

УДК 4.08

Автоматизированный системно-когнитивный анализ актуальных графических ускорителей

Поляков Алексей Сергеевич

Студент магистратуры факультета компьютерных технологий и прикладной математики

s0110473@edu.kubsu.ru,

superpolikow@gmail.com

Нигодин Елисей Алексеевич

Студент магистратуры факультета компьютерных технологий и прикладной математики

s0103394@edu.kubsu.ru,

apostolje@gmail.com

*Кубанский государственный университет,
Краснодар, Россия*

Целью данной работы является изучение и АСК-анализ свойств различных графических адаптеров и разработка интеллектуального Эйдос приложения. Для достижения этой цели будет использована интеллектуальная система «Эйдос-Х++» позволяющая провести АСК-анализ самых разнообразных данных. АСК-анализ выступает в качестве инструмента, многократно увеличивающего возможности естественного интеллекта.

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АСК-АНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС».

Automated system-cognitive analysis of current graphics accelerators

Polyakov Aleksey Sergeevich

Master's degree student at the faculty of computer technology and applied mathematics

s0110473@edu.kubsu.ru,

superpolikow@gmail.com

Nigodin Elisey Alekseevich

Master's degree student at the faculty of computer technology and applied mathematics

s0103394@edu.kubsu.ru,

apostolje@gmail.com

*Kuban State University,
Krasnodar, Russia*

The purpose of this work is to study and ASK-analysis of properties of various graphics adapters and development of an intelligent Eidos application. To achieve this goal, the intelligent system "Eidos-X ++" will be used, which allows to conduct an ASK-analysis of a wide variety of data. ASK analysis acts as a tool that multiplies the capabilities of natural intelligence.

Key words: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	2
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	6
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	7
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ.....	11
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	15
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)	15
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)	16
Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели	19
4.3.1. Агломеративная когнитивная кластеризация классов.....	19
4.3.2. Когнитивные диаграммы значений факторов	23
4.3.3. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	24
4.3.4. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	25
4.3.5. 3d-интегральные когнитивные карты	27
4.3.6. Когнитивные функции	27
7. ВЫВОДЫ.....	30
ЛИТЕРАТУРА	30

Введение

Целью данной работы является изучение характеристик актуальных графических ускорителей Nvidia, AMD, ATI Radeon, Intel. Данная работа представляет большой исследовательский и профессиональный интерес для её авторов. В её ходе планируется создать Эйдос-приложение и провести АСК анализ с использование интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» профессора Луценко Е.В.

АСК-анализ предполагает, что для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи, которые получаются путем декомпозиции цели и являются этапами ее достижения:

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области.

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели.

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели:

- подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация);

- подзадача 4.2. Поддержка принятия решений;

- подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели (когнитивные диаграммы классов и значений факторов, агломеративная когнитивная кластеризация классов и значений факторов, нелокальные нейроны и нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты, когнитивные функции).

Данные задачи, представляют собой **этапы** автоматизированного системно-когнитивный анализа (АСК-анализ), который поэтому и предлагается применить для их решения.

АСК-анализ достиг **высокого** уровня благодаря тому, что имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос-Х++» (система «Эйдос») разработанную профессором Луценко Е.В.

Система «Эйдос» выгодно отличается от других интеллектуальных систем следующими параметрами:

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>), в которых не требуется автоматического, т.е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области;

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt);
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);
- обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);
- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и 225 соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);
- поддерживает online - среди накопления знаний и широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);
- обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;
- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA);
- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

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

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

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

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

Всем этим и обусловлен выбор ACK-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» в качестве метода и инструмента решения поставленной проблемы и достижения цели работы (рисунок 1).

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

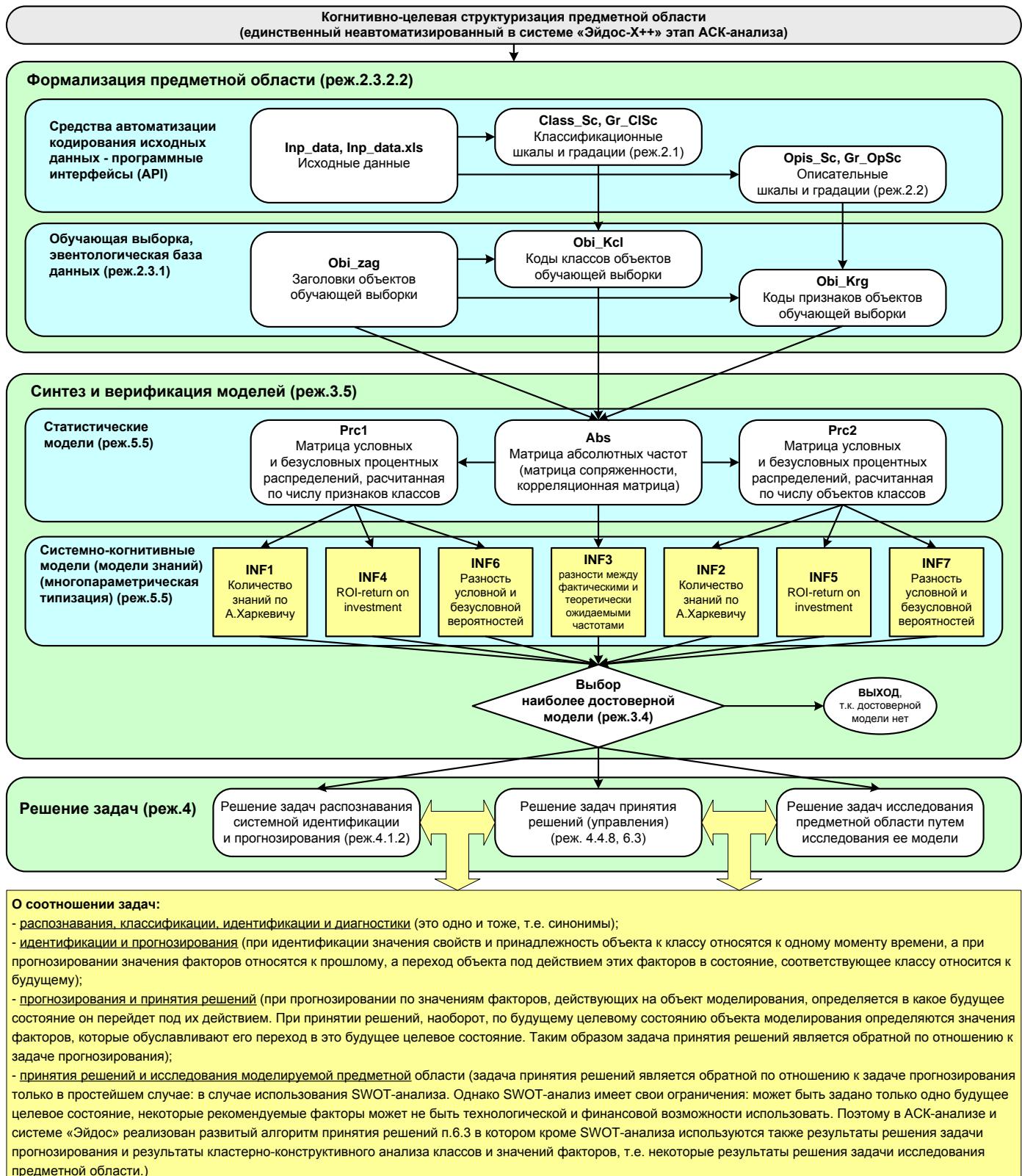


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области мы неформализуем путем решаем на качественном уровне, что будем рассматривать в качестве факторов, действующих на моделируемый объект (причин), а что в качестве результатов действия этих факторов (последствий).

При этом необходимо отметить, что системно-когнитивные модели (СК-модели) отражают лишь сам факт наличия зависимостей между значениями факторов и результатами их действия. Но они не отражают причин и механизмов такого влияния.

Это значит:

– во-первых, что содержательная интерпретация СК-моделей – это компетенция специалистов-экспертов, хорошо разбирающихся в данной предметной области. Иногда встречается ситуация, когда и то, что на первый взгляд является причинами, и то, что, казалось бы, является их последствиями, на самом деле является последствиями неких глубинных причин, которых мы не видим и никоим образом непосредственно не отражаем в модели;

– во-вторых, даже если содержательной интерпретации не разработано, то в принципе это не исключает возможности пользоваться ими на практике для достижения заданных результатов и поставленных целей, т.е. для управления.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем классификацию мануфактур, имена и архитектуры графических ускорителей Nvidia, AMD Radeon и Intel (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – частота ядра процессора, максимальное энергопотребление, объём памяти, пропускная способность памяти, частота памяти, скорость отрисовки пикселей, размер технического процесса (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	Manufacturer
2	Architecture

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	Core speed (MHz)
2	Max_Power (W)
3	Memory (MB)
4	Memory_Bandwidth (GB/s)
5	Memory_Speed (MHz)
6	Pixel_Rate (GPixel/s)
7	Process (nm)

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены из интернет-ресурса Kaggle, в формате csv, затем они были преобразованы в excel таблицу, оптимизированы (удалены лишние столбцы). Также с помощью отдельно разработанной python программы была удалена вся лишняя текстовая информация из столбцов, где это было необходимо. https://www.kaggle.com/iliassekaf/computerparts?select=All_GPUs.csv

