УДК 004.8

Автоматизированный системно-когнитивный анализ успеваемости студентов на экзаменах

Короткова Екатерина Евгеньевна

студент факультета ПИ, группы ИТ2002
katkor2001@mail.ru

Афанасьева Юлия Андриановна
студент факультета ПИ, группы ИТ2002
yulya_afanaseva_02@inbox.ru
Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

Целью данной работы является изучение успеваемости студентов на экзамене. Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для нас 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 students performance in exams

Korotkova Ekaterina Evgenievna
student of the faculty of PI, group IT2002
katkor2001@mail.ru

Afanasieva Yulia Andrianovna
student of the faculty of PI, group IT2002
yulya_afanaseva_02@inbox.ru
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

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

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

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ **2**

ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ **5**

ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ **6**

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 **17**

ПОДЗАДАЧА 4.1. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ (ДИАГНОСТИКА, КЛАССИФИКАЦИЯ, РАСПОЗНАВАНИЕ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ) 17

ПОДЗАДАЧА 4.2. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (SWOT-АНАЛИЗ) 19

ПОДЗАДАЧА 4.3. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ 21

4.3.1. Когнитивные диаграммы классов *22*

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов *23*

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов *24*

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов *25*

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети *26*

4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты *28*

4.3.7. Когнитивные функции *28*

4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик студентов и сила влияния этих характеристик на результаты экзаменов *31*

4.3.9. Степень детерминированности учебных достижений студентов *34*

ВЫВОДЫ **35**

ЛИТЕРАТУРА **35**

Введение

Целью данной работы является изучение успеваемости студентов на экзамене.

Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для нас это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-X++», а также получить зачет.

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-X++» (система «Эйдос»).

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

- она 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);
- 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. она не требует от пользователя

специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта (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 приложений (в настоящее время их 31 и 223 соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

- обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 44 языках. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

- поддерживает online среду накопления знаний и широко используется во всем мире (http://aidos.byethost5.com/map5.php);

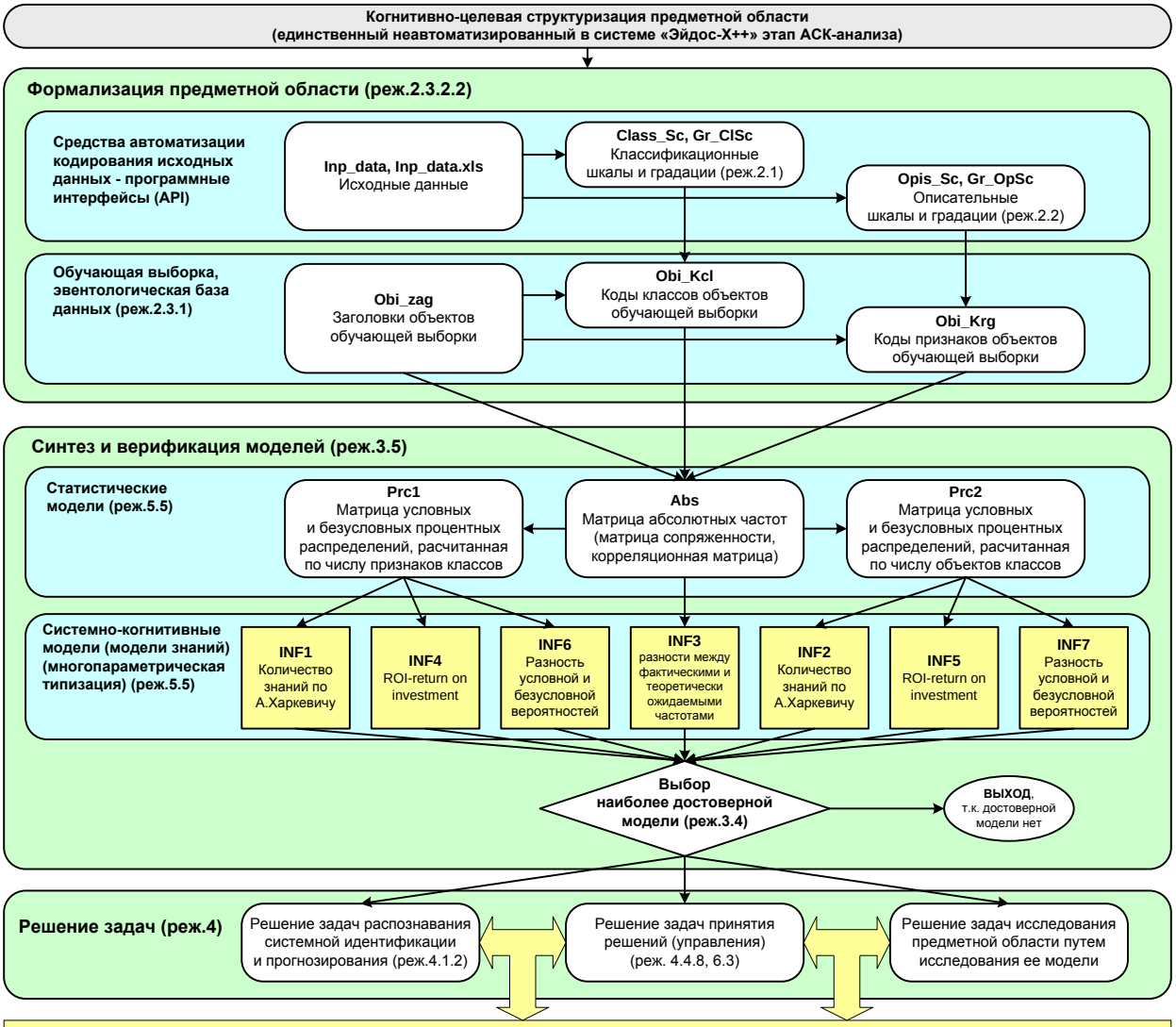
- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний;

- 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.

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**



О соотношении задач:
- распознавания, классификации, идентификации и диагностики (это одно и тоже, т.е. синонимы);
- идентификации и прогнозирования (при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему);
- прогнозирования и принятия решений (при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием. При принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние. Таким образом задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования);
- принятия решений и исследования моделируемой предметной области (задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа. Однако SWOT-анализ имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать. Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений п.6.3 в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области.)

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 неформализуемым 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 результаты экзаменов по математике, чтению, чистописанию, (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – их пол, расовую принадлежность, уровень образования родителей, наличие обеда перед экзаменом, (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	MATH
2	READING
3	WRITING

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	GENDER
2	RACE/ETHN
3	PARENTAL
4	LUNCH
5	TEST

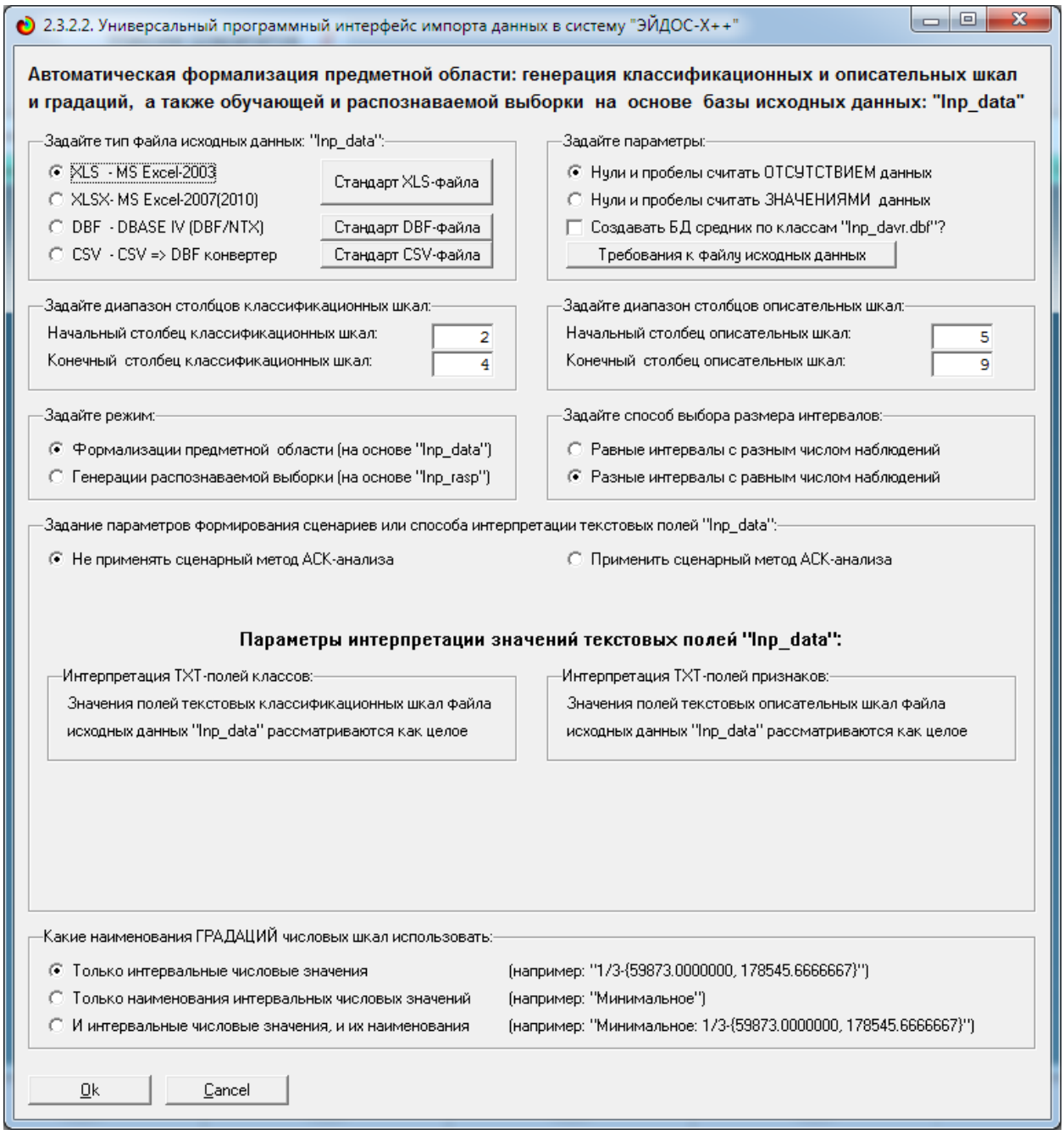
Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

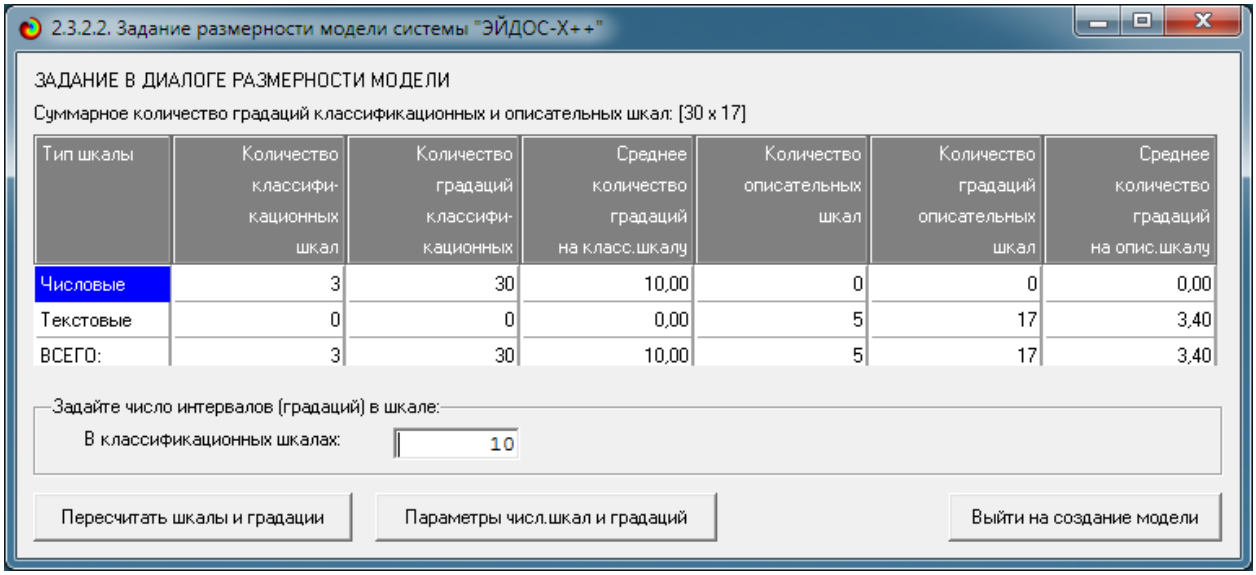
Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены из Интернета с сайта https://www.kaggle.com.

1	Object	MATH	READING	WRITING	GENDER	RACE/ETHN	PARENTAL	LUNCH	TEST
2	1	72	72	74	female	group B	bachelor's degree	standard	none
3	2	69	90	88	female	group C	some college	standard	compl
4	3	90	95	93	female	group B	master's degree	standard	none
5	4	47	57	44	male	group A	associate's degree	free/redu	none
6	5	76	78	75	male	group C	some college	standard	none
7	6	71	83	78	female	group B	associate's degree	standard	none
8	7	88	95	92	female	group B	some college	standard	compl
9	8	40	43	39	male	group B	some college	free/redu	none
10	9	64	64	67	male	group D	high school	free/redu	compl
11	10	38	60	50	female	group B	high school	free/redu	none
12	11	58	54	52	male	group C	associate's degree	standard	none
13	12	40	52	43	male	group D	associate's degree	standard	none
14	13	65	81	73	female	group B	high school	standard	none
15	14	78	72	70	male	group A	some college	standard	compl
16	15	50	53	58	female	group A	master's degree	standard	none
17	16	69	75	78	female	group C	some high school	standard	none
18	17	88	89	86	male	group C	high school	standard	none
19	18	18	32	28	female	group B	some high school	free/redu	none
20	19	46	42	46	male	group C	master's degree	free/redu	compl
21	20	54	58	61	female	group C	associate's degree	free/redu	none
22	21	66	69	63	male	group D	high school	standard	none
23	22	65	75	70	female	group B	some college	free/redu	compl
24	23	44	54	53	male	group D	some college	standard	none
25	24	69	73	73	female	group C	some high school	standard	none
26	25	74	71	80	male	group D	bachelor's degree	free/redu	compl
27	26	73	74	72	male	group A	master's degree	free/redu	none
28	27	69	54	55	male	group B	some college	standard	none
29	28	67	69	75	female	group C	bachelor's degree	standard	none
30	29	70	70	65	male	group C	high school	standard	none
31	30	62	70	75	female	group D	master's degree	standard	none
32	31	69	74	74	female	group D	some college	standard	none
33	32	63	65	61	female	group B	some college	standard	none
34	33	56	72	65	female	group E	master's degree	free/redu	none

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

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.





