

УДК 004.8

Автоматизированный системно-когнитивный анализ зависимости производительности процессоров от их параметров

Шаргородский Олег Витальевич
студент факультета ПИ, группа ИТ1821
oshargorodskiy@list.ru

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

Целью данной работы является изучение зависимости производительности процессоров от их параметров. Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для меня это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-Х++», а также получить зачет. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

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

Automated system-cognitive analysis of the dependence of processors performance on their parameters

Shargorodsky Oleg Vitalievich
student of the faculty of PI, group IT1821
oshargorodskiy@list.ru

Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

The purpose of this work is to study the dependence of the performance of processors on their parameters. The achievement of this goal is of great personal interest. For me, this will allow me to gain knowledge in working with the Eidos-X ++ universal cognitive analytical system, as well as get a credit. To achieve this goal, the Automated System-Cognitive Analysis (ASK-analysis) and its software toolkit - the intelligent system "Eidos" are used.

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

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	7
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	8
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ	13
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	18
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)	18
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)	19
Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели	23
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов.....	23
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов.....	24
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов	25
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	27
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети.....	28
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты.....	30
4.3.7. Когнитивные функции	30
4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик процессора и сила влияния этих характеристик на вид процессора	33
4.3.9. Степень детерминированности класса процессора.....	35
7. ВЫВОДЫ.....	37
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	37

Введение

Целью данной работы является изучение зависимости производительности процессоров от их параметров. Показатели производительности процессоров, а также данные по ним были получены из открытой базы данных с наборами данных UCI по ссылке:
<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Computer+Hardware>

Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для меня это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-Х++».

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).

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

АСК-анализ представляет собой метод искусственного интеллекта, разработанный проф. Е.В. Луценко в 2002 году для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ доведен до **инновационного** уровня благодаря тому, что имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос-Х++» (система «Эйдос»).

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 244, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

- поддерживает on-line среду 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;

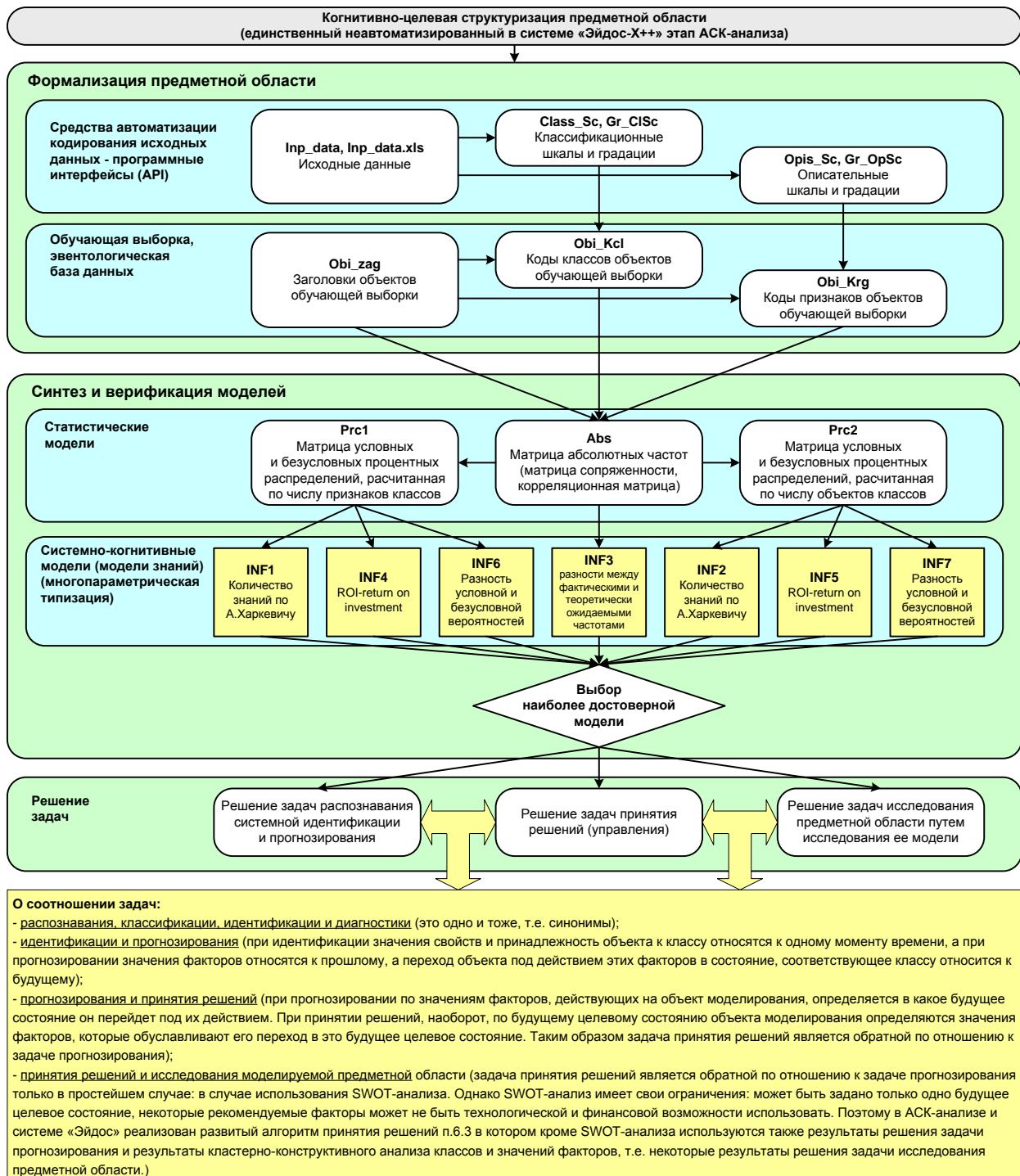
- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой 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 АСК-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 являются 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 относительную опубликованную производительность и расчетную относительную производительность(таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – наименование производителя, наименование модели, время машинного цикла в наносекундах, минимальный объем оперативной памяти в килобайтах, максимальный объем оперативной памяти в килобайтах, объем кэш-памяти в килобайтах, минимальное количество потоков и максимальное количество потоков (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	PRP
2	ERP

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	VendorName
2	ModelName
3	MYCT
4	MMIN
5	MMAX
6	CACH
7	CHMIN
8	CHMAX

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены из датасета по процессорам, найденным в интернете.

1	Name	VendorName	ModelName	MYCT	MMIN	MMAX	Cach	CHMIN	CHMAX	PRP	ERP
2	Ambex-32/60	Ambex	32/60	125	256	6000	256	16	128	198	199
3	amdahl-470v/7	amdahl	470v/7	29	8000	32000	32	8	32	269	253
4	amdahl-470v/7a	amdahl	470v/7a	29	8000	32000	32	8	32	220	253
5	amdahl-470v/7b	amdahl	470v/7b	29	8000	32000	32	8	32	172	253
6	amdahl-470v/7c	amdahl	470v/7c	29	8000	16000	32	8	16	132	132
7	amdahl-470v/b	amdahl	470v/b	26	8000	32000	64	8	32	318	290
8	amdahl-580-5840	amdahl	580-5840	23	16000	32000	64	16	32	367	381
9	amdahl-580-5850	amdahl	580-5850	23	16000	32000	64	16	32	489	381
10	amdahl-580-5860	amdahl	580-5860	23	16000	64000	64	16	32	636	749
11	amdahl-580-5880	amdahl	580-5880	23	32000	64000	128	32	64	1144	1238
12	apollo-dn320	apollo	dn320	400	1000	3000	0	1	2	38	23
13	apollo-dn420	apollo	dn420	400	512	3500	4	1	6	40	24
14	basf-7/65	basf	7/65	60	2000	8000	65	1	8	92	70
15	basf-7/68	basf	7/68	50	4000	16000	65	1	8	138	117
16	bti-5000	bti	5000	350	64	64	0	1	4	10	15
17	bti-8000	bti	8000	200	512	16000	0	4	32	35	64
18	burroughs-b1955	burroughs	b1955	167	524	2000	8	4	15	19	23
19	burroughs-b2900	burroughs	b2900	143	512	5000	0	7	32	28	29
20	burroughs-b2925	burroughs	b2925	143	1000	2000	0	5	16	31	22
21	burroughs-b4955	burroughs	b4955	110	5000	5000	142	8	64	120	124
22	burroughs-b5900	burroughs	b5900	143	1500	6300	0	5	32	30	35
23	burroughs-b5920	burroughs	b5920	143	3100	6200	0	5	20	33	39
24	burroughs-b6900	burroughs	b6900	143	2300	6200	0	6	64	61	40
25	burroughs-b6925	burroughs	b6925	110	3100	6200	0	6	64	76	45
26	c.r.d-68/10-80	c.r.d	68/10-80	320	128	6000	0	1	12	23	28
27	c.r.d-universe:2203t	c.r.d	universe:2203t	320	512	2000	4	1	3	69	21
28	c.r.d-universe:68	c.r.d	universe:68	320	256	6000	0	1	6	33	28
29	c.r.d-universe:68/05	c.r.d	universe:68/05	320	256	3000	4	1	3	27	22
30	c.r.d-universe:68/137	c.r.d	universe:68/137	320	512	5000	4	1	5	77	28
31	c.r.d-universe:68/37	c.r.d	universe:68/37	320	256	5000	4	1	6	27	27
32	cdc-cyber:170/750	cdc	cyber:170/750	25	1310	2620	131	12	24	274	102
33	cdc-cyber:170/760	cdc	cyber:170/760	25	1310	2620	131	12	24	368	102
34	cdc-cyber:170/815	cdc	cyber:170/815	50	2620	10480	30	12	24	32	74
35	cdc-cyber:170/825	cdc	cyber:170/825	50	2620	10480	30	12	24	63	74
36	cdc-cyber:170/835	cdc	cyber:170/835	56	5240	20970	30	12	24	106	138
37	cdc-cyber:170/845	cdc	cyber:170/845	64	5240	20970	30	12	24	208	136
38	cdc-omega:480-i	cdc	omega:480-i	50	500	2000	8	1	4	20	23
39	cdc-omega:480-ii	cdc	omega:480-ii	50	1000	4000	8	1	5	29	29
40	cdc-omega:480-iii	cdc	omega:480-iii	50	2000	8000	8	1	5	71	44

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
 XLSX- MS Excel-2007(2010)
 DBF - DBASE IV (DBF/NTX)
 CSV - CSV => DBF конвертер

Стандарт XLS-файла
Стандарт DBF-файла
Стандарт CSV-файла

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_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

Равные интервалы с разным числом наблюдений
 Разные интервалы с равным числом наблюдений

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: [20 x 257]

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	2	20	10,00	6	18	3,00
Текстовые	0	0	0,00	2	239	119,50
ВСЕГО:	2	20	10,00	8	257	32,13

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации **Параметры числ.шкал и градаций** **Выйти на создание модели**

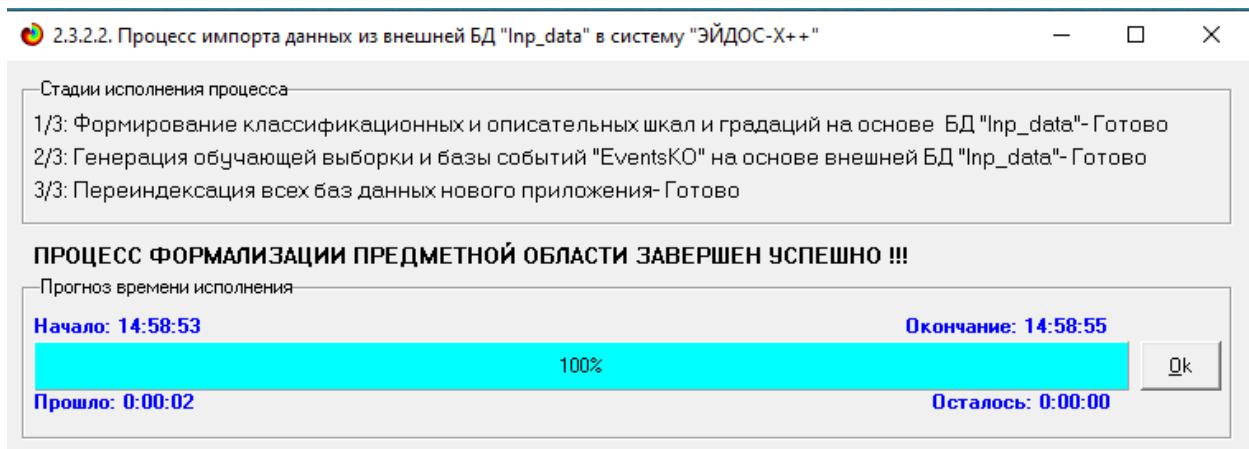


Рисунок 3. Экранные формы программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

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 3 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.

