

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
(ФГБОУ ВО «КубГУ»)

Факультет математики и компьютерных наук
Кафедра информационных образовательных технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

**АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ
ФАКТОРОВ, ВЛИЯЮЩИХ НА РЕЗУЛЬТАТЫ СДАЧИ ЕДИНОГО
ГОСУДАРСТВЕННОГО ЭКЗАМЕНА ПО МАТЕМАТИКЕ**

Работу выполнил	_____	А. А. Стрюков
	(подпись, дата)	
Направление	<u>01.04.01 Математика</u>	курс <u>1</u>
Направленность	<u>Преподавание математики и информатики</u>	
Научный руководитель д.э.н., к.т.н., профессор	_____	Е. В. Луценко
	(подпись, дата)	
Нормоконтролер доц., канд. пед. наук	_____	О. В. Мороз
	(подпись, дата)	

Краснодар
2020

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1 Обоснование выбора метода исследования	5
2 Решение задач исследования	6
2.1 Когнитивная структуризация и формализация предметной области	6
2.2 Синтез и верификация моделей.....	10
2.2.1 Синтез статистических и системно-когнитивных моделей (многопараметрическая типизация), частные критерии знаний.....	10
2.2.2 Верификация моделей. Критерий достоверности моделей.....	15
2.2.3 Рассмотрение частотных распределений истинных и ложных положительных и отрицательных решений в различных моделях	17
2.3 Решение задачи системной идентификации, интегральные критерии..	19
2.4 Решение задачи принятия решений (результаты многопараметрической типизации классов)	21
2.5 Решение задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели	22
2.5.1 Инвертированные SWOT-диаграммы значений факторов (семантические потенциалы)	22
2.5.2 Кластерно-конструктивный анализ классов	23
2.5.3 Кластерно-конструктивный анализ значений критериев	25
2.5.4 Нелокальные нейроны	26
2.5.5 Нелокальная нейронная сеть.....	28
ВЫВОД	29
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	30

ВВЕДЕНИЕ

Одна из основных идей введения ЕГЭ заключалась в повышении прозрачности процедуры приема в вузы, а также предоставлении больших образовательных возможностей абитуриентам из малообеспеченных семей. Если раньше наличие специфических требований к поступающим вызывало необходимость в дополнительной подготовке к поступлению в конкретный вуз, то теперь абитуриенты могут готовиться к ЕГЭ, не совершая специфических инвестиций в подготовку к поступлению в конкретный вуз на раннем этапе (в момент начала подготовки), определяясь с выбором учебного заведения позднее. Подобная система повышает доступность высшего образования, снижая издержки, связанные с подготовкой к поступлению. Тем не менее, большинство абитуриентов по-прежнему пользуются различными способами дополнительной (внешкольной) подготовки к поступлению, но, в отличие от системы, существовавшей ранее, теперь они готовятся к стандартизированному экзамену, а не к специфическим вступительным испытаниям в конкретный вуз. Это является **актуальностью** данной темы.

Целью данной работы является изучение того, в какой степени дополнительная подготовка к поступлению в вуз влияет на результаты ЕГЭ. Основной вопрос заключается в том, улучшают ли инвестиции в подготовку к поступлению итоговые результаты ЕГЭ.

Объектом исследования является зависимость факторов, влияющих на сдачу ЕГЭ по математике.

Предметом исследования являются статистические данные, полученные при анкетировании учащихся 11 классов.

В качестве обработчика информации была выбрана универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-Х++». С помощью нее цель разбивается на ряд задач, решение каждой из которых проще, чем достижение цели и являющихся этапами ее достижения:

- когнитивная структуризация и формализация предметной области;
- синтез и верификация моделей;
- решение задачи прогнозирования (системная идентификация);
- решение задачи принятия решений (многопараметрическая типизация классов);
- решение задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Эти задачи по сути являются этапами АСК-анализа. Рассмотрим их решение в интеллектуальной системе «Эйдос», которая в настоящее время является программным инструментарием АСК-анализа (рисунок 1).

Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос»

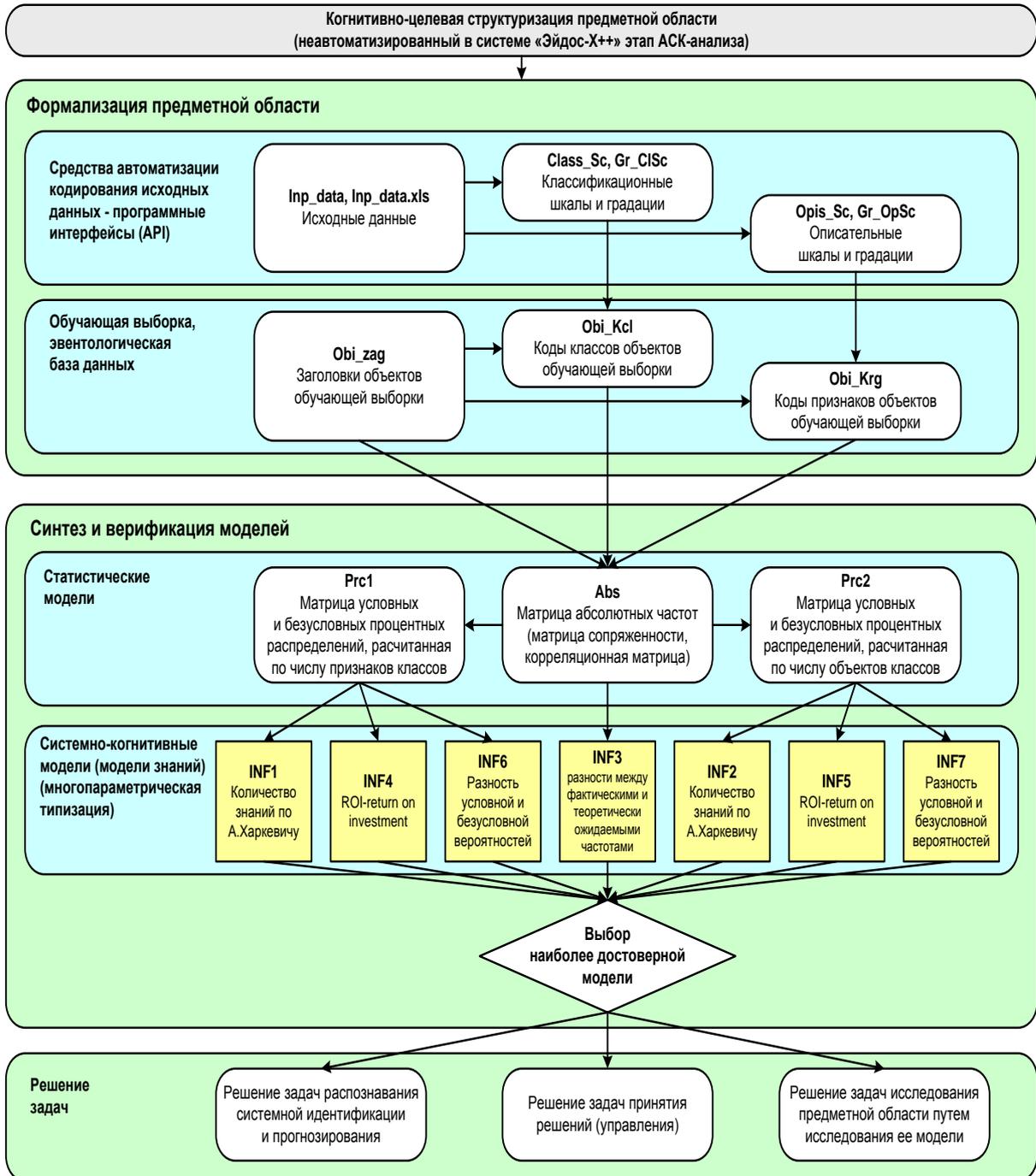


Рисунок 1

1 Обоснование выбора метода исследования

В качестве метода исследования, решения проблемы и достижения цели предлагается применить новый новационный¹ метод искусственного интеллекта: Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ).

Основной причиной выбора АСК-анализа является то, что он включает теорию и метод количественного выявления в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал и единицах измерения.

Очень важным является также то, что АСК-анализ имеет свой развитый и доступный программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос».

Существует много систем искусственного интеллекта, но система «Эйдос» отличается от них следующими параметрами:

- а) разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях;
- б) находится в полном открытом бесплатном доступе, причем с актуальными исходными текстами;
- в) является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. она не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года);;
- г) 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);
- д) содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время их 31 и 200, соответственно));
- е) обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на русском языке и еще 50 языках. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

¹ Инновационный – готовый к внедрению, новационный – успешно внедренный в эксплуатацию.

