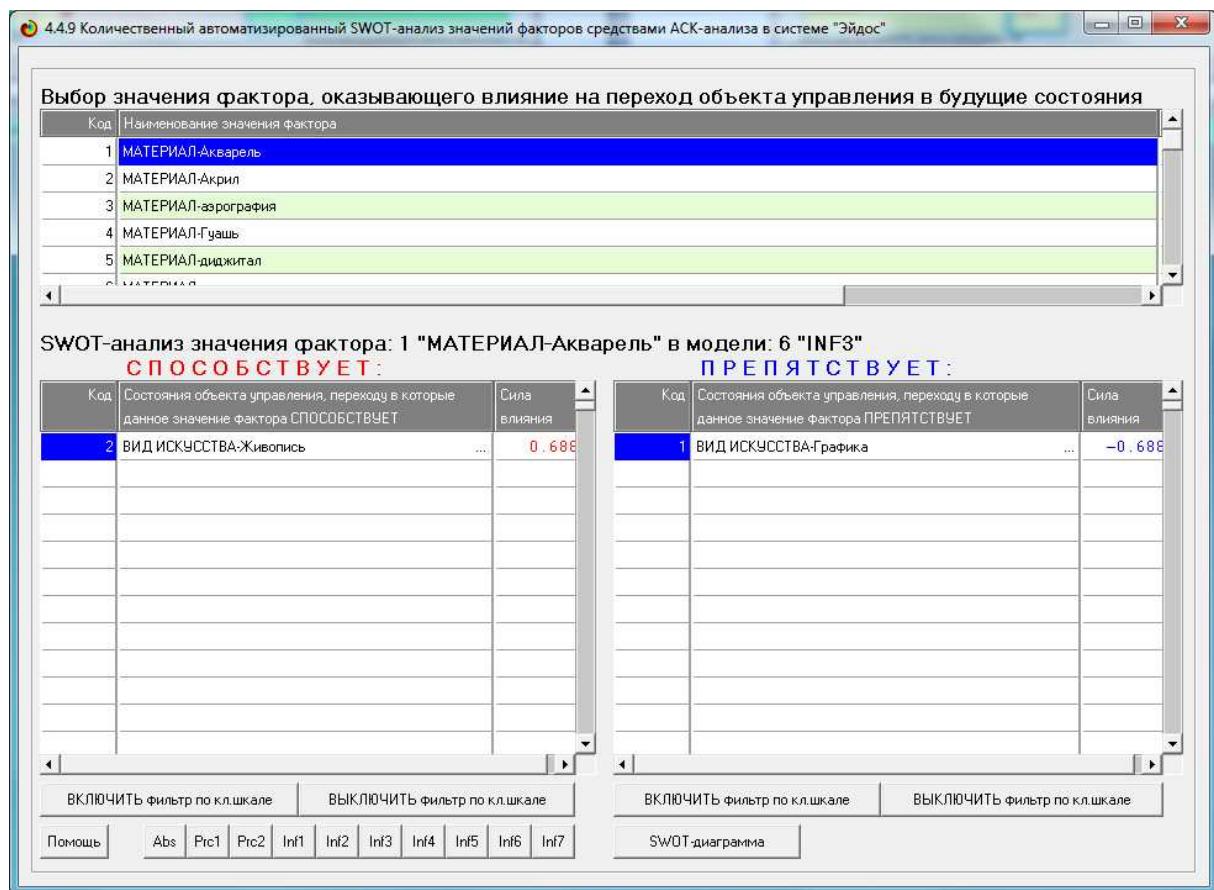


Рисунок 21. Пример инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF3

2.4. Кластерно-конструктивный анализ признаков

В режиме 4.3.2.2, после расчета матриц сходства, кластеров и конструкторов, строим 2D сеть классов в выбранной модели знаний, для наглядного представления сети классов. На рисунке 22 наглядно видно, что наибольшее сходство наблюдается в классе «Материал - Темпера», когда как наибольшее различие наблюдается в классе «Необходимость ПО - Да».