Тип шкалы	Количество классифи-кационных шкал	Количество градаций классифи-кационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	3	30	10,00	0	0	0,00
Текстовые	0	0	0,00	5	17	3,40
ВСЕГО:	3	30	10,00	5	17	3,40

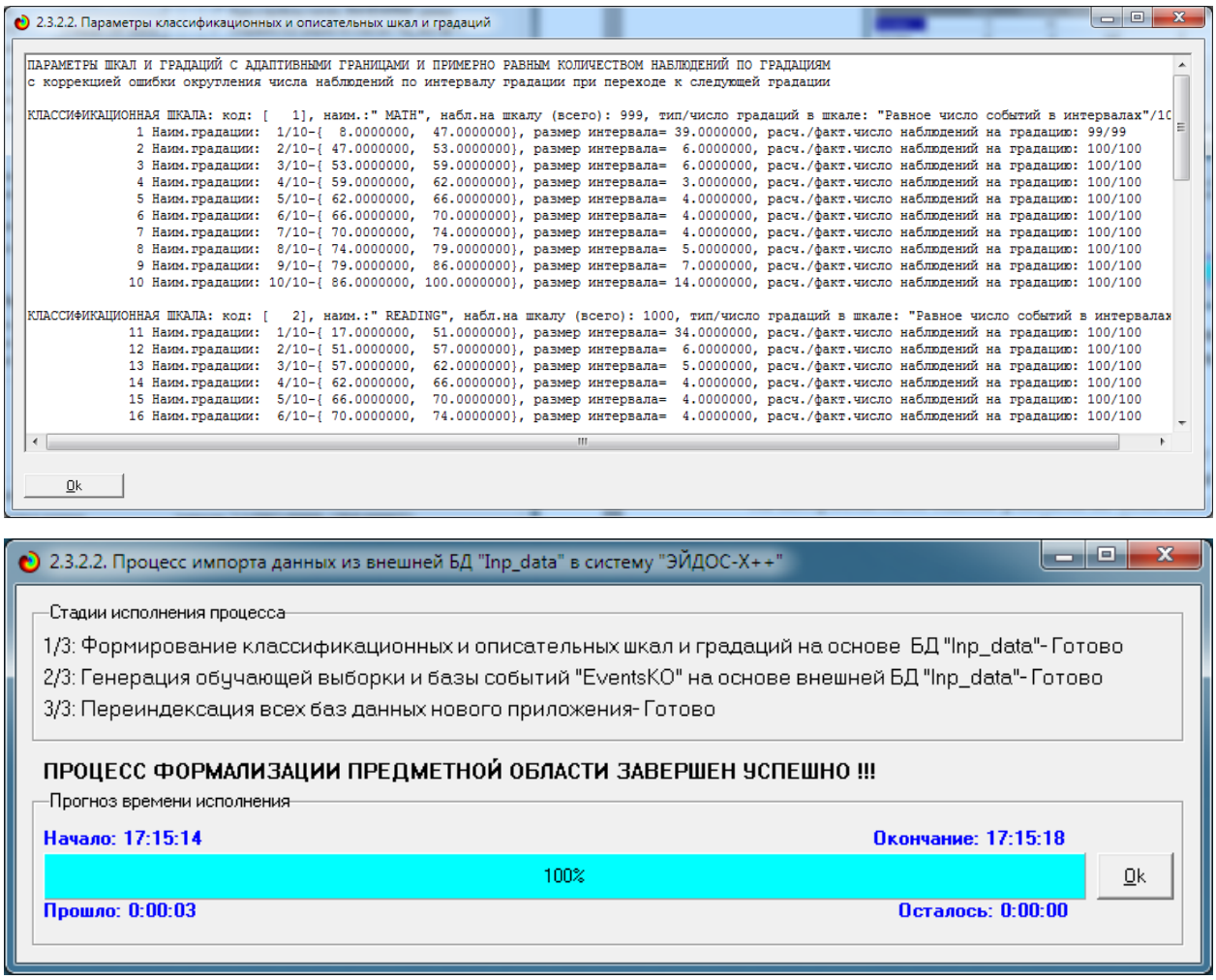


Рисунок 3. Экранные форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

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 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.

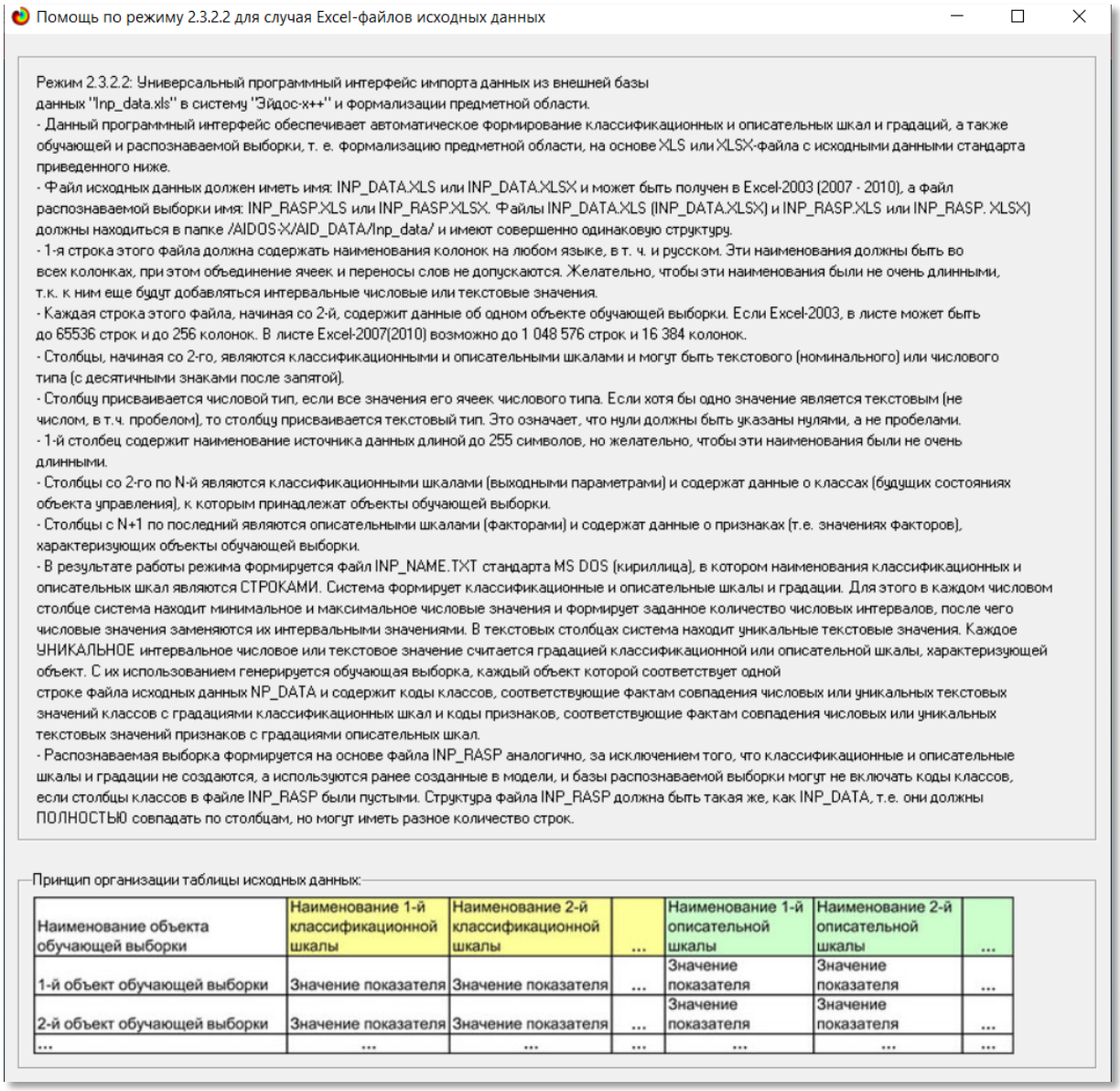


Рисунок 4. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформирована 1 классификационная шкала с суммарным количеством градаций (классов) 4 (таблица 3) и 15 описательных шкал с суммарным числом градаций 45 (таблица 4). С использованием классификационных и описательных шкал и градаций исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (рисунок 5):

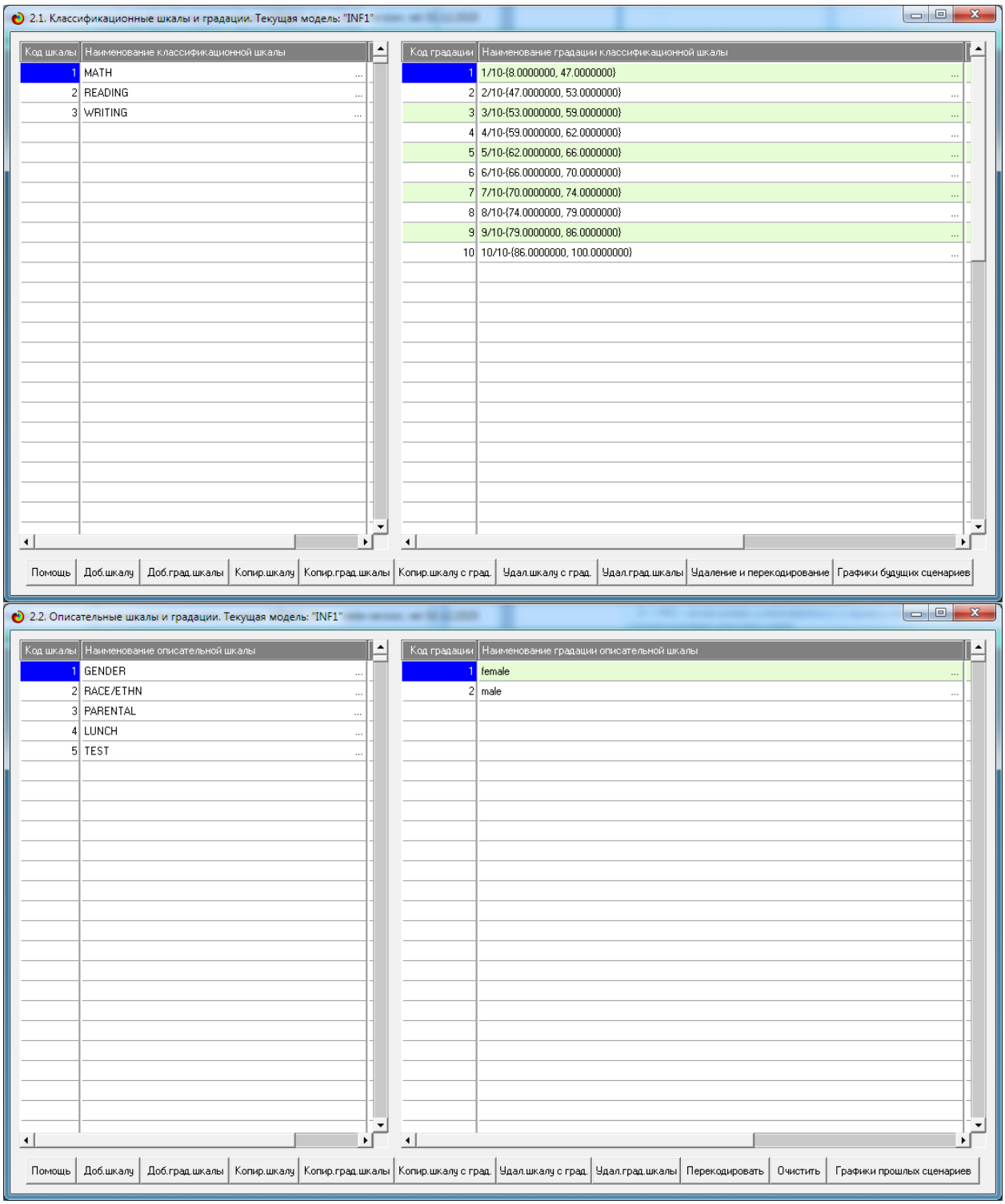
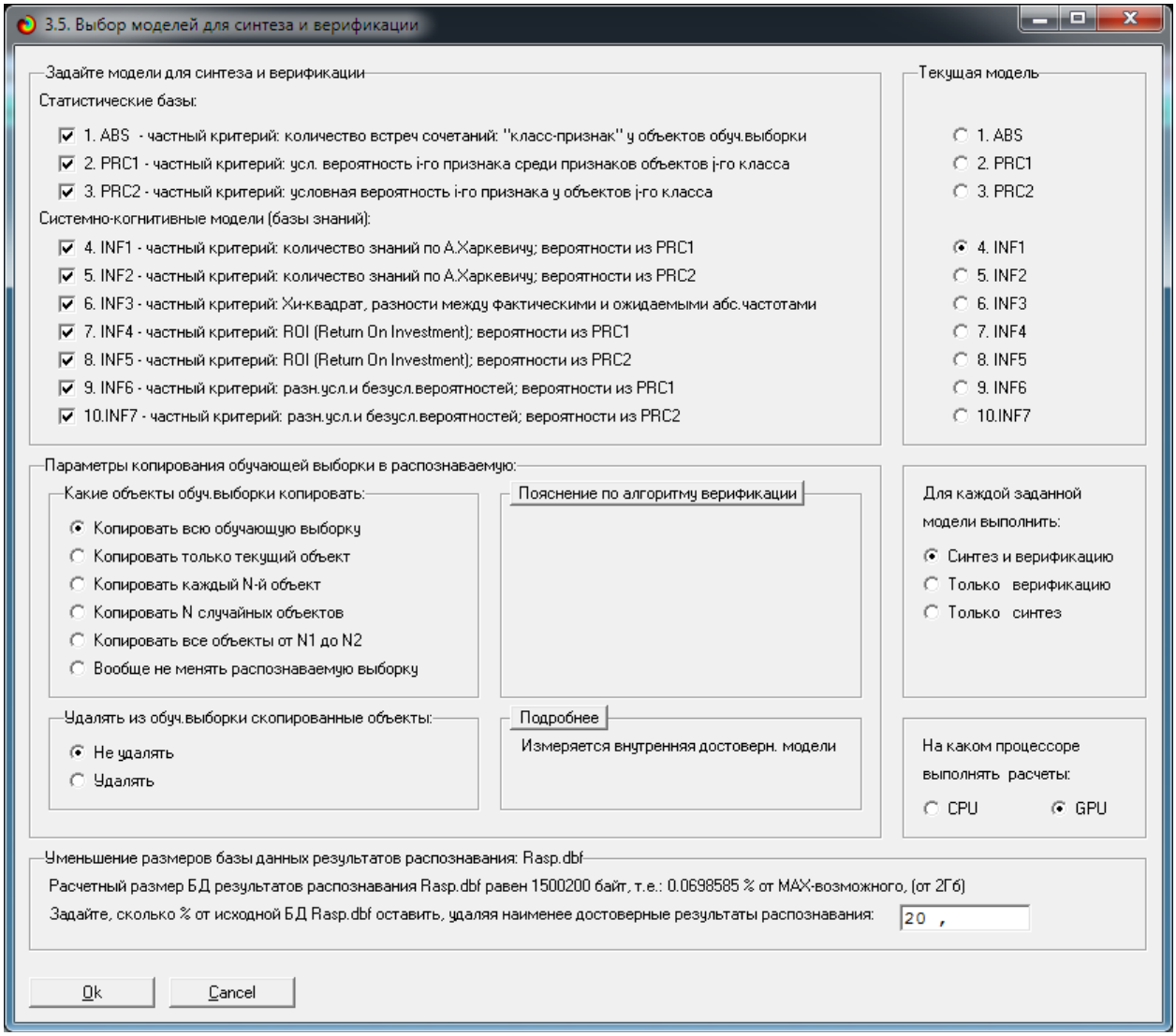


Рисунок 5 – Классификационные шкалы и градации

Обучающая выборка (таблица 5), по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (рисунок 2), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 3 и 4). Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

<u>Задача 3</u>: 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 6).