Name	Manufacturer	Architecture	Max Power (Watts)	Memory (MB)	Memory Bandwidth (GB/sec)	Memory Speed (MHz)	Pixel Rate (Gpixel/s)	Process	Core Speed (MHz)
GeForce GTS 150	Nvidia	Tesla G92b	141	1024	64,0	1000	12	55	738
Radeon HD 4890 Sapphire Vapor-X OC 2GB Edition	AMD	R700 RV790 XT	190	2048	134,4	1050	14	55	870
Tesla M2090	Nvidia	Fermi GF110	250	6144	177,6	925	31	40	650
Tesla K40c	Nvidia	Kepler GK110	245	12288	288,4	1502	34	28	706
Radeon R7 250 v2 MSI OC 2GB + Radeon R7 7870K Dual	AMD	GCN 1.1 Oland XT + Kaveri	150	3072	57,6	900	18	28	1050
GeForce GTX Titan Zotac Edition	Nvidia	Kepler GK110-400-A1	250	6144	288,4	1502	42	28	837
GeForce GTX Titan Z Palit 12GB Edition	Nvidia	Kepler GK110-430-B1 (x2)	375	12288	672,0	1750	84	28	705
GeForce GTX Titan Z	Nvidia	Kepler GK110-430-B1 (x2)	375	12288	672,0	1750	84	28	705
GeForce GTX Titan X EVGA Hybrid 12GB Edition	Nvidia	Maxwell GM200-400-A1	250	12288	336,6	1753	120	28	1140
GeForce GTX Titan X SLI	Nvidia	Maxwell GM200-400-A1 (x2)	450	24576	673,2	1753	209	28	1000
GeForce GTX Titan X	Nvidia	Maxwell GM200-400-A1	250	12288	336,6	1753	105	28	1000
GeForce GTX Titan X EVGA Superclocked 12GB Edition	Nvidia	Maxwell GM200-400-A1	250	12288	336,6	1753	117	28	1127
GeForce GTX Titan WindForce 3X OC Edition	Nvidia	Kepler GK110-400-A1	265	6144	288,4	1502	47	28	928
GeForce GTX Titan SLI	Nvidia	Kepler GK110-400-A1 (x2)	500	12288	576,8	1502	84	28	837
GeForce GTX Titan P 12GB [not released]	Nvidia	Pascal P100	300	12288	384,0	500	96	16	1000
GeForce GTX Titan Inno3D Edition	Nvidia	Kepler GK110-400-A1	250	6144	288,4	1502	42	28	837
GeForce GTX Titan P 16GB [not released]	Nvidia	Pascal P100	375	16384	512,0	500	128	16	1000
GeForce GTX Titan Gigabyte Edition	Nvidia	Kepler GK110-400-A1	250	6144	288,4	1502	42	28	837
GeForce GTX Titan iChill Accelero Hybrid Edition	Nvidia	Kepler GK110-400-A1	265	6144	288,4	1502	47	28	937
GeForce GTX Titan Asus Edition	Nvidia	Kepler GK110-400-A1	250	6144	288,4	1502	42	28	837
GeForce GTX Titan Black Edition	Nvidia	Kepler GK110-430-B1	250	6144	336,0	1750	47	28	889
GeForce GTX Titan EVGA Edition	Nvidia	Kepler GK110-400-A1	250	6144	288,4	1502	42	28	837
GeForce GTX Titan	Nvidia	Kepler GK110-400-A1	250	6144	288,4	1502	42	28	837
FirePro W2100	AMD	GCN 1.1 Oland PRO	26	2048	28,8	900	5	28	630
FirePro S9050	AMD	GCN 1.0 Tahiti PRO GL	225	12288	264,0	1375	29	28	900
FirePro S9000	AMD	GCN 1.0 Tahiti PRO GL	225	6144	264,0	1375	29	28	900

Рисунок 2 – Исходные данные для ввода в систему «Эйдос»

Затем с параметрами, показанными на рисунке 3, запустим режим 2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа.

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
 XLSX- MS Excel-2007(2010) Стандарт DBF-файла
 DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт CSV-файла
 CSV - CSV => DBF конвертер Требования к файлу исходных данных

Задайте параметры:

Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
 Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
 Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?
 Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
 Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
 Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
 Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_asp")

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

Не применять сценарный метод АСК-анализа Применить сценарный метод АСК-анализа

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:
 Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:
 Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

Только интервальные числовые значения (например: "1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")
 Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")
 И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")

Ok **Cancel**

2.3.2.2. Задание размерности модели системы "ЭЙДОС-Х++"

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [361 x 70]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	0	0	0,00	7	70	10,00
Текстовые	2	361	180,50	0	0	0,00
ВСЕГО:	2	361	180,50	7	70	10,00

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации **Выйти на создание модели**

Рисунок 3. Экранные форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

Обратим внимание на то, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений, что важно при относительно небольшом числе наблюдений. Если бы интервалы были заданы равными по величине, то в них бы учитывалось сильно отличающееся число наблюдений, а в некоторых интервалах их бы могло не оказаться вовсе. В описательных шкалах задано 10 числовых интервальных значения.

На рисунке 4 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима. Здесь же обратим внимание на то, что в таблице 3 значения параметров могут быть представлены как числовыми, так и текстовыми значениями.

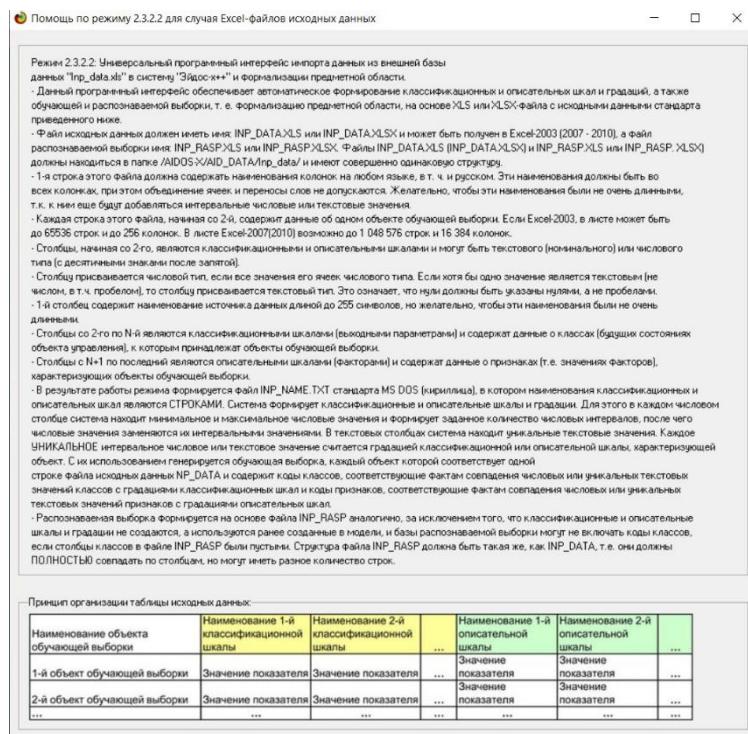


Рисунок 4. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформировано 2 классификационные шкалы с суммарным количеством градаций (классов) 4 (рисунок 5) и 7 описательных шкал с суммарным числом градаций 10 (рисунок 6). С использованием классификационных и описательных шкал и градаций исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (рисунок 7):

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	MANUFACTURER
2	ARCHITECTURE
Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	1/4/AMD
2	2/4/ATI
3	3/4/intel
4	4/4/Nvidia

Рисунок 5. Классификационные шкалы и градации

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование описательной шкалы
1	MAX POWER (WATTS)
2	MEMORY (MB)
3	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)
4	MEMORY SPEED (MHz)
5	PIXEL RATE (GPIEL/S)
6	PROCESS
7	CORE SPEED (MHz)
Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	1/5-(1.0000000, 58.0000000)
2	2/5-(58.0000000, 100.0000000)
3	3/5-(100.0000000, 150.0000000)
4	4/5-(150.0000000, 220.0000000)
5	5/5-(220.0000000, 780.0000000)

Рисунок 6. Описательные шкалы и градации

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"												
Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время									
1	GeForce GTS 150											
2	Radeon HD 4890 Sapphire VaporX OC 2GB Edition											
3	Tesla M2090											
4	Tesla K40c											
5	Radeon R7 250 v2 MSI OC 2GB + Radeon R7 7870K Dual											
6	GeForce GTX Titan Zotac Edition											
7	GeForce GTX Titan Z Palit 12GB Edition											
8	GeForce GTX Titan Z											
9	GeForce GTX Titan X EVGA Hybrid 12GB Edition											
10	GeForce GT 740											
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	4	342	0	0	1	3	6	12	17	22	30	31

Рисунок 7. Описательные шкалы и градации

Обучающая выборка (рисунок 7), представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (рисунок 2), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (рисунки 5 и 6). Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной из них для решения задач

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 8).

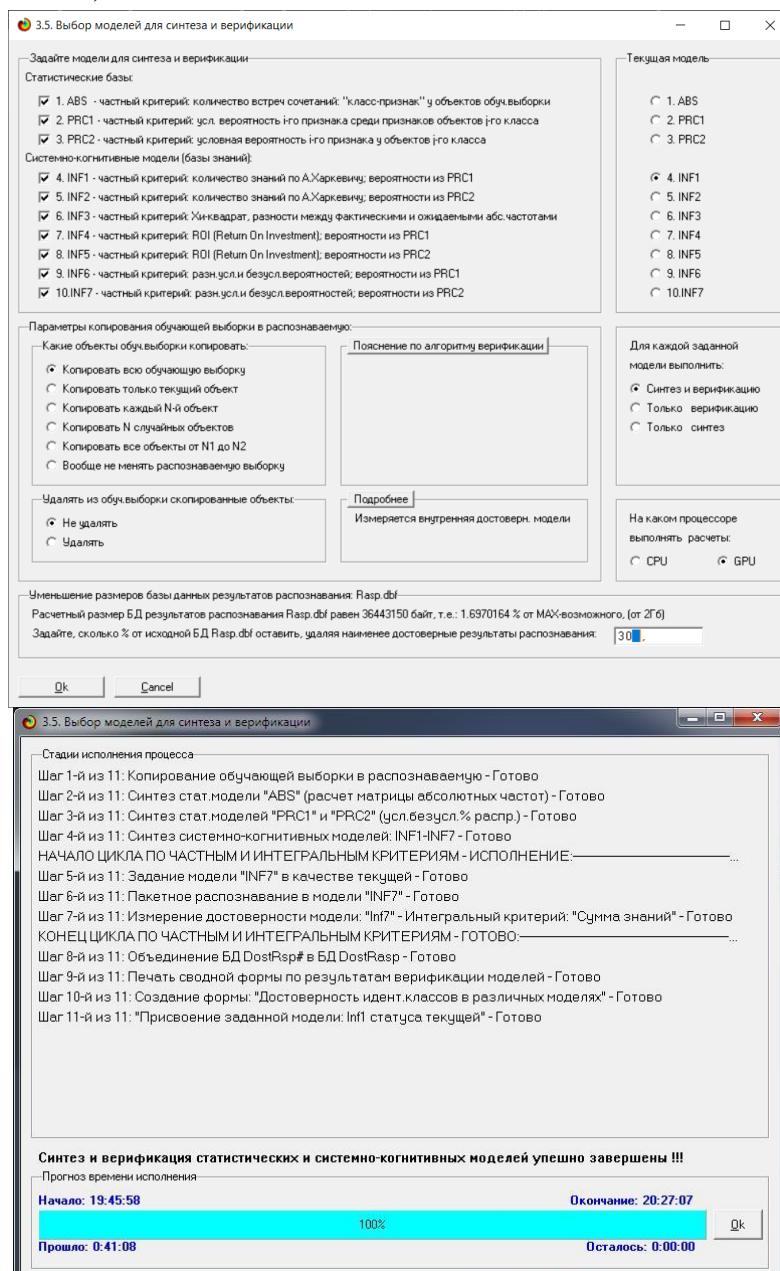


Рисунок 8. Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Фрагменты созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 9, 10:

5.5. Модель "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучайбюро"										
Код признака	Направление относительной шкалы и градации			1	2	3	4	5	6	7
	MANUFACTURER 1/4 AMO	MANUFACTURER 2/4 ATI	MANUFACTURER 3/4 INTEL	MANUFACTURER 4/4 NVIDIA	ARCHITECTURE 1/357	ARCHITECTURE 2/357	ARCHITECTURE 3/357	ARCHITECTURE 4/357	ARCHITECTURE 5/357	ARCHITECTURE 6/357
1	MAX-POWER (WATTS)1/5-(1.000000, 58.000000)	168		2	236	1	1			
2	MAX-POWER (WATTS)1/5-(58.000000, 100.000000)	151	9		241					
3	MAX-POWER (WATTS)1/5-(100.000000, 150.000000)	99	63		305					
4	MAX-POWER (WATTS)1/5-(150.000000, 220.000000)	122			246		1	3		
5	MAX-POWER (WATTS)1/5-(220.000000, 780.000000)	153	1		223				1	3
6	MEMORY (MB)1/5-(1.024.000000, 1024.000000)	218		2	281	1		1		
7	MEMORY (MB)1/5-(1.024.000000, 2048.000000)	250	3		416		1		3	3
8	MEMORY (MB)1/5-(2048.000000, 3072.000000)	52			67				1	
9	MEMORY (MB)1/5-(3072.000000, 4096.000000)	118	40		233					
10	MEMORY (MB)1/5-(4096.000000, 24576.000000)	55	30		284					
11	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)1/5-(14.000000, 50.200000)	159		2	243	1	1			
12	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)2/5-(50.200000, 112.000000)	203	11		231			1		
13	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)3/5-(112.000000, 179.200000)	146			265			3		2
14	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)4/5-(179.200000, 256.000000)	50	61		245					1
15	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)5/5-(256.000000, 128.000000)	135	1		267					
16	MEMORY SPEED (MHz)1/5-(1400.000000, 900.000000)	162		1	278		1	1	3	1
17	MEMORY SPEED (MHz)2/5-(900.000000, 1250.000000)	239		1	223	1				3
18	MEMORY SPEED (MHz)3/5-(1250.000000, 1475.000000)	143			166					
19	MEMORY SPEED (MHz)4/5-(1475.000000, 1750.000000)	149	44		229					

Рисунок 9. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.5. Модель "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абсолютными"										
Код признака	Направление относительной шкалы и градации			1	2	3	4	5	6	7
	MANUFACTURER 1/4 AMO	MANUFACTURER 2/4 ATI	MANUFACTURER 3/4 INTEL	MANUFACTURER 4/4 NVIDIA	ARCHITECTURE 1/357	ARCHITECTURE 2/357	ARCHITECTURE 3/357	ARCHITECTURE 4/357	ARCHITECTURE 5/357	ARCHITECTURE 6/357
1	MAX-POWER (WATTS)1/5-(1.000000, 58.000000)	28.645	-14.680	1.598	-15.563	0.799	0.799	-0.201	-0.603	-0.201
2	MAX-POWER (WATTS)1/5-(58.000000, 100.000000)	13.361	-5.499	-0.397	-7.465	-0.199	-0.199	-0.199	-0.596	-0.199
3	MAX-POWER (WATTS)1/5-(100.000000, 150.000000)	-61.293	46.115	-0.463	15.640	-0.231	-0.231	-0.231	-0.694	-0.231
4	MAX-POWER (WATTS)1/5-(150.000000, 220.000000)	-4.312	-13.306	-0.365	17.982	-0.182	-0.182	0.818	2.453	-0.182
5	MAX-POWER (WATTS)1/5-(220.000000, 780.000000)	23.599	-12.631	-0.373	-10.594	-0.187	-0.187	-0.187	-0.560	0.813
6	MEMORY (MB)1/5-(1.024.000000, 1024.000000)	46.037	-18.114	1.504	-29.426	0.752	-0.248	0.752	-0.744	-0.248
7	MEMORY (MB)1/5-(1.024.000000, 2048.000000)	20.372	-21.189	-0.663	1.478	-0.331	0.669	-0.331	2.006	-0.331
8	MEMORY (MB)1/5-(2048.000000, 3072.000000)	11.155	-4.303	-0.118	-6.734	-0.059	-0.059	-0.059	-0.177	0.941
9	MEMORY (MB)1/5-(3072.000000, 4096.000000)	-16.207	25.863	-0.387	-9.269	-0.194	-0.194	-0.194	-0.501	-0.194
10	MEMORY (MB)1/5-(4096.000000, 24576.000000)	-61.358	17.743	-0.336	43.351	-0.168	-0.168	-0.168	-0.504	-0.168
11	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)1/5-(14.000000, 50.200000)	20.331	-14.607	1.600	-7.324	0.800	0.800	-0.200	-0.600	-0.200
12	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)2/5-(50.200000, 112.000000)	50.259	-5.990	-0.441	-44.728	-0.220	-0.220	0.780	-0.661	-0.220
13	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)3/5-(112.000000, 179.200000)	4.429	-14.860	-0.407	10.339	-0.204	-0.204	-0.204	2.389	-0.204
14	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)4/5-(179.200000, 256.000000)	-72.193	48.328	-0.353	24.418	-0.176	-0.176	-0.176	-0.529	-0.176
15	MEMORY BANDWIDTH (GB/SEC)5/5-(256.000000, 128.000000)	-3.25	-13.571	-0.399	17.296	-0.200	-0.200	-0.200	-0.599	0.800
16	MEMORY SPEED (MHz)1/5-(1400.000000, 900.000000)	10.632	-15.945	0.563	4.750	-0.218	0.782	0.782	2.345	0.782
17	MEMORY SPEED (MHz)2/5-(900.000000, 1250.000000)	80.080	-16.740	0.541	-63.881	0.771	-0.229	-0.229	-0.688	-0.229
18	MEMORY SPEED (MHz)3/5-(1250.000000, 1475.000000)	36.939	-11.172	-0.306	-25.461	-0.153	-0.153	-0.153	-0.459	-0.153
19	MEMORY SPEED (MHz)4/5-(1475.000000, 1750.000000)	4.153	28.742	-0.418	-32.477	-0.209	-0.209	-0.209	-0.627	-0.209

Рисунок 10. Модель INF3 (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных свойств объектов наблюдения рассматривается с единственной точки зрения: с точки зрения того, какое **количество информации** содержится в них о том, к каким обобщающим категориям (классам) будут принадлежать или не принадлежать эти объекты. Поэтому не играет никакой роли, в каких единицах измерения измеряются те или иные свойства объектов наблюдения, а также в каких единицах измеряются результаты влияния этих свойств, натуральных, в процентах или стоимостных. Это и есть решение проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий.

Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1-L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 11).

Название модели и частного критерия	Интегральный критерий	Коэффициент достоверности	Средний модуль ложной сходимости	Средний модуль ложной сходимости	Средний модуль ложной сходимости	А-точность модели	АПолнота модели	L2-мера проф. Е.В.Луценко	Процент правильной идентификации	Процент правильной идентификации	Процент ошибочной идентификации	Процент ошибочной идентификации
						ARecall	APrecision	= ATP/ATP+	= ATP/ATP+			
1. ABS - частный критерий: количество истинных решений	0.165	0.315	0.053	0.672	0.923	0.778	0.930	100.000	96.211	8.614	26.798	3.789
1. ABS - частный критерий: количество истинных решений	0.165	0.315	0.053	0.672	0.923	0.778	0.930	100.000	96.211	8.622	26.789	3.789
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность и г.принима. сред.	0.165	0.315	0.053	0.631	1.000	0.774	100.000	2.543	32.869			
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность и г.принима.	0.165	0.315	0.053	0.672	0.923	0.778	0.930	100.000	96.211	8.624	26.787	3.789
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность и г.принима.	0.165	0.315	0.053	0.631	1.000	0.774	100.000	2.543	32.869			
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харееву; в.	0.167	0.314	0.179	0.667	0.779	0.719	0.782	22.938	12.473	21.174		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харееву; в.	0.167	0.314	0.179	0.667	0.779	0.719	0.782	22.938	12.473	21.174		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харееву; в.	0.167	0.314	0.179	0.667	0.779	0.719	0.782	22.938	12.473	21.174		
5. INF2 - частный критерий: Учнаводят, разности между фактами	0.167	0.314	0.179	0.667	0.779	0.719	0.782	22.938	12.473	21.174		
6. INF3 - частный критерий: Учнаводят, разности между фактами	0.219	0.319	0.190	0.689	0.788	0.738	0.797	22.853	12.558	20.703		
6. INF3 - частный критерий: Учнаводят, разности между фактами	0.219	0.319	0.190	0.689	0.788	0.738	0.797	22.853	12.558	20.703		
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вертно...	0.161	0.318	0.181	0.669	0.781	0.721	0.794	23.687	11.725	21.496		
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вертно...	0.161	0.318	0.181	0.669	0.781	0.721	0.794	23.687	11.725	21.496		
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вертно...	0.001	0.162	0.010	0.667	0.971	0.792	0.731	17.383	18.029	20.679		
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вертно...	0.001	0.162	0.010	0.667	0.971	0.792	0.731	17.383	18.029	20.679		
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безупр.вертности; вер...	0.175	0.300	0.186	0.695	0.786	0.738	0.794	22.537	12.875	21.446		
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безупр.вертности; вер...	0.175	0.300	0.186	0.695	0.786	0.738	0.794	22.537	12.875	21.446		
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безупр.вертности; вер...	0.175	0.300	0.186	0.695	0.786	0.738	0.794	22.537	12.875	21.446		
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безупр.вертности; вер...	0.175	0.300	0.186	0.695	0.786	0.738	0.794	22.537	12.875	21.446		
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безупр.вертности; вер...	0.002	0.272	0.016	0.647	0.969	0.776	0.794	22.537	12.875	21.446		
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безупр.вертности; вер...	0.002	0.272	0.016	0.647	0.969	0.776	0.794	22.537	12.875	21.446		

Рисунок 11. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по L2-критерию проф. Е.В.Луценко

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по сумме критериев наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний» L2=0,692 (по L2 мере Луценко), что является хорошим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF3 сильной причинно-следственной зависимости между видом видеокарты и её характеристиками.