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xls" в систему "Эйдос-Х++" и формализации предметной области

-Данный программный интерфейс обеспечивает автоматическое формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки, т. е. формализацию предметной области, на основе XLS или XLSX-файла с исходными данными стандарта предметного языка.

-Файл исходных данных должен иметь имя .INP_DATA.xls или INP_DATA.xlsx и может быть получен в Excel 2003 (2007 - 2010), а файл распознаваемой выборки имя .INP_RASP.xls или INP_RASP.xlsx. Файлы INP_DATA.xls и INP_RASP.xls или INP_RASP.xlsx должны находиться в папке E:\AIDOS-X\AID_DATA\Inp_data и имеют совершенно одинаковую структуру:

- 1-я строка этого файла должна содержать наименования колонок, на любом языке, в т. ч. и русском. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом обозначения ячеек и переносы слов не допускаются. Желательно, чтобы эти наименования были не очень длинными, т. к. к ним еще будут добавляться интервальные числовые или текстовые значения;
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки. Если Excel-2003, в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе Excel-2007(2010) возможно до 1 048 576 строк и 16 384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (名义的) или числового типа (尺度的) знаками после запятой;
- Столбцы присваиваются числовый тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т. ч. пробелом), то столбцы присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами;
- 1-й столбец содержит наименование источника данных длиной до 255 символов, но желательно, чтобы эти наименования были не очень длинными;
- Столбцы со 2-го по N-1 по последний являются описательными шкалами (факторами) и содержат данные о признаках (т. е. значениях факторов), характеризующих объекты обучающей выборки;
- В результате работы режима формируется файл INP_NAME.TXT стандарта MS DOS (кириллица), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальные числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются на интервальные значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное число или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. С их использованием генерируются обучающие выборки, каждый объект которой соответствует одному строке файла исходных данных NP_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градациями описательных шкал.
- Распознаваемая выборка формируется на основе файла INP_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в модели, и базы распознаваемой выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP_RASP были пустыми. Структура файла INP_RASP должна быть такая же, как INP_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по столбцам, но могут иметь разное количество строк.

Принцип организации таблицы исходных данных:

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й классификационной шкалы	Наименование 2-й классификационной шкалы	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы	...
1-й объект обучающей выборки	Значение показателя	Значение показателя	Значение показателя	Значение показателя	...
2-й объект обучающей выборки	Значение показателя	Значение показателя	Значение показателя	Значение показателя	...
...

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

В результате работы режима сформирована 2 классификационные шкалы с суммарным количеством градаций (классов) 4 (рисунок 3) и 15 описательных шкал с суммарным числом градаций 45 (рисунок 4). С использованием классификационных и описательных шкал и градаций исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (рисунок 5):

The image shows two side-by-side software windows, both titled "2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: 'INF1'".

Left Window (PRP):

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	PRP
2	ERP

Right Window (ERP):

Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	1-е из 10: 1/10-{6.0000000, 16.0000000}
2	2-е из 10: 2/10-{16.0000000, 24.0000000}
3	3-е из 10: 3/10-{24.0000000, 31.0000000}
4	4-е из 10: 4/10-{31.0000000, 38.0000000}
5	5-е из 10: 5/10-{38.0000000, 49.0000000}
6	6-е из 10: 6/10-{49.0000000, 62.0000000}
7	7-е из 10: 7/10-{62.0000000, 80.0000000}
8	8-е из 10: 8/10-{80.0000000, 138.0000000}
9	9-е из 10: 9/10-{138.0000000, 259.0000000}
10	10-е из 10: 10/10-{259.0000000, 1150.0000000}

Рисунок 3 – Классификационные шкалы и градации
(PRP и ERP)

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INFI"		
Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Информатено
1 VENDORNAME	0.000000	
2 MNAME	0.000000	
3 C1	0.000000	
4 MMN	0.000000	
5 MMV	0.000000	
6 CAH	0.000000	
7 CHMIN	0.000000	
8 CHMAX	0.000000	
9		
10		
11		
12		
13		
14		
15		
16		
17		
18		
19		
20		
21		
22		
23		
24		
25		
26		
27		
28		
29		
30		
31		
32		
33		
34		
35		
36		
37		
38		
39		
40		
41		
42		
43		
44		
45		
46		
47		
48		
49		
50		
51		
52		
53		
54		
55		
56		
57		
58		
59		
60		
61		
62		
63		
64		
65		
66		
67		
68		
69		
70		
71		
72		
73		
74		
75		
76		
77		

Помощь	Добавить	Добавл. шкалы	Добавл. град.	Копир. шкалу	Копир. град.шк.	Копир. шкал с град.	Часть шкал с град.	Часть град.шк.	Перекодировать	Очистить	Графики прошлых сценариев
--------	----------	---------------	---------------	--------------	-----------------	---------------------	--------------------	----------------	----------------	----------	---------------------------

Рисунок 4 – Описательные шкалы и градации (характеристики процессоров)

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INFI"		
Код объекта	Наименование объекта	Дата
35 cdc-cyber170/95		
36 cdc-cyber170/845		
37 cdc-omega 480		
38 cdc-omega 480н		
39 cdc-omega 480н		
40 cambox1630-1		
41 cambox1630-10		
42 cambox1641-1		
43 cambox1641-11		
44 cambox1651-1		
45 dec-decuyt 10/1091		
46 dec-decuyt 20/2060		
47 dec-microwave 1		
48 dec-vacuum 730		
49 dec-vacuum 11/750		
50 dec-vacuum 11/750		
51 dg-eletron 4290		
52 dg-eletron m/600		
53 dg-eletron m/10000		
54 dg-eletron m/4000		
55 dg-eletron m/6000		

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4
47	2	11	0	0
48				
49				
50				
51				
52				
53				
54				
55				

Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
47	10	212	242	243	246	250	252
48	299	0	0	0	0	0	0
49							
50							
51							
52							
53							
54							
55							

Помощь	Скопировать обуч.выб в расп.	Добавить объект	Добавить классы	Добавить признаки	Удалить объект	Удалить классы	Удалить признаки	Очистить БД
--------	------------------------------	-----------------	-----------------	-------------------	----------------	----------------	------------------	-------------

Рисунок 5 – Обучающая выборка

Обучающая выборка (рисунок 5), по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (рисунок 2), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (рисунки 3 и 4). 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 5).

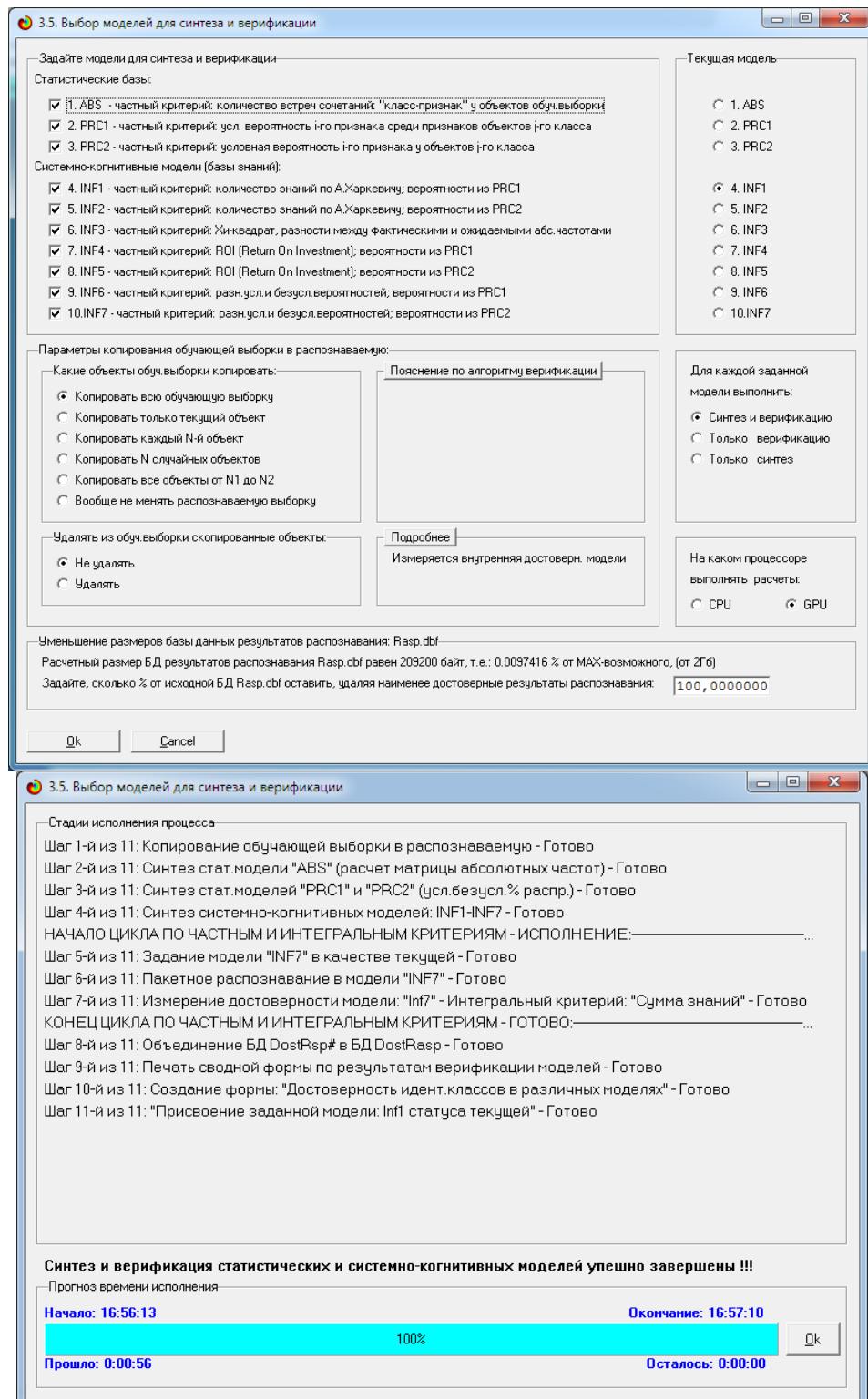


Рисунок 5. Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 5 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на графическом процессоре (GPU)».