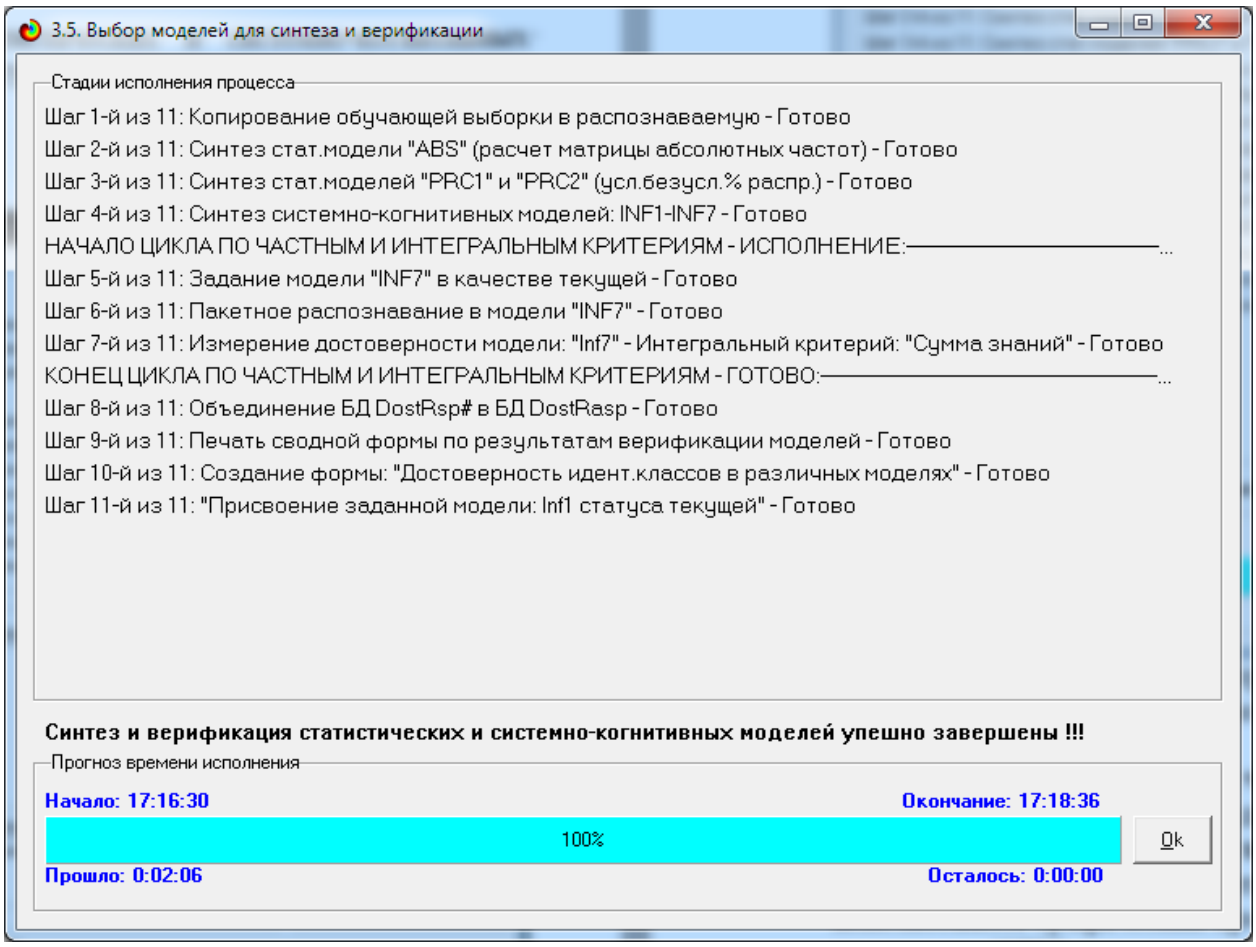
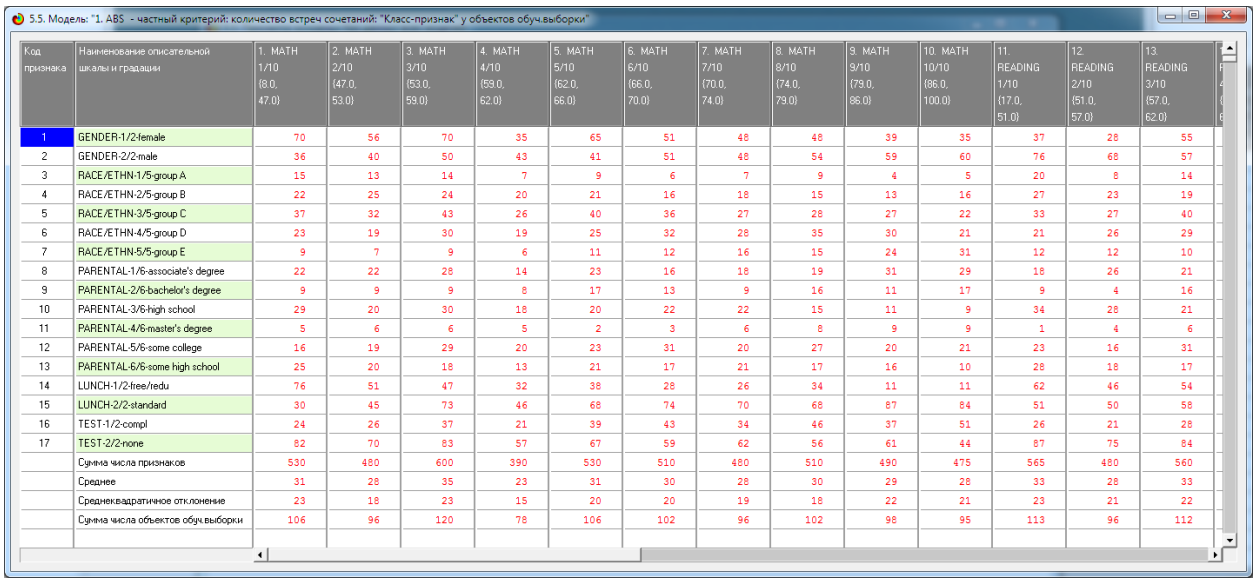


Рисунок 6. Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 6 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 2 минуты 6 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.

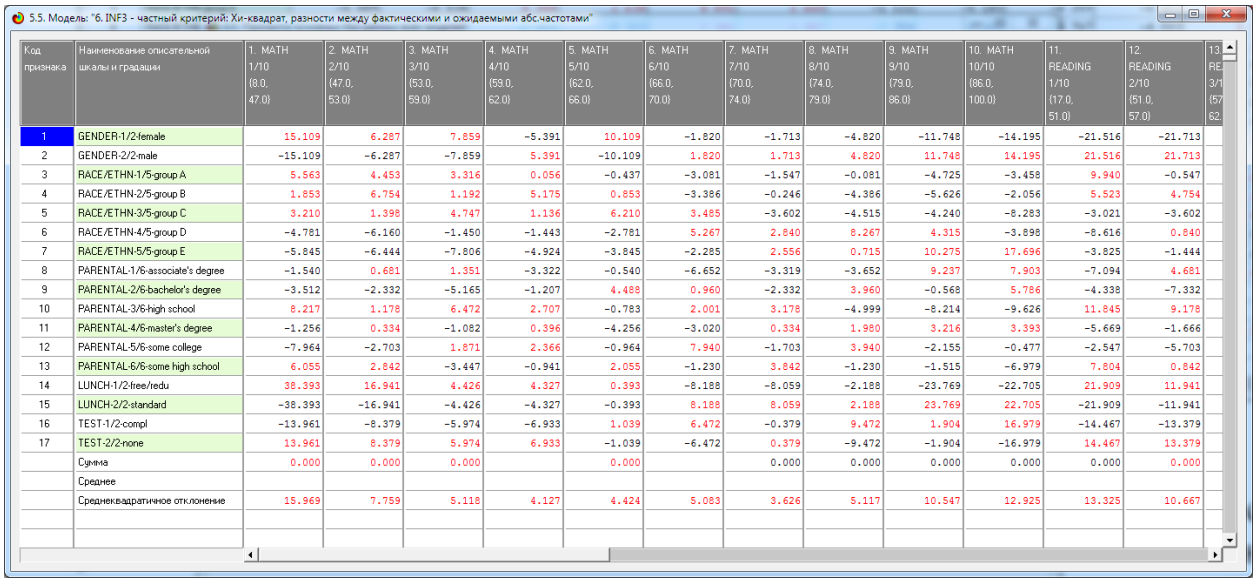
Фрагменты самих созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 7, 8:



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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MATH 1/10 (8.0, 47.0)	2. MATH 2/10 (47.0, 53.0)	3. MATH 3/10 (53.0, 59.0)	4. MATH 4/10 (59.0, 62.0)	5. MATH 5/10 (62.0, 66.0)	6. MATH 6/10 (66.0, 70.0)	7. MATH 7/10 (70.0, 74.0)	8. MATH 8/10 (74.0, 79.0)	9. MATH 9/10 (79.0, 86.0)	10. MATH 10/10 (86.0, 100.0)	11. READING 1/10 (17.0, 51.0)	12. READING 2/10 (51.0, 57.0)	13. READING 3/10 (57.0, 62.0)
1	GENDER-1/2-female	70	56	70	35	65	51	48	48	39	35	37	28	55
2	GENDER-2/2-male	36	40	50	43	41	51	48	54	59	60	76	68	57
3	RACE/ETHN-1/5-group A	15	13	14	7	9	6	7	9	4	5	20	8	14
4	RACE/ETHN-2/5-group B	22	25	24	20	21	16	18	15	13	16	27	23	19
5	RACE/ETHN-3/5-group C	37	32	43	26	40	36	27	28	27	22	33	27	40
6	RACE/ETHN-4/5-group D	23	19	30	19	25	32	28	35	30	21	21	26	29
7	RACE/ETHN-5/5-group E	9	7	9	6	11	12	16	15	24	31	12	12	10
8	PARENTAL-1/6-associate's degree	22	22	28	14	23	16	18	19	31	29	18	26	21
9	PARENTAL-2/6-bachelor's degree	9	9	9	8	17	13	9	16	11	17	9	4	16
10	PARENTAL-3/6-high school	29	20	30	18	20	22	22	15	11	9	34	28	21
11	PARENTAL-4/6-master's degree	5	6	6	5	2	3	6	8	9	9	1	4	6
12	PARENTAL-5/6-some college	16	19	29	20	23	31	20	27	20	21	23	16	31
13	PARENTAL-6/6-some high school	25	20	18	13	21	17	21	17	16	10	28	18	17
14	LUNCH-1/2-free/redu	76	51	47	32	38	28	26	34	11	11	62	46	54
15	LUNCH-2/2-standard	30	45	73	46	68	74	70	68	87	84	51	50	58
16	TEST-1/2-compl	24	26	37	21	39	43	34	46	37	51	26	21	28
17	TEST-2/2-none	82	70	83	57	67	59	62	56	61	44	87	75	84
	Сумма числа признаков	530	480	600	390	530	510	480	510	490	475	565	480	560
	Среднее	31	28	35	23	31	30	28	30	29	28	33	28	33
	Среднеквадратичное отклонение	23	18	23	15	20	20	19	18	22	21	23	21	22
	Сумма числа объектов обуч.выборки	106	96	120	78	106	102	96	102	98	95	113	96	112

Рисунок 7. Матрица абсолютных частот (фрагмент)