4.3.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков			
Конспект признака: 1 "МАТЕРИАЛ-Акварель" в модели: 6 "INF3"		Сходство	
Код	Наименование признака	№	Код признака
1	МАТЕРИАЛ-Акварель	1	МАТЕРИАЛ-Акварель
2	МАТЕРИАЛ-Акрил	2	МАТЕРИАЛ-Акрил
3	МАТЕРИАЛ-аэография	3	МАТЕРИАЛ-Гуашь
4	МАТЕРИАЛ-Гуашь	4	МАТЕРИАЛ-Масло
5	МАТЕРИАЛ-диджитал	5	МАТЕРИАЛ-Темпера
6	МАТЕРИАЛ-карандаш	6	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА-Да
7	МАТЕРИАЛ-кофе	7	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Да
8	МАТЕРИАЛ-Масло	8	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Да
9	МАТЕРИАЛ-мелки	9	ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)-Да
10	МАТЕРИАЛ-пастель	10	ПОВЕРХНОСТЬ (ДЕРЕВО)-Да
11	МАТЕРИАЛ-Ручка	11	ПОВЕРХНОСТЬ (МЕТАЛЛ)-Нет
12	МАТЕРИАЛ-сангина	12	ПОВЕРХНОСТЬ (КАРТОН)-Нет
13	МАТЕРИАЛ-соус	13	ПОВЕРХНОСТЬ (СТЕНА)-Да
14	МАТЕРИАЛ-Темпера	14	НЕОБХОДИМОСТЬ ПО-Нет
15	МАТЕРИАЛ-тушь	15	МАТЕРИАЛ-аэография
16	МАТЕРИАЛ-уголь	16	МАТЕРИАЛ-диджитал
17	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА-Да	17	МАТЕРИАЛ-карандаш
18	НАЛИЧИЕ МОЛЬБЕРТА-Нет	18	МАТЕРИАЛ-кофе
19	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Да	19	МАТЕРИАЛ-мелки
20	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Нет	20	МАТЕРИАЛ-пастель
21	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Да	21	МАТЕРИАЛ-Ручка
22	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Нет	22	МАТЕРИАЛ-сангина
23	ПОВЕРХНОСТЬ (БУМАГА)-Да	23	МАТЕРИАЛ-соус

4.2.2.2. Задание признаков для отображения	
Задание параметров отображения признаков:	
Задайте число отображаемых признаков:	
<input type="text" value="10"/>	
Задайте MIN модуль уровня сходства отображаемых признаков:	
<input type="text" value="0"/>	
Задайте способ выбора признаков для отображения:	
<input checked="" type="radio"/> Признаки с MAX и MIN уровнями сходства <input type="radio"/> Признаки с MAX по модулю уровнем сходства	
Ok	Cancel