- ж) поддерживает on-line среду накопления знаний и широко используется во всем мире);
- з) 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;
- и) 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;
- к) хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

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, т.е. они не отражают механизмов детерминации, а только сам факт и характер детерминации [4].

Система «Эйдос» обеспечивает преобразование исходных данных в информацию, а ее в знания и позволяет решать на основе этих знаний задачи идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

2 Решение задач исследования

2.1 Когнитивная структуризация и формализация предметной области

При когнитивной структуризации решается, что мы будем рассматривать как объект моделирования, что как влияющие на него факторы, и что

как результаты действия этих факторов. Это единственный не автоматизированный в системе «Эйдос» этап АСК-анализа.

В данном исследовании в качестве объекта моделирования мы рассматриваем зависимость факторов, влияющих на сдачу ЕГЭ по математике, а в качестве факторов – различные социальные и образовательные ресурсы. Какие факторы, отражающие социально-демографические показатели (например, образование родителей, материальное положение домохозяйства), текущую успеваемость, а также школьные ресурсы влияют на результаты ЕГЭ? Если влияние данных переменных положительное, то, как следствие, эти факторы могут влиять на выбор вуза через оценки за ЕГЭ. Таким образом, выбор вуза может определяться характеристиками семьи, а не только способностями учащегося.

В данной работе используются данные опроса выпускников школы, в которой я непосредственно работаю. В анкетах содержались вопросы о социально-демографическом статусе домохозяйства, способностях учащегося, характеристиках обучения в старшей школе, особенностях подготовки к поступлению в вуз. Позже были получены результаты сдачи ЕГЭ.

В результате получилась следующая таблица исходных данных (таблица 1):

Приведем некоторые пояснения по колонкам. В анкете спрашивали о том, занимаются ли дети на подготовительных курсах, с репетитором, сколько месяцев, а также какие расходы они тратили на оплату их услуг. Также учитывался социальный критерий их семьи: полная или неполная, какой доход семьи на каждого члена семьи, образование родителей. Также немаловажным критерием являлись результаты по математике в 9 классе.

Таблица исходных данных (таблица 1) имеет следующую структуру:

- строки содержат данные наблюдений конкретных выпускников;
- 1-я колонка содержит информацию об источнике наблюдений;
- 2-я колонка (выделена ярко-желтым фоном), представляют собой классификационную шкалу, являющейся результатами сдачи ЕГЭ;
- 3-я колонка в данной работе не исследуется, так как на подготовительные курсы ходили все, поэтому влияние этого фактора на сдачу ЕГЭ проследить невозможно;
- колонки с 4-й по 14-ю, описывают сами факторы, приведенные выше.

Колонки с результатами идентификации называются классификационными шкалами, а их градации – классами. Колонки с критериями называются

описательными шкалами, а их градации – значениями критериев или признаками.

Таблица 1 – Исходные данные: результаты анкетирования.