Из рисунка 5 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 14 секунд. Отметим, что при синтезе и верификации моделей использовался графический процессор (GPU) видеокарты. На центральном процессоре (CPU) выполнение этих операций занимает значительно большее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз дольше). Таким образом, неграфические вычисления на графических процессорах видеокарты делает возможной обработку больших объемов исходных данных за разумное время. В процесс синтеза и верификации моделей осуществляется также расчет 10 выходных форм, на что уходит более 99% времени исполнения.

Фрагменты самих созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 6, 7:

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обуч.выборки"												
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. PRP 1 Е ИЗ 10: 1/10 (6.0, 16.0)	2. PRP 2 Е ИЗ 10: 2/10 (16.0, 24.0)	3. PRP 3 Е ИЗ 10: 3/10 (24.0, 31.0)	4. PRP 4 Е ИЗ 10: 4/10 (31.0, 38.0)	5. PRP 5 Е ИЗ 10: 5/10 (38.0, 49.0)	6. PRP 6 Е ИЗ 10: 6/10 (49.0, 62.0)	7. PRP 7 Е ИЗ 10: 7/10 (62.0, 80.0)	8. PRP 8 Е ИЗ 10: 8/10 (80.0, 138.0)	9. PRP 9 Е ИЗ 10: 9/10 (138.0, 259.0)	10. PRP 10 Е ИЗ 10: 10/10 (259.0, 1150.0)	11. ERP 1 Е ИЗ 10: 10/10 (15.0, 20.0)
1	VENDORNAME-1/30-Ambex									1		
2	VENDORNAME-2/30-andahl								1	2	6	
3	VENDORNAME-3/30-apollo			1	1							
4	VENDORNAME-4/30-basf								2			
5	VENDORNAME-5/30-bi	1			1						1	
6	VENDORNAME-6/30-burroughs		1	3	1		1	1	1			
7	VENDORNAME-7/30-crd		1	2	1			2				
8	VENDORNAME-8/30-cambex			1	1	1	2					
9	VENDORNAME-9/30-cdc		1	1	1			2	1	1	2	
10	VENDORNAME-10/30-dec	2				1	1	2			1	
11	VENDORNAME-11/30-dg	2	1	1		1	1	1	1		1	
12	VENDORNAME-12/30-formation	3	2									
13	VENDORNAME-13/30-four-phase			1							1	
14	VENDORNAME-14/30-gould								3			
15	VENDORNAME-15/30-harris				2	2	2		1		1	
16	VENDORNAME-16/30-honeywell	2	2	1	3	1		1	1	2		
17	VENDORNAME-17/30-hp	2	1	2		1		1				
18	VENDORNAME-18/30-lbm	7	6		4	3	1	3	3	2	3	
19	VENDORNAME-19/30-ipl			1		1	1	2				
20	VENDORNAME-20/30-magnuson	1		1	1	1	1	1				
21	VENDORNAME-21/30-micodata			1								
22	VENDORNAME-22/30-nas					1	4	2	4	3	5	
23	VENDORNAME-23/30-nscr	2	3		1	2	1		2	2	1	

Рисунок 6. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми abs.частотами"											
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. PRP 1 Е ИЗ 10: 1/10 (6.0, 16.0)	2. PRP 2 Е ИЗ 10: 2/10 (16.0, 24.0)	3. PRP 3 Е ИЗ 10: 3/10 (24.0, 31.0)	4. PRP 4 Е ИЗ 10: 4/10 (31.0, 38.0)	5. PRP 5 Е ИЗ 10: 5/10 (38.0, 49.0)	6. PRP 6 Е ИЗ 10: 6/10 (49.0, 62.0)	7. PRP 7 Е ИЗ 10: 7/10 (62.0, 80.0)	8. PRP 8 Е ИЗ 10: 8/10 (80.0, 138.0)	9. PRP 9 Е ИЗ 10: 9/10 (138.0, 259.0)	10. PRP 10 Е ИЗ 10: 10/10 (259.0, 1150.0)
1	VENDORNAME-1/30-Ambex	-0.096	-0.120	-0.081	-0.115	-0.086	-0.100	-0.100	-0.105	0.904	-0.10
2	VENDORNAME-2/30-andahl	-0.861	-0.177	-0.732	-0.033	-0.775	-0.904	-0.904	0.053	1.139	5.05
3	VENDORNAME-3/30-apollo	-0.191	-0.239	-0.163	0.770	0.828	-0.201	-0.201	-0.211	-0.191	-0.20
4	VENDORNAME-4/30-basf	-0.191	-0.239	-0.163	-0.230	-0.172	-0.201	-0.201	-0.191	-0.191	-0.20
5	VENDORNAME-5/30-bi	0.809	-0.239	-0.163	0.770	-0.172	-0.201	-0.201	-0.211	-0.191	-0.20
6	VENDORNAME-6/30-burroughs	-0.766	0.043	2.349	0.081	-0.689	0.196	0.196	0.158	-0.766	-0.80
7	VENDORNAME-7/30-crd	-0.574	0.282	1.512	0.311	-0.517	-0.603	1.397	-0.632	-0.574	-0.60
8	VENDORNAME-8/30-cambex	-0.478	-0.598	0.593	0.426	0.569	1.498	-0.502	-0.526	-0.478	-0.50
9	VENDORNAME-9/30-cdc	-0.861	-0.077	0.268	-0.033	-0.775	-0.904	1.096	0.053	0.139	1.03
10	VENDORNAME-10/30-dec	-0.574	1.282	-0.488	-0.689	0.483	0.397	1.397	-0.632	-0.574	-0.60
11	VENDORNAME-11/30-dg	-0.670	1.163	0.431	0.196	-0.603	0.297	0.297	0.263	-0.670	-0.70
12	VENDORNAME-12/30-formation	2.522	1.402	-0.407	-0.574	-0.431	-0.502	-0.502	-0.526	-0.478	-0.50
13	VENDORNAME-13/30-four-phase	-0.096	-0.120	-0.081	0.885	-0.086	-0.100	-0.100	-0.105	-0.096	-0.10
14	VENDORNAME-14/30-gould	-0.287	-0.359	-0.244	-0.344	-0.258	-0.301	-0.301	-0.316	2.713	-0.30
15	VENDORNAME-15/30-harris	-0.670	-0.837	-0.569	1.196	1.397	-0.703	0.263	-0.670	-0.70	-0.70
16	VENDORNAME-16/30-honeywell	0.756	0.445	-0.057	1.507	-0.120	-1.306	-0.306	-0.368	0.756	-1.30
17	VENDORNAME-17/30-hp	-0.670	1.163	0.431	1.196	-0.603	0.297	0.297	-0.737	-0.670	-0.70
18	VENDORNAME-18/30-lbm	3.938	2.172	-2.603	0.325	0.244	-2.215	-2.215	-0.368	-1.062	-0.21
19	VENDORNAME-19/30-ipl	-0.574	-0.718	0.512	-0.689	0.483	0.397	1.397	0.368	-0.574	-0.60
20	VENDORNAME-20/30-magnuson	0.426	-0.718	0.512	0.311	0.483	0.397	0.397	-0.632	-0.574	-0.60
21	VENDORNAME-21/30-micodata	-0.096	-0.120	0.919	-0.115	-0.086	-0.100	-0.100	-0.105	-0.096	-0.10
22	VENDORNAME-22/30-nas	-1.818	-2.273	-1.545	-2.182	-0.636	2.091	0.091	2.000	1.182	3.05
23	VENDORNAME-23/30-nscr	0.756	1.445	-1.057	-0.493	0.880	-0.306	-1.306	0.632	0.756	-1.30

Рисунок 7. 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 образом 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 8).

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	Емерга... Ван Ризбергена	Сумма модул... уровней след... истинно-поло... решений (STR)	Сумма модул... уровней след... истинно-отри... решений (STN)	Сумма модул... уровней ложног... решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сокращений: "класс"	Корреляция abs. частот с обр...	418	418	209	3553		0.105	1.000	0.190	308 852	4.830	1449
1. ABS - частный критерий: количество встреч сокращений: "класс"	Сумма abs. частот по признакам...	418	418	56	3706		0.101	1.000	0.184	256 677	1214	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Корреляция усл.отн частот с ...	418	418	209	3553		0.105	1.000	0.190	308 852	4.830	1449
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Сумма усл.отн частот от признака...	418	418	56	3706		0.101	1.000	0.184	253 505	1210	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Корреляция усл.отн частот с ...	418	418	209	3553		0.105	1.000	0.190	308 851	4.830	1449
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Сумма усл.отн частот по признакам...	418	418	56	3706		0.101	1.000	0.184	253 505	1210	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	418	403	3028	734	15	0.354	0.964	0.510	173.874	980.795	116
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	418	413	2104	1658	5	0.199	0.988	0.332	213.783	442.731	286
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	418	403	3028	734	15	0.354	0.964	0.518	173.874	980.795	116
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	418	413	2104	1658	5	0.199	0.988	0.332	213.783	442.731	286
6. INF3 - частный критерий Хиккадат: разности между фактами...	Семантический резонанс зна...	418	407	2180	1582	11	0.205	0.974	0.338	242.458	812.269	576
6. INF3 - частный критерий Хиккадат: разности между фактами...	Сумма знаний	418	407	2180	1582	11	0.205	0.974	0.338	160.474	508.813	349
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс зна...	418	418	3581	181	2	0.697	0.995	0.820	176.776	1035.540	26
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	418	418	1558	2204		0.159	1.000	0.275	231.310	76.493	218
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс зна...	418	416	3581	181	2	0.697	0.995	0.820	176.776	1035.540	26
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	418	418	1558	2204		0.159	1.000	0.275	231.310	76.493	218
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	418	404	1779	1983	14	0.169	0.967	0.288	227.690	379.075	631
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Сумма знаний	418	407	1677	2085	11	0.163	0.974	0.280	158.106	183.955	431
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	418	404	1779	1983	14	0.169	0.967	0.288	227.690	379.075	631
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер...	Сумма знаний	418	407	1677	2085	11	0.163	0.974	0.280	158.106	183.955	431

Рисунок 8. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1-критерию проф. Е.В.Луценко

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модель INF4 с интегральным критерием «Семантический резонанс знаний» ($F=0,820$ при максимуме 1,000), что является довольно хорошим результатом, по критерию L1 проф. Е.В.Луценко та же модель является наиболее достоверной ($L1=0,945$ при максимуме 1,000), что является отличным результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF4 сильной причинно-следственной зависимости между производительностью процессора и его характеристиками.