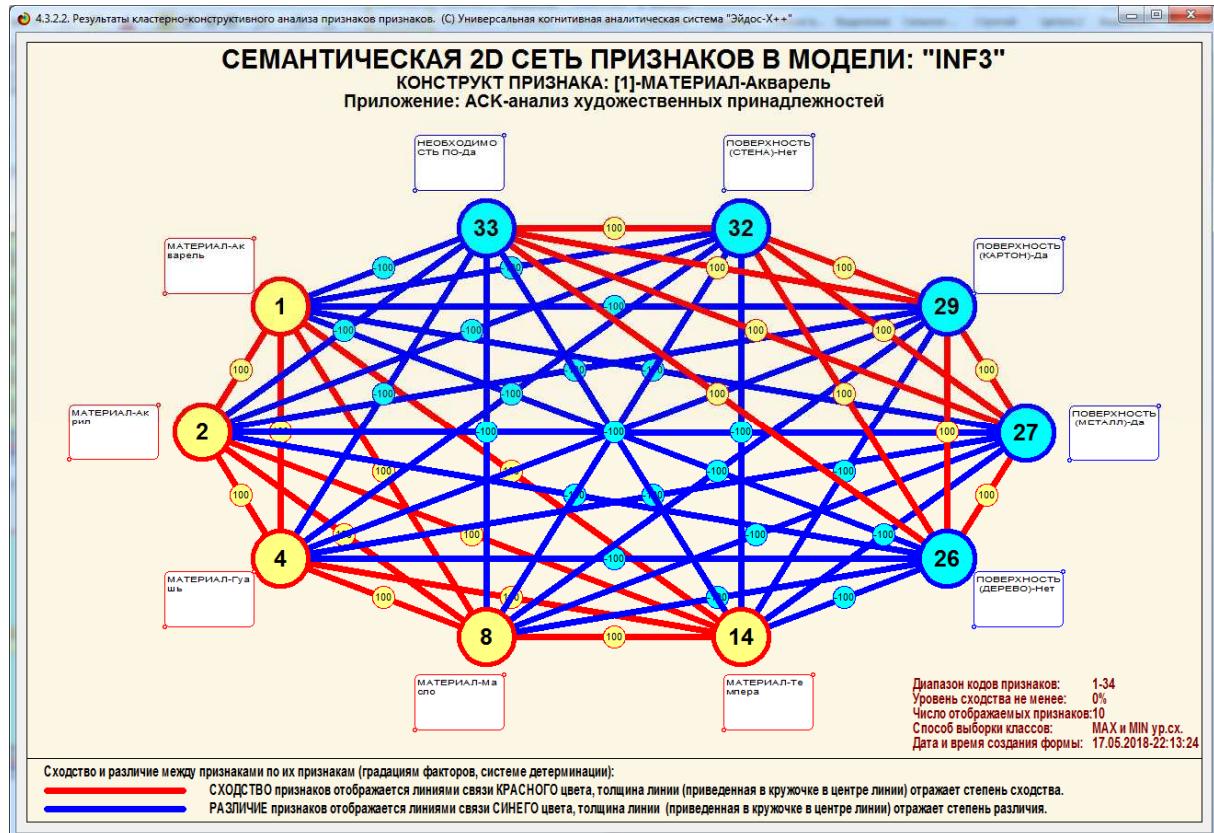


Рисунок 22. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

На рисунках 23 и 24 приведены дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации классов и график изменения межкластерных расстояний:

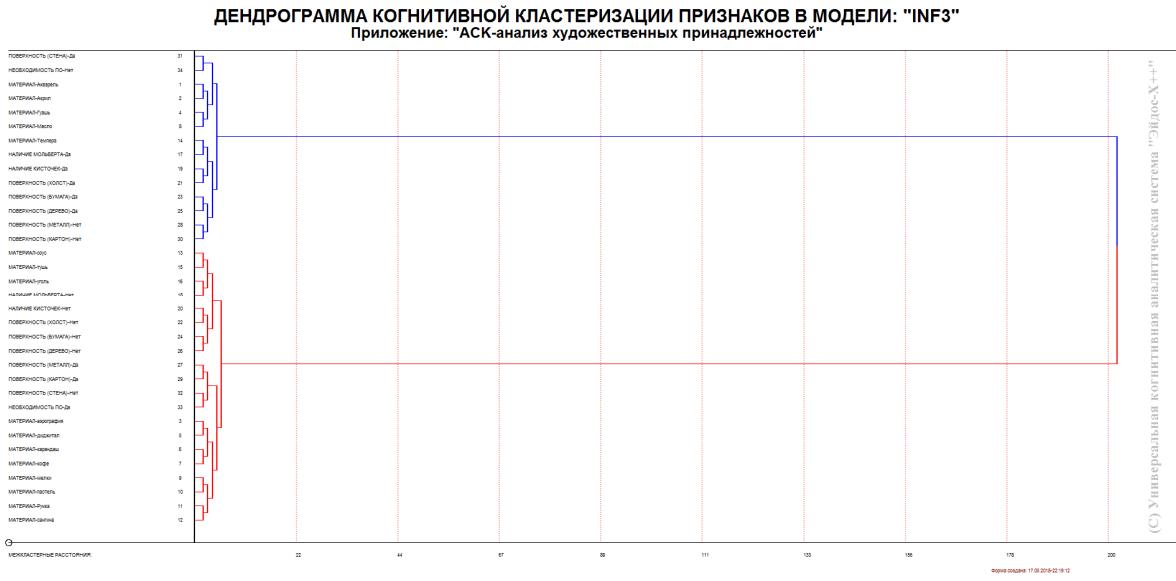


Рисунок 23– Дендрограмма агломеративной когнитивной
кластеризации классов

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF3" Приложение: "ACK-анализ художественных принадлежностей"