ID ученика	Баллы ЕГЭ	Подготовительные курсы	Занятия с репетитором	Самоподготовка	Дли-ть_курсов, мес	Дл-ть занятий с реп-ом, мес	Сто-ть курсов, руб/мес	Ст-ть репетора, руб/мес	Образование родителей	Доход семьи, руб/человека	Состав семьи	Пол	Итоги 9 класса
1	90,00	да	да	да	21,00	24,00	5000,00	8000,00	Высшее	18000,00	полная	м	5,00
2	72,00	да	да	да	12,00	12,00	0,00	15000,00	Высшее	13000,00	полная	м	5,00
3	70,00	да	да	да	12,00	8,00	4000,00	5000,00	Среднее	14500,00	полная	м	5,00
4	67,00	да	да	да	6,00	5,00	4000,00	5000,00	Высшее	8000,00	полная	м	5,00
5	65,00	да	да	да	12,00	12,00	4000,00	5000,00	Среднее	11000,00	полная	ж	4,00
6	64,00	да	да	да	12,00	9,00	4500,00	5000,00	Высшее	17000,00	полная	ж	4,00
7	61,00	да	да	да	8,00	9,00	4000,00	5000,00	Высшее	13000,00	неполная	ж	4,00
8	60,00	да	да	да	17,00	9,00	0,00	5000,00	Среднее	13000,00	полная	ж	4,00
9	59,00	да	да	да	8,00	9,00	4000,00	5000,00	Высшее	20000,00	полная	м	4,00
10	54,00	да	да	нет	9,00	9,00	4500,00	5000,00	Среднее	11500,00	полная	ж	4,00
11	53,00	да	да	да	9,00	9,00	4000,00	5000,00	Среднее	10000,00	полная	м	4,00
12	51,00	да	да	да	9,00	9,00	4000,00	5000,00	Среднее	11200,00	полная	ж	4,00
13	49,00	да	да	да	8,00	8,00	4000,00	5000,00	Среднее	7000,00	неполная	м	3,00
14	48,00	да	нет	да	9,00	0,00	0,00	0,00	Высшее	12000,00	полная	м	4,00
15	48,00	да	да	нет	9,00	7,00	4000,00	5000,00	Среднее	7300,00	полная	ж	4,00
16	48,00	да	да	да	8,00	8,00	4000,00	5000,00	Среднее	5600,00	полная	м	4,00
17	47,00	да	да	да	9,00	9,00	5000,00	8000,00	Высшее	22500,00	неполная	м	4,00
18	47,00	да	да	да	9,00	9,00	4000,00	5000,00	Среднее	12000,00	полная	ж	3,00
19	45,00	да	да	нет	8,00	6,00	4000,00	5000,00	Среднее	13500,00	неполная	м	4,00
20	43,00	да	да	да	9,00	10,00	4000,00	5000,00	Высшее	12000,00	полная	м	3,00
21	43,00	да	да	да	8,00	7,00	4000,00	5000,00	Среднее	15000,00	полная	ж	3,00
22	37,00	да	нет	да	7,00	0,00	4000,00	0,00	Высшее	17000,00	полная	м	3,00
23	35,00	да	да	да	6,00	6,00	0,00	5000,00	Высшее	13000,00	неполная	ж	3,00
24	34,00	да	да	да	8,00	8,00	4000,00	5000,00	Среднее	9400,00	полная	м	3,00
25	31,00	да	да	да	9,00	9,00	3500,00	5000,00	Среднее	7800,00	неполная	м	3,00
26	29,00	да	да	да	6,00	5,00	3000,00	5000,00	Среднее	8600,00	полная	ж	3,00
27	29,00	да	да	да	5,00	0,00	3000,00	0,00	Среднее	14200,00	полная	м	3,00
28	27,00	да	да	да	12,00	5,00	3500,00	5000,00	Среднее	7300,00	полная	м	3,00
29	25,00	да	да	да	5,00	0,00	4500,00	5000,00	Среднее	8400,00	полная	м	3,00
30	23,00	да	нет	да	5,00	0,00	0,00	0,00	Среднее	10500,00	неполная	м	3,00
31	19,00	да	нет	да	5,00	0,00	0,00	0,00	Среднее	5500,00	полная	м	3,00
32	17,00	да	нет	да	5,00	0,00	0,00	0,00	Среднее	7200,00	неполная	м	3,00

В системе «Эйдос» тип данных в этих колонках может быть числовой или текстовый. Текстовые шкалы могут быть номинальными или порядковыми.

В результате когнитивной структуризации разработаны следующие классификационные и описательные шкалы (таблицы 2 и 3):

Таблица 2 – Классификационная шкала

Код	Наименование
3	Баллы ЕГЭ

Таблица 3 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	Подготовительные курсы
2	Занятия с репетитором
3	Самоподготовка
4	Дли-ть курсов
5	Дли-ть занятий с репетитором
6	Ст-ть курсов
7	Ст-ть репетитора
8	Образование родителей
9	Лоход семьи
10	Состав семьи
11	Пол
12	Итоги 9 класса

При **формализации предметной области** на основе исходных данных (таблица 1) разрабатываются градации классификационных и описательных шкал, а затем с их помощью кодируются исходные данные, в результате чего получается обучающая выборка (ее еще называют тренировочной выборкой). Обучающая выборка представляет собой исходные данные, нормализованные с помощью классификационных и описательных шкал и градаций.