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации характеристик процессоров в СК-модели INF4 по данным обучающей выборки:

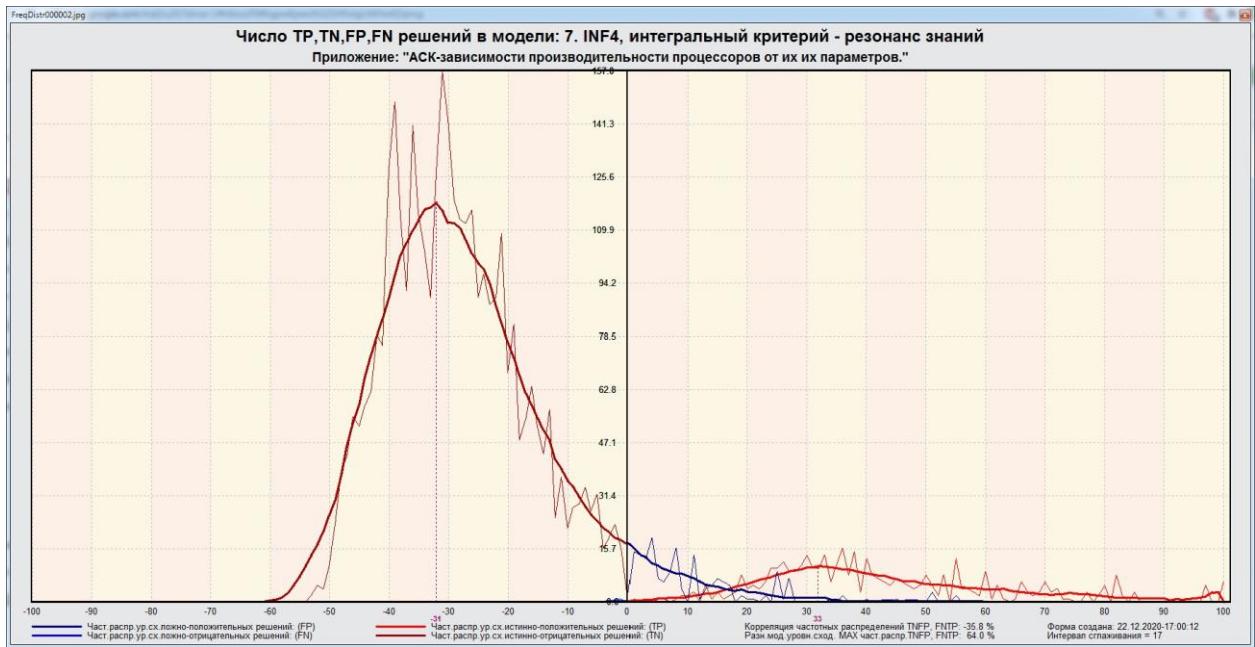


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

Рисунок 9 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 производительности процессоров по его характеристикам и другие задачи.

Видно, что для отрицательных решений количество истинных решений всегда значительно превосходит количество ложных решений, причем при уровнях различия больше примерно 5% ложные отрицательные решения вообще практически отсутствуют.

Видно также, что для положительных решений картина более сложная и включает 3 диапазона уровней сходства

1) при уровнях сходства от 0% до 30% количество ложных решений больше числа истинных;

2) при уровнях сходства от 30% до примерно 42% есть и истинные и ложные положительные решения, но число истинных решений больше числа

ложных и доля истинных решений возрастает при увеличении уровня сходства;

3) при уровнях сходства выше 42% ложные положительные решения не встречаются.

На рисунке 10 приведен Help по режиму 3.4, в котором описаны меры достоверности моделей, применяемые в системе «Эйдос»:

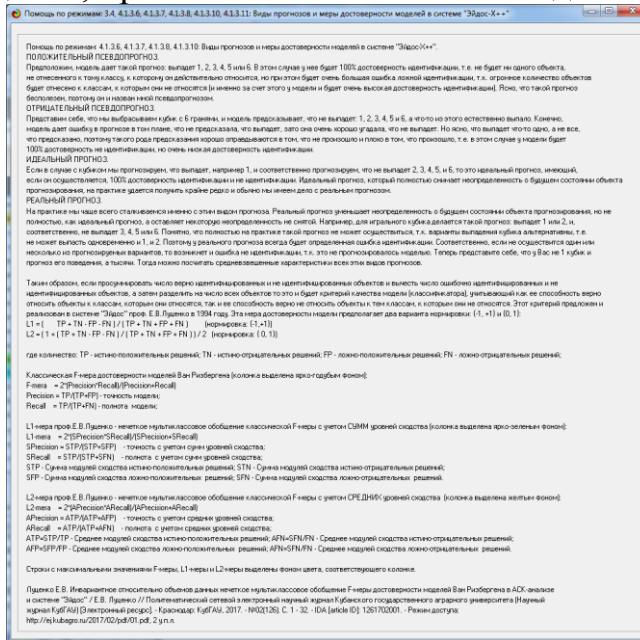


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф. Е.В.Луценко

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 INF4 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 11):

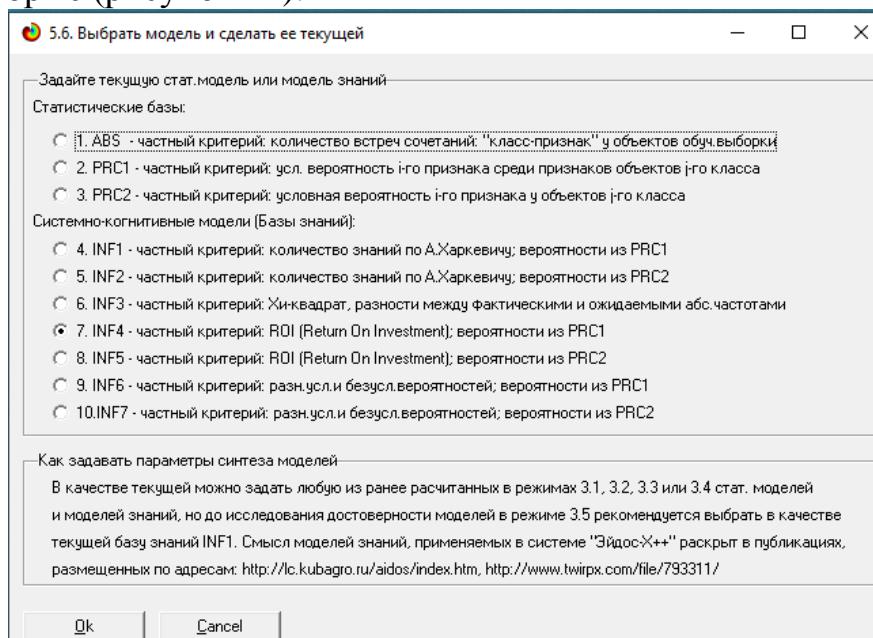


Рисунок 11. Экранные формы приятия наиболее достоверной СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение производительности процессоров на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF4 на GPU (рисунок 12).

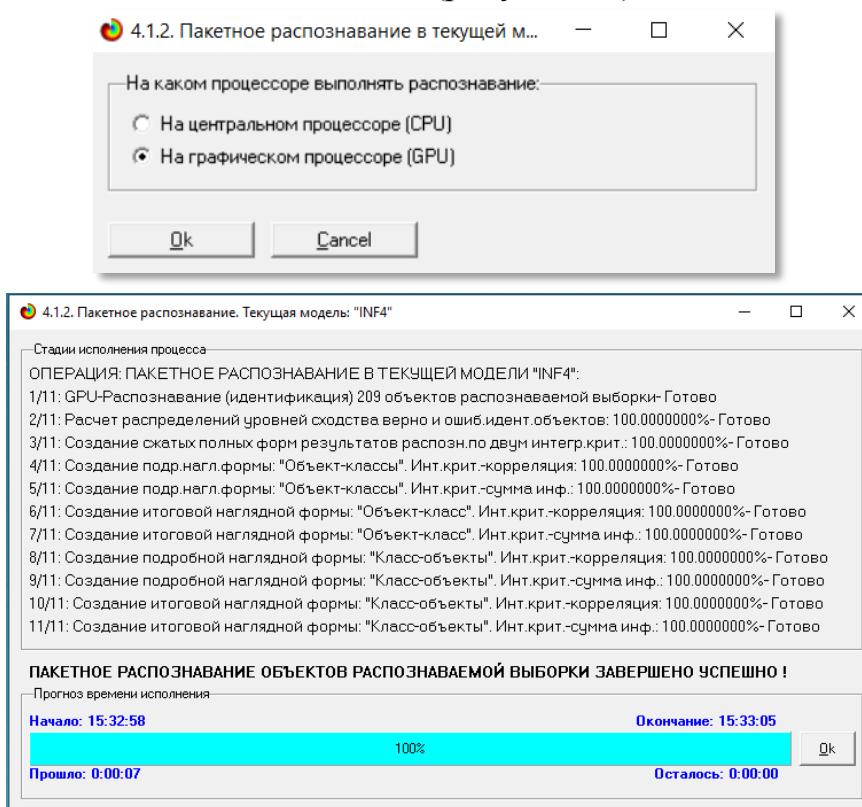


Рисунок 12. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Из рисунка 12 видно, что процесс идентификации занял 7 секунд.

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 13).

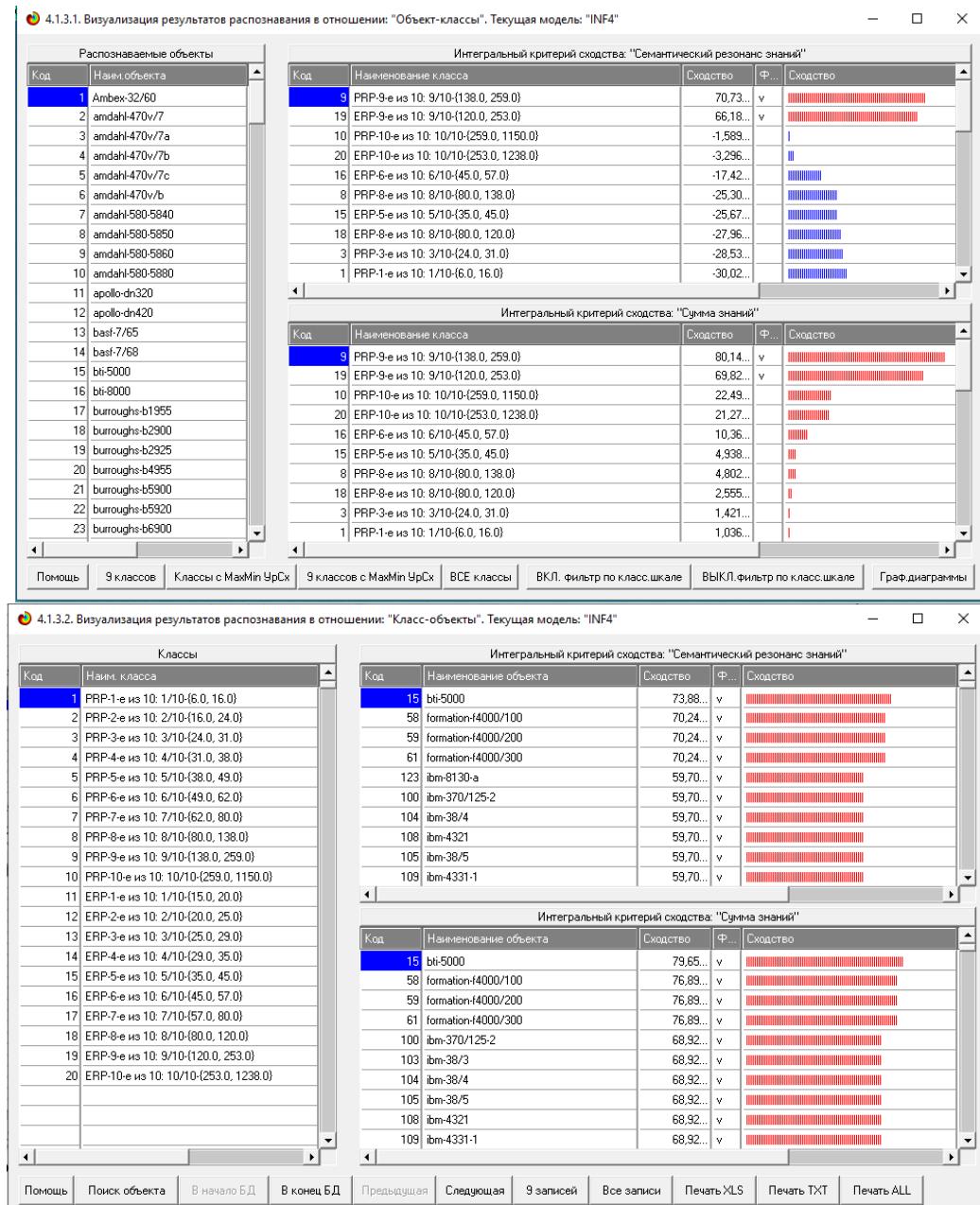


Рисунок 13. Выходные формы по результатам идентификации производительности процессора по его характеристикам

Символ «» стоит против тех результатов идентификации, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 13 видно, что результаты идентификации являются отличными, естественно при учете информации из рисунка 9 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 42%, т.е., по сути, результаты с более низким уровнем сходства надо просто игнорировать.