На рисунке 12 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации характеристик видеокарт в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

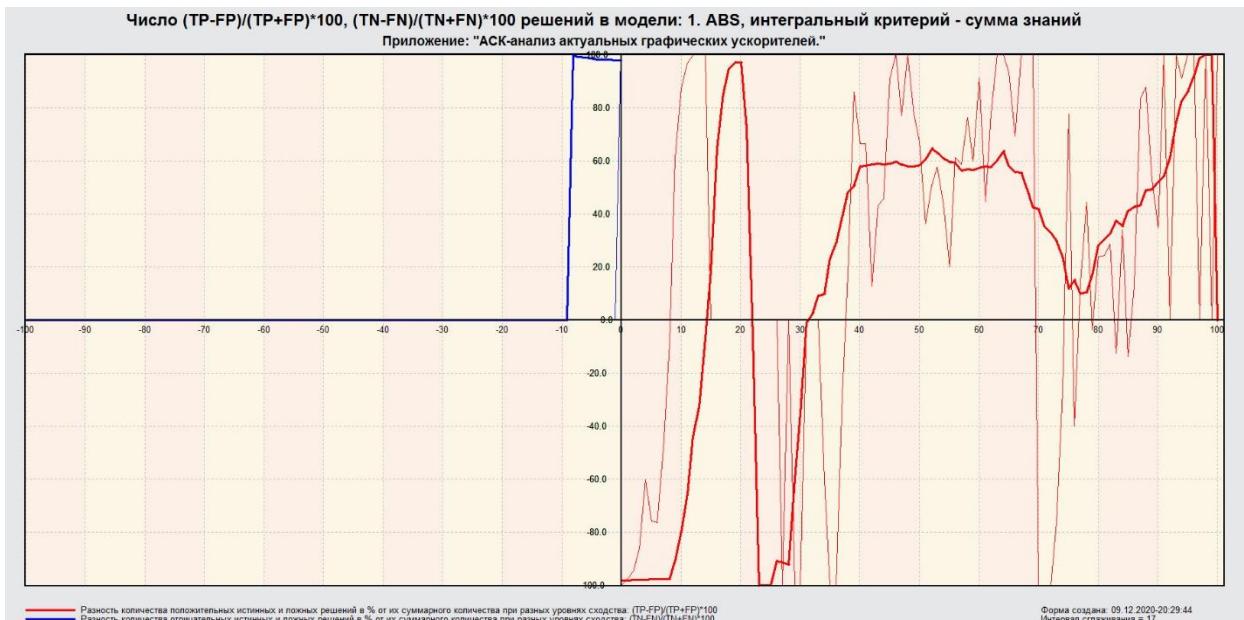


Рисунок 12. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

Рисунок 12 содержит изображения двух частотных распределений, похожих на нормальные, сдвинутых относительно друг друга по фазе.

Левое распределение, большее по амплитуде включает истинно-

отрицательные и ложно - положительные решения, а правое, меньшее по амплитуде, включает ложные отрицательные и истинно - положительные решения.

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации вида видеокарт по его характеристикам и другие задачи.

- 1) Наиболее достоверная модель INF3 лучше определяет принадлежность объекта к классу, чем непринадлежность;
- 2) Модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF3 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно неидентифицированных. Это верно для всего диапазона уровня сходства-различия.

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF3 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 13):

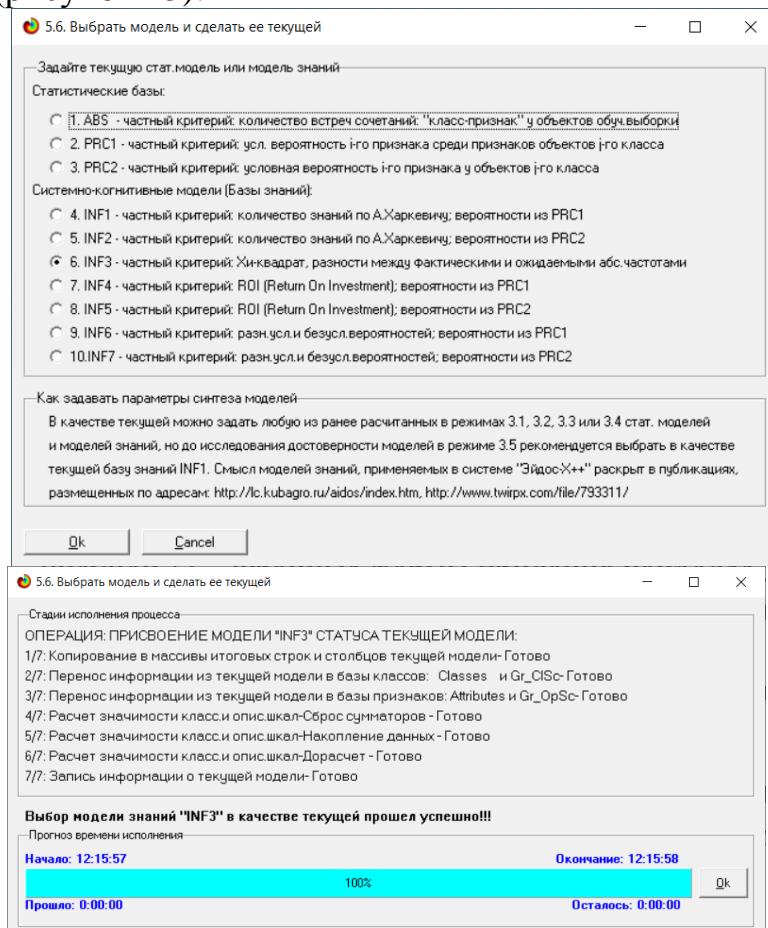


Рисунок 13. Экранные формы придания наиболее достоверной СК-модели INF3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение класса видеокарт на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на GPU (рисунок 14).

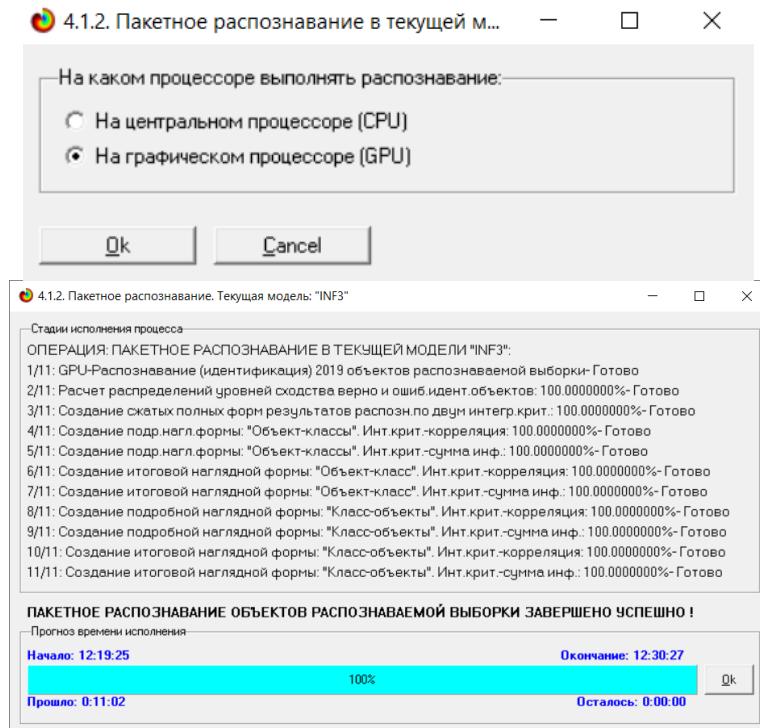


Рисунок 14. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Из рисунка 14 видно, что процесс идентификации занял 11 минут.

Отметим, что 99% этого времени заняла не сама идентификация на GPU, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях:

Приведем две из этих 10 форм: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 15).

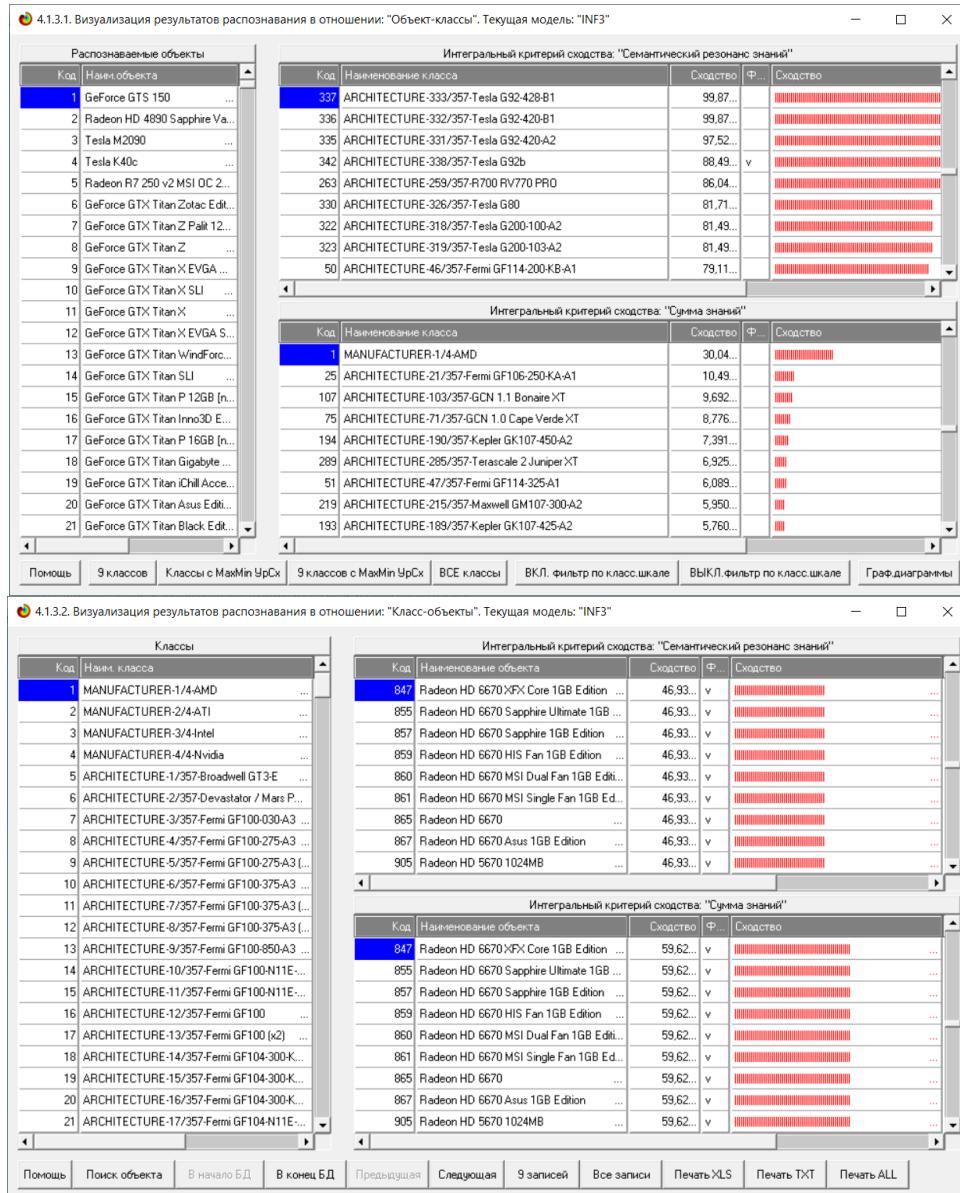


Рисунок 15. Выходные формы по результатам идентификации вида видеокарт по их характеристикам

Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

При принятии решений определяется сила и направление влияния значений факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути, это решение задачи SWOT-анализа.

