

УДК 004.8
**Автоматизированный системно-
 когнитивный анализ успеваемости
 учеников**

Сидоренко Дарья Евгеньевна
 студент факультета ПИ,
 группы ИТ2102 lavender@list.ru

Каткова Александра Олеговна
 студент факультета ПИ,
 группы ИТ2102
lleswonce@gmail.com

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

**Automated systemic cognitive analysis of
 student performance**

Sidorenko Daria Evgenyevna
 student of the faculty of PI,
 group
 IT2102 lavender@list.ru

Katkova Alexandra Olegovna
 student of the faculty of PI,
 group
 IT2102 lleswonce@gmail.com

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

СОДЕРЖАНИЕ

СОДЕРЖАНИЕ.....	1
ВВЕДЕНИЕ.....	1
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	6
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	7
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И	11
<i>Верификация статистических и системно-когнитивных моделей.....</i>	13
<i>Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей</i>	15
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	16
Подзадача 4.1. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ (ДИАГНОСТИКА,.....)	16
Подзадача 4.2. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (SWOT-АНАЛИЗ)	19
Подзадача 4.3. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ.....	21
<i>Когнитивные диаграммы классов.....</i>	21
<i>Агломеративная когнитивная кластеризация классов.....</i>	23
<i>Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов</i>	24
<i>Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети</i>	27
<i>3d-интегральные когнитивные карты.....</i>	29
<i>Когнитивные функции</i>	30
7. ВЫВОДЫ.....	38

Введение

Целью данной работы является изучение успеваемости учеников.

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:

- 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 303, 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 мультязычную 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);

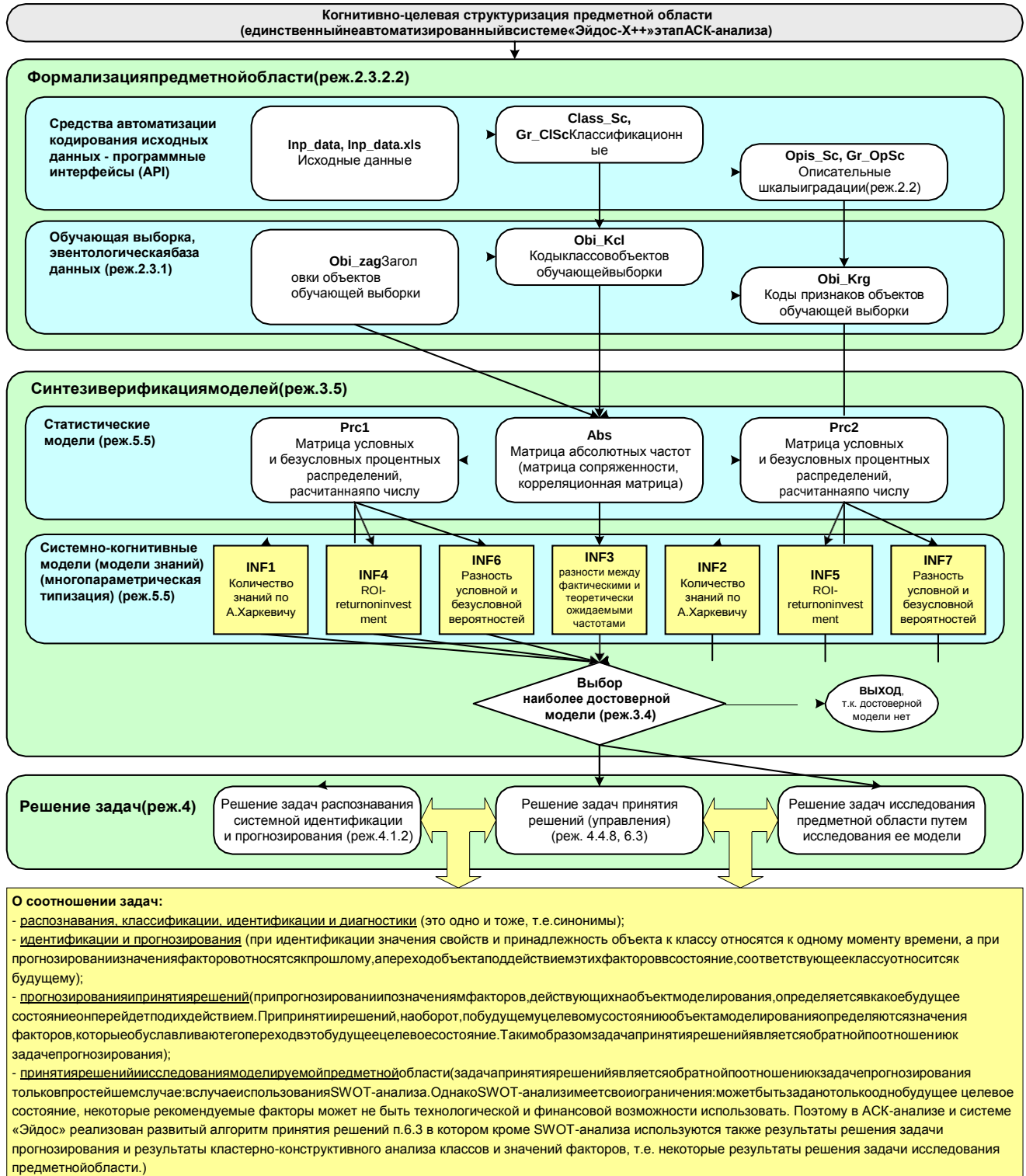
- хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции;
- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных 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 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 классификационной выберем оценки по математике, чтению и письму (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на успеваемость учеников – пол, уровень образования родителей, питание и статус курса по подготовке к экзаменам (пройден или нет). (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	math_score
2	reading_score
3	writing_score

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	gender
2	parental_level_of_education
3	lunch
4	test_preparation_course

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены из Kaggle.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	№	gender	parental_level_of_education	lunch	test_preparation_course	math_score	reading_score	writing_score
2	1	female	bachelor's_degree	standard	none	72	72	74
3	2	female	some_college	standard	completed	69	90	88
4	3	female	master's_degree	standard	none	90	95	93
5	4	male	associate's_degree	free/reduced	none	47	57	44
6	5	male	some_college	standard	none	76	78	75
7	6	female	associate's_degree	standard	none	71	83	78
8	7	female	some_college	standard	completed	88	95	92
9	8	male	some_college	free/reduced	none	40	43	39
10	9	male	high_school	free/reduced	completed	64	64	67
11	10	female	high_school	free/reduced	none	38	60	50
12	11	male	associate's_degree	standard	none	58	54	52
13	12	male	associate's_degree	standard	none	40	52	43
14	13	female	high_school	standard	none	65	81	73
15	14	male	some_college	standard	completed	78	72	70
16	15	female	master's_degree	standard	none	50	53	58
17	16	female	some_high_school	standard	none	69	75	78
18	17	male	high_school	standard	none	88	89	86
19	18	female	some_high_school	free/reduced	none	18	32	28
20	19	male	master's_degree	free/reduced	completed	46	42	46
21	20	female	associate's_degree	free/reduced	none	54	58	61
22	21	male	high_school	standard	none	66	69	63
23	22	female	some_college	free/reduced	completed	65	75	70
24	23	male	some_college	standard	none	44	54	53
25	24	female	some_high_school	standard	none	69	73	73
26	25	male	bachelor's_degree	free/reduced	completed	74	71	80
27	26	male	master's_degree	free/reduced	none	73	74	72
28	27	male	some_college	standard	none	69	54	55
29	28	female	bachelor's_degree	standard	none	67	69	75
30	29	male	high_school	standard	none	70	70	65
31	30	female	master's_degree	standard	none	62	70	75
32	31	female	some_college	standard	none	69	74	74
33	32	female	some_college	standard	none	63	65	61
34	33	female	master's_degree	free/reduced	none	56	72	65
35	34	male	some_college	standard	none	40	42	38
36	35	male	some_college	standard	none	97	87	82
37	36	male	associate's_degree	standard	completed	81	81	79
38	37	female	associate's_degree	standard	none	74	81	83

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 табличноготипа.

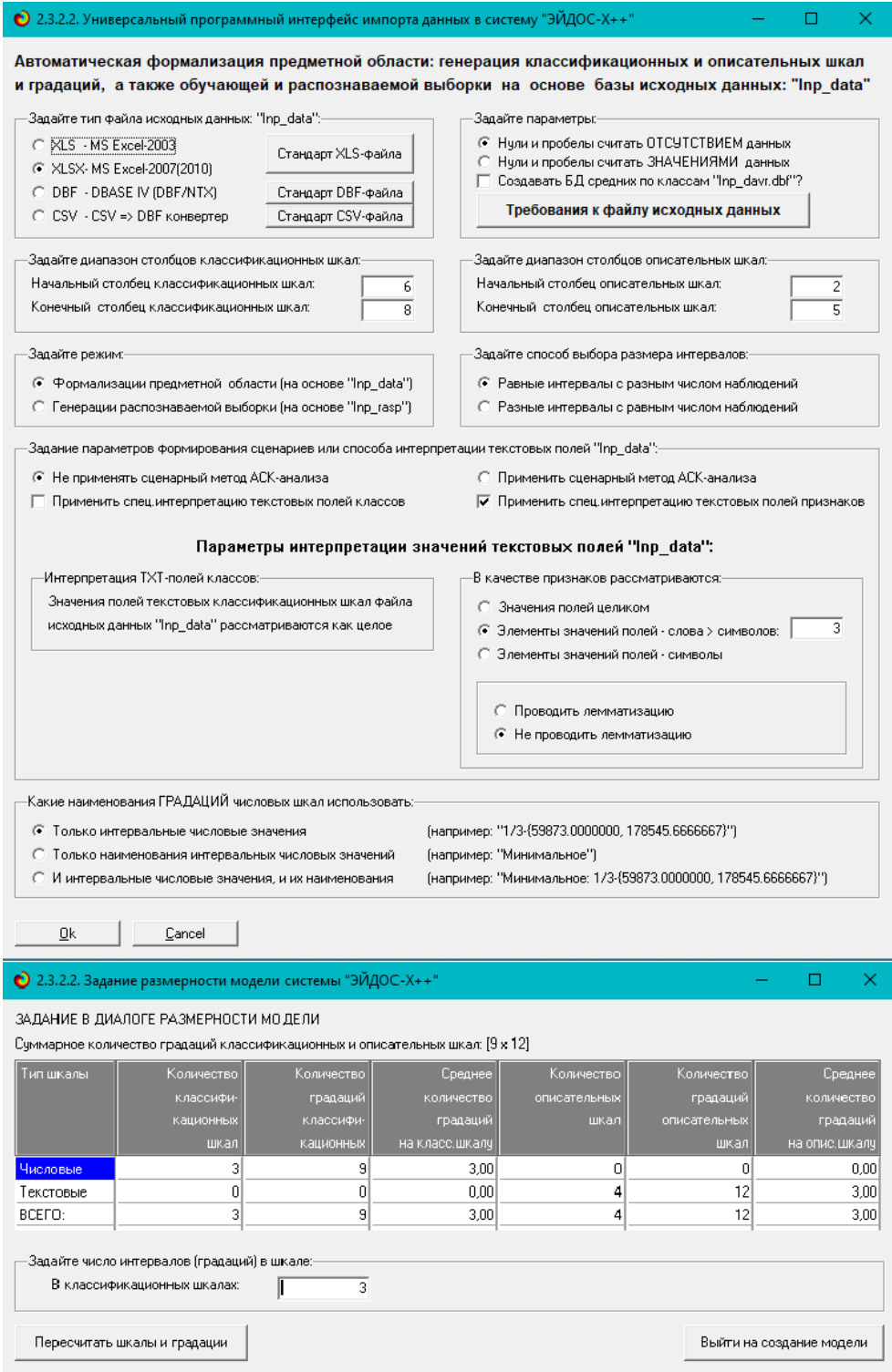


Рисунок 3. Экранные форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

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

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



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

В результате работы режима сформирована 1 классификационная шкала с суммарным количеством градаций (классов) 1 (таблица 3) и 7 описательных шкал с суммарным числом градаций 308 (таблица 4). С использованием классификационных и описательных шкал и градаций исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (таблица 5):

Таблица 3 – Классификационные шкалы и градации

Код	Наименование
1	math_score
	reading_score
	writing_score

Таблица 4 – Описательные шкалы и градации

Код	Наименование
1	gender
2	parental_level_of_education
3	lunch
4	test_preparation_course

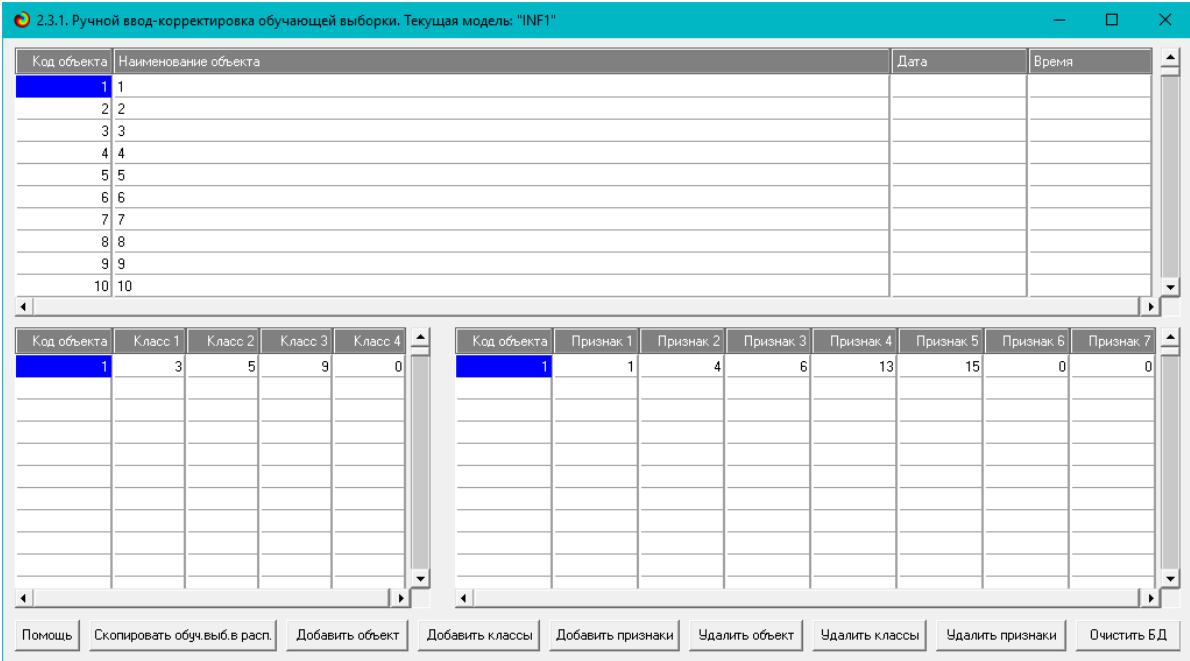


Рисунок 4а. Обучающая выборка (фрагмент)

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).