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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MATH 1/10 (8.0, 47.0)	2. MATH 2/10 (47.0, 53.0)	3. MATH 3/10 (53.0, 59.0)	4. MATH 4/10 (59.0, 62.0)	5. MATH 5/10 (62.0, 66.0)	6. MATH 6/10 (66.0, 70.0)	7. MATH 7/10 (70.0, 74.0)	8. MATH 8/10 (74.0, 79.0)	9. MATH 9/10 (79.0, 86.0)	10. MATH 10/10 (86.0, 100.0)	11. READING 1/10 (17.0, 51.0)	12. READING 2/10 (51.0, 57.0)	13. RE 3/1 (57 62
1	GENDER-1/2-female	15.109	6.287	7.859	-5.391	10.109	-1.820	-1.713	-4.820	-11.748	-14.195	-21.516	-21.713	
2	GENDER-2/2-male	-15.109	-6.287	-7.859	5.391	-10.109	1.820	1.713	4.820	11.748	14.195	21.516	21.713	
3	RACE/ETHN-1/5-group A	5.563	4.453	3.316	0.056	-0.437	-3.081	-1.547	-0.081	-4.725	-3.458	9.940	-0.547	
4	RACE/ETHN-2/5-group B	1.853	6.754	1.192	5.175	0.853	-3.386	-0.246	-4.386	-5.626	-2.056	5.523	4.754	
5	RACE/ETHN-3/5-group C	3.210	1.398	4.747	1.136	6.210	3.485	-3.602	-4.515	-4.240	-8.283	-3.021	-3.602	
6	RACE/ETHN-4/5-group D	-4.781	-6.160	-1.450	-1.443	-2.781	5.267	2.840	8.267	4.315	-3.898	-8.616	0.840	
7	RACE/ETHN-5/5-group E	-5.845	-6.444	-7.806	-4.924	-3.845	-2.285	2.556	0.715	10.275	17.696	-3.825	-1.444	
8	PARENTAL-1/6-associate's degree	-1.540	0.681	1.351	-3.322	-0.540	-6.652	-3.319	-3.652	9.237	7.903	-7.094	4.681	
9	PARENTAL-2/6-bachelor's degree	-3.512	-2.332	-5.165	-1.207	4.488	0.960	-2.332	3.960	-0.568	5.786	-4.338	-7.332	
10	PARENTAL-3/6-high school	8.217	1.178	6.472	2.707	-0.783	2.001	3.178	-4.999	-8.214	-9.626	11.845	9.178	
11	PARENTAL-4/6-master's degree	-1.256	0.334	-1.082	0.396	-4.256	-3.020	0.334	1.980	3.216	3.393	-5.669	-1.666	
12	PARENTAL-5/6-some college	-7.964	-2.703	1.871	2.366	-0.964	7.940	-1.703	3.940	-2.155	-0.477	-2.547	-5.703	
13	PARENTAL-6/6-some high school	6.055	2.842	-3.447	-0.941	2.055	-1.230	3.842	-1.230	-1.515	-6.979	7.804	0.842	
14	LUNCH-1/2-free/redu	38.393	16.941	4.426	4.327	0.393	-8.188	-8.059	-2.188	-23.769	-22.705	21.909	11.941	
15	LUNCH-2/2-standard	-38.393	-16.941	-4.426	-4.327	-0.393	8.188	8.059	2.188	23.769	22.705	-21.909	-11.941	
16	TEST-1/2-compl	-13.961	-8.379	-5.974	-6.933	1.039	6.472	-0.379	9.472	1.904	16.979	-14.467	-13.379	
17	TEST-2/2-none	13.961	8.379	5.974	6.933	-1.039	-6.472	0.379	-9.472	-1.904	-16.979	14.467	13.379	
	Сумма	0.000	0.000	0.000		0.000		0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	
	Среднее													
	Среднеквадратичное отклонение	15.969	7.759	5.118	4.127	4.424	5.083	3.626	5.117	10.547	12.925	13.325	10.667	

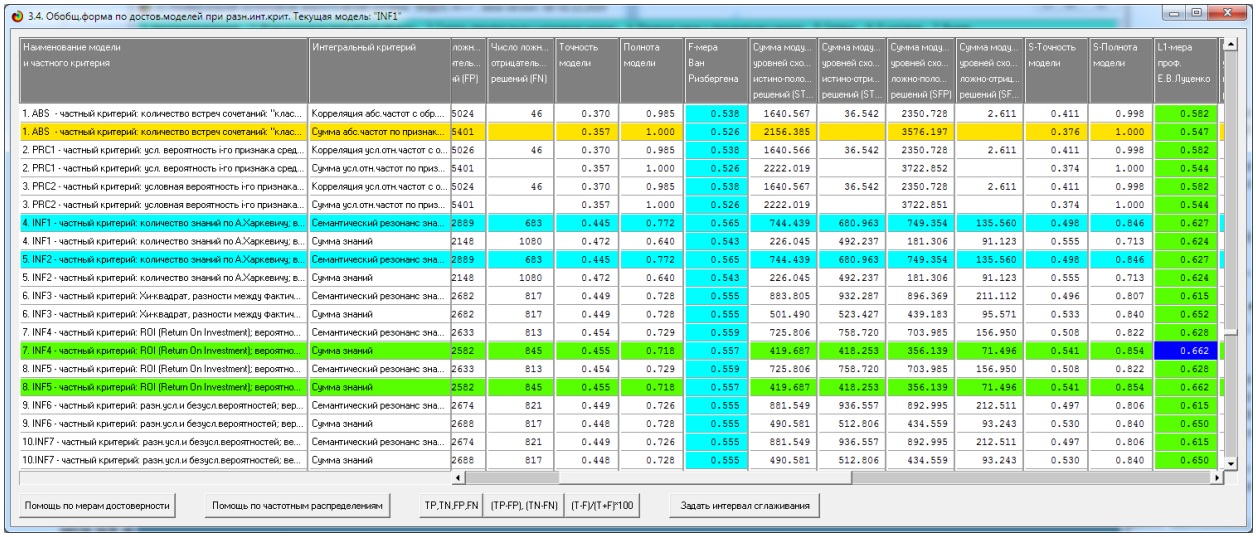
Рисунок 8. Модель INF3 (фрагмент)

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 9).



Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	ложн... тель... ий (FP)	Число ложн... отрицатель... решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма моду... уровней схо... истинно-поло... решений (ST...	Сумма моду... уровней схо... истинно-отри... решений (ST...	Сумма моду... уровней схо... ложно-поло... решений (SFP)	Сумма моду... уровней схо... ложно-отриц... решений (SF...	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Корреляция абс.частот с обр....	5024	46	0.370	0.985	0.538	1640.567	36.542	2350.728	2.611	0.411	0.998	0.582
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Сумма абс.частот по признак...	5401		0.357	1.000	0.526	2156.385		3576.197		0.376	1.000	0.547
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	5026	46	0.370	0.985	0.538	1640.566	36.542	2350.728	2.611	0.411	0.998	0.582
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	5401		0.357	1.000	0.526	2222.019		3722.852		0.374	1.000	0.544
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	5024	46	0.370	0.985	0.538	1640.567	36.542	2350.728	2.611	0.411	0.998	0.582
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	5401		0.357	1.000	0.526	2222.019		3722.851		0.374	1.000	0.544
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	2889	683	0.445	0.772	0.565	744.439	680.963	749.354	135.560	0.498	0.846	0.627
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	2148	1080	0.472	0.640	0.543	226.045	492.237	181.306	91.123	0.555	0.713	0.624
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	2889	683	0.445	0.772	0.565	744.439	680.963	749.354	135.560	0.498	0.846	0.627
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	2148	1080	0.472	0.640	0.543	226.045	492.237	181.306	91.123	0.555	0.713	0.624
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	2682	817	0.449	0.728	0.555	883.805	932.287	896.369	211.112	0.496	0.807	0.615
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Сумма знаний	2682	817	0.449	0.728	0.555	501.490	523.427	439.183	95.571	0.533	0.840	0.652
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	2633	813	0.454	0.729	0.559	725.806	758.720	703.985	156.950	0.508	0.822	0.628
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	2582	845	0.455	0.718	0.557	419.687	418.253	356.139	71.496	0.541	0.854	0.662
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	2633	813	0.454	0.729	0.559	725.806	758.720	703.985	156.950	0.508	0.822	0.628
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	2582	845	0.455	0.718	0.557	419.687	418.253	356.139	71.496	0.541	0.854	0.662
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	2674	821	0.449	0.726	0.555	881.549	936.557	892.995	212.511	0.497	0.806	0.615
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	2688	817	0.448	0.728	0.555	490.581	512.806	434.559	93.243	0.530	0.840	0.650
10.INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	2674	821	0.449	0.726	0.555	881.549	936.557	892.995	212.511	0.497	0.806	0.615
10.INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	2688	817	0.448	0.728	0.555	490.581	512.806	434.559	93.243	0.530	0.840	0.650

Рисунок 9 Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1-критерию проф. Е.В.Луценко

Из рисунка 9 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модель INF1 с интегральным критерием «Семантический резонанс знаний» (F=0,565 при максимуме 1,000), что является довольно слабым результатом, по критерию L1 проф. Е.В.Луценко модель INF4 является наиболее достоверной (L1=0,662 при максимуме 1,000), что является удовлетворительным результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF3 сильной причинно-следственной зависимости между характеристиками студента и его результатами

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации характеристик студентов в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

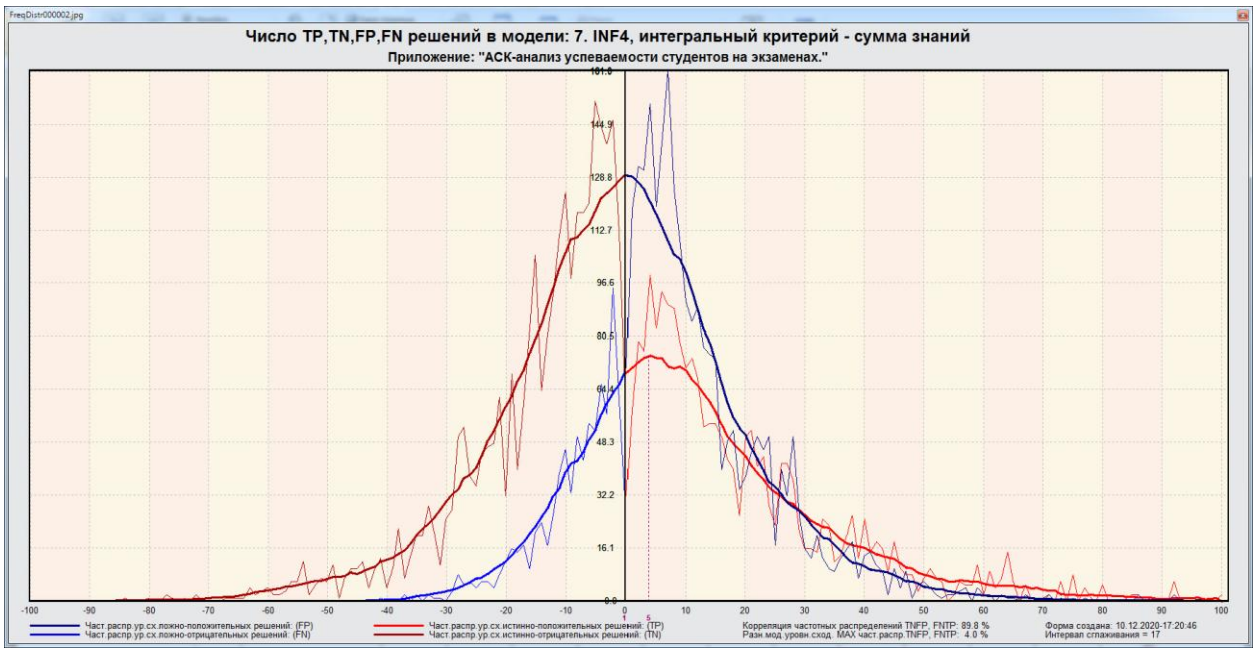


Рисунок 10. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

Рисунок 10 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 успеваемости студентов на экзаменах.

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

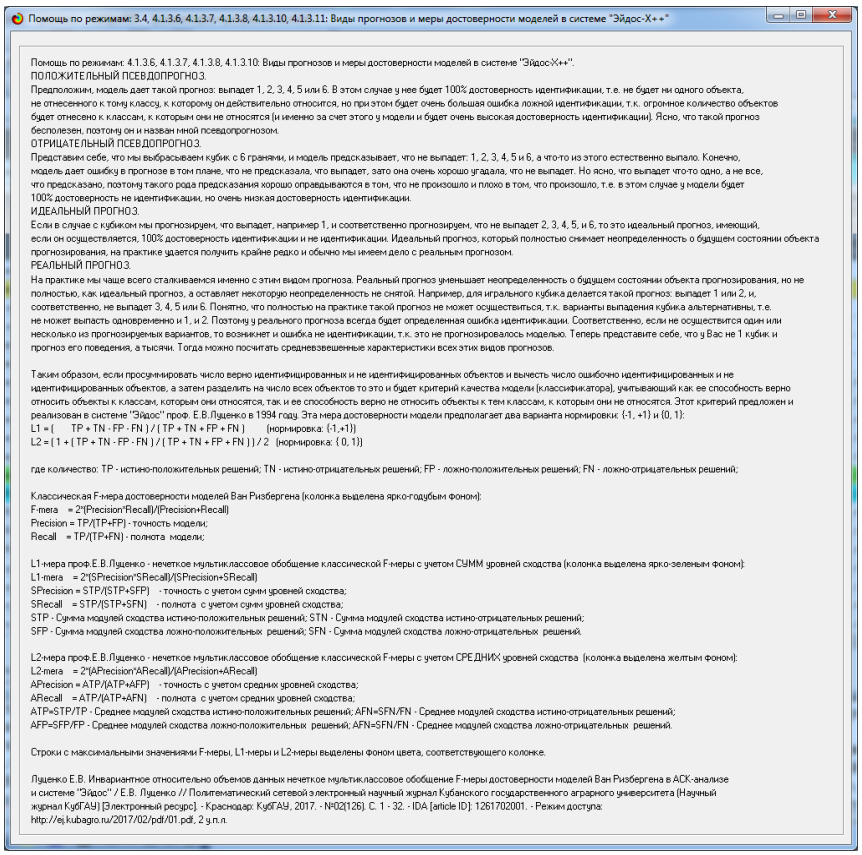
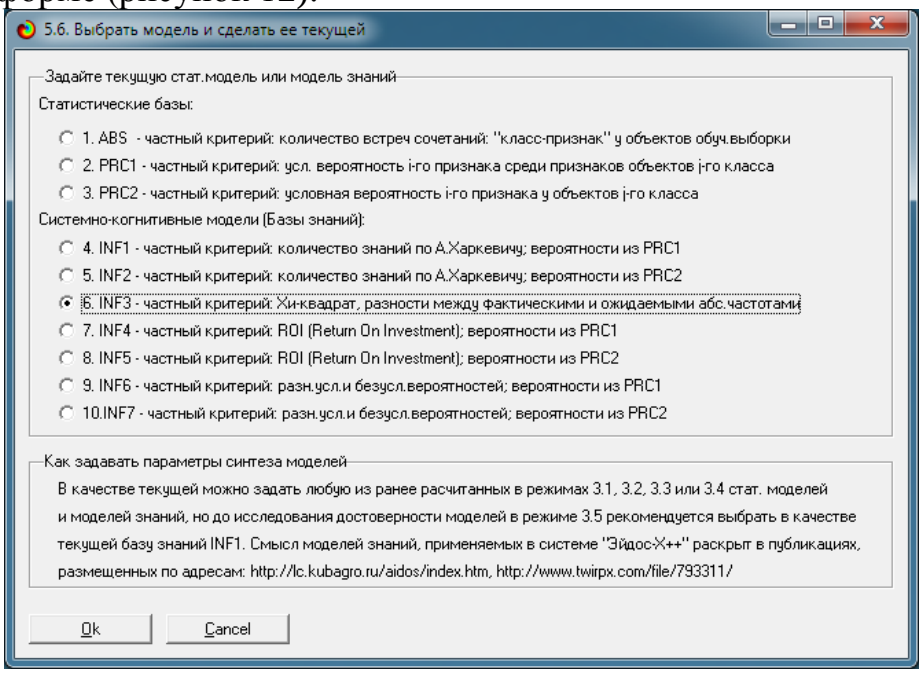