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений характеристик видеокарт на его вид.

В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом **выявляется система детерминации заданного класса**, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу, а также препятствующих этому переходу.

На рисунках 16 приведены SWOT-диаграммы модели INF3.

SWOTDiagrCl0002-06_scaled.jpg

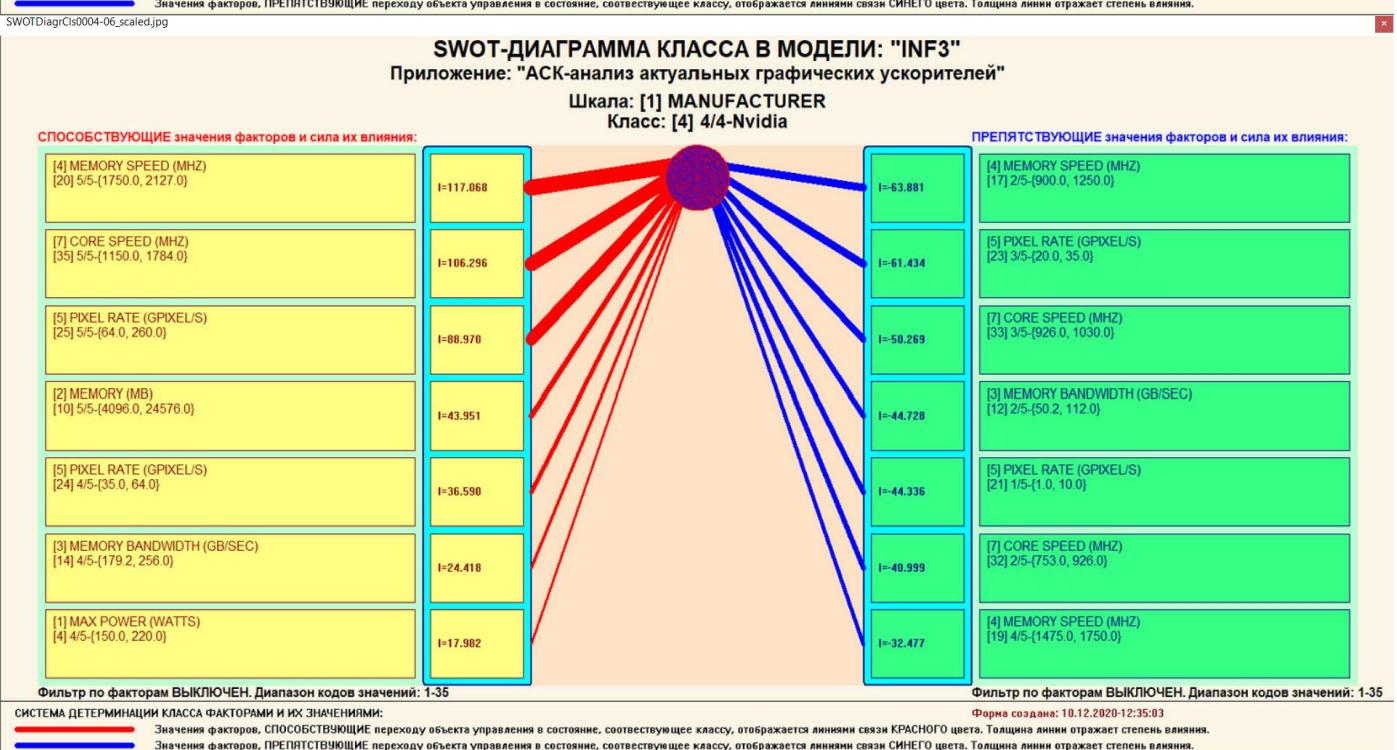
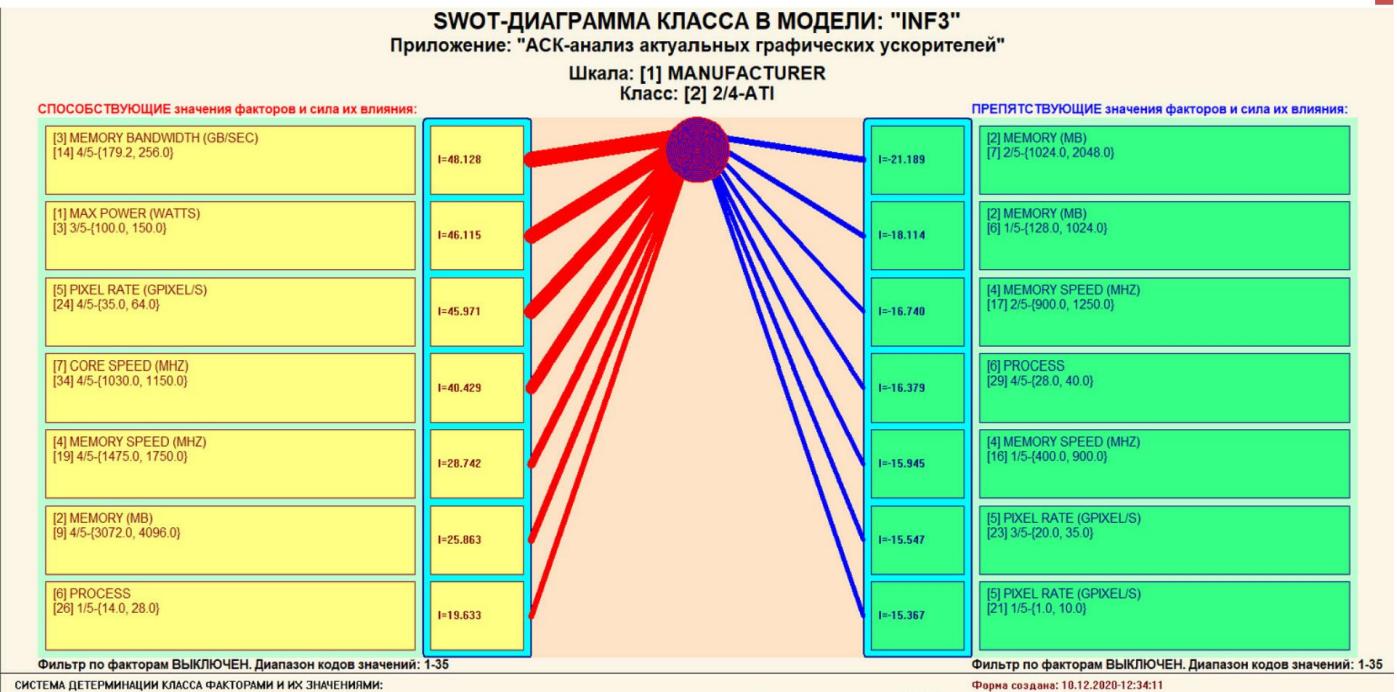


Рисунок 16. SWOT-диаграммы детерминации характеристик видеокарт

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных значений характеристик видеокарт на его вид.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой задачи *всегда*, т.е. даже в самых ранних DOS-версиях и в реализациях системы «Эйдос» на других языках и типах компьютеров. Например, первый акт внедрения системы «Эйдос», где об этом упоминается в явном виде, датируется 1987 годом (рисунок 17), а первый подобный расчет относится к 1981 году.

У Т В Е Р Ж Д А Ў Заведующий Краснодарским сектором ИСИ АН СССР, к.ф.н. <i>Ляшко</i> А.Хагуров 1987г.	У Т В Е Р Ж Д А Ў Директор Северо-Кавказского филиала ВНИЦ "АИУС-агроресурсы", к.э.н. <i>Ляшко</i> Ю.М.Трахов 19.05 1987г.
А К Т	

Настоящий акт составлен комиссией в составе: Кириченко М.М., Ляшко Г.А., Самсонов Г.А., Коренец В.И., Луценко Е.В. в том, что в соответствии с договором о научно-техническом сотрудничестве между Северо-Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" и Краснодарским сектором Института социологических исследований АН СССР Северо-Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" выполнены следующие работы:

- осуществлена постановка задачи: "Обработка на ЭВМ социологических анкет Крайагропрома";
- разработаны математическая модель и программное обеспечение подсистемы распознавания образов, позволяющие решать данную задачу в среде персональной технологической системы ВЕГА-М;
- на профессиональной персональной ЭВМ "Искра-226" осуществлены расчёты по задаче в объёме:

Входная информация составила 425 анкет по 9-ти предприятиям.
Выходная информация - 4 вида выходных форм объёмом 90 листов формата А3 и 20 листов формата А4 содержит:

- процентное распределение ответов в разрезе по социальным типам корреспондентов;
- распределение информативностей признаков (в битах) для распознавания социальных типов корреспондентов;
- позитивные и негативные информационные портреты 30-ти социальных типов на языке 212 признаков;
- обобщённая характеристика информативности признаков для выбора такого минимального набора признаков, который содержит максимум информации о распознаваемых объектах (оптимизация анкет).

Работы выполнены на высоком научно-методическом уровне и в срок.

От ИСИ АН СССР:

Мл.научный сотрудник
Ляшко М.М.Кириченко
 19.05 1987г.

Мл.научный сотрудник
Ляшко Г.А.Ляшко
 19.05 1987г.

От СКФ ВНИЦ "АИУС-агроресурсы":

Зав.отделом аэрокосмических и
 тематических изысканий №4, к.э.н.
Самсонов Г.А.Самсонов
 19.05.
 1987г.

Главный конструктор проекта
Борисов В.И.Коренец
 19.05.82.
 1987г.

Главный конструктор проекта
Луценко Е.В.Луценко
 19.05.83.
 1987г.

Рисунок 17. Первый акт внедрения системы «Эйдос»

Но тогда SWOT-диаграммы назывались позитивным и негативным информационными портретами классов.