3.5. Синтез и верификация моделей

Задайте модели для синтеза и верификации

Статистические базы:

- ☒ 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки
- ☒ 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса
- ☒ 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов i-го класса

Системно-когнитивные модели (базы знаний):

- ☒ 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- ☒ 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- ☒ 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- ☒ 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- ☒ 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- ☒ 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Текущая модель:

- ☐ 1. ABS
- ☐ 2. PRC1
- ☐ 3. PRC2
- ☒ 4. INF1
- ☐ 5. INF2
- ☐ 6. INF3
- ☐ 7. INF4
- ☐ 8. INF5
- ☐ 9. INF6
- ☐ 10. INF7

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую (бутстрепный подход):

Какие объекты обуч.выборки копировать:

- ☒ Копировать всю обучающую выборку
- ☐ Копировать только текущий объект
- ☐ Копировать каждый N-й объект
- ☐ Копировать N случайных объектов
- ☐ Копировать объекты от N1 до N2 (fastest)
- ☐ Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалять из обуч.выборки скопированные объекты:

- ☒ Не удалять
- ☐ Удалять

Пояснение по алгоритму верификации

Подробнее

Измеряется внутренняя достоверн. модели

Для каждой заданной модели выполнять:

- ☒ Синтез и верификацию
- ☐ Только верификацию
- ☐ Только синтез

Задайте процессор:

- ☒ CPU
- ☐ GPU

Задайте алгоритм:

- ☒ Классика - дольше
- ☐ Упрощенно-быстрее

Использование только наиболее достоверных результатов распознавания: Расп.dbf и целесообразность применения бутстрепного подхода

Расчетный размер БД результатов распознавания Расп.dbf равен 450194 байт, т.е.: 0.0209638 % от MAX-возможного, (от 2Гб)

Задайте, сколько % от исходной БД Расп.dbf оставить, удаляя наименее достоверные результаты распознавания:

В применении бутстрепного подхода нет необходимости. Синтез и верификация моделей будут выполнены на основе всей выборки.

Ok Cancel

3.5. Синтез и верификация моделей

Стадии исполнения процесса

Шаг 1-й из 11: Копирование обучающей выборки в распознаваемую - Готово

Шаг 2-й из 11: Синтез стат.модели "ABS" (расчет матрицы абсолютных частот) - Готово

Шаг 3-й из 11: Синтез стат.моделей "PRC1" и "PRC2" (усл.безусл.% распр.) - Готово

Шаг 4-й из 11: Синтез моделей знаний: INF1-INF7 - Готово

НАЧАЛО ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ИСПОЛНЕНИЕ: _____...

Шаг 5-й из 11: Задание модели "INF7" в качестве текущей - Готово

Шаг 6-й из 11: Пакетное распознавание в модели "INF7" - Готово

Шаг 7-й из 11: Измерение достоверности модели: "Inf7" - Интегральный критерий: "Сумма знаний" - Готово

КОНЕЦ ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ГОТОВО: _____...

Шаг 8-й из 11: Объединение БД DostRsp# в БД DostRasp - Готово

Шаг 9-й из 11: Печать сводной формы по результатам верификации моделей - Готово

Шаг 10-й из 11: Создание формы: "Достоверность идент.классов в различных моделях" - Готово

Шаг 11-й из 11: "Присвоение заданной модели: Inf1 статуса текущей" - Готово

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей успешно завершены !!!

Прогноз времени исполнения:

Начало: 21:41:24 Окончание: 21:43:05

Прошло: 0:01:40 Осталось: 0:00:00

Ok

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 1 минуту 44 секунды. Отметим, что при синтезе и верификации моделей использовался центральный процессор (CPU). На графическом процессоре (GPU) выполнение этих операций занимает значительно меньшее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз быстрее). Таким образом, неграфические вычисления на центральном процессоре делает невозможной 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 обучающей"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1 MATH_SCORE 1/3 (8.000000, 38.666667)	2 MATH_SCORE 2/3 (38.666667, 69.333333)	3 MATH_SCORE 3/3 (69.333333, 100.000000)	4 READING_SCORE 1/3 (17.000000, 44.666667)	5 READING_SCORE 2/3 (44.666667, 72.333333)	6 READING_SCORE 3/3 (72.333333, 100.000000)	7 WRITING_SCORE 1/3 (10.000000, 40.000000)	8 WRITING_SCORE 2/3 (40.000000, 70.000000)	9 WRITING_SCORE 3/3 (70.000000, 100.000000)	Сумма	Среднее
1	GENDER-female	28	311	178	18	231	269	15	202	301	1553	172.5
2	GENDER-male	7	244	231	35	283	164	20	307	155	1446	160.6
3	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-associate's_deg...	2	122	98	8	103	111	4	107	111	666	74.0
4	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-bachelor's_degree	3	59	56	3	55	60	2	47	69	354	39.3
5	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-high_school	13	120	63	13	122	61	10	125	61	588	65.3
6	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-master's_degree		26	33	1	27	31		21	38	177	19.6
7	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-some_college	6	127	93	14	111	101	9	113	104	678	75.3
8	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-some_high_sch...	11	101	66	14	96	69	10	96	73	536	59.5
9	LUNCH-free	29	238	87	34	206	115	25	214	116	1064	118.2
10	LUNCH-reduced	29	238	87	34	206	115	25	214	116	1064	118.2
11	LUNCH-standard	6	317	322	19	308	318	10	295	340	1935	215.0
12	TEST_PREPARATION_COURSE-completed	5	177	176	9	141	208	3	129	226	1074	119.3
13	TEST_PREPARATION_COURSE-none	30	278	233	44	373	225	32	380	230	1925	213.8
	Сумма числа признаков	169	2458	1723	246	2262	1847	165	2250	1940	13068	
	Среднее	13	189	133	19	174	142	13	173	149		111.6
	Среднеквадратичное отклонение	12	108	87	14	104	88	10	107	96		
	Сумма числа объектов обучающей	35	555	409	53	514	433	35	509	456	2999	

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1 MATH_SCORE 1/3 (8.000000, 38.666667)	2 MATH_SCORE 2/3 (38.666667, 69.333333)	3 MATH_SCORE 3/3 (69.333333, 100.000000)	4 READING_SCORE 1/3 (17.000000, 44.666667)	5 READING_SCORE 2/3 (44.666667, 72.333333)	6 READING_SCORE 3/3 (72.333333, 100.000000)	7 WRITING_SCORE 1/3 (10.000000, 40.000000)	8 WRITING_SCORE 2/3 (40.000000, 70.000000)	9 WRITING_SCORE 3/3 (70.000000, 100.000000)	Сумма	Среднее
1	GENDER-female	7.904	18.713	-26.887	-11.253	-37.981	49.368	-4.621	-65.554	70.309		
2	GENDER-male	-11.712	-28.149	40.230	7.763	32.552	-40.499	1.731	57.881	-59.796		
3	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-associate's_deg...	-6.618	-3.347	10.135	-4.545	-12.352	16.811	-4.414	-7.740	12.069		
4	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-bachelor's_degree	-1.581	-7.626	9.297	-3.668	-6.313	9.936	-2.472	-13.988	16.415		
5	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-high_school	5.391	9.334	-14.575	1.924	20.159	-22.157	2.571	23.698	-26.345		
6	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-master's_degree	-2.290	-7.313	9.648	-2.334	-3.657	5.968	-2.236	-9.494	11.708		
7	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-some_college	-2.774	-0.605	3.552	1.229	-6.430	5.114	0.434	-3.807	3.286		
8	PARENTAL_LEVEL_OF_EDUCATION-some_high_sch...	4.064	0.120	-4.714	3.904	3.164	-6.803	3.228	3.657	-6.620		
9	LUNCH-free	15.232	37.746	-53.373	13.958	21.715	-35.475	11.557	30.692	-42.052		
10	LUNCH-reduced	15.232	37.746	-53.373	13.958	21.715	-35.475	11.557	30.692	-42.052		
11	LUNCH-standard	-19.039	-47.183	66.716	-17.448	-27.143	44.344	-14.447	-38.365	52.565		
12	TEST_PREPARATION_COURSE-completed	-8.898	-25.136	34.308	-11.230	-45.017	56.110	-10.569	-56.031	66.462		
13	TEST_PREPARATION_COURSE-none	5.090	15.699	-20.964	7.740	39.589	-47.242	7.680	48.358	-55.949		
	Сумма											
	Среднеквадратичное отклонение	10.149	24.676	34.923	9.691	26.519	35.263	7.739	38.097	44.410		

Рисунок 6. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

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 образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергера, 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).

3.4. Обобщ.форма по доств.моделям при разл.инт.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Сумма модул. уровней сход. истинно-поло. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней сход. ложно-поло. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс.частот с обр...	2999	2872	89	512	127	0.849	0.958	0.900	1426.732	12.431	209
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс.частот по признакам	2999	2999	601	601	0.833	1.000	0.909	2123.175			240
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	2999	2872	89	512	127	0.849	0.958	0.900	1426.732	12.431	209
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по при...	2999	2999	601	601	0.833	1.000	0.909	1789.552			338
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	2999	2872	89	512	127	0.849	0.958	0.900	1426.448	12.431	209
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по при...	2999	2999	601	601	0.833	1.000	0.909	1615.544			315
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	2999	2008	332	269	991	0.882	0.670	0.761	759.563	116.755	83
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	2999	1797	417	184	1202	0.907	0.599	0.722	146.505	81.707	19
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	2999	2009	330	271	990	0.881	0.670	0.761	760.148	116.221	84
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	2999	1832	391	210	1167	0.897	0.611	0.727	162.605	76.422	27
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат: разности между факти...	Семантический резонанс зна...	2999	1894	369	232	1105	0.891	0.632	0.739	936.710	154.052	103
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат: разности между факти...	Сумма знаний	2999	1894	369	232	1105	0.891	0.632	0.739	669.237	83.034	52
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	2999	1977	346	255	1022	0.886	0.659	0.756	768.874	124.813	88
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	2999	1964	344	257	1035	0.884	0.655	0.752	259.886	63.385	52
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	2999	1977	346	255	1022	0.886	0.659	0.756	769.408	124.045	88
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	2999	1984	329	272	1015	0.879	0.662	0.755	212.031	44.149	54
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	2999	1894	369	232	1105	0.891	0.632	0.739	935.793	155.701	102
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Сумма знаний	2999	1894	369	232	1105	0.891	0.632	0.739	308.354	82.450	56
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	2999	1919	359	242	1080	0.888	0.640	0.744	915.606	146.962	101
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Сумма знаний	2999	2006	332	269	993	0.882	0.669	0.761	241.239	54.202	57

Помощь по мерам достоверности | Помощь по частотным распределениям | TPTN,FPFN | (TP-FP)/(TN-FN) | (T-F)/(T+F)*100 | Задать интервал сглаживания

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

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверной является СК-модель ABS с интегральным критерием «Сумма абс.частот по признакам» ($F=0,909$ при максимуме 1,000), что является довольно хорошим результатом, по критерию L1 проф. Е.В.Луценко та же модель является наиболее достоверной ($L1=0,947$ при максимуме 1,000), что тоже является хорошим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели ABS сильной причинно-следственной зависимости факторов и их характеристик.