Рисунок 11. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф. Е.В.Луценко

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 INF3 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 12):



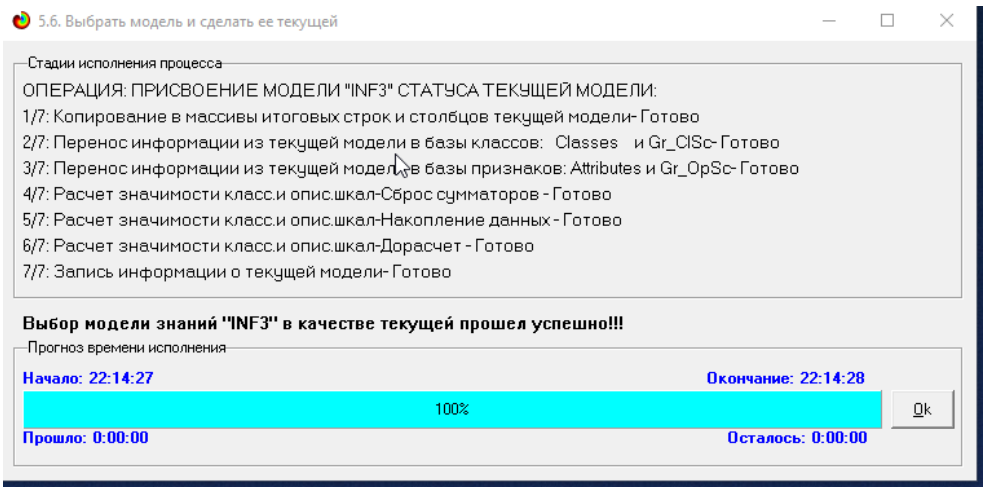


Рисунок 12. Экранные формы придания наиболее достоверной СК-модели Inf3 статуса текущей модели

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 студента на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на GPU (рисунок 12).

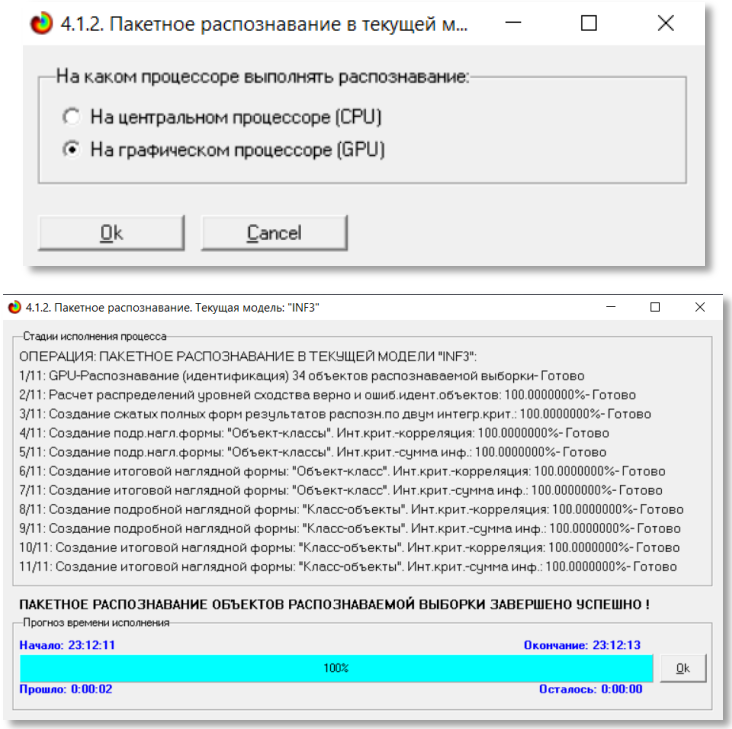


Рисунок 13. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Из рисунка 13 видно, что процесс идентификации занял 2 секунды.

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 14).

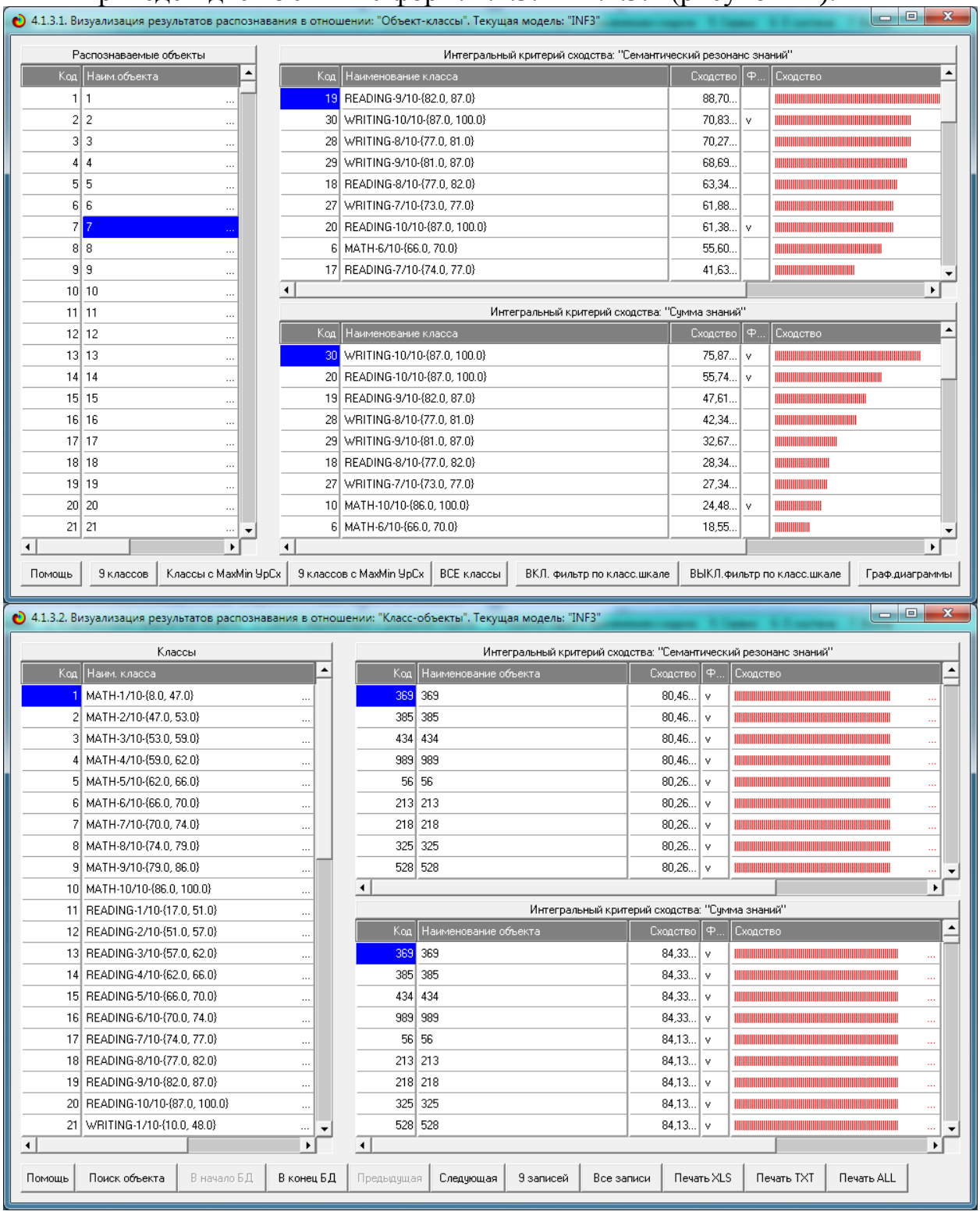


Рисунок 14. Выходные формы по результатам идентификации условий студента и его результатов на экзаменах

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 низки 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 студента на его результат

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 условий студента на его успеваемость

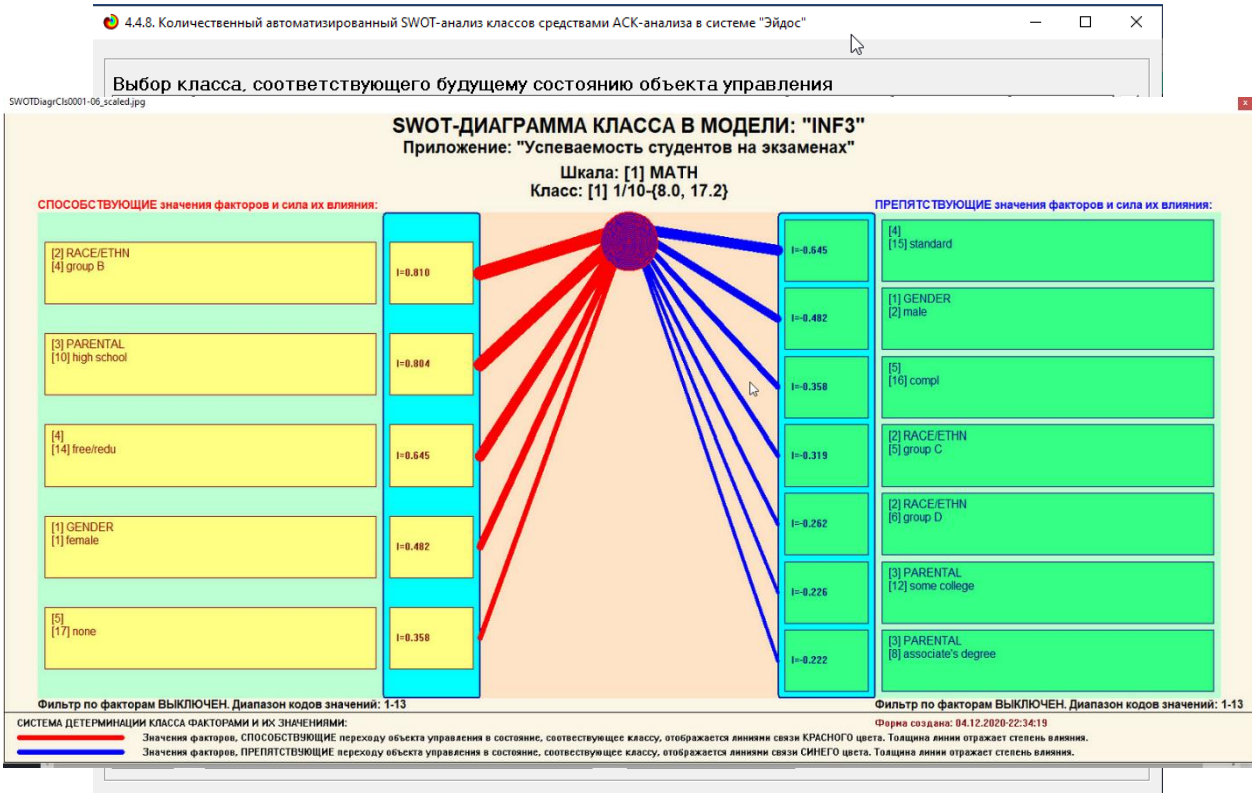
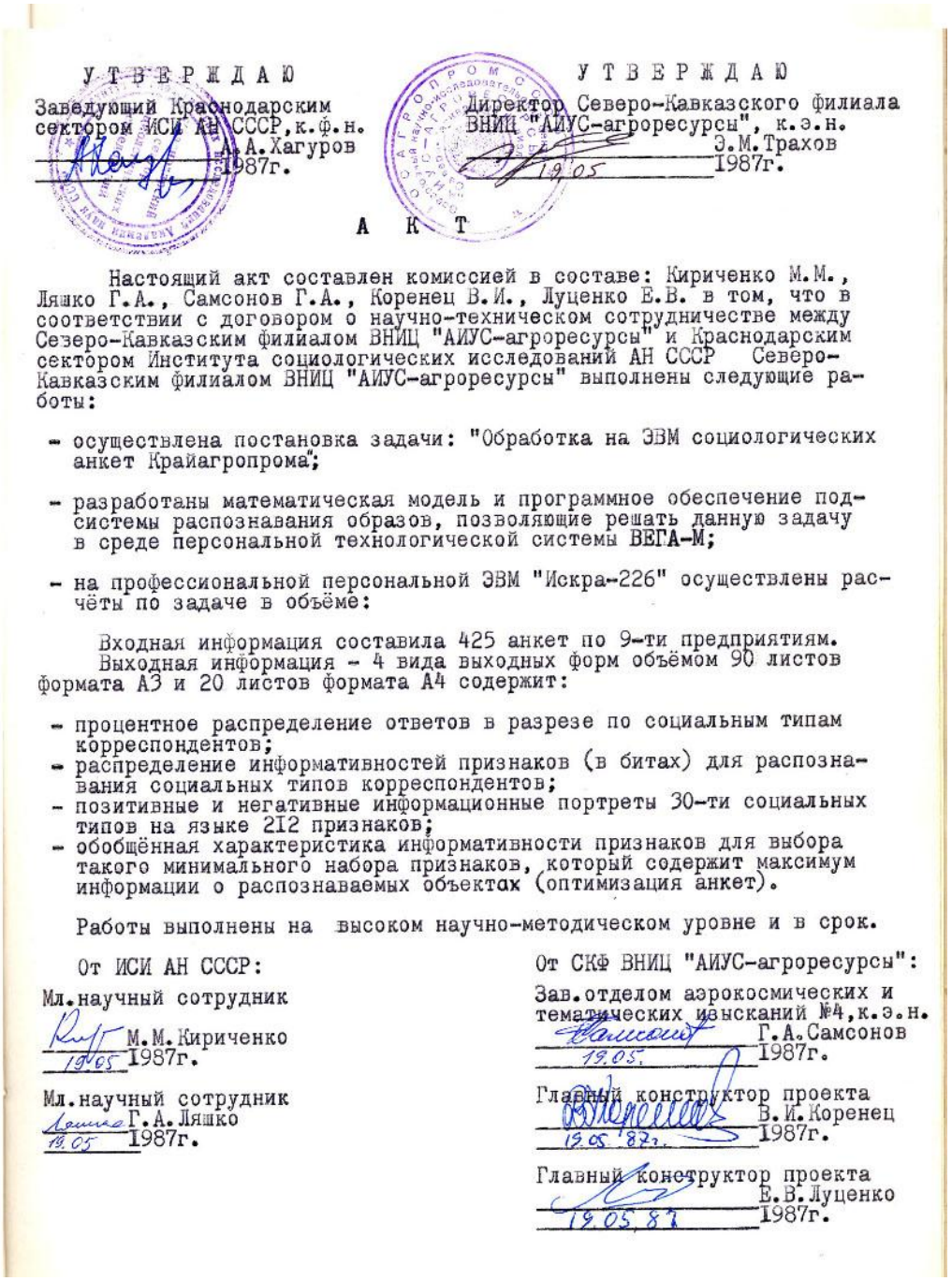


Рисунок 12. SWOT-диаграмма детерминации успеваемости студентов

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных значений силу и направление влияния различных значений условий студента на его успеваемость.