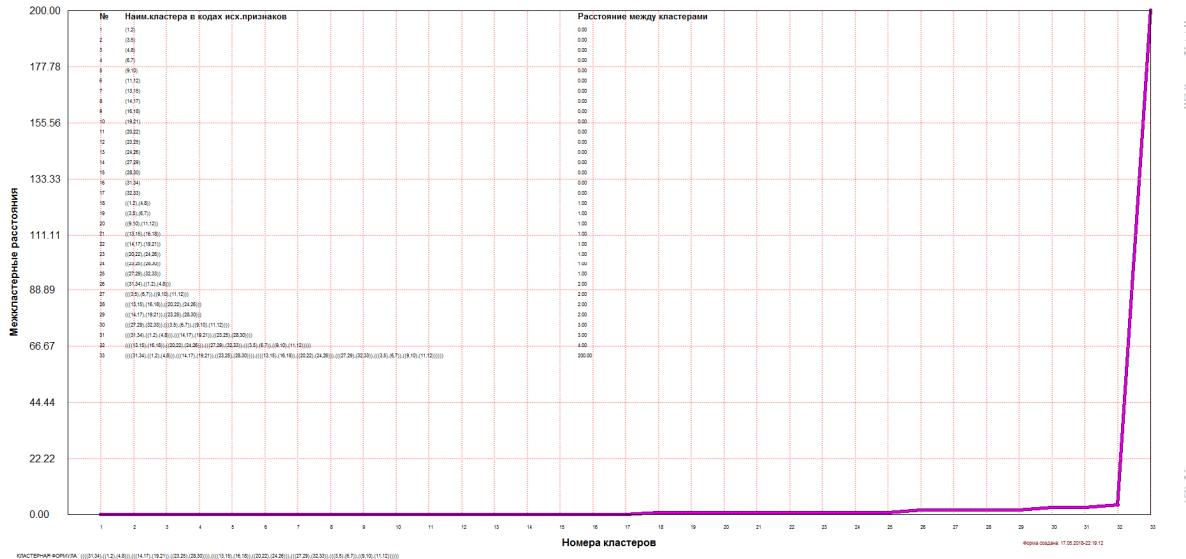
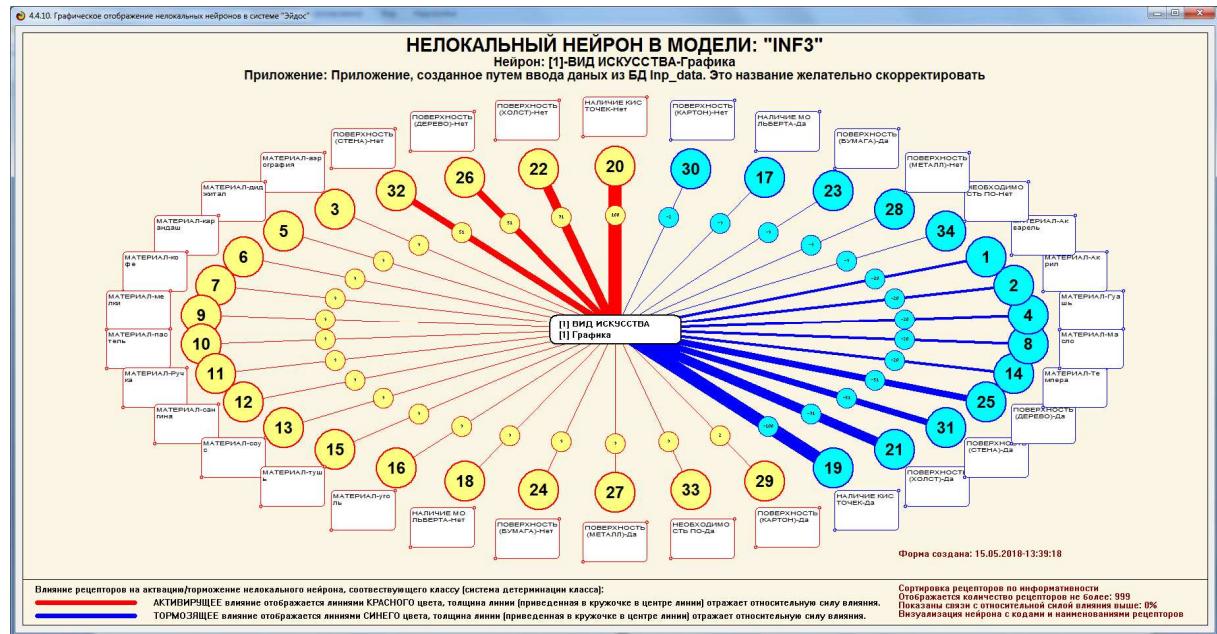