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 процессора на его производительность.

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 14 приведены SWOT-диаграммы наглядно отражающие силу и направление влияния различных значений характеристик процессора на его производительность.

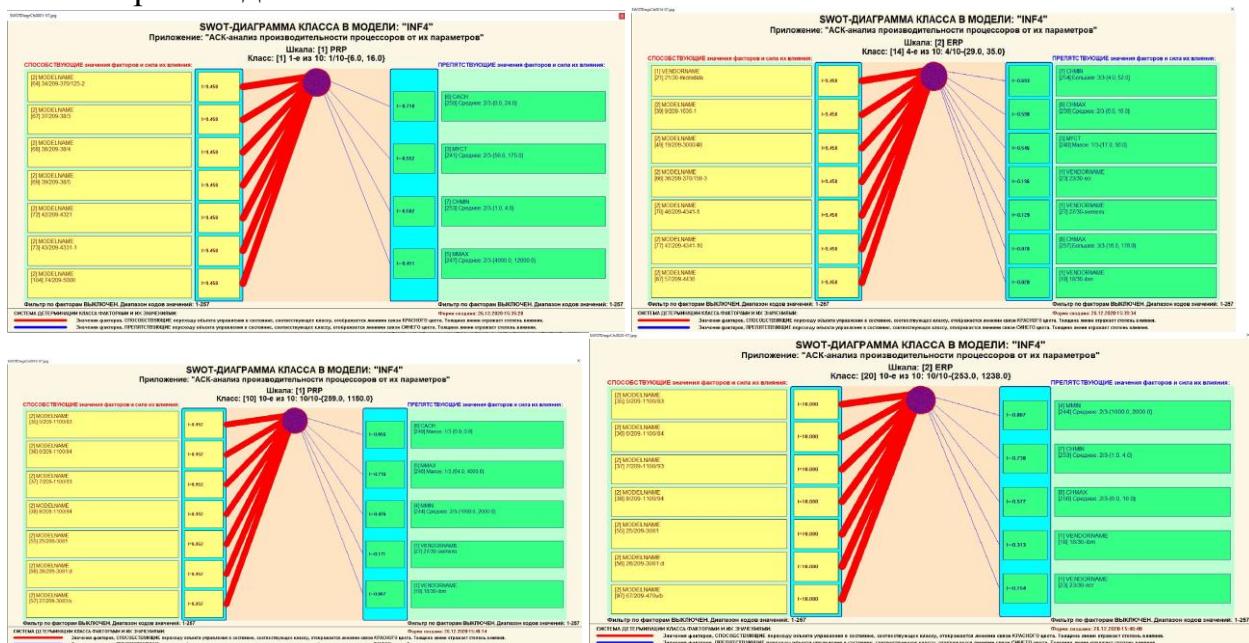


Рисунок 14. SWOT-диаграммы детерминации характеристик процессоров

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

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, а первый подобный расчет относится к 1981 году.

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

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 расчеты по задаче в объеме:

Входная информация составила 425 анкет по 9-ти предприятиям.
Выходная информация - 4 вида выходных форм объемом 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;
- обобщенная 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
Руслан 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
Б.И.Коренец В.И. Коренец
19.05.1987г.

Главный конструктор проекта
Е.В.Луценко Е.В. Луценко
19.05.1987г.

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 14, 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\SWOTCl\####Inf4.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

На рисунке 15 приведены примеры нескольких инвертированных SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния производительности процессоров на его характеристики.

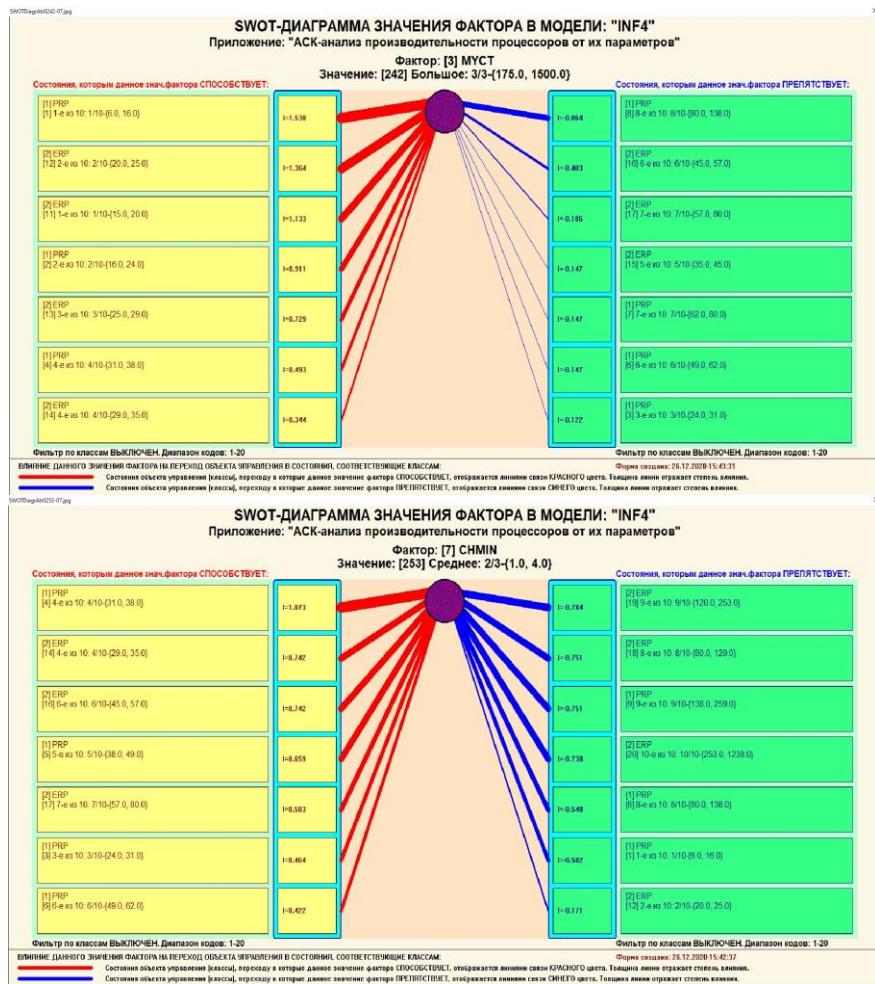


Рисунок 15. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различной производительности процессора на его характеристики

Из первого примера видно, что наибольшая частота является частотой PRP и сильно зависит от характеристик CHMIN и MYCT.

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. Когнитивные диаграммы классов

Эти диаграммы отражают сходство/различие классов. Мы получаем их в режимах 4.2.2.1 и 4.2.2.2 (рисунок 16).

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 16, показаны **количественные** оценки сходства/различия производительности процессоров по связанным с ними значениям их характеристик. Важно, что эти результаты сравнения получены 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.

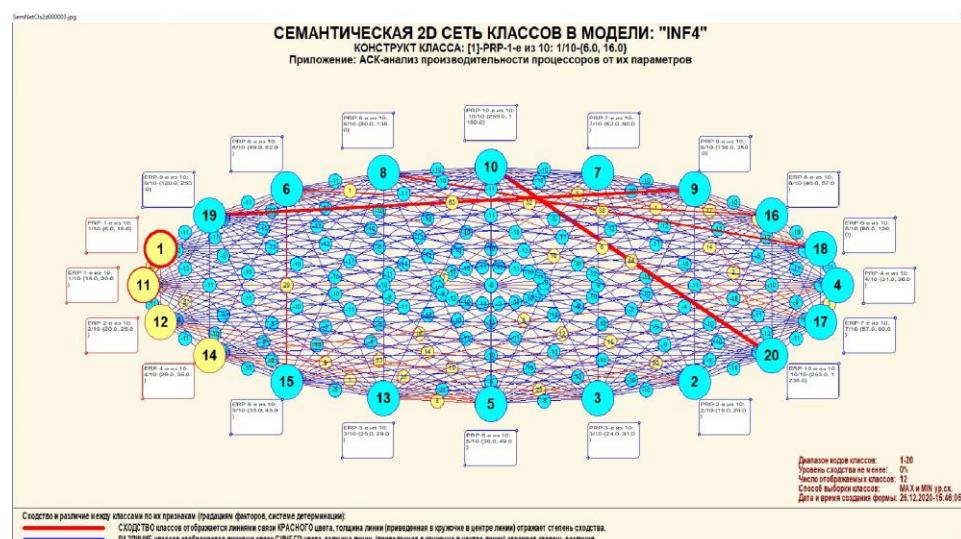


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходства/различия производительности процессоров по связанным с ними значениям их характеристик.

В системе «Эйдос» есть возможность управлять параметрами формирования и вывода изображения, приведенного на рисунке 16. Для этого используется диалоговое окно, приведенное на рисунке 17.

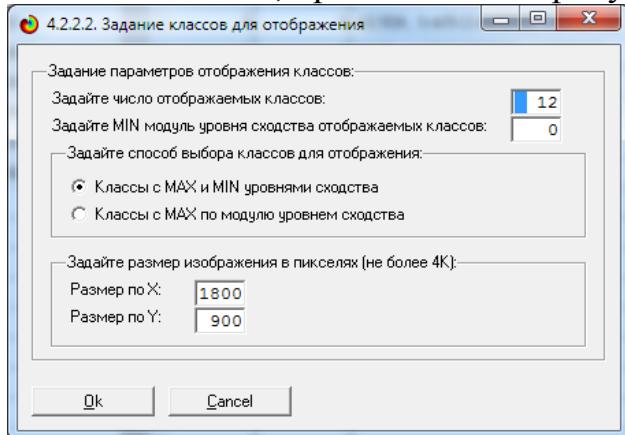


Рисунок 17. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. 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):