На рисунке 9 приведено частотное распределение числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации популярных индийских блюд в СК-модели ABS по данным обучающей выборки:

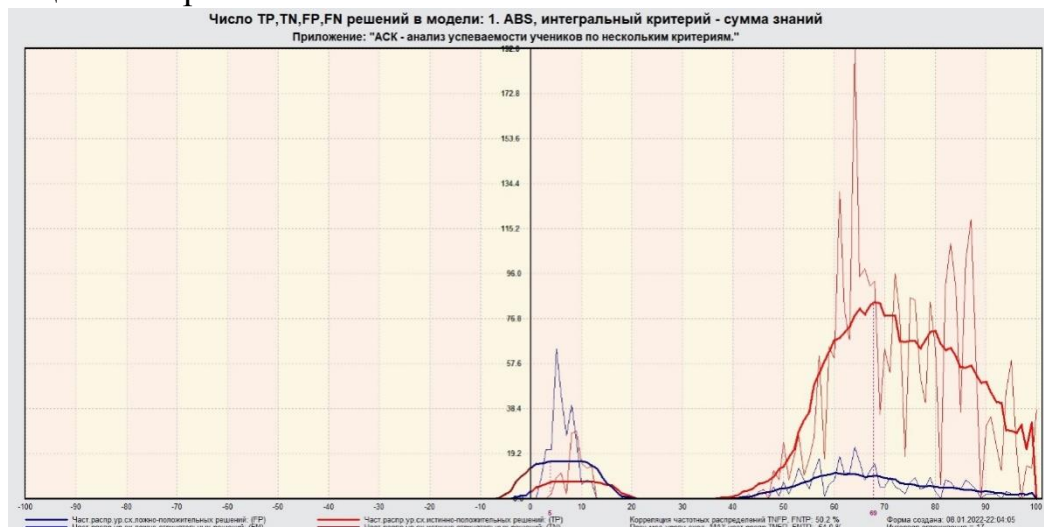


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели ABS

Рисунок 9 содержит изображения двух частотных распределений, похожих на нормальные, сдвинутых относительно друг друга по фазе.

Правое распределение, большее по амплитуде включает истинно-отрицательные и ложно-положительные решения, а левое, 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 влияния факторов на успеваемость учеников.

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»:

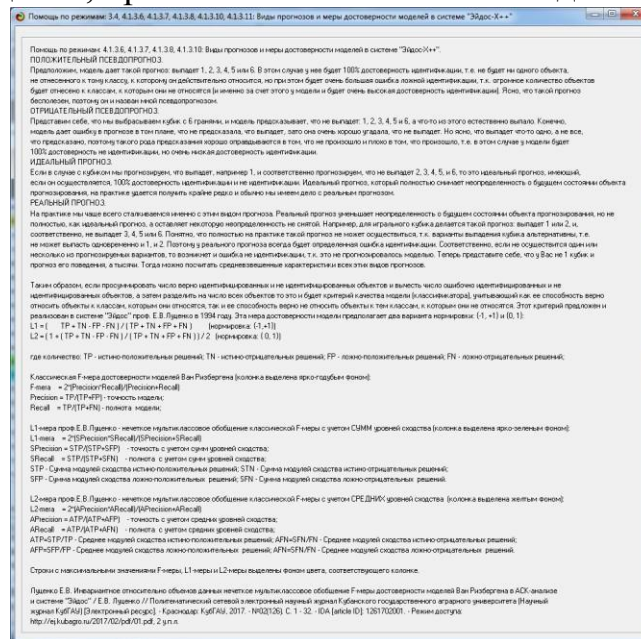


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1- и L2-критериям проф. Е.В.Луценко

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

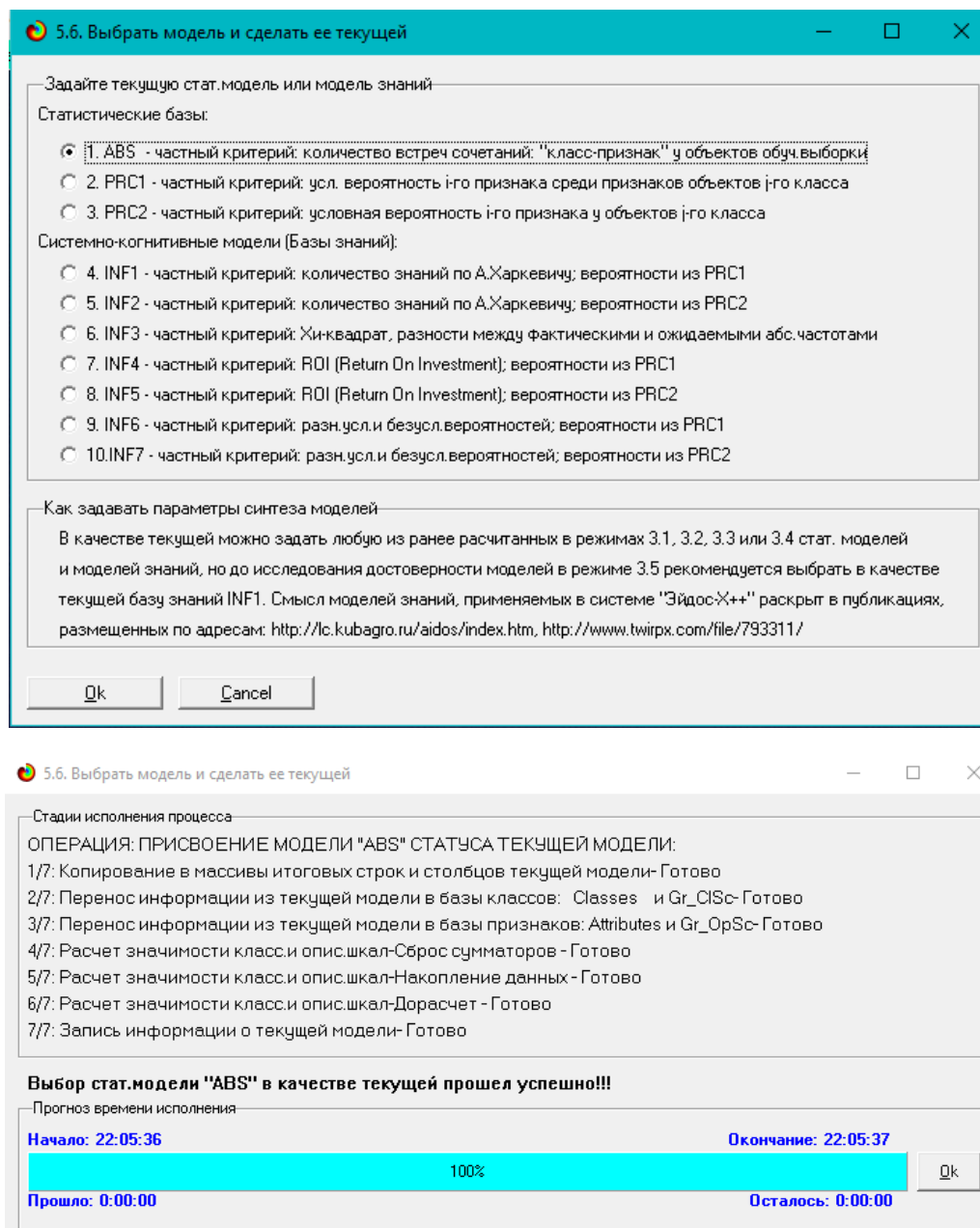


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной СК-модели ABS статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение успеваемости учеников на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели ABS на CPU (рисунок 12).

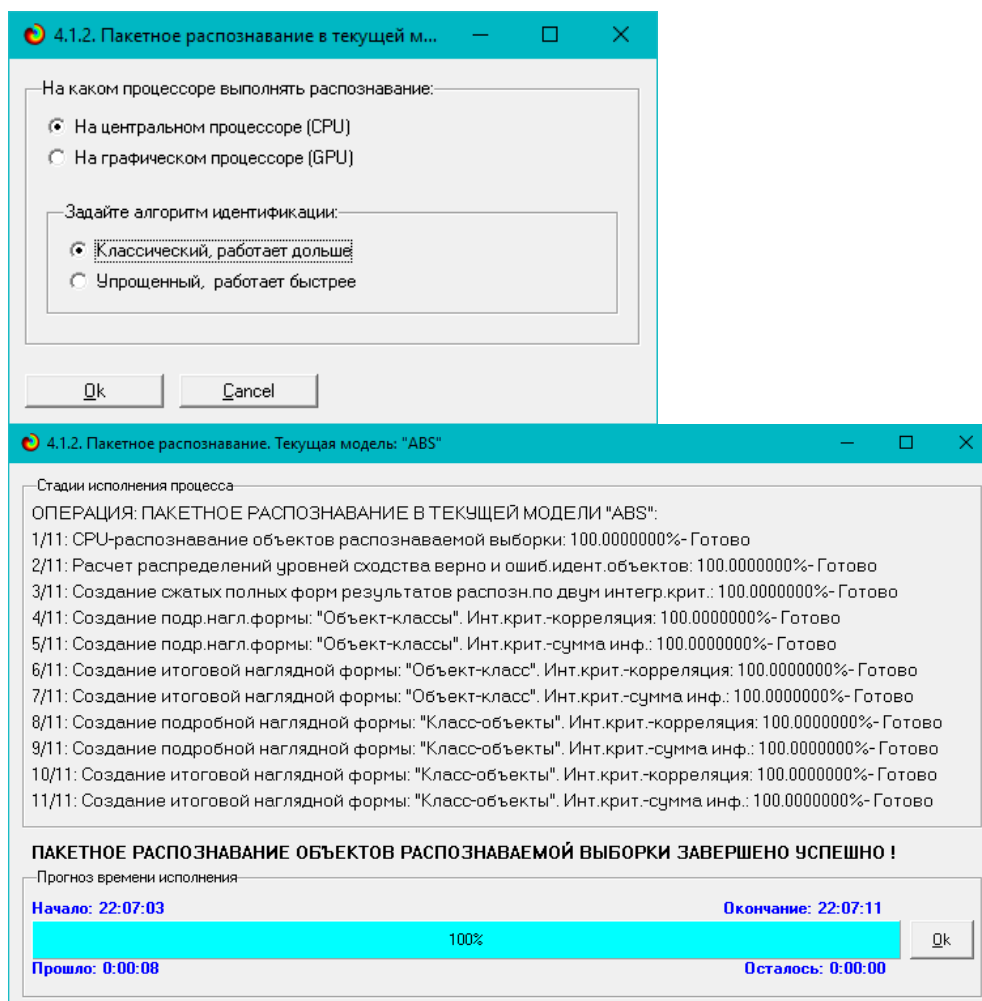


Рисунок 12. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Из рисунка 12 видно, что процесс идентификации занял 8 секунд.

Отметим, что 99% этого времени заняла не сама идентификация на CPU, 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).

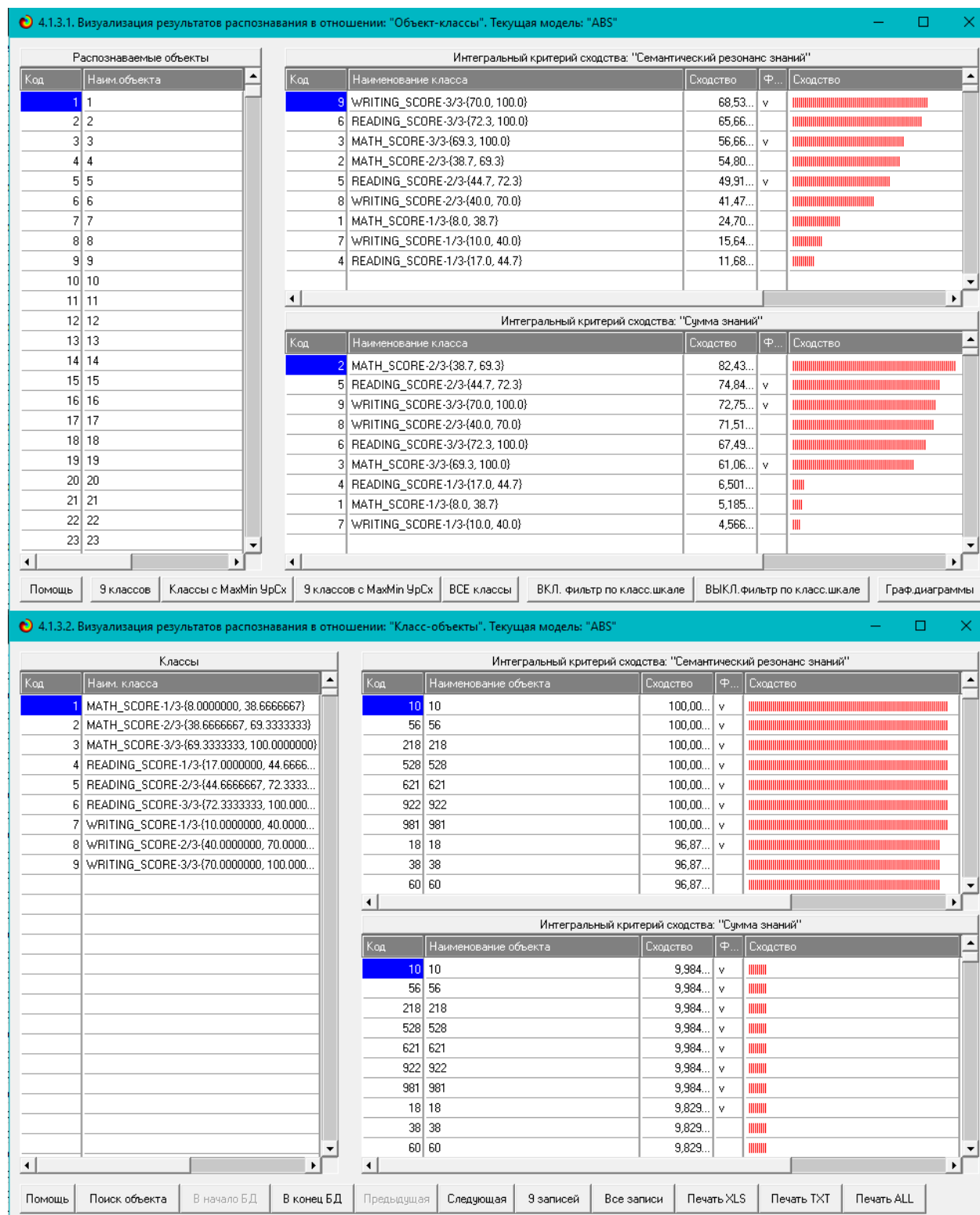


Рисунок 13. Выходные формы по результатам идентификации факторов, влияющих на традиционную индийскую кухню.