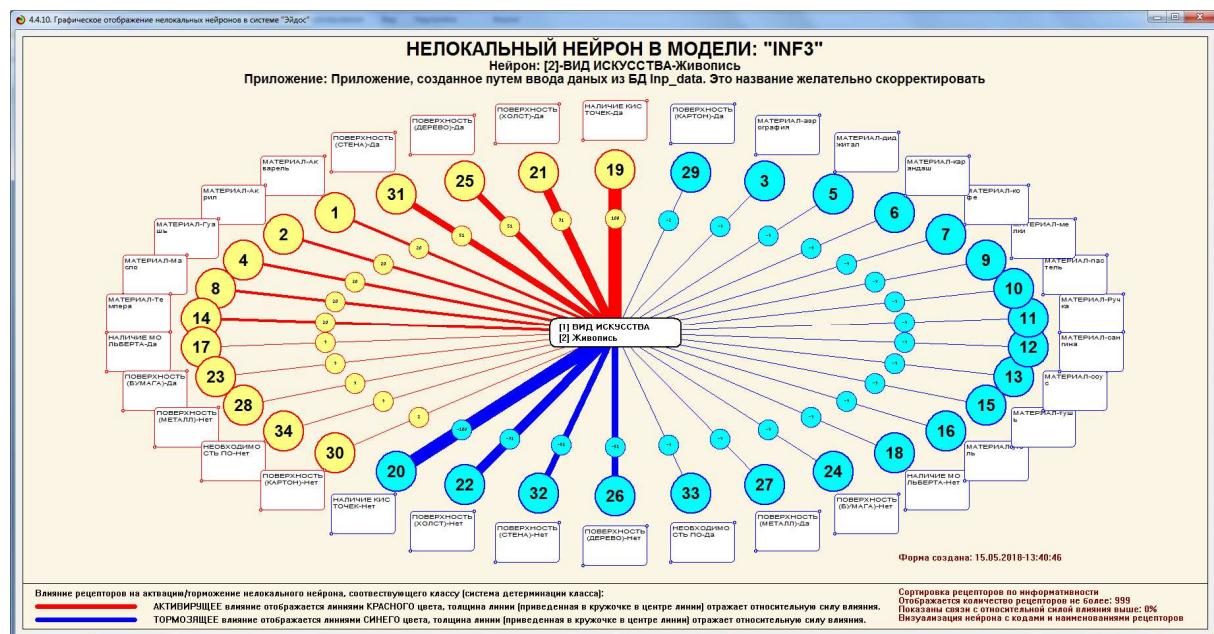