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.



УТВЕРЖДАЮ
Заведующий Краснодарским сектором ИСИ АН СССР, к.ф.н.
_____ А.А.Хагуров
_____ 1987г.

УТВЕРЖДАЮ
Директор Северо-Кавказского филиала ВНИЦ "АИУС-агроресурсы", к.э.н.
_____ Э.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 Сезеро-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
_____ М.М.Кириченко
19.05 1987г.

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

От СКФ ВНИЦ "АИУС-агроресурсы":

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

Главный конструктор проекта
_____ В.И.Коренец
19.05.87г. 1987г.

Главный конструктор проекта
_____ Е.В.Луценко
19.05.87 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 имеющая 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. 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 студентов 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.

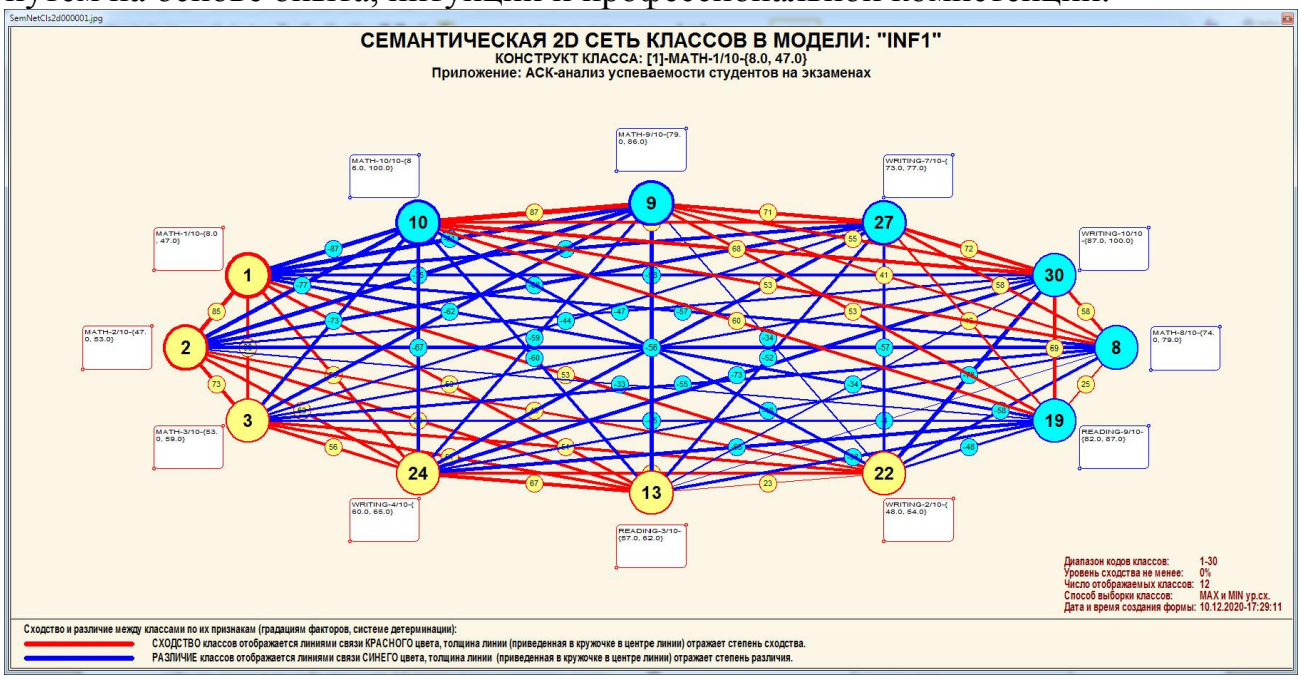


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходства/различия результатов экзаменов по связанным с ними значениям их характеристик.

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

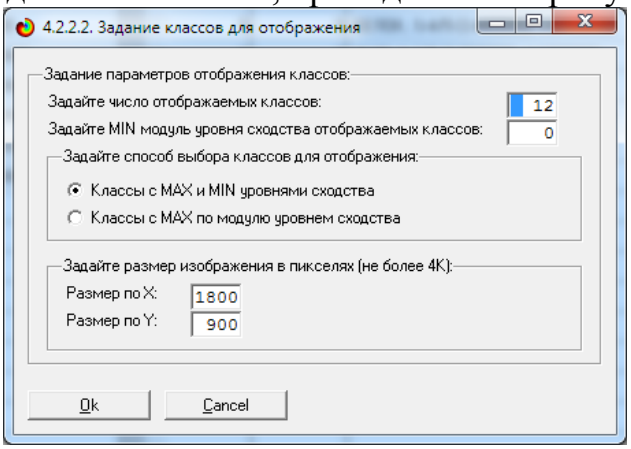


Рисунок 13. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

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):

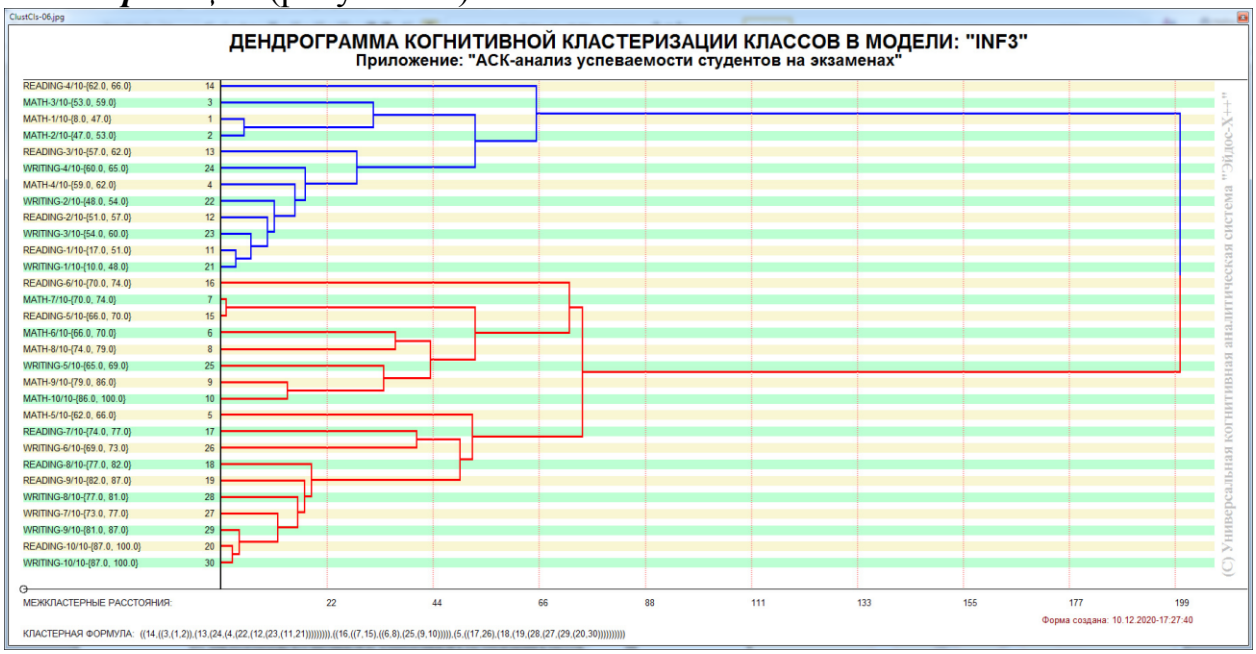


Рисунок 14. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различия студентов на экзамене

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые студенты 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:

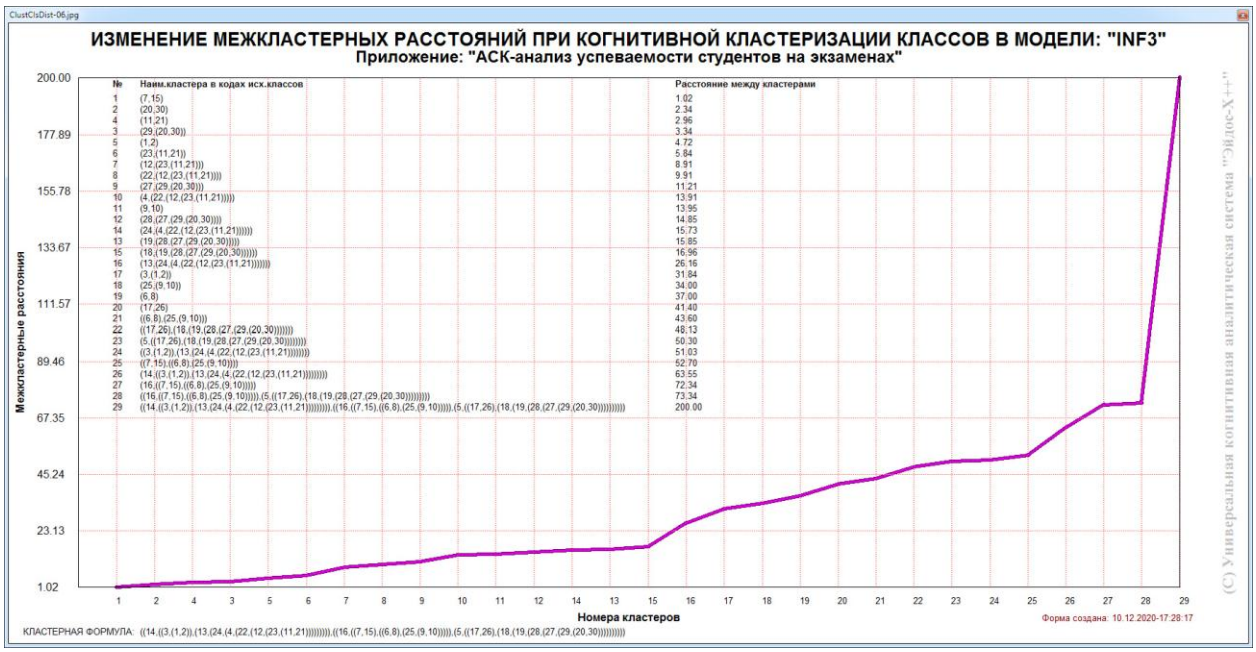


Рисунок 15. График изменения межкластерных расстояний

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 студенте. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 20).

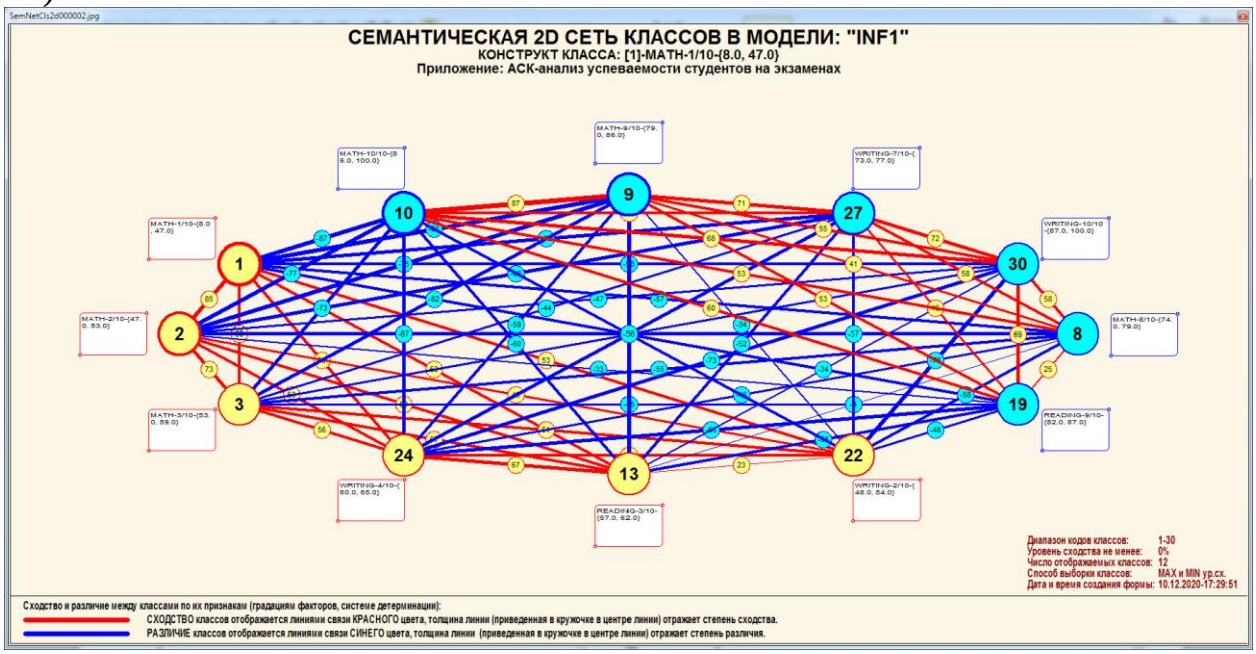


Рисунок 20. сходство/различие признаков студентов в соответствии с их характеристиками

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.