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.

различных значений факторов на успеваемость учеников.

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.  С.М. Трахов 1987г.
 А К Т	

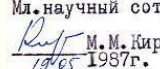
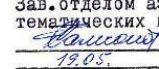
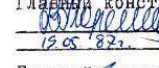
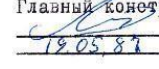
Настоящий акт составлен комиссией в составе: Кириченко М.М., Ляшко Г.А., Самсонов Г.А., Коренец В.И., Луценко Е.В. в том, что в соответствии с договором о научно-техническом сотрудничестве между Северо-Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" и Краснодарским сектором Института социологических исследований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

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

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

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

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

От ИСИ АН СССР: Мл.научный сотрудник  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 исследований №4, к.э.н.  Г.А. Самсонов 19.05.1987г. Главный конструктор проекта  В.И. Коренец 19.05.87.1987г. 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\A0000005\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 методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых 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.

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 факторов, влияющих на успеваемость учеников. 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.

4.2.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов классов

Задайте модели, для которых проводить кластерно-конструктивный анализ:

Статистические базы: Пояснение по режиму

- ☒ 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки
- ☒ 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
- ☒ 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

- ☒ 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- ☒ 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- ☒ 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- ☒ 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- ☒ 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- ☒ 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте диапазон кодов классов (подматрицу) для анализа: 1 9

Ok Cancel

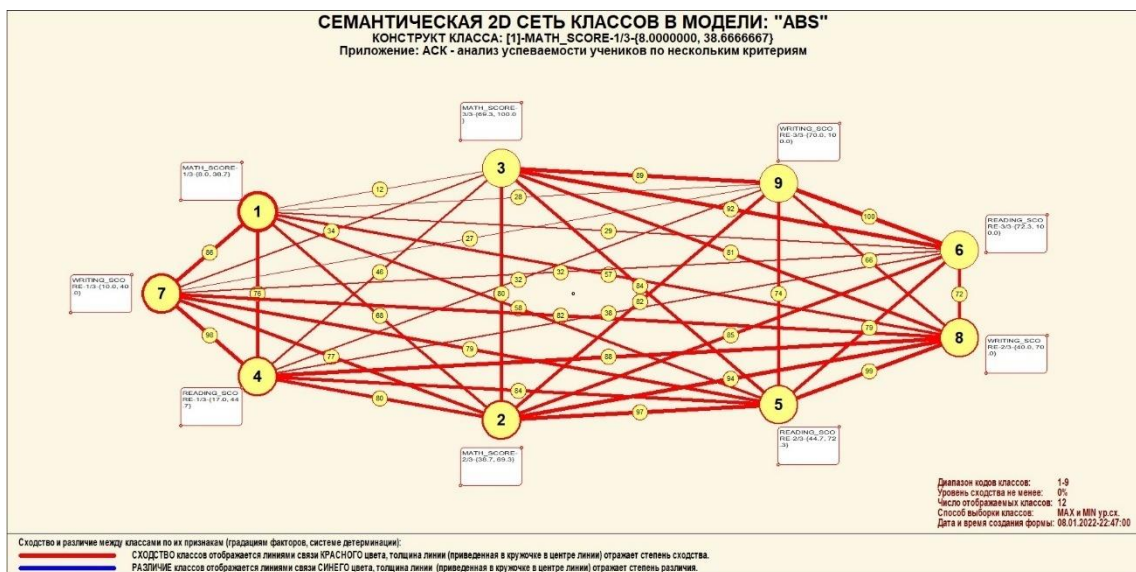


Рисунок 15. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходства/различия факторов, влияющих на успеваемость учеников.

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

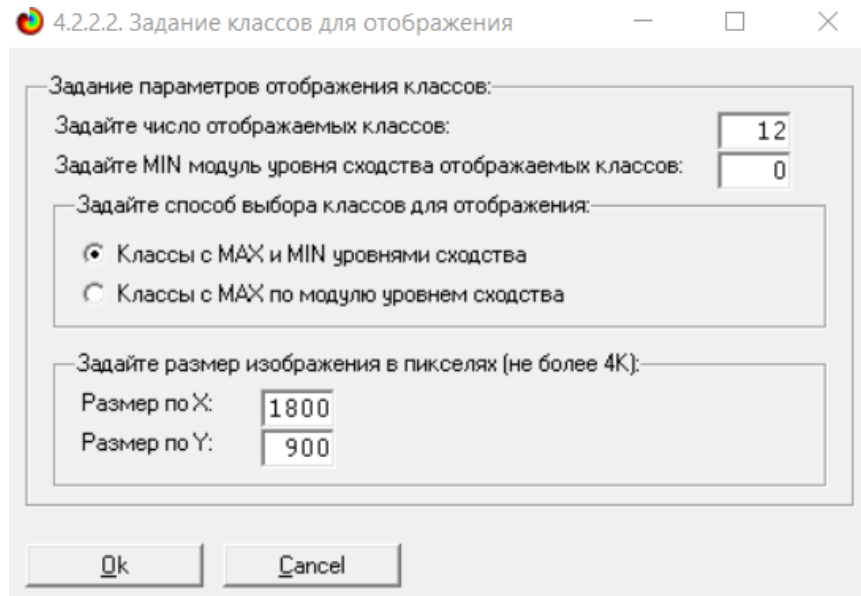


Рисунок 16. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

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):

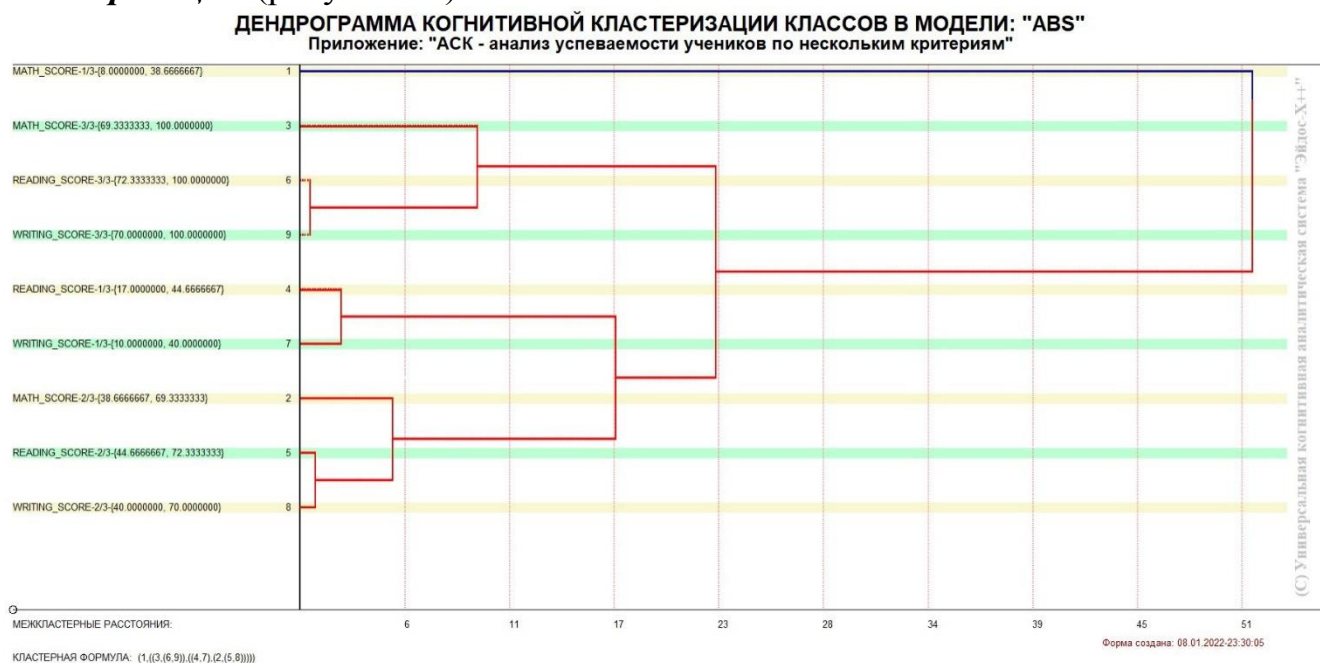


Рисунок 17. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие факторов, влияющих на успеваемость учеников.

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые факторы 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 конструктора, по системе значений обуславливающих значения параметров их характеристик.

На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

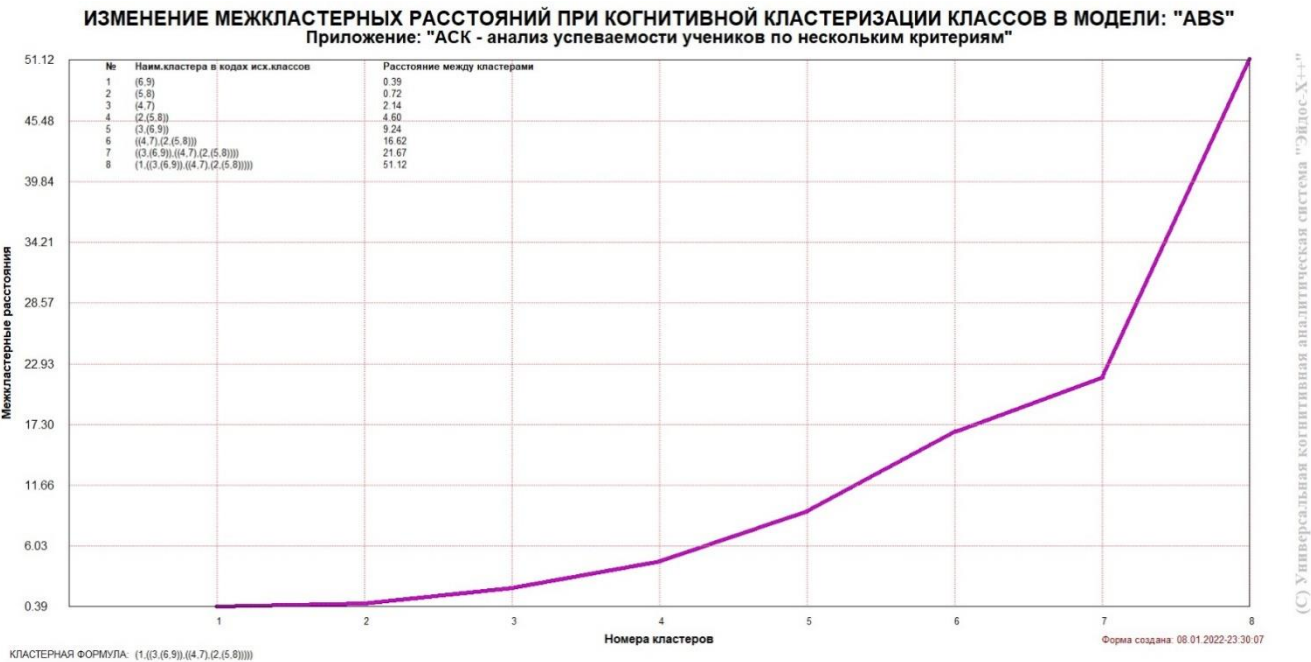


Рисунок 18. График изменения межкластерных расстояний

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.

4.3.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструктов

Задайте модели, для которых проводить кластерно-конструктивный анализ:

Статистические базы: Пояснение по режиму

- ☒ 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки
- ☒ 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
- ☒ 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

- ☒ 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- ☒ 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- ☒ 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- ☒ 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- ☒ 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- ☒ 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте диапазон кодов признаков (подматрицу) для анализа: 1 366

Ok Cancel

4.3.2.3. Агломеративная древовидная кластеризация признаков

Задайте размер шрифта:

- ☐ Очень мелкий
- ☐ Мелкий
- ☒ Средний
- ☐ Крупный

Задайте толщину линий:

- ☐ Тонкие
- ☒ Толстые

Сохранять промежуточные базы данных?

- ☒ Нет
- ☐ Да.

Рисовать кластеры на цветном фоне?

- ☐ Нет
- ☒ Да.