Рисунок 24 – График изменения межкластерных расстояний

2.5. Нелокальные нейроны и нейронные сети

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует не локальную нейронную сеть. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети представлены на рисунке 25:





4.4.11. Отображение Паретто-подмножеств нелокальной нейронной сети в системе "Эйдос"

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
	1	ВИД ИСКУССТВА-Графика
	2	ВИД ИСКУССТВА-Живопись

Помощь Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 ClearSet Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 - 2
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000 Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 - 34

Подготовка визуализации нейрона: 1 "ВИД ИСКУССТВА-Графика" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
20	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Нет	3.438
22	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Нет	2.438
26	ПОВЕРХНОСТЬ (ДЕРЕВО)-Нет	1.750
32	ПОВЕРХНОСТЬ (СТЕНА)-Нет	1.750
3	МАТЕРИАЛ-эрография	0.313
5	МАТЕРИАЛ-цифигитал	0.313
6	МАТЕРИАЛ-карандаш	0.313
7	МАТЕРИАЛ-кофе	0.313

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
19	НАЛИЧИЕ КИСТОЧЕК-Да	-3.438
21	ПОВЕРХНОСТЬ (ХОЛСТ)-Да	-2.438
31	ПОВЕРХНОСТЬ (СТЕНА)-Да	-1.750
25	ПОВЕРХНОСТЬ (ДЕРЕВО)-Да	-1.750
14	МАТЕРИАЛ-Темпера	-0.688
8	МАТЕРИАЛ-Масло	-0.688
4	МАТЕРИАЛ-Гашь	-0.688
2	МАТЕРИАЛ-Акрил	-0.688

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Сортировать связи:
 по модулю информативности
 по информативности и знаку

Отображать наименования:
 нейронов
 рецепторов

Нейросеть Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7
 Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16
 Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0,000

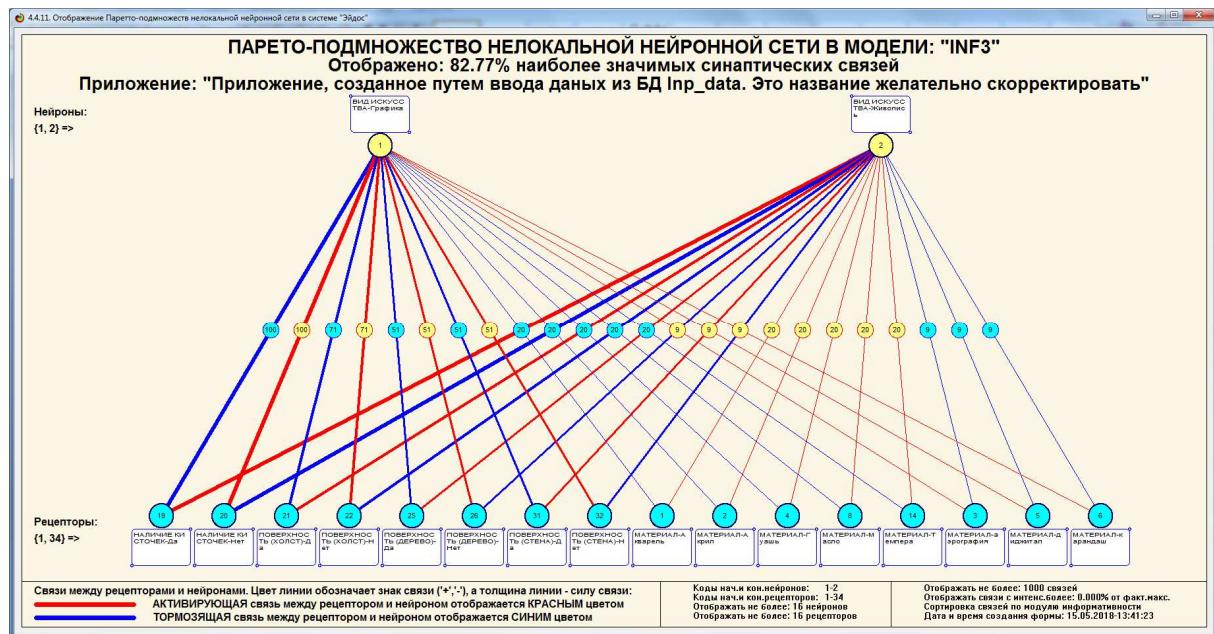


Рисунок 25. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

Благодаря данному нейрону видно, как различные факторы влияют на модель, какие оказывают положительное влияние, а какие отрицательное.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу репозитория UCI. В данной работе приводится развернутый пример использования базы данных репозитория UCI для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,960, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена и его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф. Е.В.Луценко. Также обращает на себя внимание, что статистические модели в данном приложении дают примерно на 21% более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, что, как правило, наблюдается и в других приложениях. Этим и оправдано применение моделей знаний.

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

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Полitemатический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf>, 1,625 у.п.л.
2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Полitemатический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.
3. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Полitemатический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.
4. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических,

технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.

5. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.

6. Луценко Е.В. 30 лет системе «Эйдос» – одной из старейших отечественных универсальных систем искусственного интеллекта, широко применяемых и развивающихся и в настоящее время / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 48 – 77. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 у.п.л.