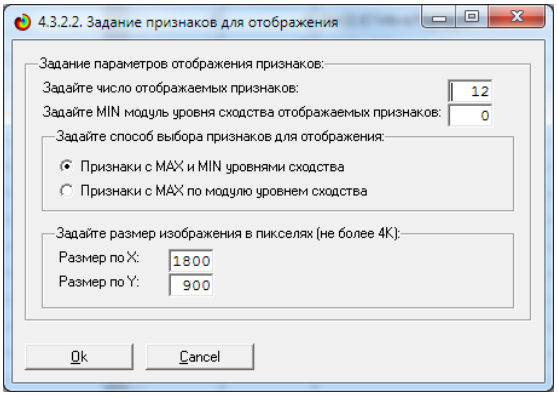


Рисунок 6. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 20

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.

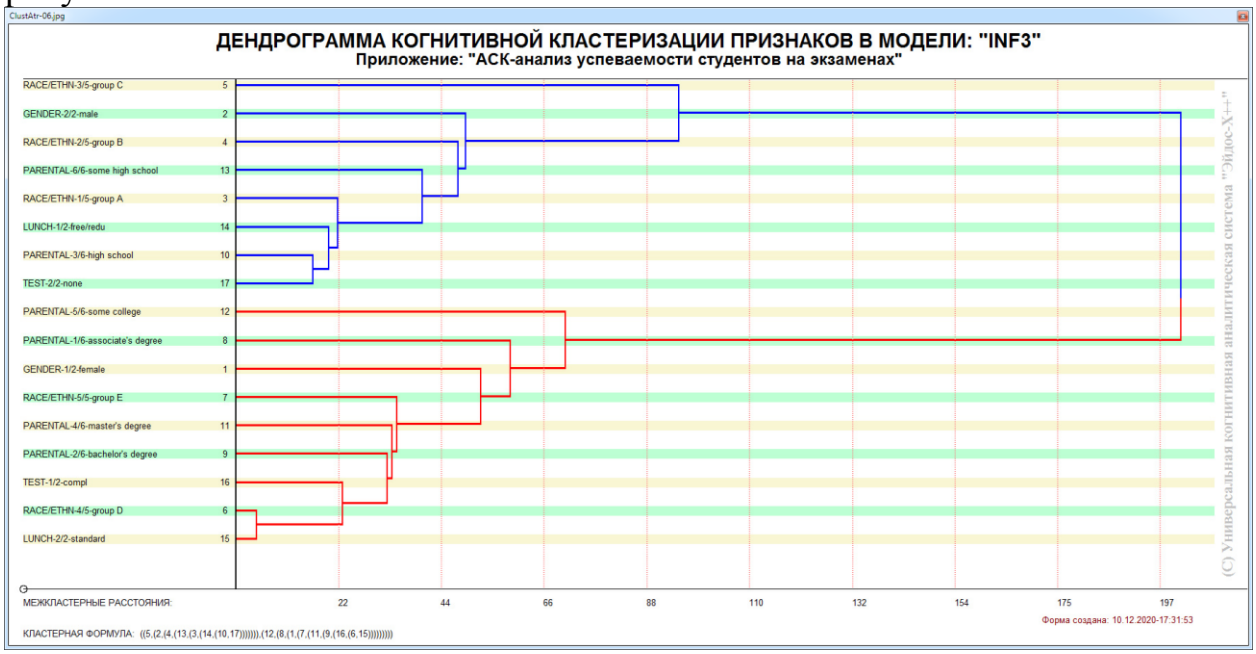


Рисунок 7. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации признаков

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 студенте. ***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.

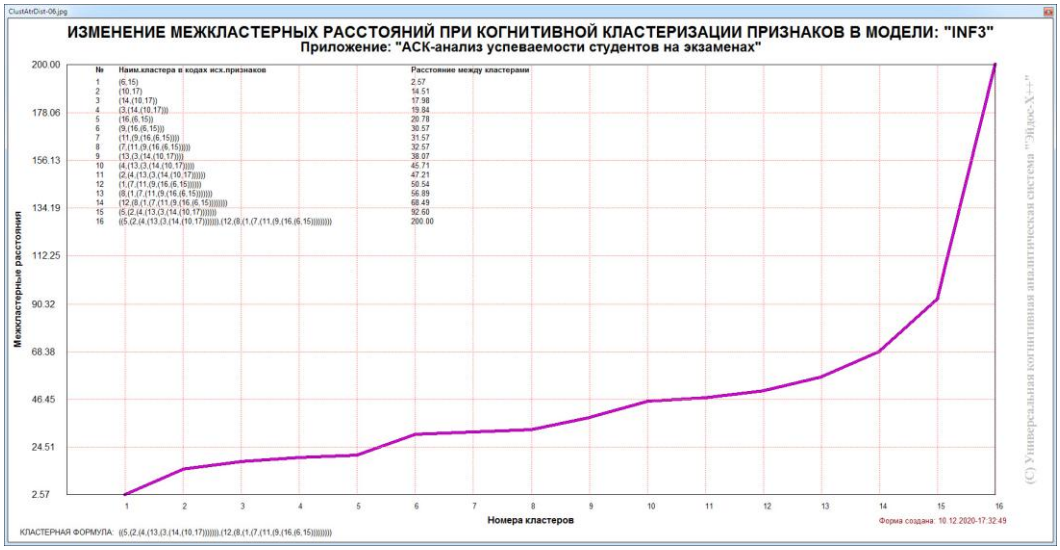


Рисунок 8. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

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:

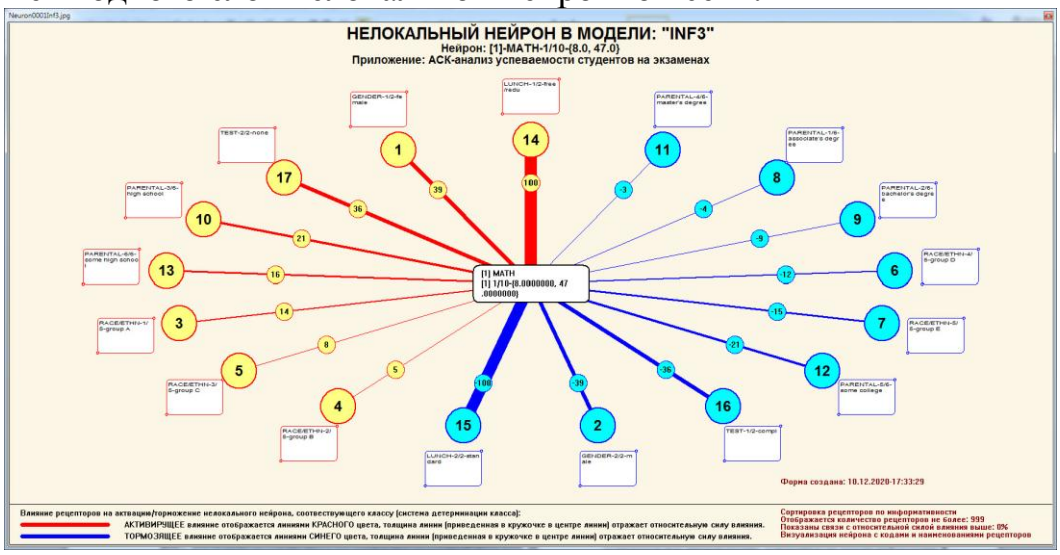


Рисунок 9. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений характеристик студента

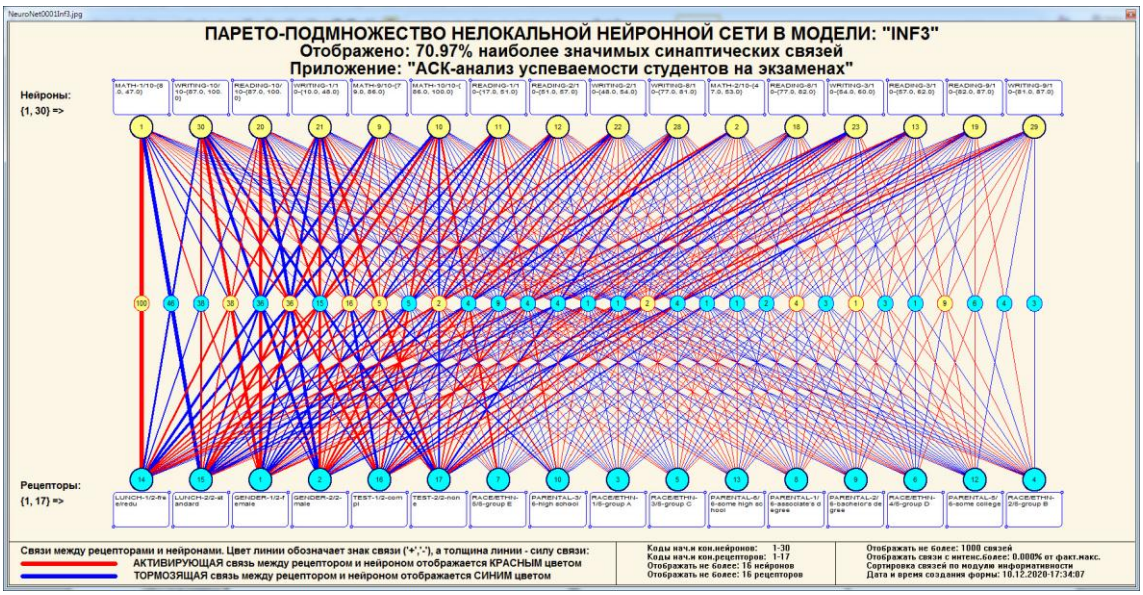


Рисунок 10. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений характеристик студентов на результаты экзаменов (фрагмент 71% сети)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют студентам, 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, отображенных соответственно на рисунках 16 и 20, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 25.

Рисунок 11. 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).

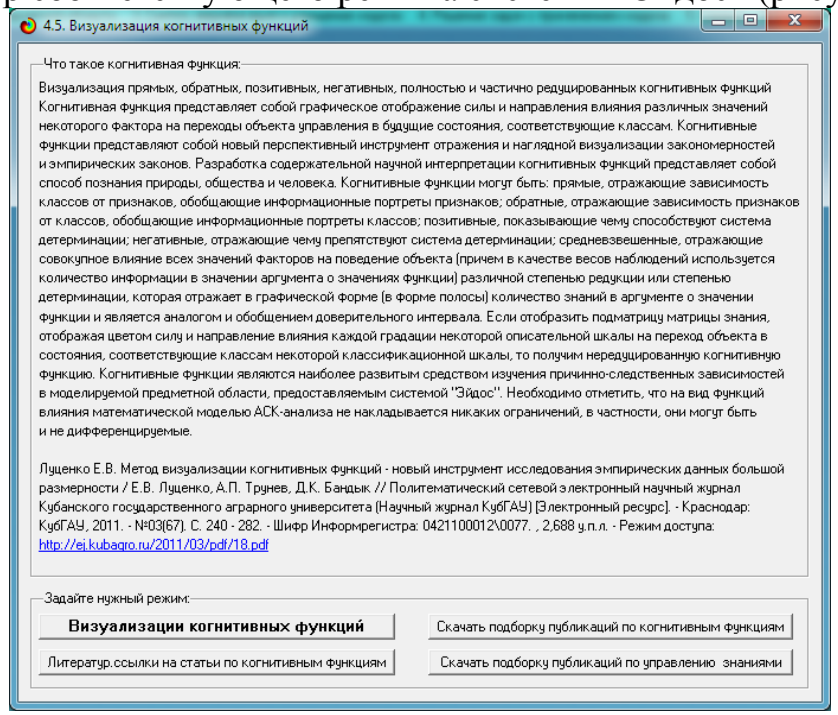


Рисунок 12. Help режима визуализации когнитивных функций

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.

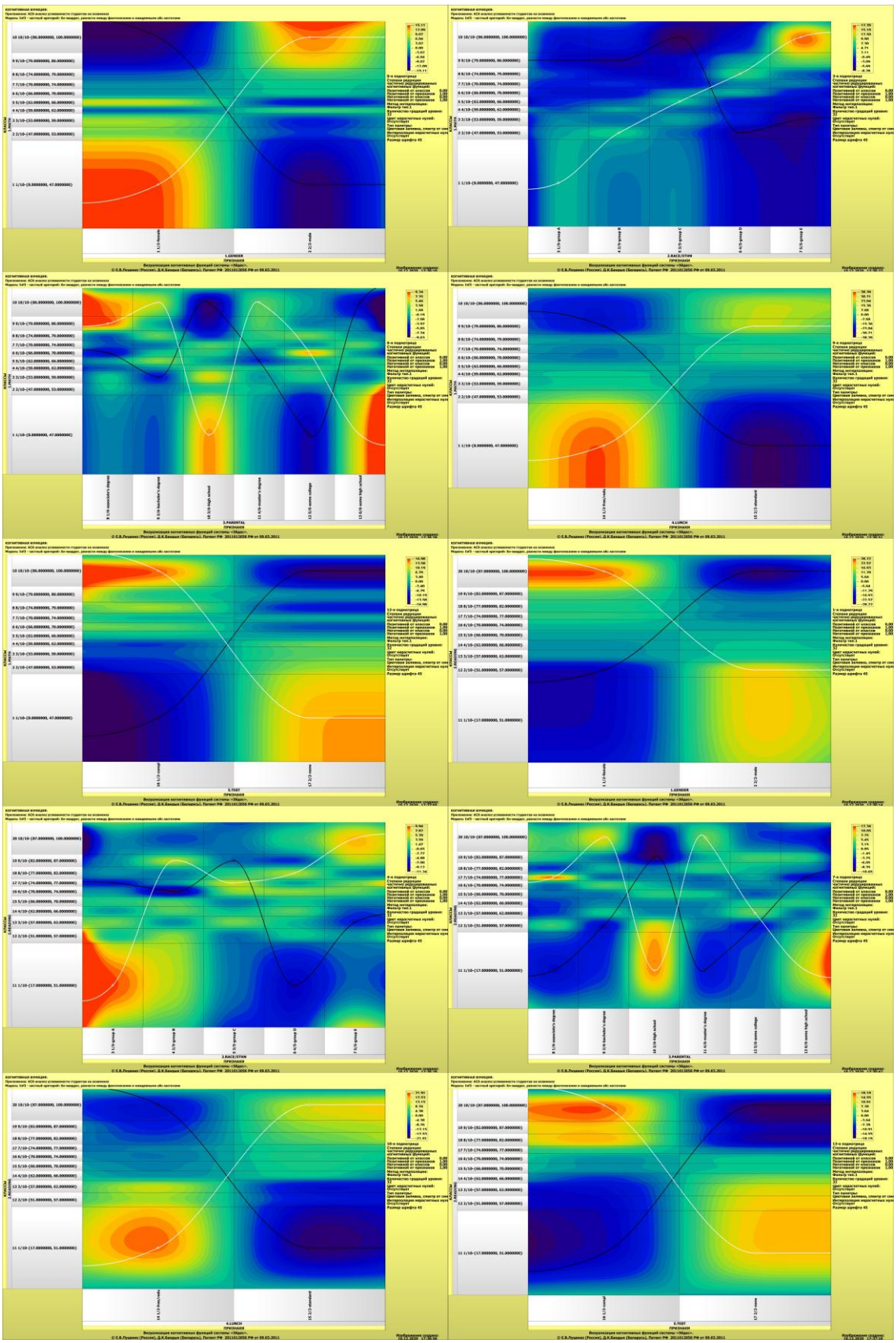
Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации (обозначены 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 студентов на его результат.