Задайте размер изображения в пикселях (не более 4K):

Размер по X: 1800

Размер по Y: 2300

Задайте ранее просчитанную модель для перерисовки без перерасчета:

- ☐ Abs
- ☐ Prc1
- ☐ Prc2
- ☐ Inf1
- ☐ Inf2
- ☒ Inf3
- ☐ Inf4
- ☐ Inf5
- ☐ Inf6
- ☐ Inf7

Ok Cancel

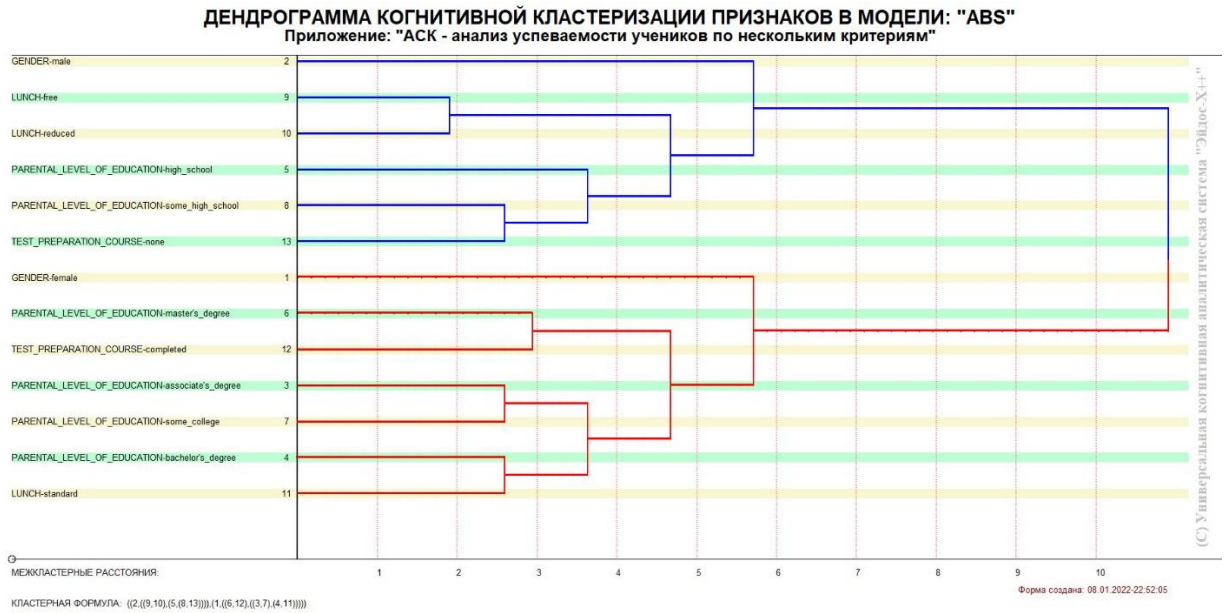


Рисунок 19. Дендрограммаагломеративной когнитивной кластеризации признаков

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 факторе, влияющем на успеваемость учеников. **Значения факторов на полюсах конструкта факторов**

(рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 18 и 20).

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений признаков.



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

Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 21 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 22 - фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:

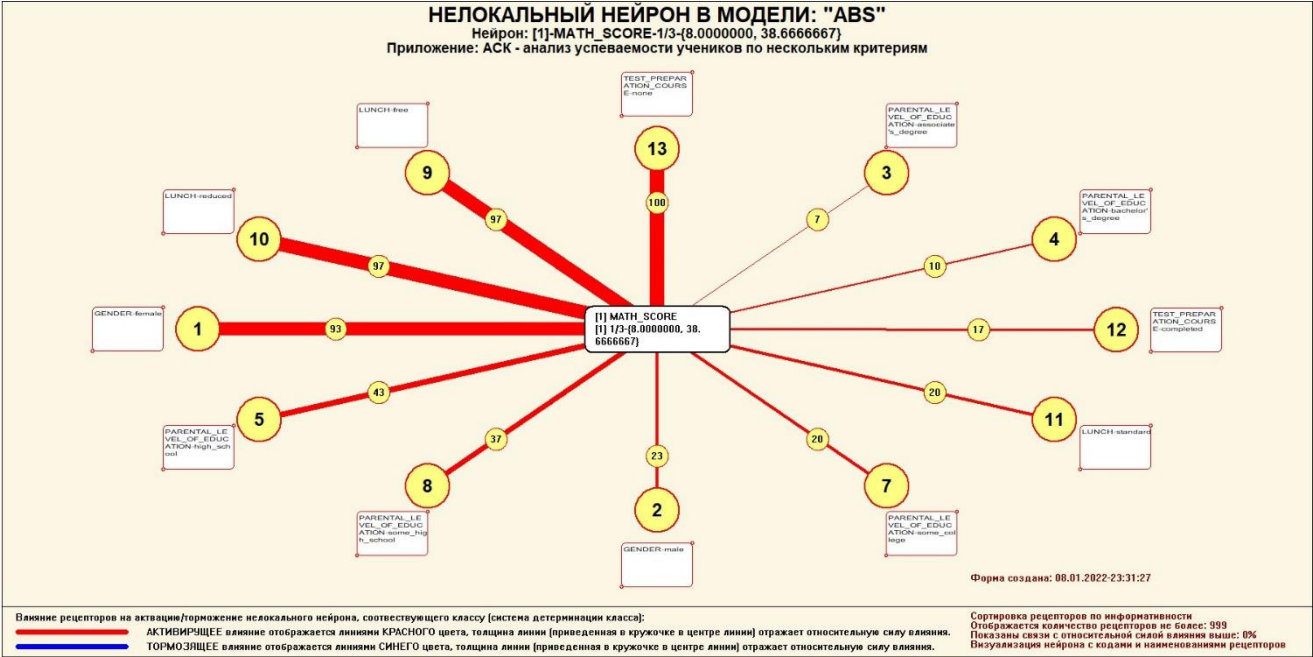


Рисунок 11. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений факторов на успеваемость учеников



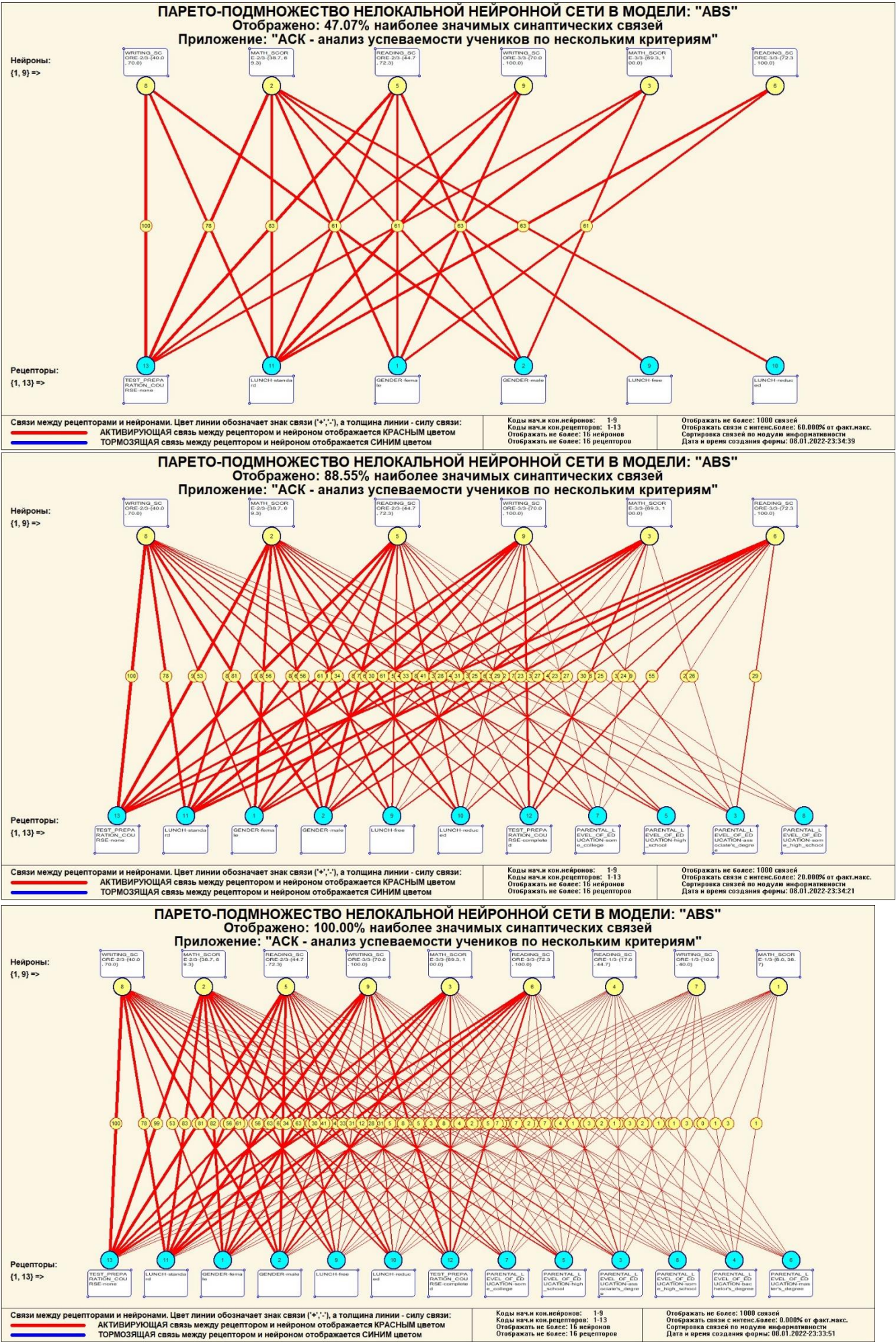


Рисунок 22. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений факторов на успеваемость учеников.

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют оценкам, а рецепторы – факторам, влияющим на эти оценки. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные обуславливающими их значениями факторами, а справа – менее жесткообусловленные.

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».

3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 26 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент около 30% СК-модели ABS.

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.

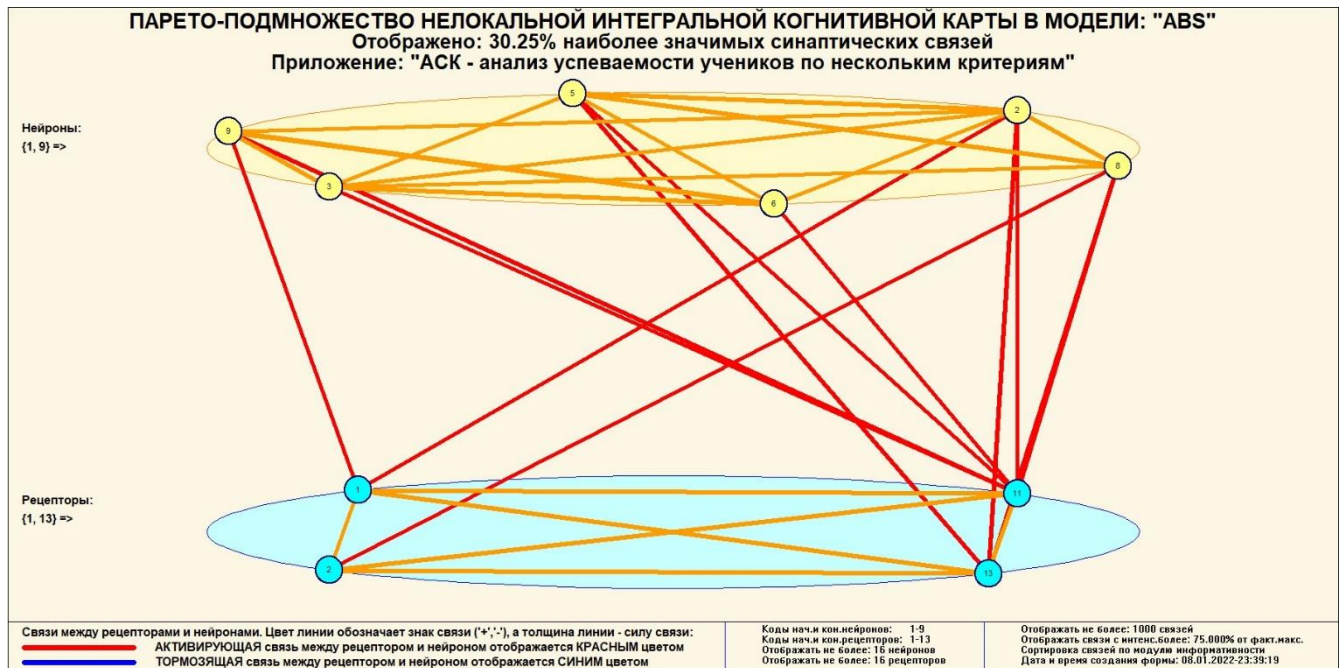


Рисунок 23. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели ABS

Когнитивные функции

Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 24).