Информация о системе значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, может быть приведена не только в диаграммах, показанных на рисунках 16, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности в этих формах может быть выведена значительно более полная информация (в т. ч. вообще вся имеющаяся в модели). Подобная подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути: \Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\SWOTCls#####inf3.DBF, где: «#####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным метод 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 чаще всего является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего опыта и профессиональной 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 более 30 лет, но, к сожалению, она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос».

Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

Если модель предметной области достоверна, то исследование модели можно считать исследованием самого моделируемого объекта, т.е. результаты исследования модели корректно относить к самому объекту моделирования, «переносить на него».

В системе «Эйдос» есть довольно много возможностей для такого исследования, но в данной работе из-за ограничений на ее объем мы рассмотрим лишь результаты кластерно - конструктивного анализа классов и признаков (когнитивные диаграммы и дендрограммы), а также нелокальные нейроны, нелокальные нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты и когнитивные функции.

4.3.1. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, пример которой приведен на рисунке 16, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате **когнитивной кластеризации** (рисунок 18):

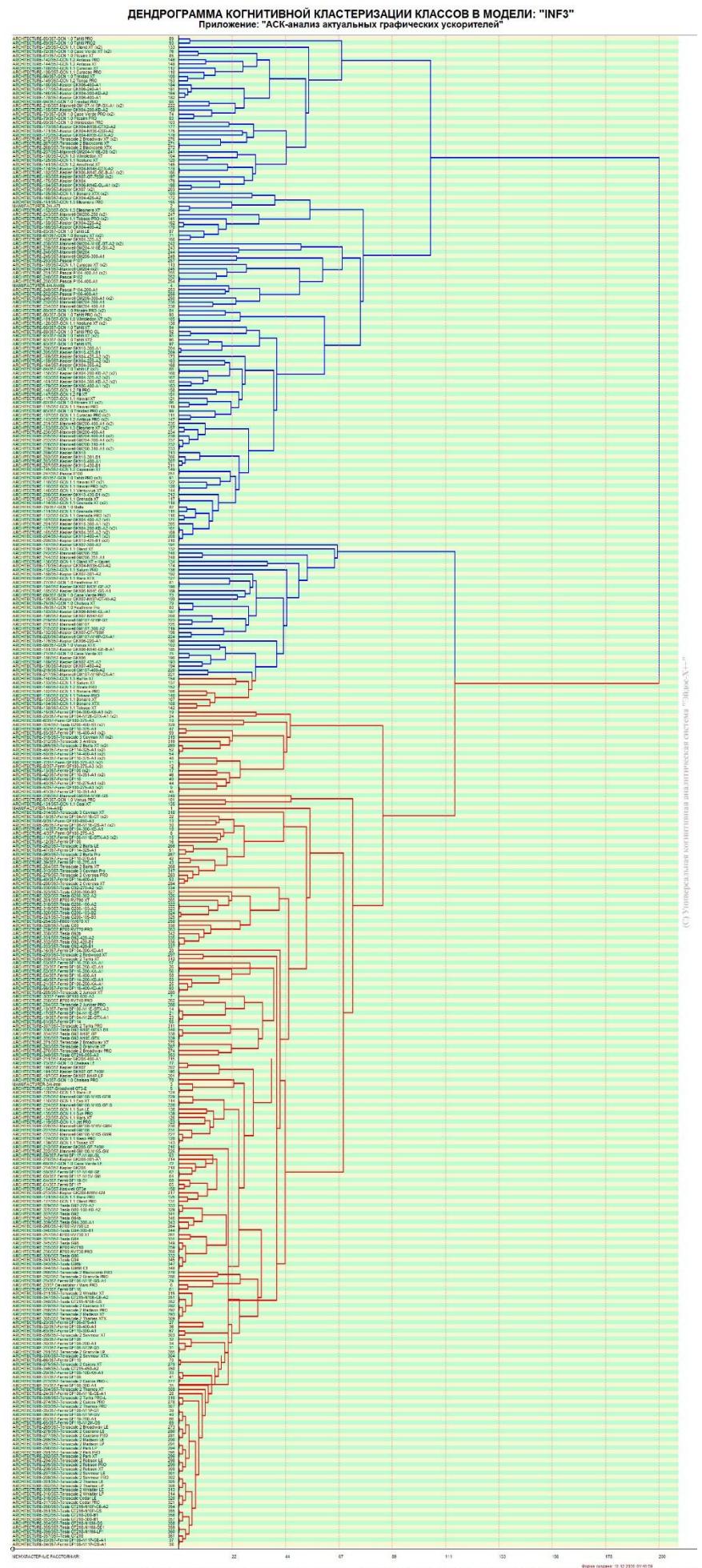


Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие видов видеокарт

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые виды видеокарт сходны по детерминирующей их системе значений характеристик, и, следовательно, корректно ставить задачу их одновременного достижения, а другие по системе значений этих параметров сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. альтернативными и целей их одновременного достижения является некорректной и недостижимой, т.к. для достижения одного из альтернативных результатов необходимы одни значения характеристик, а для достижения другого – совершенно другие, которые не могут наблюдаться одновременно с первыми. Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 18, мы видим также, что все классы образуют два противоположных кластера, являющихся полюсами конструкта, по системе значений обуславливающих значениям параметров их характеристик.

На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF3"
Приложение: "ACK-анализ актуальных графических ускорителей"



(C) Универсальная компонентная аналитическая система "Эйнос-N+™"

Рисунок 19. График изменения межклusterных расстояний

4.3.2. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходство/различие значений параметров характеристик по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о видеокарты. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 20).

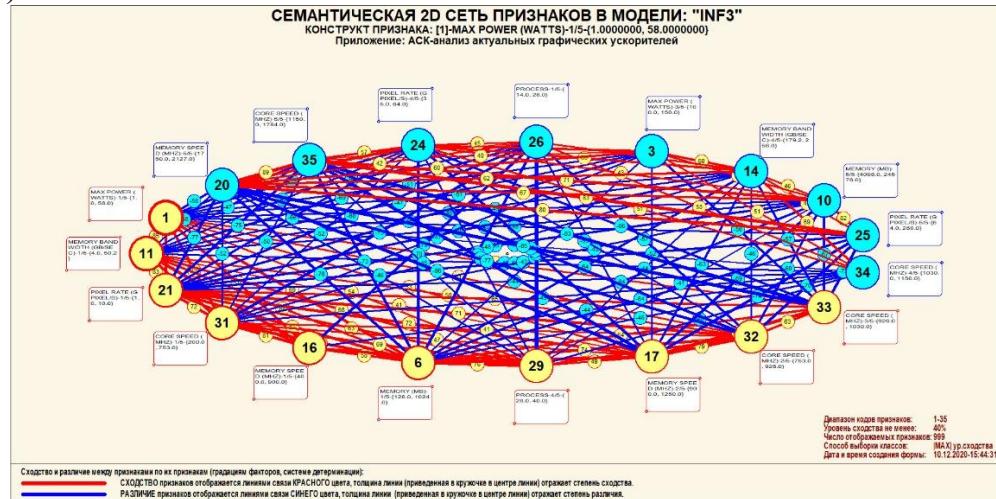


Рисунок 20. сходство/различие признаков видеокарт в соответствии с их характеристиками

Из рисунка 20 видно, что все значения факторов образуют два крупных кластера, противоположных по их смыслу. Эти кластеры образуют полюса конструкта.

Отметим, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 20, показаны **количественные** оценки сходства/различия значений факторов, полученные с применением системно-когнитивной модели, созданной *непосредственно на основе эмпирических данных*, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

Диаграмма, приведенная на рисунке 20, получена при параметрах, приведенных на рисунке 21.

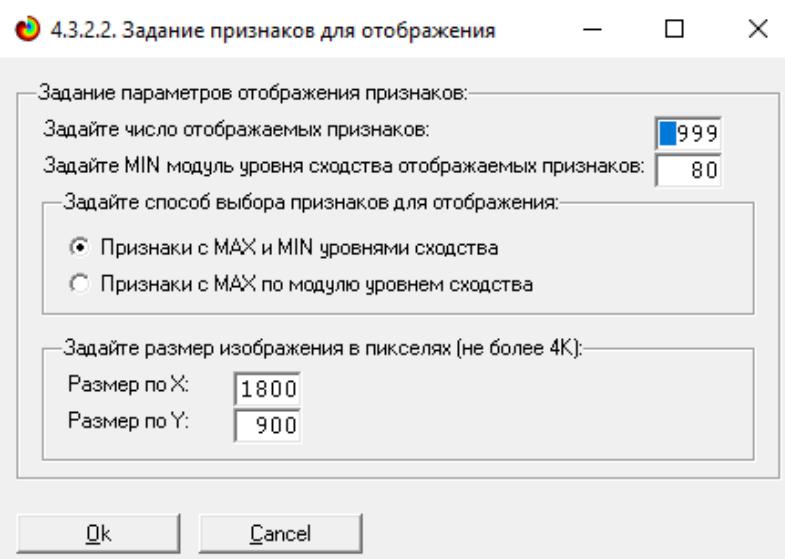


Рисунок 21. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 20

4.3.3. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 22 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах, пример которой приведен на рисунке 20.

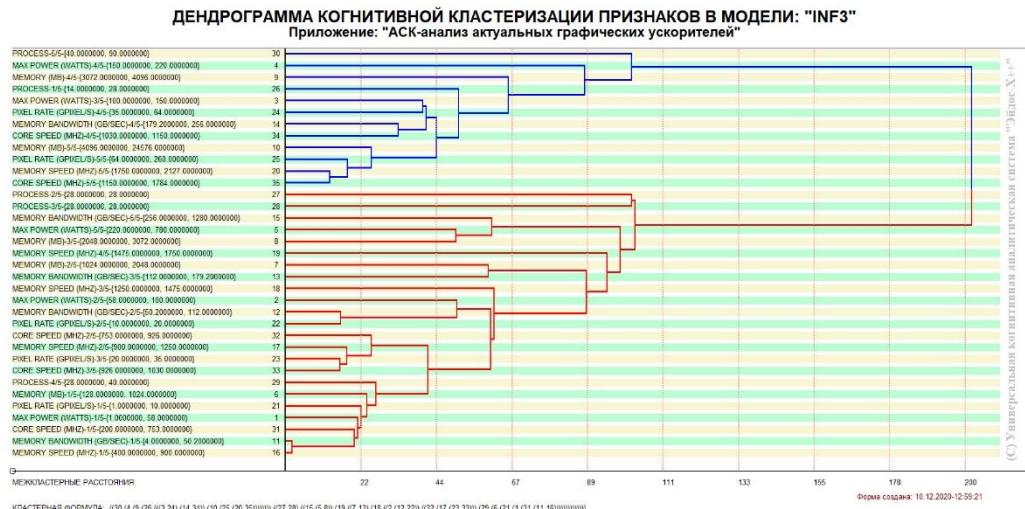


Рисунок 22. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации признаков

Из дендрограммы на рисунке 22 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами).