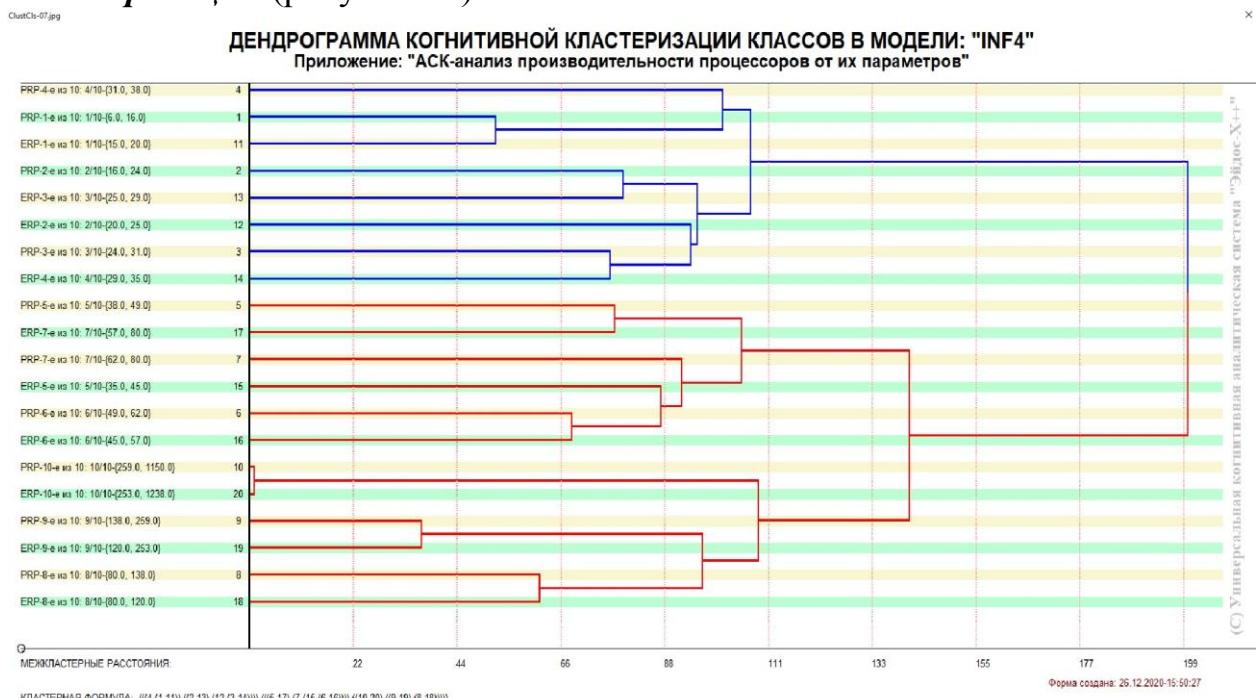


Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие производительности процессоров

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые виды процессоров 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 цель 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:



Рисунок 19. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

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

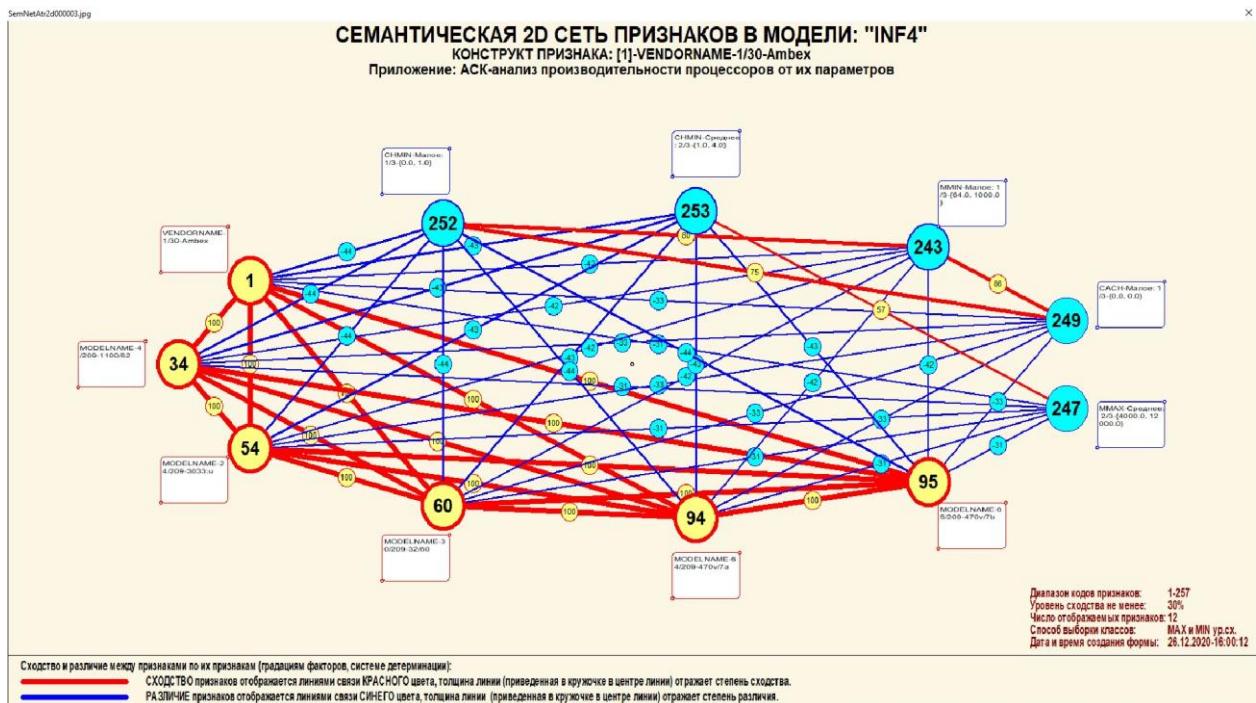


Рисунок 20. сходство/различие признаков процессоров в соответствии с их характеристиками

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.

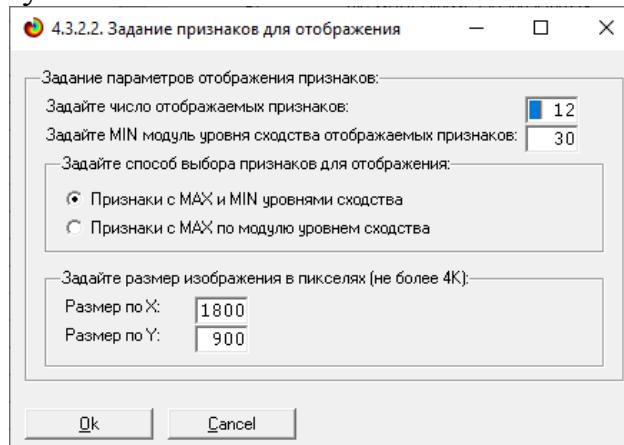


Рисунок 10. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 20

4.3.4. 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.

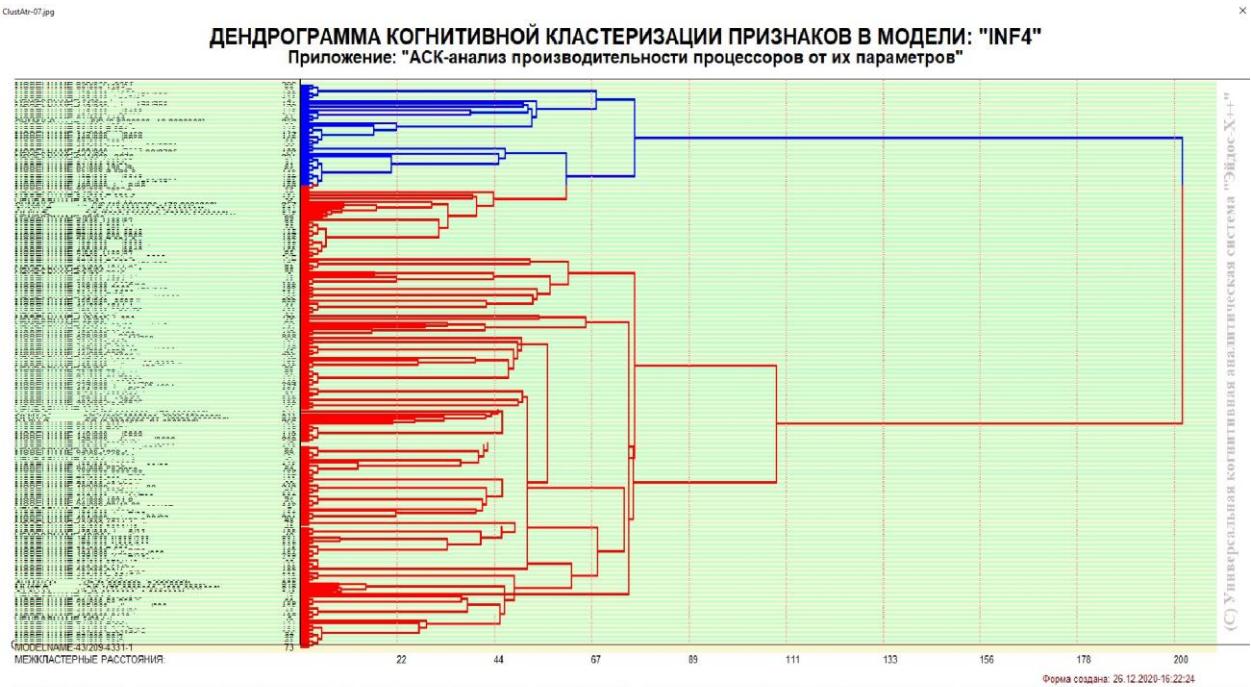


Рисунок 11. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации признаков

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 производительности процессора. **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 12. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 24 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 25 - фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:

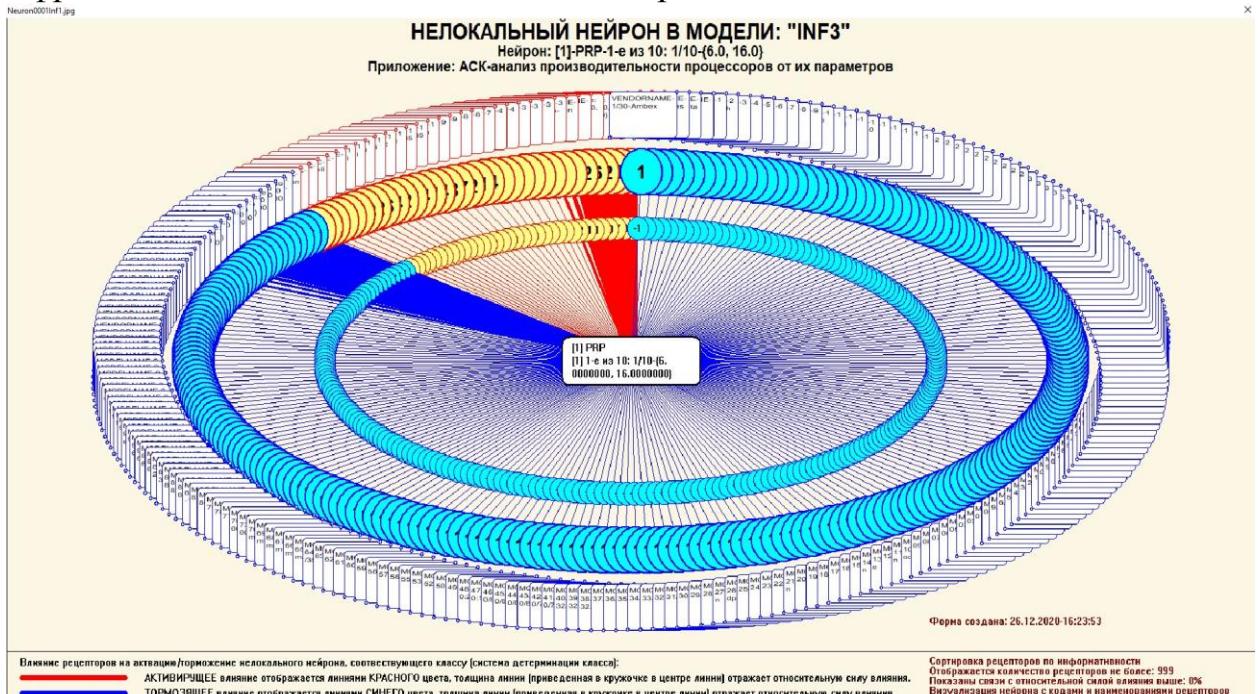


Рисунок 24. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений характеристик процессора на его производительность