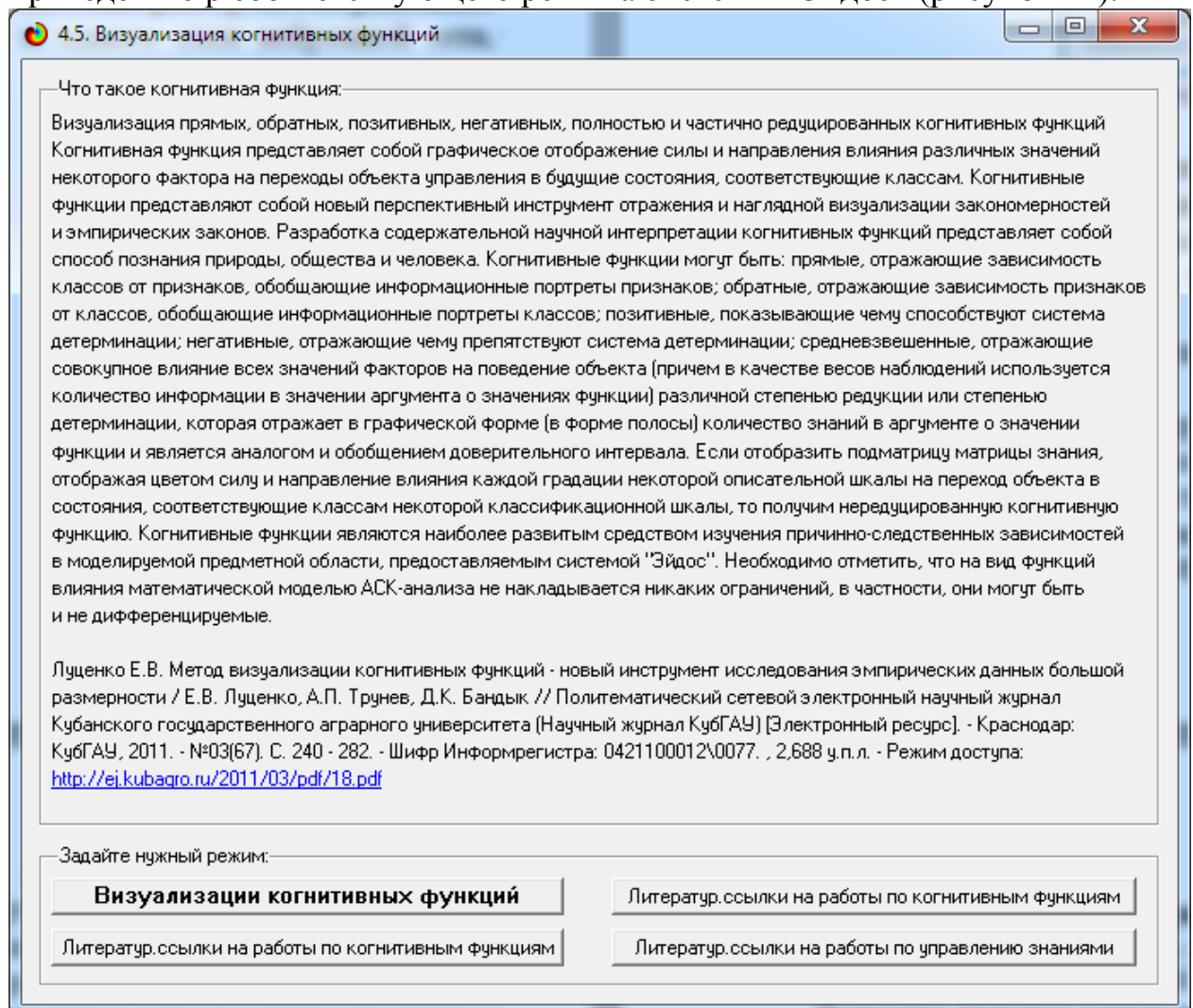


Рисунок 12. Help режима визуализации когнитивных функций

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.

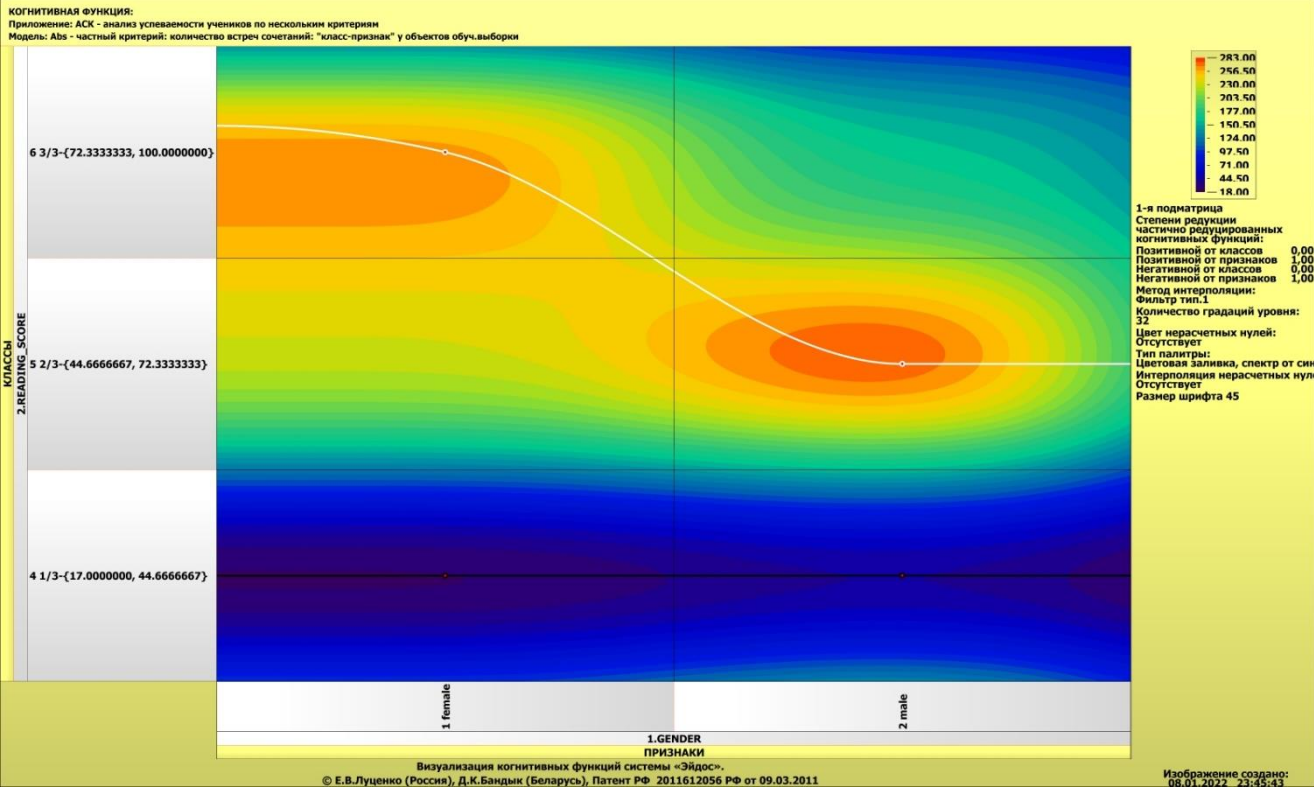
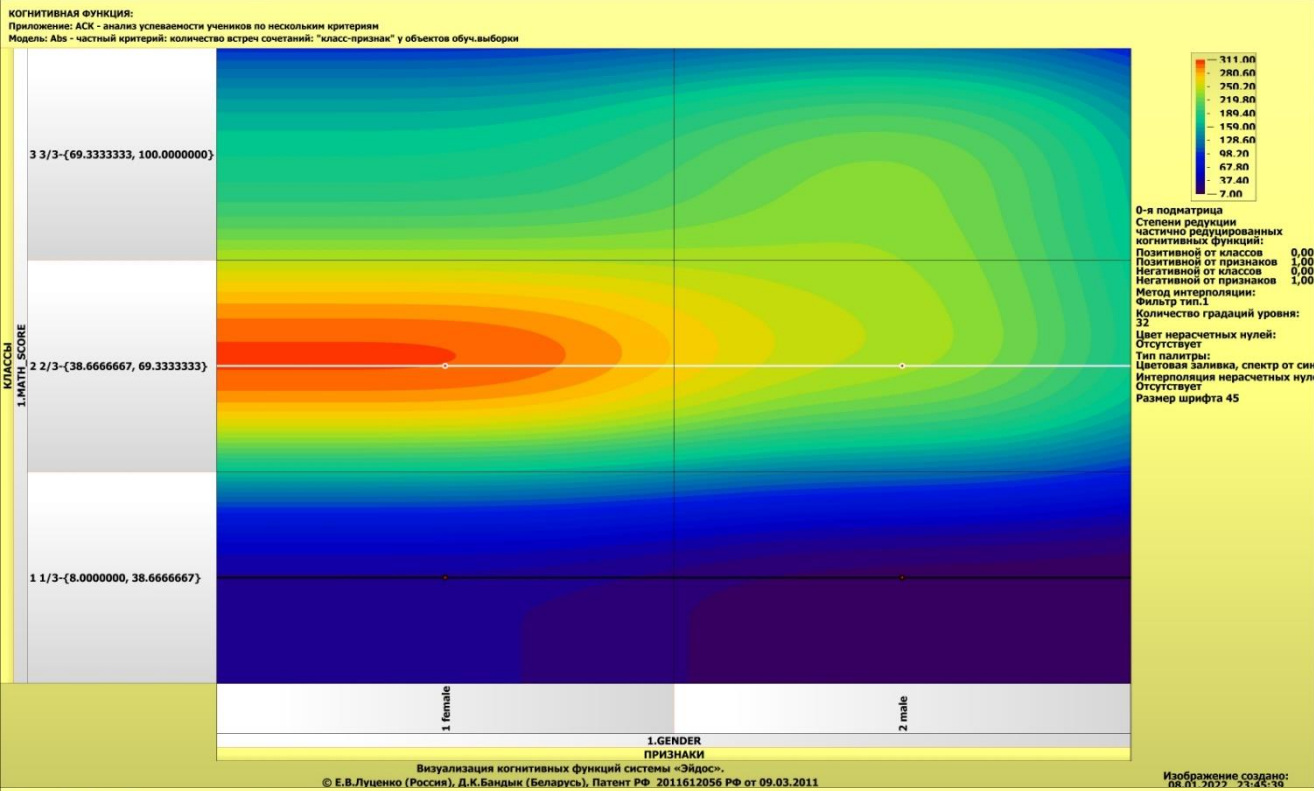
Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию.

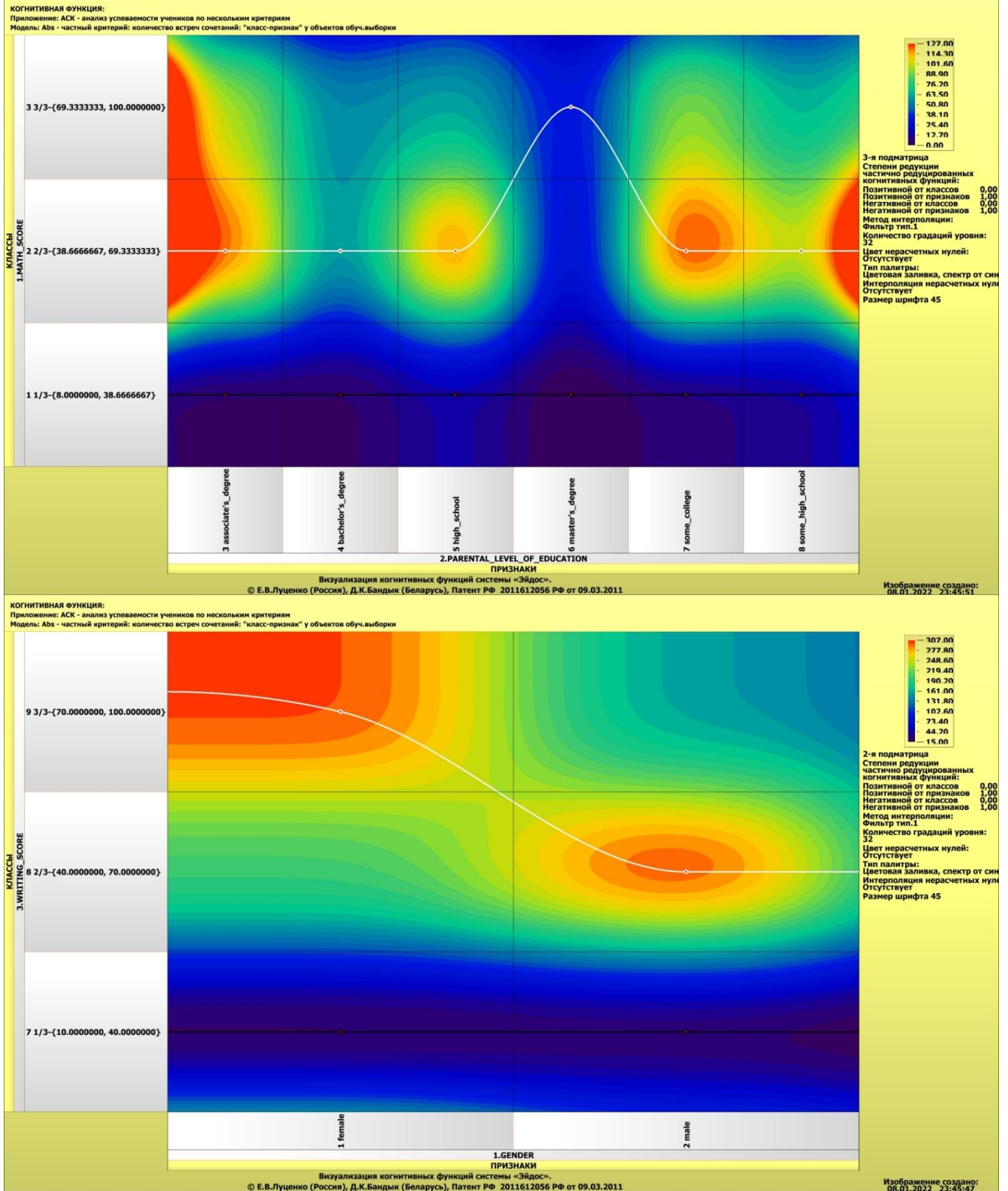
Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос".