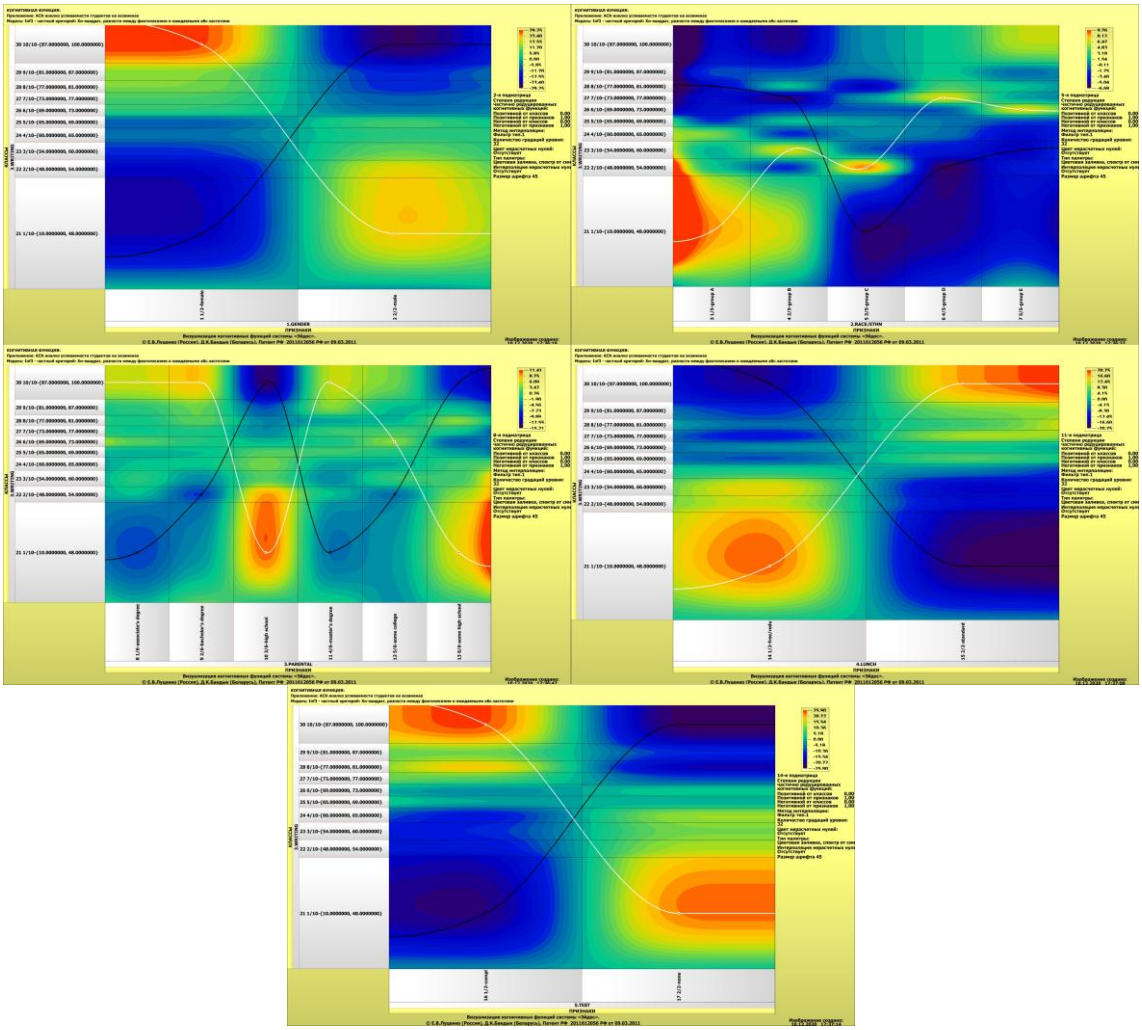


Рисунок 13. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3, отражающих силу и направление влияния значений характеристик студентов на их результаты

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

4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик студентов и сила влияния этих характеристик на результаты экзаменов

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 студента (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим результат экзамена (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния

конкретного значения характеристики студента, на конкретное значение его результата

Если какое-то значение характеристики слабо влияет на студента, 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 студента, 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 студента на его результатс (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 студента.

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 студента, 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).

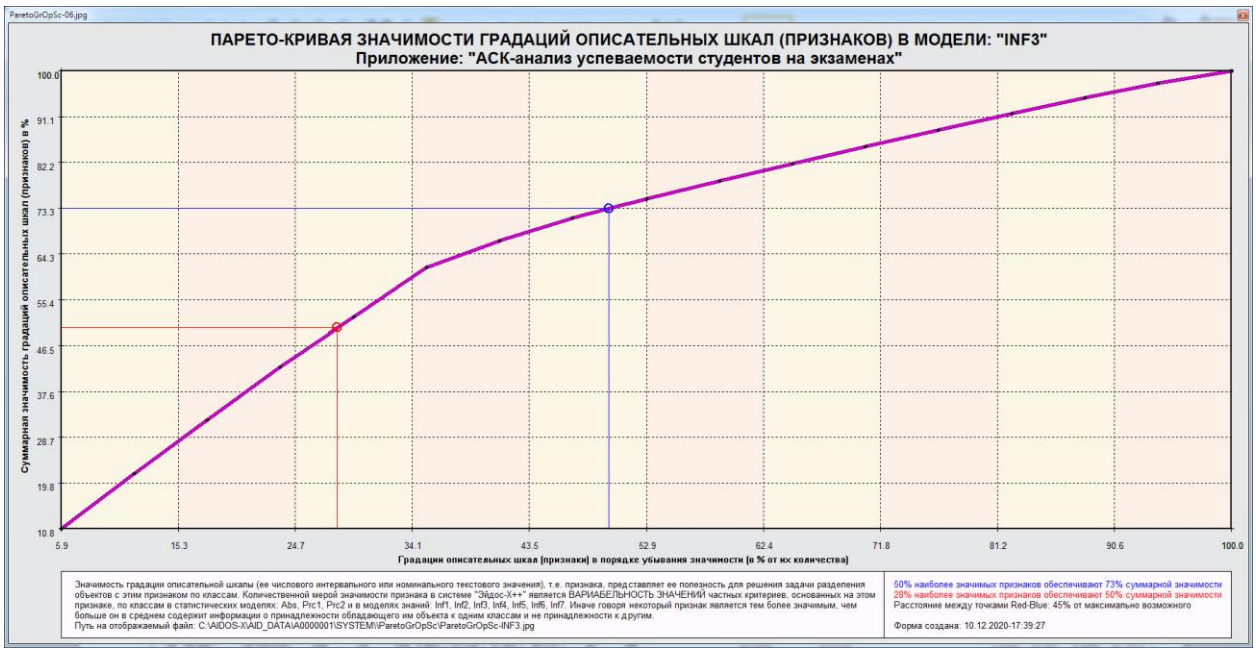


Рисунок 29. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Таблица 6 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния значений характеристик студента на его результат в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	5,882	14	LUNCH-1/2-free/redu	4	10,839	10,839
2	11,765	15	LUNCH-2/2-standard	4	10,839	21,678
3	17,647	1	GENDER-1/2-female	1	10,398	32,075
4	23,529	2	GENDER-2/2-male	1	10,398	42,473
5	29,412	16	TEST-1/2-compl	5	9,635	52,108
6	35,294	17	TEST-2/2-none	5	9,635	61,744
7	41,176	10	PARENTAL-3/6-high school	3	5,249	66,993
8	47,059	7	RACE/ETHN-5/5-group E	2	4,449	71,442
9	52,941	8	PARENTAL-1/6-associate's degree	3	3,637	75,079
10	58,824	4	RACE/ETHN-2/5-group B	2	3,566	78,644
11	64,706	13	PARENTAL-6/6-some high school	3	3,353	81,997
12	70,588	6	RACE/ETHN-4/5-group D	2	3,340	85,337
13	76,471	5	RACE/ETHN-3/5-group C	2	3,221	88,558
14	82,353	9	PARENTAL-2/6-bachelor's degree	3	3,220	91,778
15	88,235	3	RACE/ETHN-1/5-group A	2	3,047	94,826
16	94,118	12	PARENTAL-5/6-some college	3	2,786	97,611
17	100,000	11	PARENTAL-4/6-master's degree	3	2,389	100,000

4.3.9. Степень детерминированности учебных достижений студентов

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 студенты, а значениями градаций описательных шкал – их характеристики.

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

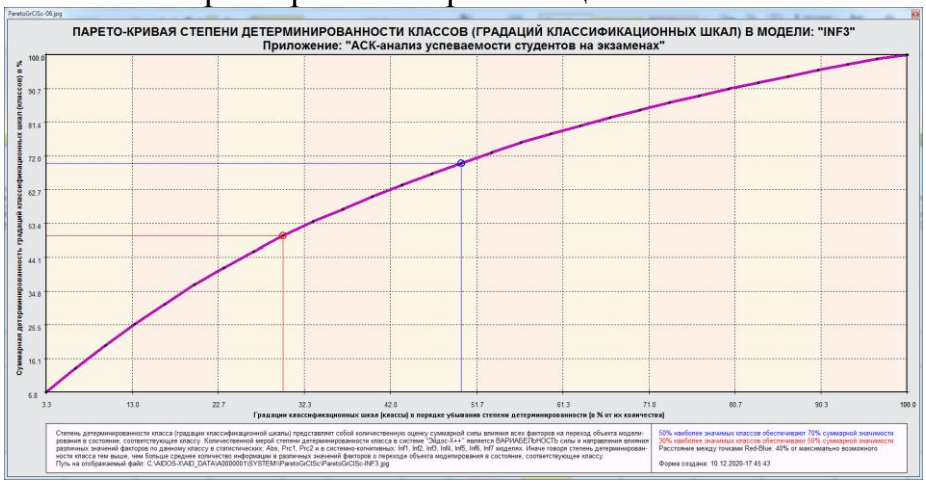


Рисунок 30. Парето-кривая степени детерминированности классов

Таблица 8 – Парето-таблица степеней детерминированности характеристик студентов в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	CLS	NAME_CLS	CLSC	SUM_PRC	RCNT
1	3,333	30	WRITING-10/10-{87.0, 100.0}	3	6,821	6,821
2	6,667	1	MATH-1/10-{8.0, 47.0}	1	6,674	13,496
3	10,000	21	WRITING-1/10-{10.0, 48.0}	3	6,319	19,814
4	13,333	20	READING-10/10-{87.0, 100.0}	2	5,783	25,597
5	16,667	11	READING-1/10-{17.0, 51.0}	2	5,569	31,167
6	20,000	10	MATH-10/10-{86.0, 100.0}	1	5,402	36,569
7	23,333	22	WRITING-2/10-{48.0, 54.0}	3	4,637	41,205
8	26,667	12	READING-2/10-{51.0, 57.0}	2	4,459	45,664
9	30,000	9	MATH-9/10-{79.0, 86.0}	1	4,408	50,072
10	33,333	28	WRITING-8/10-{77.0, 81.0}	3	3,837	53,909
11	36,667	23	WRITING-3/10-{54.0, 60.0}	3	3,490	57,398
12	40,000	19	READING-9/10-{82.0, 87.0}	2	3,418	60,816
13	43,333	2	MATH-2/10-{47.0, 53.0}	1	3,243	64,059
14	46,667	13	READING-3/10-{57.0, 62.0}	2	3,057	67,116
15	50,000	29	WRITING-9/10-{81.0, 87.0}	3	3,029	70,145
16	53,333	18	READING-8/10-{77.0, 82.0}	2	2,850	72,995
17	56,667	27	WRITING-7/10-{73.0, 77.0}	3	2,814	75,810
18	60,000	24	WRITING-4/10-{60.0, 65.0}	3	2,456	78,266
19	63,333	17	READING-7/10-{74.0, 77.0}	2	2,235	80,500
20	66,667	3	MATH-3/10-{53.0, 59.0}	1	2,139	82,639
21	70,000	8	MATH-8/10-{74.0, 79.0}	1	2,139	84,778
22	73,333	6	MATH-6/10-{66.0, 70.0}	1	2,125	86,903
23	76,667	25	WRITING-5/10-{65.0, 69.0}	3	1,883	88,786
24	80,000	5	MATH-5/10-{62.0, 66.0}	1	1,849	90,635
25	83,333	26	WRITING-6/10-{69.0, 73.0}	3	1,738	92,373
26	86,667	16	READING-6/10-{70.0, 74.0}	2	1,735	94,109
27	90,000	4	MATH-4/10-{59.0, 62.0}	1	1,725	95,834
28	93,333	14	READING-4/10-{62.0, 66.0}	2	1,639	97,473
29	96,667	7	MATH-7/10-{70.0, 74.0}	1	1,516	98,989
30	100,000	15	READING-5/10-{66.0, 70.0}	2	1,011	100,000

Чем выше степень детерминированности результатов студента значениями его характеристик, тем легче определить его характеристики.

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, изучено влияние характеристик студентов на результаты экзаменов, 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 №234 в режиме 1.3 системы «Эйдос».

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, License CC 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, License CC 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://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. Страничка 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 придание 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 // 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-X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf, 2,688 у.п.л.

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