Хорошо видна группировка признаков по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о классе видеокарт. **Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 18 и 20).**

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений признаков.



Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.4. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 24 приведён пример нелокального нейрона (сверху для видеокарт Nvidia, снизу для видеокарт ATI), а на рисунке 25 - фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:

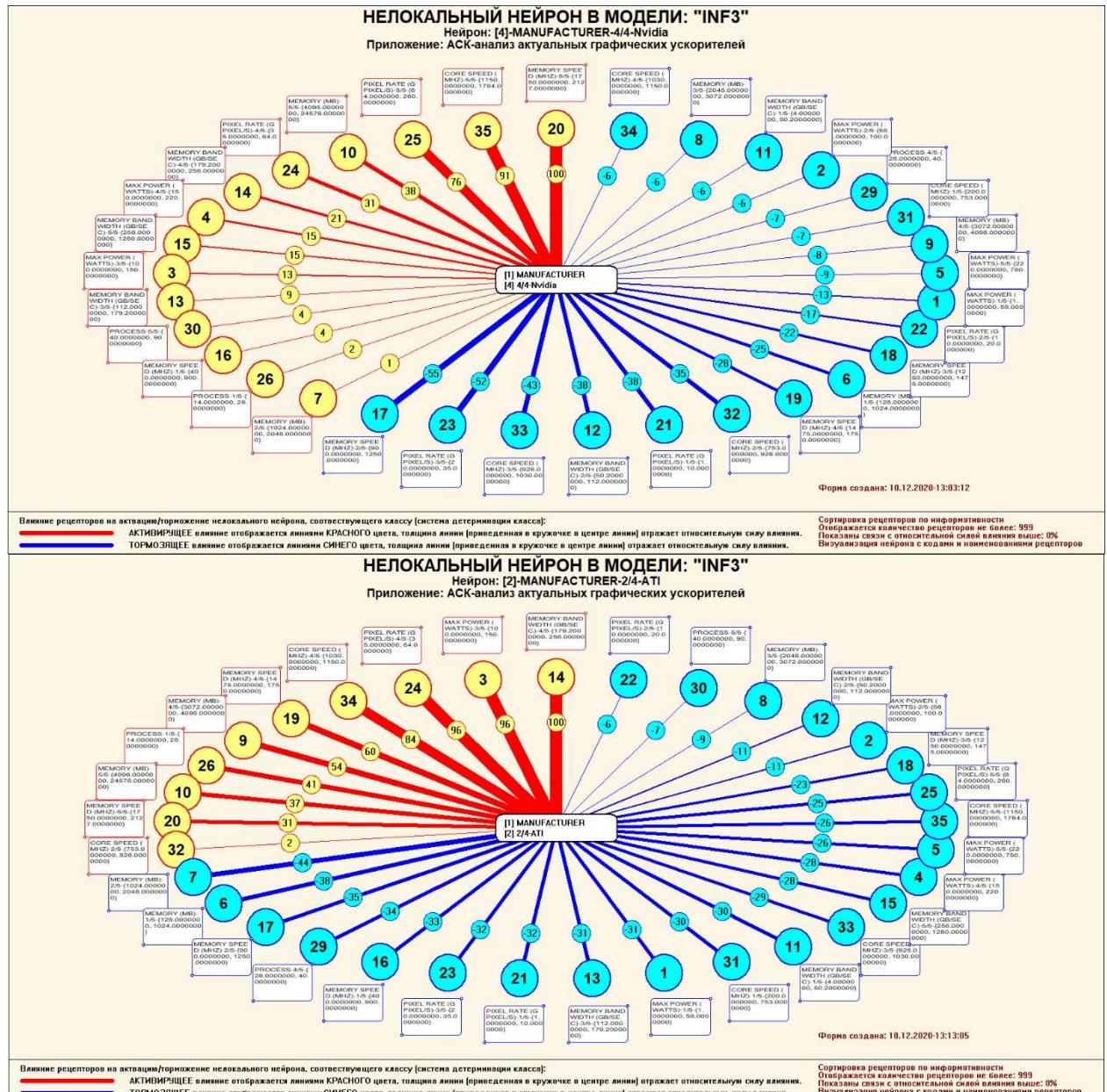


Рисунок 24. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений характеристик видеокарты на её вид

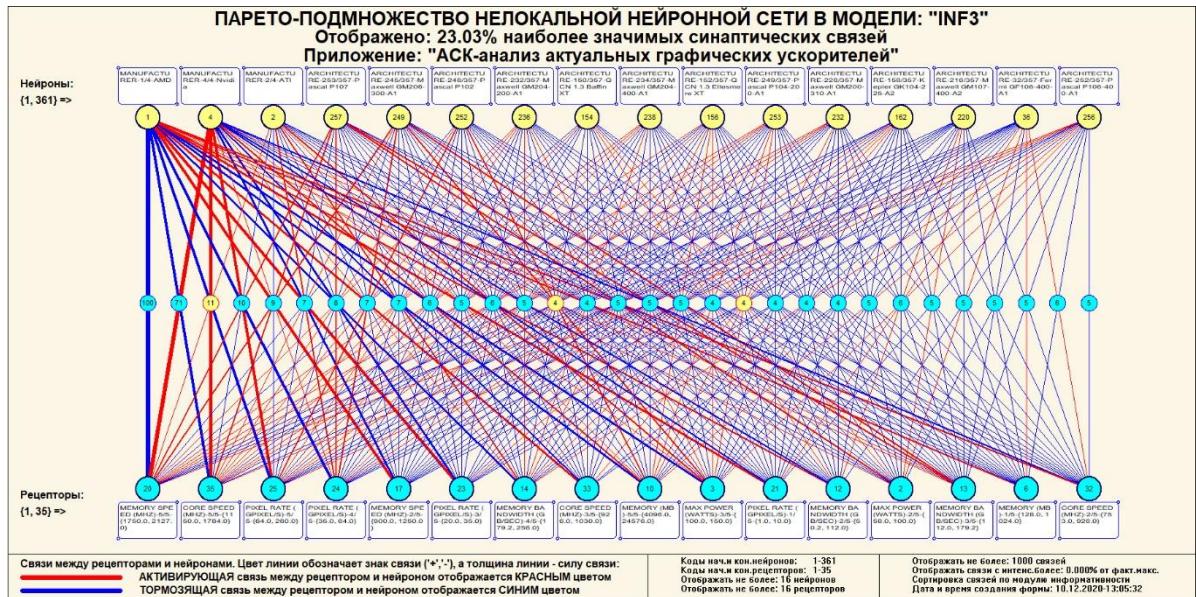


Рисунок 25. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений характеристик видеокарты на её вид (фрагмент 23% сети)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют классу (виду) видеокарт, а рецепторы – их характеристикам. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные обуславливающими их значениями факторами, а справа – менее жестко обусловленные.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к **нечетким декларативным** гибридным моделям и объединяет в себе некоторые особенности нейросетевой и фреймовой моделей представления знаний. Классы в этой модели соответствуют нейронам и фреймам, а признаки рецепторам и шпациям (описательные шкалы – слотам).

От фреймовой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается своей эффективной и простой программной реализацией, полученной за счет того, что разные фреймы отличаются друг от друга не набором слотов и шпаций, а лишь информацией в них. Поэтому в системе «Эйдос» при увеличении числа фреймов само количество баз данных не увеличивается, а увеличивается лишь их размерность.

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что:

- 1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а считаются прямым счетом на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети);
- 2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации;
- 3) нейросеть является нелокальной, как сейчас говорят «полносвязной».

4.3.5. 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 26 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент около 49% СК-модели Inf3.

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отраженных соответственно на рисунках 16 и 20, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 25.

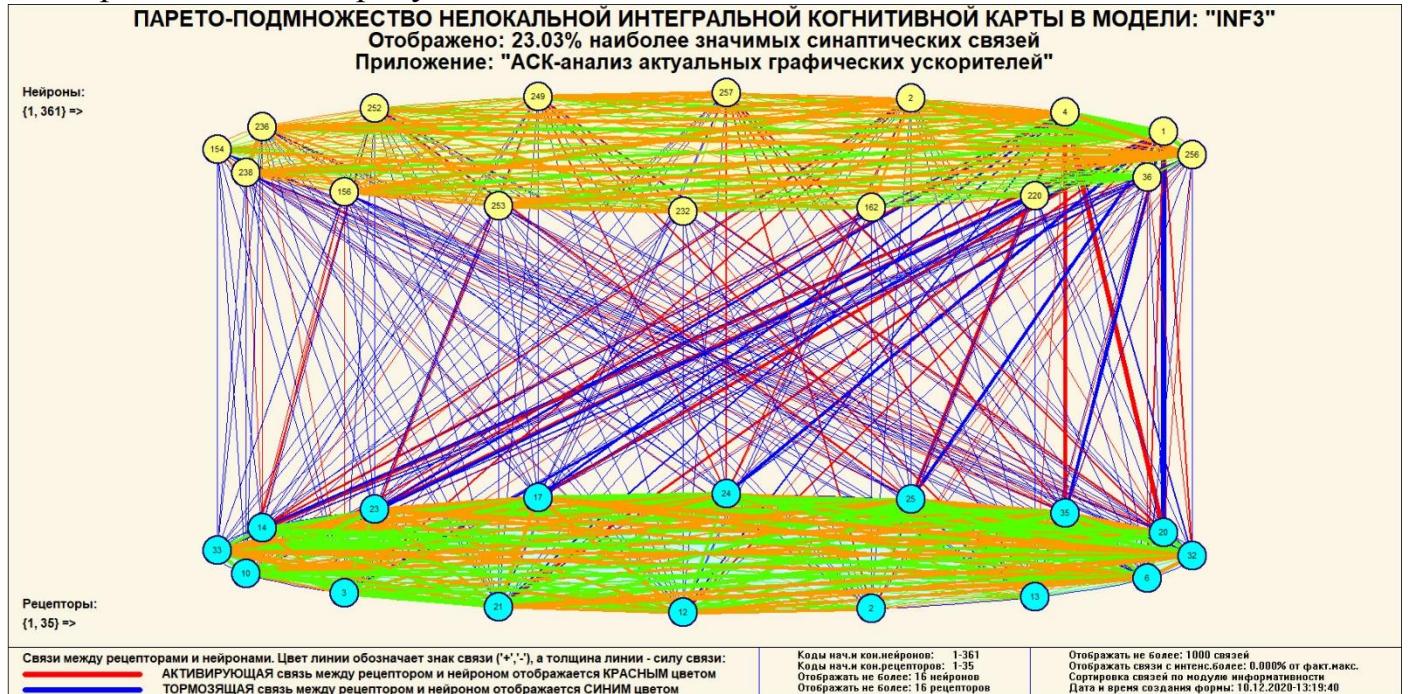


Рисунок 26. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели inf3

4.3.6. Когнитивные функции

Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 27).