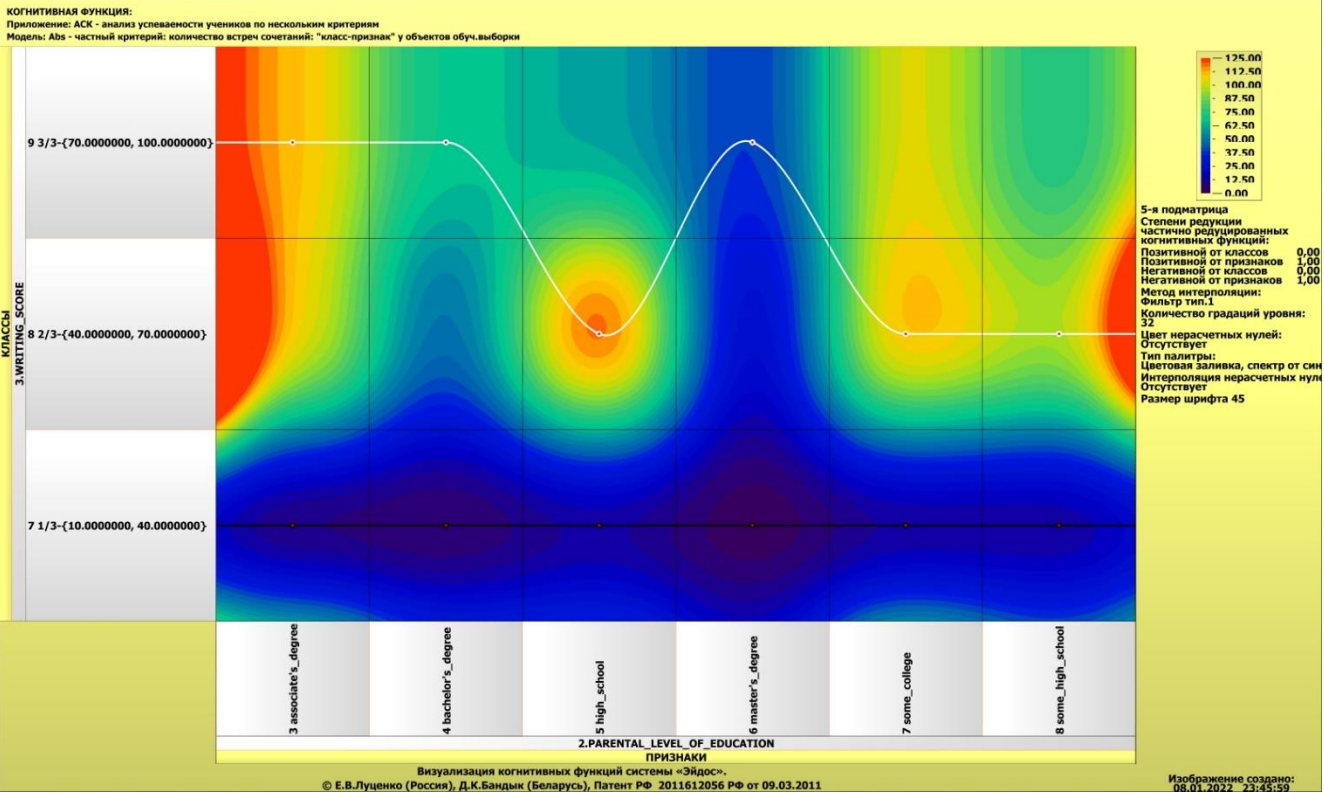
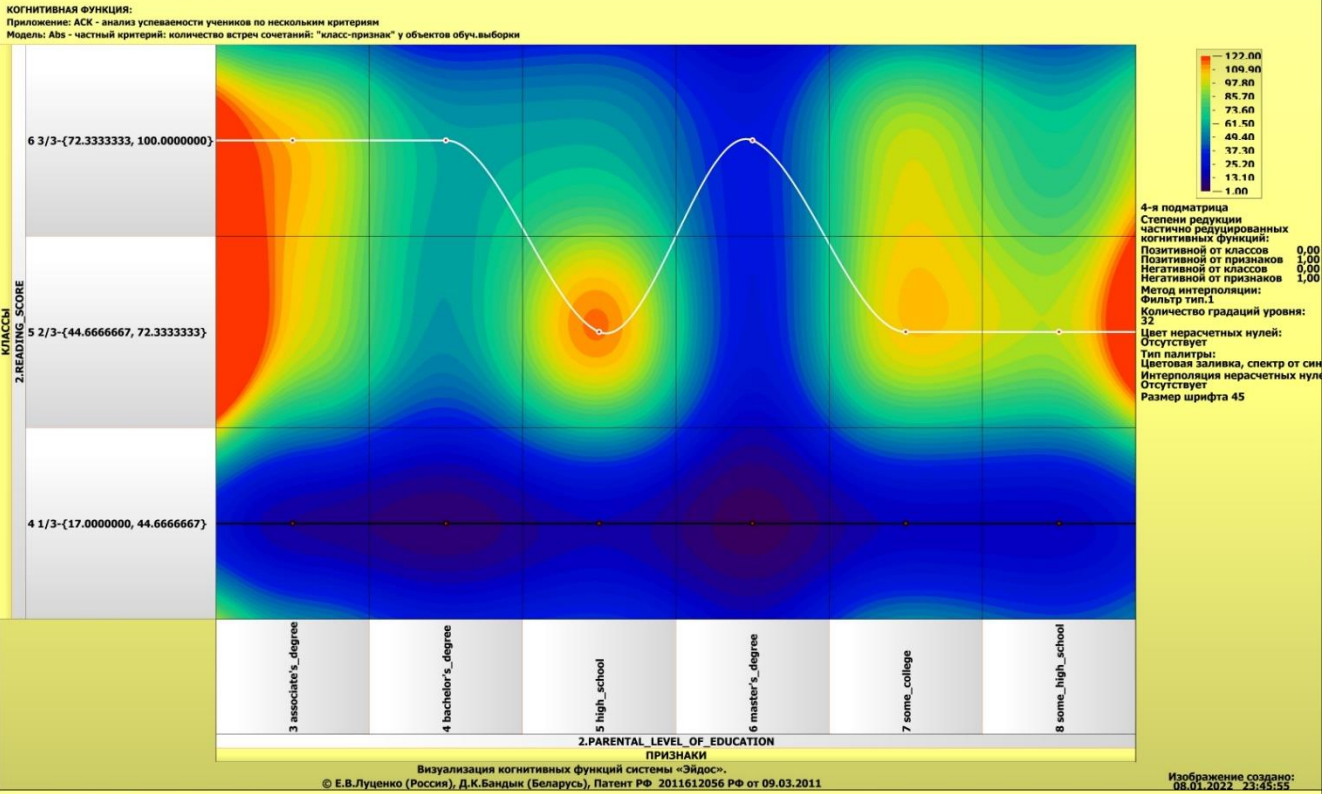
Необходимо отметить, что *на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений*, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

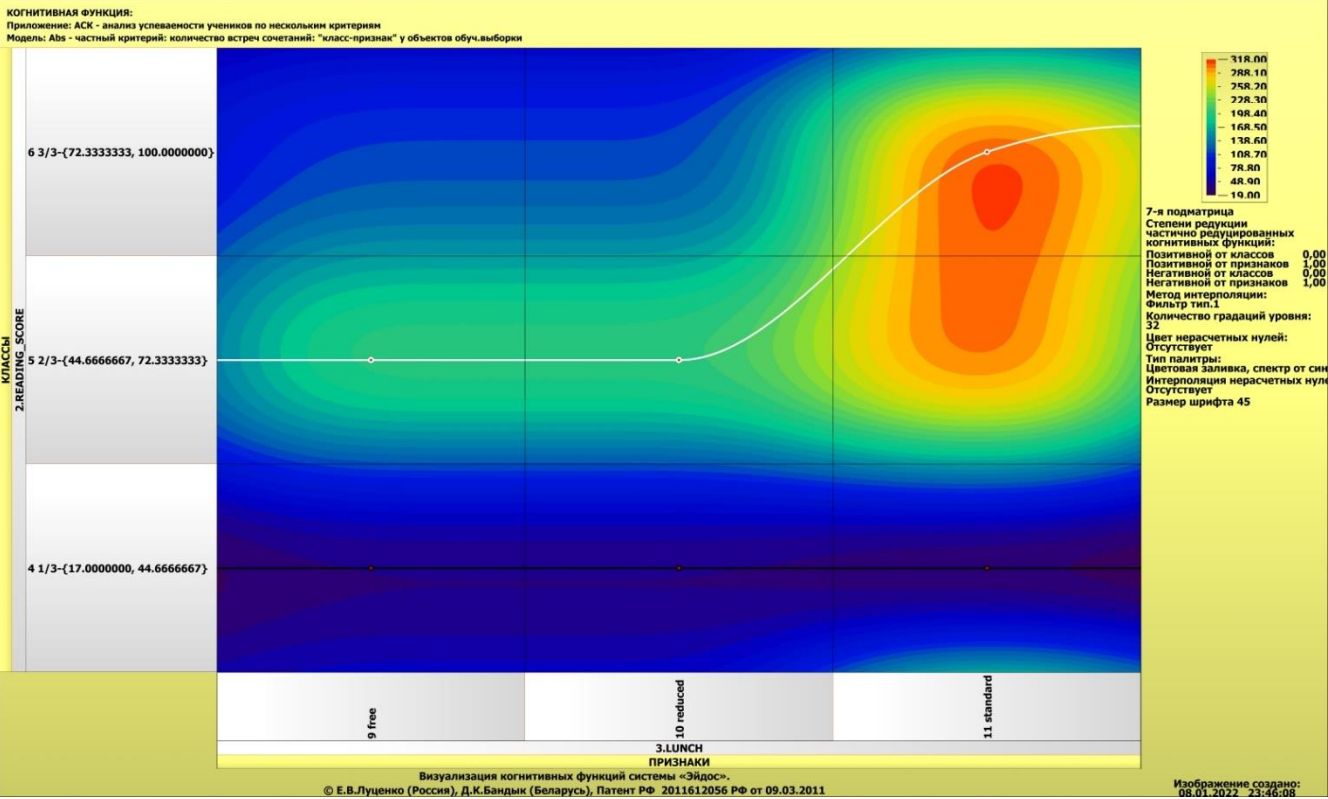
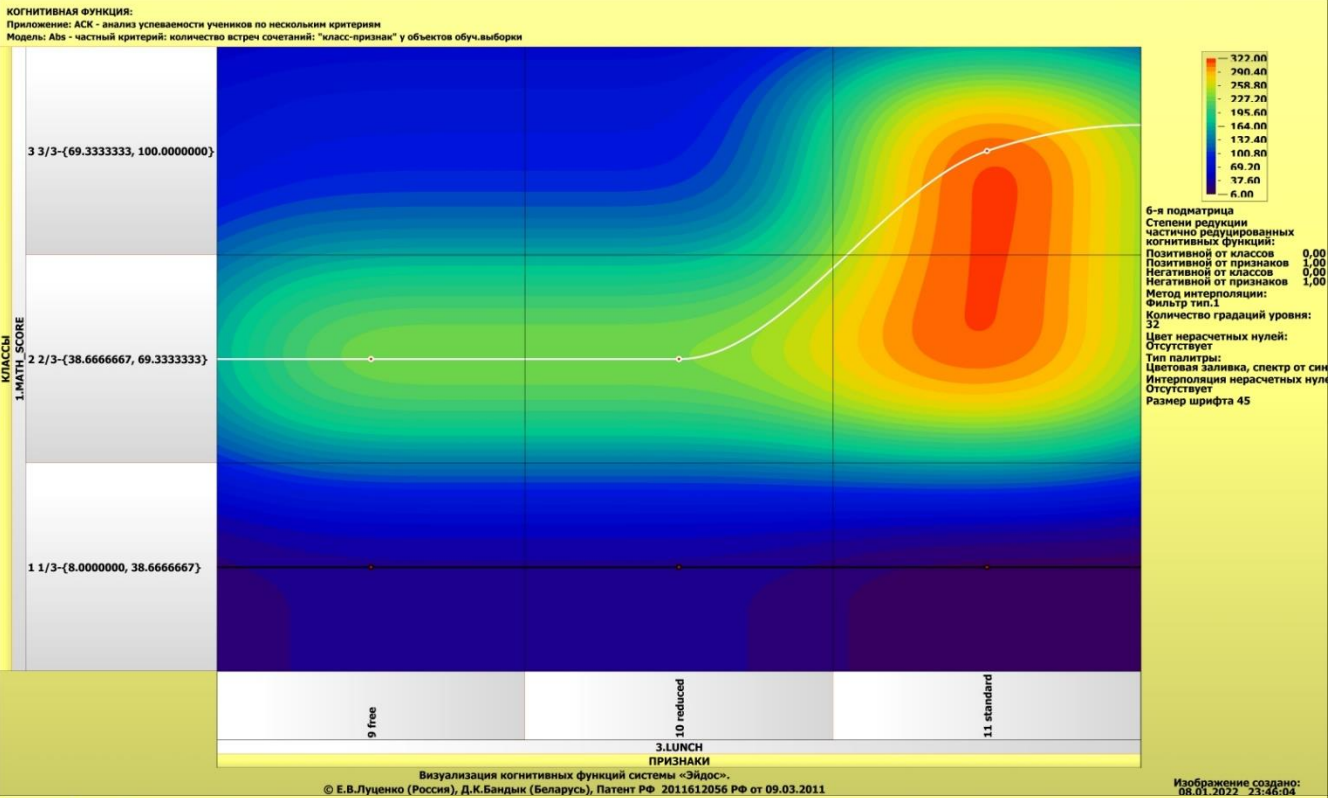
На рисунках 25 приведены когнитивные функции, наглядно отражающие силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных факторов на успеваемость учеников.