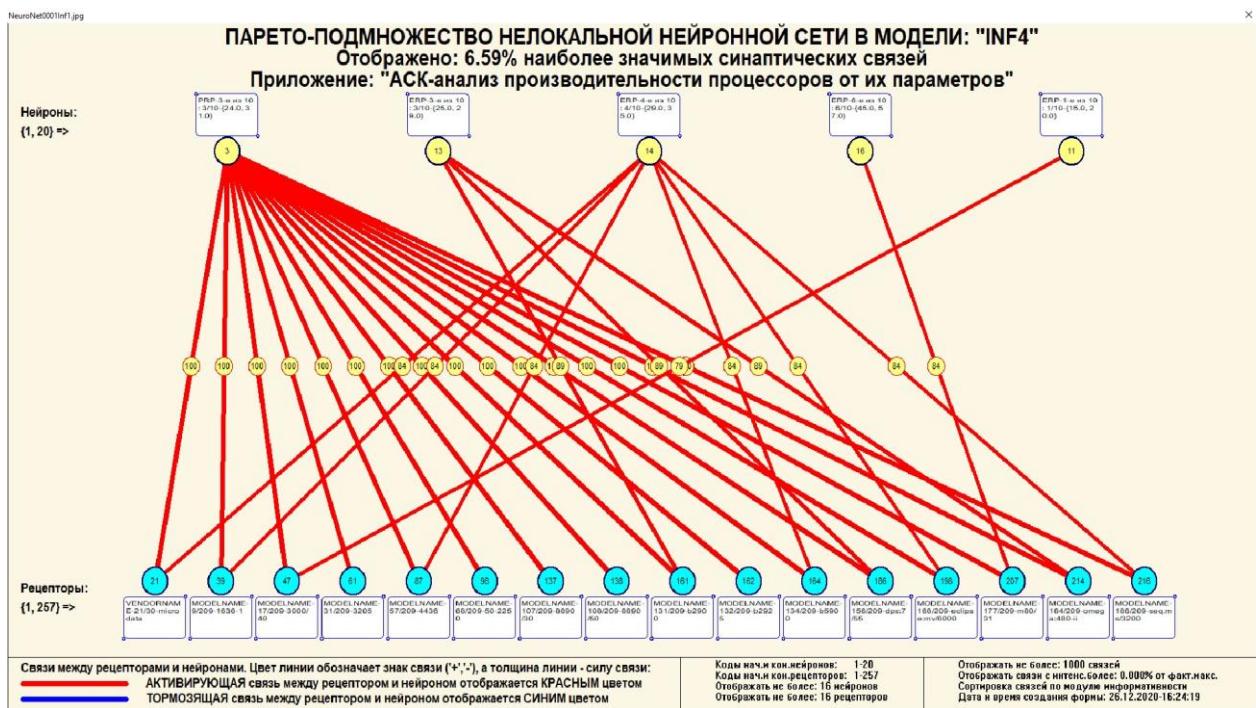


Рисунок 25. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений характеристик процессора на его производительность (фрагмент 6.59% сети)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют производительности процессора, 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».

4.3.6. 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.

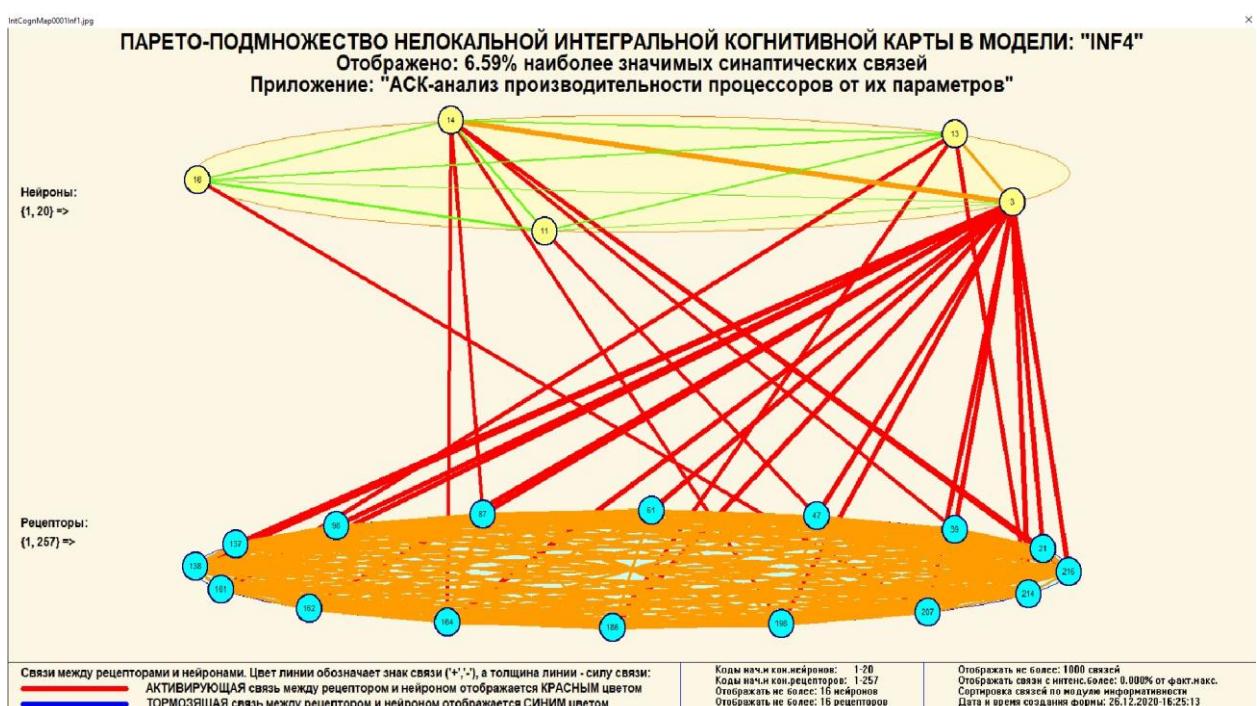


Рисунок 13. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

4.3.7. Когнитивные функции

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

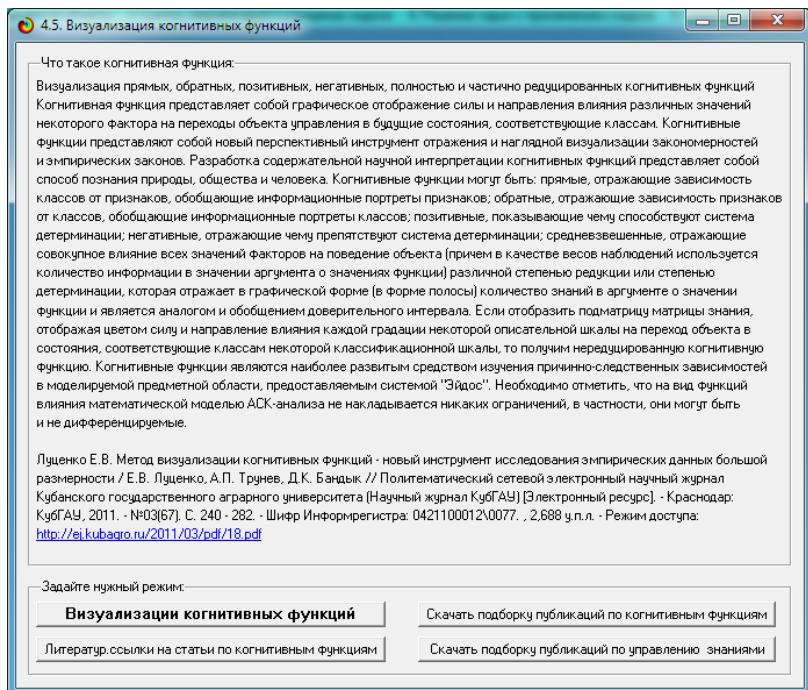


Рисунок 14. Help режима визуализации когнитивных функций

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора (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 система детерминации (обозначены белой линией); негативные, отражающие чему препятствуют система 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 процессора на его производительность.

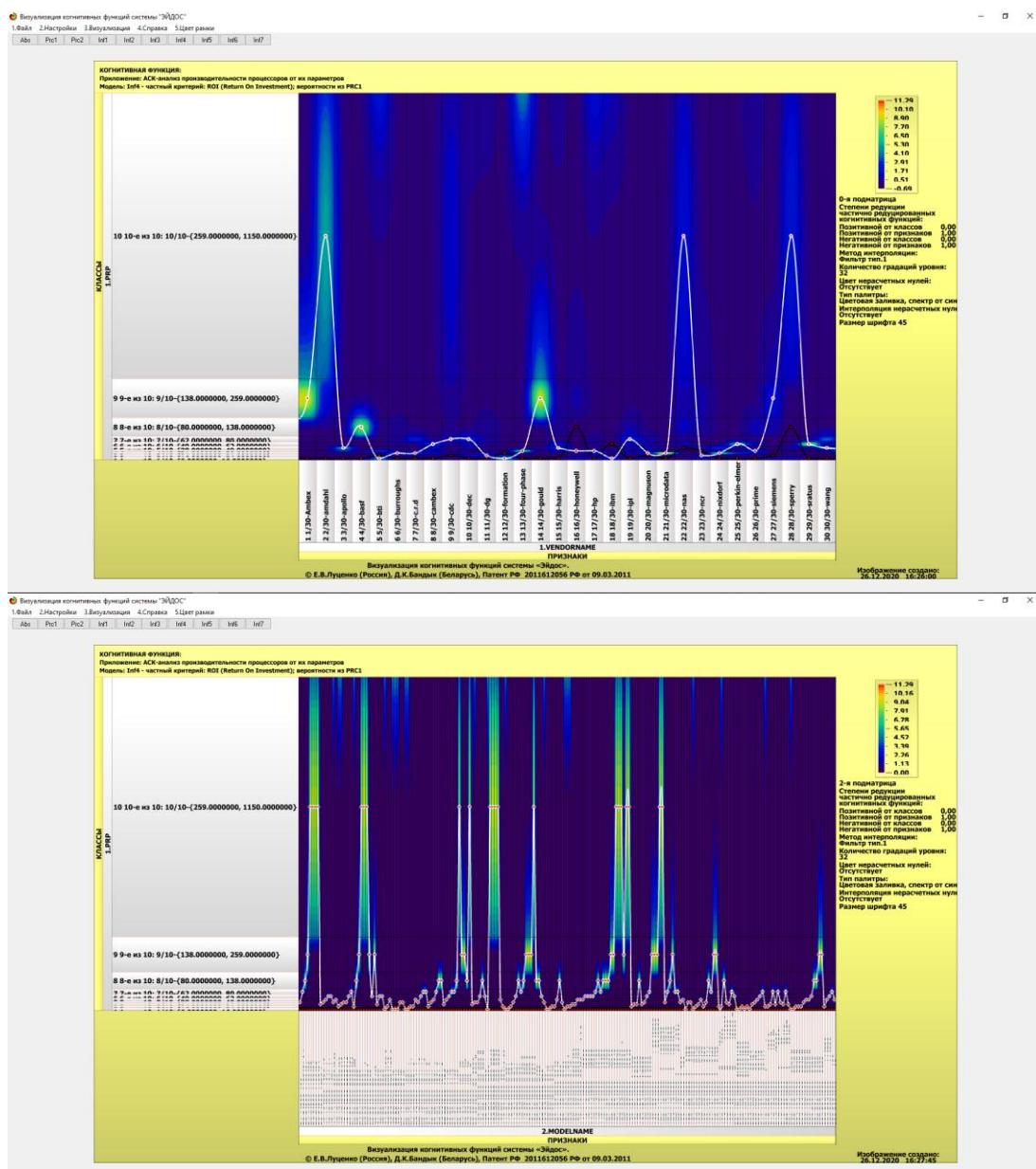


Рисунок 15. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF4, отражающих силу и направление влияния значений характеристик процессора на его производительность

Из когнитивных функций, приведенных на рисунке 28, хорошо видно, что *зависимости между значениями характеристик процессора и его производительностью в основном имеют довольно предсказуемый характер.*

4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик процессора и сила влияния этих характеристик на вид процессора

На рисунках 6, 7 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. значениям характеристик процессора (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим производительность процессора (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения характеристики процессора, соответствующего сроке, на конкретное значение его производительности.