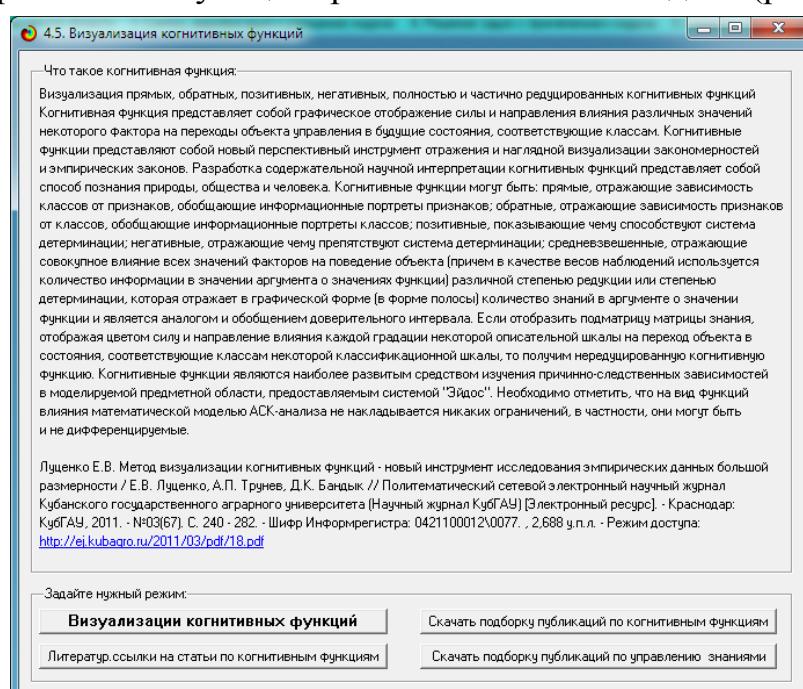


Рисунок 27. Help режима визуализации когнитивных функций
Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков; обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие, чему способствуют система детерминации; негативные, отражающие, чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значении функции) различной степенью редукции или степени детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полос) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим переделированную когнитивную функцию. Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой «Эйдос». Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые."/>

(признаков) на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Классы являются градациями классификационных шкал.

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

Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют системы детерминации (обозначены белой линией); негативные, отражающие чему препятствуют системы детерминации (обозначены черной линией); средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы разной толщины) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала.

Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию.

Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос".

Необходимо отметить, что ***на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений***, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

На рисунках 28 приведены когнитивные функции, наглядно отражающие силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных характеристик видеокарты на её класс (производителя или архитектуру).

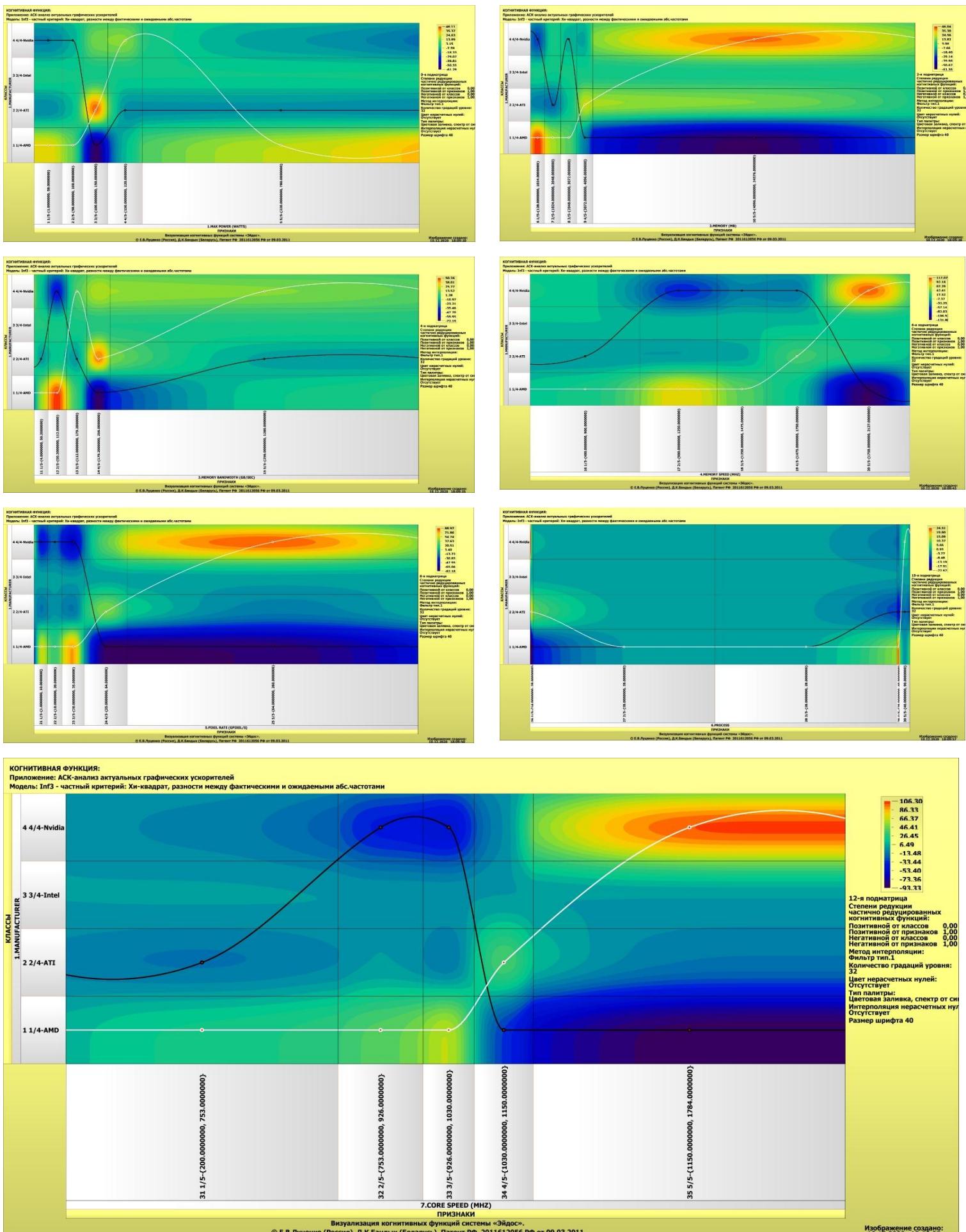


Рисунок 28. Примеры когнитивных функций, отражающих силу и направление влияния значений характеристик видеокарты на его вид

Из когнитивных функций, приведенных на рисунке 28, хорошо видно, что **зависимости между значениями характеристик видеокарты и её классом (к примеру, производителем) в основном имеют довольно предсказуемый характер.**

7. Выводы

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

В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по различным классам видеокарт, изучено влияние характеристик актуальных видеокарт Nvidia Intel ATI Radeon и AMD на эти классы, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Литература

1. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
2. Луценко Е.В. Универсальный информационный вариационный принцип развития систем / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №07(041). С. 117 – 193. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf>, 4,812 у.п.л.
3. Lutsenko E. V. System analysis and decision-making (Automated system-cognitive analysis and solving problems of identification, decision-making and research of the simulated subject area): textbook / E. V. Lutsenko. - Krasnodar: ECSC "Eidos", 2020. - 1031 p. // August 2020, DOI: [10.13140/RG.2.2.27247.05289](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.27247.05289), License [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/), https://www.researchgate.net/publication/343998862_SYSTEM_ANALYSIS_AND_DECISION_MAKING_Automated_system-cognitive_analysis_and_solving_problems_of_identification_decision-making_and_research_of_the_simulated_subject_area, см. учебный вопрос-2.8.5. Повышение уровня системности объекта управления как цель управления.
4. Lutsenko E.V. On higher forms of consciousness, the prospects of man, technology and society (selected works) // August 2019, DOI: [10.13140/RG.2.2.21336.24320](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21336.24320), License [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/), https://www.researchgate.net/publication/335057548_On_HIGHER_FORMS_of_CONSCIOUSNESS_the_PROSPECTS_of_MAN_TECHNOLOGY_AND_SOCIETY_selected_works
5. Lutsenko E.V. ABOUT THE INTERFACE: "SOUL-COMPUTER» (artificial intelligence: problems and solutions within the system information and functional paradigm of society development) // April 2019, DOI: [10.13140/RG.2.2.23132.85129](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.23132.85129), https://www.researchgate.net/publication/332464278_ABOUT_THE_INTERFACE_SOUL-COMPUTER_artificial_intelligence_problems_and_solutions_within_the_system_information_and_functional_paradigm_of_society_development
6. 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>

7. Луценко Е.В. Количественные меры возрастания эмерджентности в процессе эволюции систем (в рамках системной теории информации) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2006. – №05(021). С. 355 – 374. – Шифр Информрегистра: 0420600012\0089, IDA [article ID]: 0210605031. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2006/05/pdf/31.pdf>, 1,25 у.п.л.

8. Луценко Е.В. Существование, несуществование и изменение как эмерджентные свойства систем // Квантовая Магия, том 5, вып. 1, стр. 1215-1239, 2008. <http://quantmagic.narod.ru/volumes/VOL512008/p1215.html>

9. 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.

10. Сайт проф.Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>

11. Страница Е.В.Луценко: https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko

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

13. ПАМЯТИ ПРОФЕССОРА О.Г. КУКОСЯНА // – Режим доступа: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=20266263>

14. Луценко Е.В. Формирование субъективных (виртуальных) моделей физической и социальной реальности сознанием человека и неоправданное приятие им онтологического статуса (гипостазирование) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №09(113). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1131509001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/09/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.

15. Луценко Е.В. Принципы и перспективы корректной содержательной интерпретации субъективных (виртуальных) моделей физической и социальной реальности, формируемой сознанием человека / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №01(115). С. 22 – 75. – IDA [article ID]: 1151601003. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/01/pdf/03.pdf>, 3,375 у.п.л.

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

17. 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.

18. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политехнический 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.

19. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.