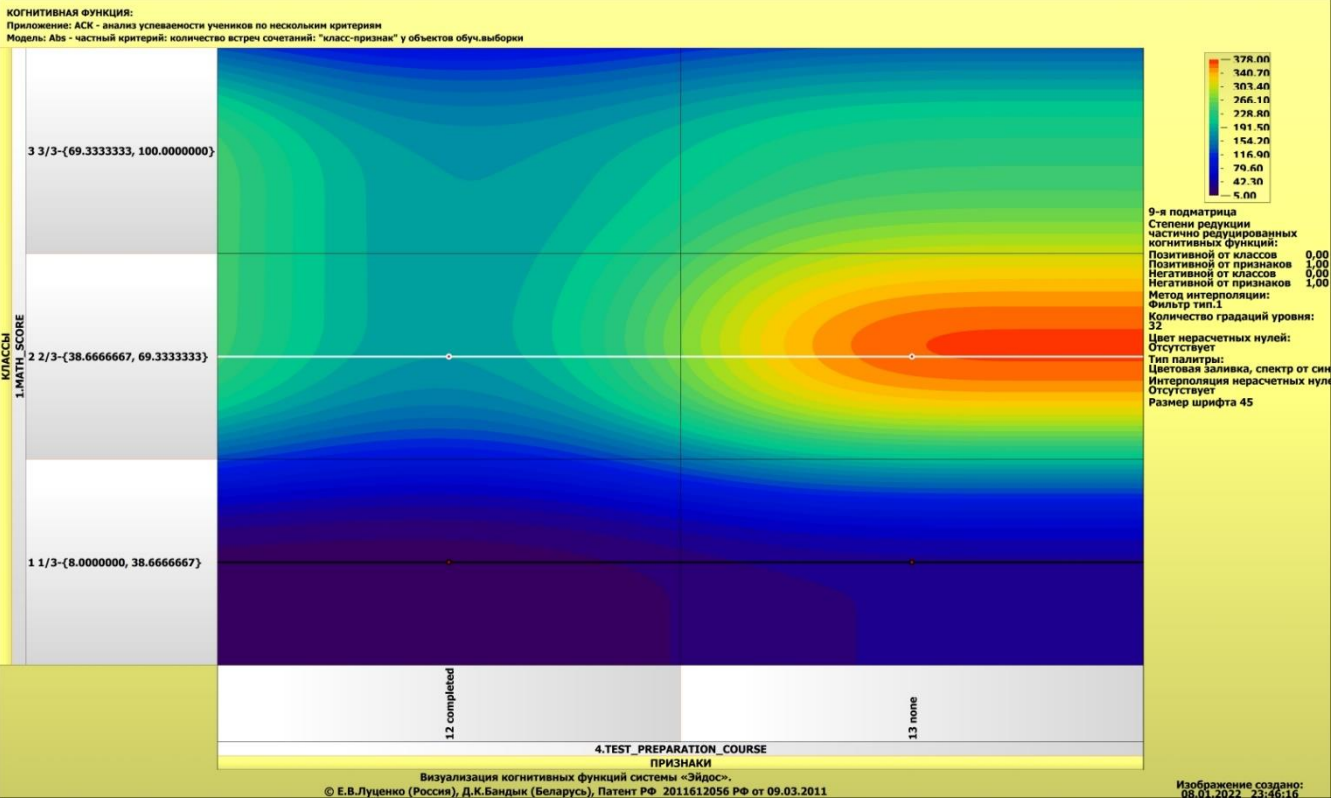
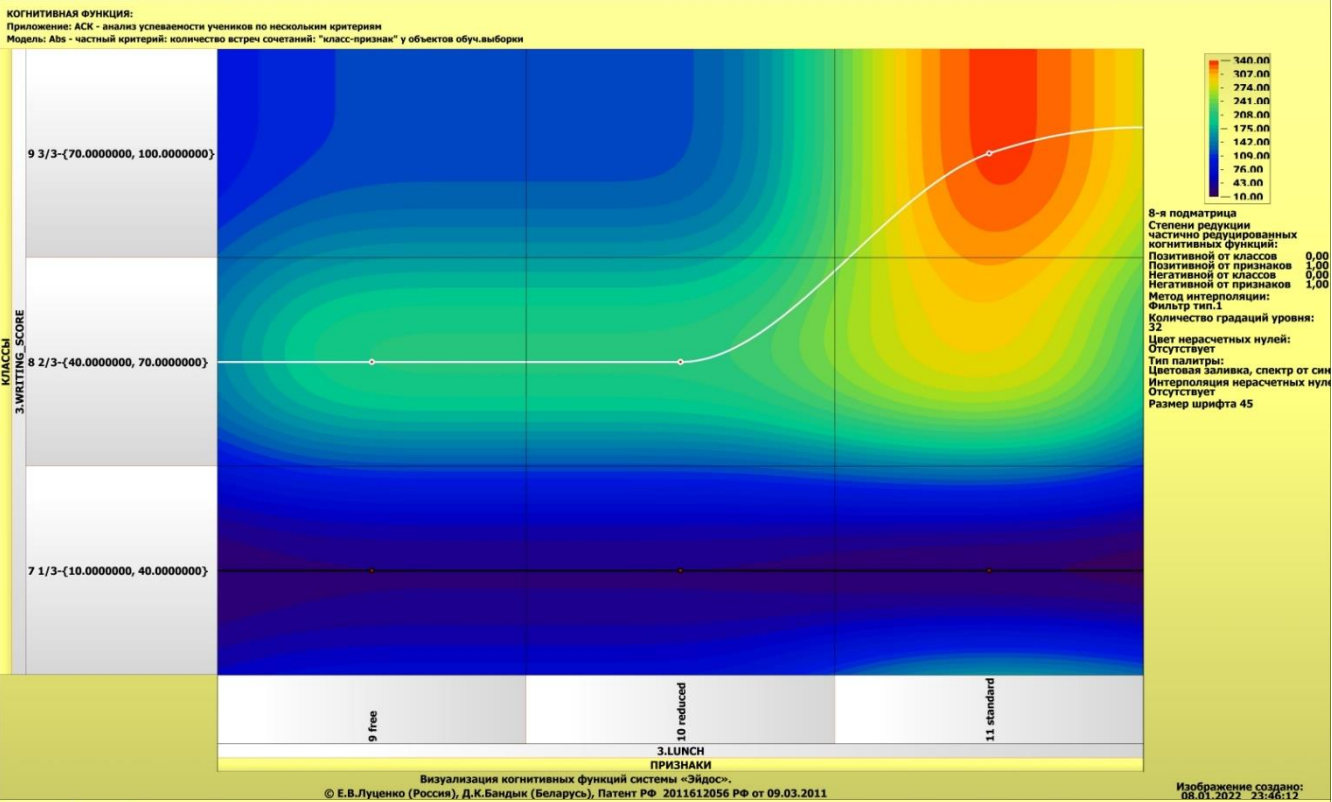
Ниже приведен рисунок 13. Примеры когнитивных функций в СК-модели ABS, отражающих силу и направление влияния факторов на успеваемость учеников:

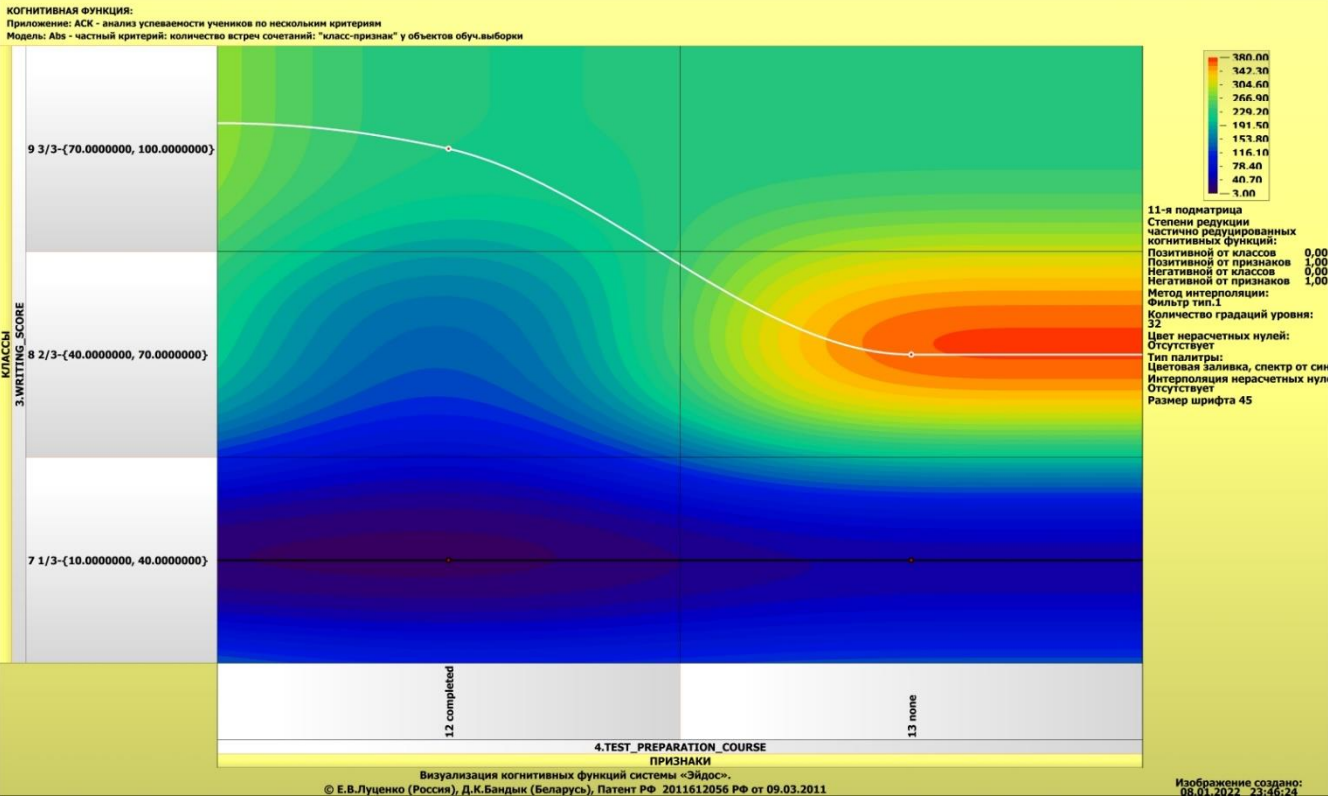
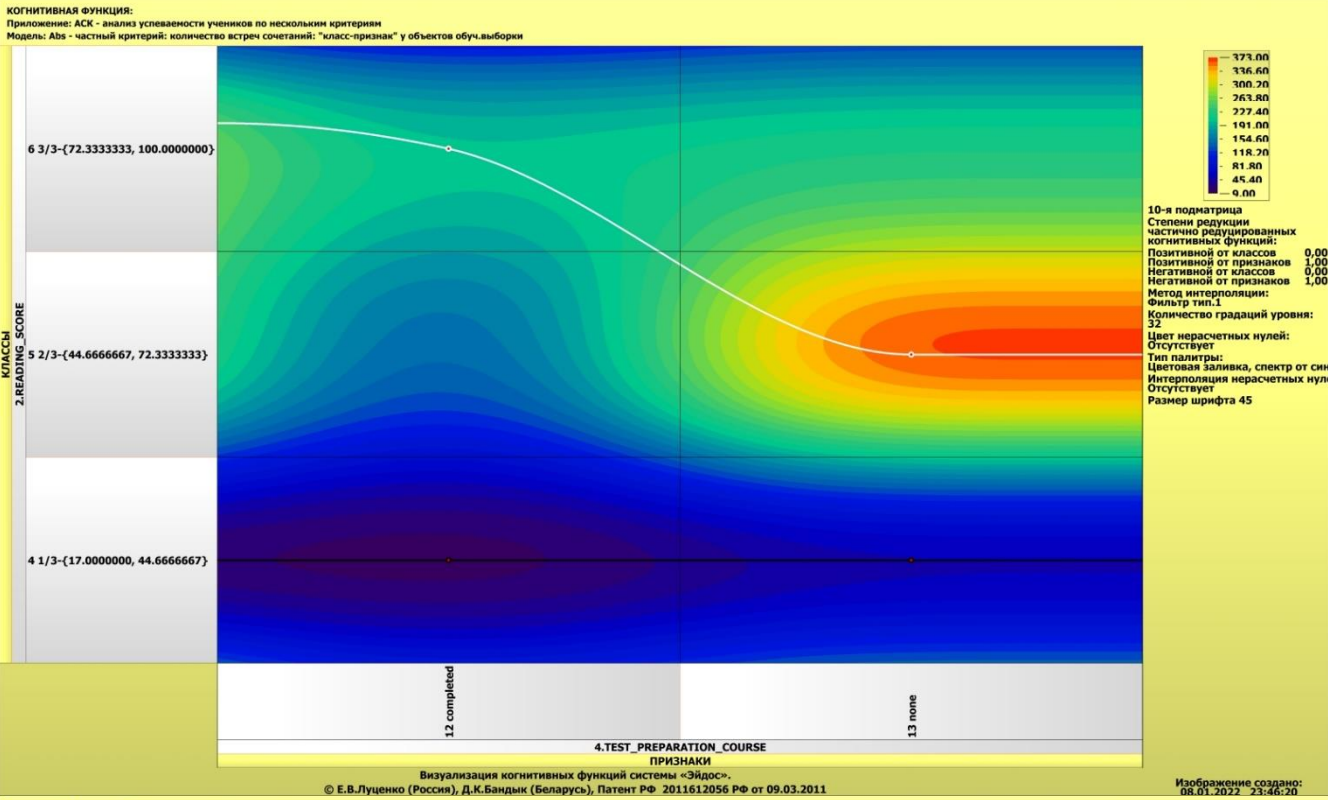












7. Выводы

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 6 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы факторов по успеваемости учеников, изучено влияние факторов на успеваемость учеников, 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 № 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: 04208000120091, IDA [article ID]: 0410807010. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf>, 4,812у.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>, 3,75у.п.л.

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

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

12. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Режим доступа:<http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562у.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 приращение 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>, 2у.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>, 3,375у.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>, 2,812у.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>, 1,562у.п.л.

18. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа:<http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688у.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>, 3,062у.п.л.