Если какое-то значение характеристики слабо влияет на производительность процессора, то в соответствующей строке матрицы модели будут малые по модулю значения разных знаков, если же влияние сильное – то и значения будут большие по модулю разных знаков.

Если значение какой-либо характеристики способствует получению некоторого определенного значения производительности процессора, то в соответствующей этому результату ячейке матрицы модели будут положительные значения, если же понижает – то и значения будут отрицательные.

Из этого следует, что суммарную силу влияния того или иного значения характеристики процессора на его производительность (т.е. ценность данного значения характеристики для решения задачи квалиметрии и других задач) можно количественно оценивать *степенью вариабельности значений* в строке матрицы модели, соответствующей этому значению характеристики процессора.

Существует много мер вариабельности значений: это и среднее модулей отклонения от среднего, и дисперсия, и среднеквадратичное отклонение и другие. В АСК-анализе и системе «Эйдос» для этой цели принято использовать среднеквадратичное отклонение. Численно оно равно

стандартному отклонению и вычисляется по той же формуле, но мы предпочитаем не использовать термин «стандартное отклонение», т.к. он предполагает нормальность распределения исследуемых последовательностей чисел, а значит и проверку соответствующих статистических гипотез.

Самая правая колонка в матрицах моделей на рисунках 6, 7 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность значения характеристики процессора, соответствующего строке, для решения задачи квалиметрии и других задач, рассмотренных в работе.

Если рассортировать матрицу модели по этой самой правой колонке в порядке убывания, а потом просуммировать значения в ней нарастающим итогом, то получим логистическую Парето-кривую, отражающую зависимость ценности модели от числа наиболее ценных признаков в ней (рисунок 29, таблица 6).

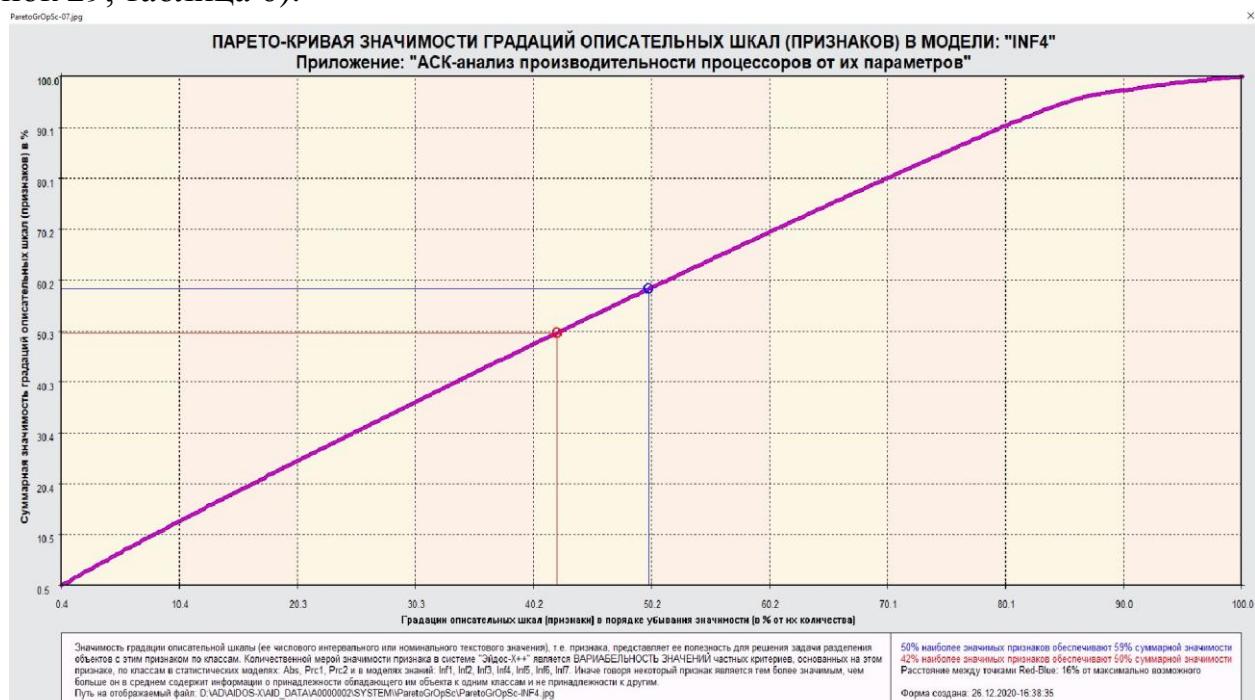


Рисунок 29. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

The screenshot shows a Microsoft Excel spreadsheet titled "ZOS_inf4.xls - Excel". The main content is a table with 10 columns and 40 rows. The columns are labeled A through J and K through U. The first few rows of data are as follows:

NUM	NUM_PRC	KOD_OPSC	NAME_OPSH_N_GROPSC	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSMIT	ZN_PRCKIT	ZN_PRCKIT	DELETE
1	1	12 Модель	2 МОДЕЛЬНАМ	209	31	239	2,7733184	33,0368545	33,0368545	
2	2	25 Максимум	1 МАКСИМАН	30	1	30	1,4362674	4,3299594	6,0329794	49,0329399
3	3	37,500000	3 МАКСИМАХ	3	246	248	0,8457526	5,0487184	10,0511139	60,0120428
4	4	50,000000	6 САДИ	1	249	251	0,7733175	5,8210359	9,1802210	69,1522618
5	5	62,500000	4 ММИН	3	243	245	0,7029667	6,5240026	8,3558765	77,5481404
6	6	75,000000	8 СИМАХ	3	255	257	0,6357124	7,1597150	7,5564523	85,1045927
7	7	87,500000	3 МУЧ	3	240	242	0,6132384	7,7909534	7,5032717	92,079844
8	8	100,000000	7 СИМИН	3	252	254	0,6218887	8,4128421	7,3921356	100,0000000

Рисунок 30 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния значений характеристик процессора на его производительность в СК-модели INF4

Из рисунка 29 и рисунка 30 видно, что 50% наиболее ценных для решения задачи идентификации характеристик процессора обуславливают 65% суммарной ценности, а 50% суммарной ценности обеспечиваются 36% наиболее ценных характеристик процессора.

Обращаем внимание, что наиболее ценным является наименование модели, а наименее ценным – минимальное количество потоков, причем наименее ценный фактор является бессмысленным.

4.3.9. Степень детерминированности класса процессора

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью вариабельности значений факторов* (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (таблица 8).

В данной работе у нас классами являются производительность процессоров, а значениями градаций описательных шкал – их характеристики.

На рисунке 30 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов значениями характеристик нарастающим итогом.



Рисунок 31. Парето-кривая степени детерминированности классов

Скриншот Microsoft Excel с таблицей Парето-таблицы степеней детерминированности. Таблица содержит 21 строку и 15 столбцов. Столбцы A-E включают индекс (NUM), количество (NUM_PRC), код класса (KOD_CLS), имя класса (NAME_CLS) и код класса (KOD_CLSC). Столбцы F-J включают значения (ZNACH_CLS), значения (ZN_CLSC), процент (ZN_PRCENT) и действие (DELETE). Столбцы K-U включают различные форматы и стили.

NUM	NUM_PRC	KOD_CLS	NAME_CLS	KOD_CLSC	ZNACH_CLS	ZN_CLSC	ZN_PRCENT	DELETE						
1	1	1	9 PRP-3/10-[24,6, 31,0]	1	2,923182	2,923182	11,709380							
2	2	2	5 PRP-5/10-[18,0, 49,0]	2	2,748537	2,748537	5,667159	11,217057						
3	3	3	9 PRP-3/10-[18,0, 29,0]	3	2,053467	8,316100	5,253187	16,470244						
4	4	4	20,000000	14 ERP-4/10-[25,0, 31,0]	2	2,647538	10,965194	5,249668	22,713301					
5	5	5	25,000000	20 ERP-10/10-[253,8, 128,0]	2	2,645496	13,069058	5,239419	26,952737					
6	6	6	30,000000	13 ERP-7/10-[128,0, 128,0]	2	2,645496	16,059740	5,239419	32,130202					
7	7	7	35,000000	1 PRP-1/10-[0, 46,0]	1	2,580519	18,121200	5,170970	37,250079					
8	8	8	40,000000	18 PRP-8/10-[30,0, 120,0]	2	2,556484	21,369153	5,063553	42,321634					
9	9	9	45,000000	16 ERP-6/7/10-[45,0, 57,0]	2	2,555916	23,925029	5,061998	47,383625					
10	10	10	50,000000	6 PRP-6/10-[44,0, 62,0]	1	2,334027	26,459108	5,013676	52,402387					
11	11	11	55,000000	11 ERP-1/7/10-[15,0, 20,0]	2	2,225055	28,982644	4,997398	57,399783					
12	12	12	60,000000	15 ERP-1/7/10-[15,0, 20,0]	2	2,232461	31,180859	4,982359	62,395390					
13	13	13	65,000000	10 PRP-10/10-[259,8, 1150,0]	1	2,484216	33,989175	4,920210	67,315744					
14	14	14	70,000000	7 PRP-7/10-[42,0, 80,0]	1	2,471810	36,460990	4,895432	72,211763					
15	15	15	75,000000	8 PRP-8/10-[80,0, 138,0]	1	2,433526	38,894248	4,819612	77,030787					
16	16	16	80,000000	17 ERP-7/10-[57,0, 100,0]	2	2,412649	41,305397	4,777108	81,807893					
17	17	17	85,000000	19 ERP-8/10-[100,0, 23,0]	2	2,328103	41,722242	4,742050	86,845030					
18	18	18	90,000000	12 ERP-3/10-[20,0, 25,0]	2	2,328169	46,003415	4,607280	95,109861					
19	19	19	95,000000	4 PRP-4/10-[11,0, 38,0]	1	2,302569	48,304064	4,561032	95,667294					
20	20	20	100,000000	2 PRP-2/10-[16,0, 24,0]	1	2,1873748	50,4921812	4,332106	100,000000					

Рисунок 32 – Парето-таблица степеней детерминированности (обусловленности) производительности процессоров в СК-модели INF3

Из рисунка 32 мы видим, что значения характеристик наиболее сильно детерминируют (обуславливают) PRP-производительность процессора 3/10,5/10,9/10, а наиболее слабо – ERP 2/10 и PRP 4/10,2/10. При этом степень детерминированности наиболее и наименее детерминированных классов отличается в два раза, что довольно существенно.

Чем выше степень детерминированности производительности процессора значениями его характеристик, тем легче определить эту производительность по параметрам процессора.

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 показателям производительности процессоров, изучено влияние характеристик процессоров на эту производительность, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение №245 в режиме 1.3 системы «Эйдос».

Список литературы

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-X++» / 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, формируемых 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 // Политехнический 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.