Для осуществления автоматизированной формализации предметной области записываем файл исходных `Inp_data.xls` данных в папку: `c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\Inp_data.xls` и запускаем систему «Эйдос»: `c:\Aidos-X__START_AIDOS-X.exe` (рисунок 2):

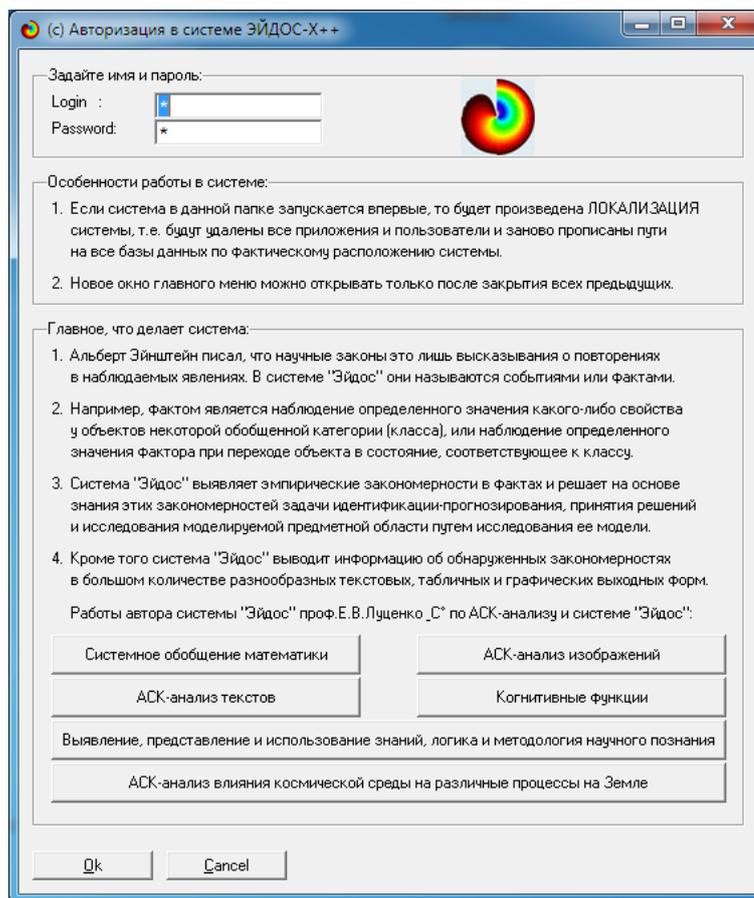


Рисунок 2

Затем заходим в режим 2.3.2.2, представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) системы «Эйдос» с табличными внешними данными, и задаем параметры.

2.2 Синтез и верификация моделей

2.2.1 Синтез статистических и системно-когнитивных моделей (многопараметрическая типизация), частные критерии знаний

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [6] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых данных, представленных в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения [7].

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 4). На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 5).

Таблица 4 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

		Классы				Сумма	
		1	...	j	...		w
значения факторов	1	N_{11}		N_{1j}		N_{1w}	
	...						
	i	N_{i1}		N_{ij}		N_{iw}	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^w N_{ij}$
	...						
	M	N_{M1}		N_{Mj}		N_{MW}	
Суммарное количество Признаков по классу				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^M N_{ij}$
Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^w N_{\Sigma j}$

Таблица 5 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

		Классы				Безусловная вероятность признака	
		1	...	j	...		w
значения факторов	1	P_{11}		P_{1j}		P_{1w}	
	...						
	i	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iw}	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	M	P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

Отметим, что в АСК-анализе и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» используется два способа расчета матриц условных и безусловных процентных распределений:

1-й способ: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу;

2-й способ: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

Затем на основе таблицы 5 с использованием частных критериев, знаний, приведенных таблице 6, рассчитываются матрицы системно-когнитивных моделей (таблица 7).

Таблица 6 – Различные аналитические формы частных критериев знаний

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот	---	N_{ij}
PRC1 , матрица условных и безусловных процентных распределений, в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
PRC2 , матрица условных и безусловных процентных распределений, в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}N}{N_iN_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}N}{N_iN_j}$
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат : разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_iN_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_iN_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_iN_j} - 1$
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество при-	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

знаков по j -му классу		
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

Обозначения к таблице 6:

i – значение прошлого параметра;

j – значение будущего параметра;

N_{ij} – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра;

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W – суммарное число значений всех будущих параметров.

N_i – количество встреч i -м значения прошлого параметра по всей выборке;

N_j – количество встреч j -го значения будущего параметра по всей выборке;

N – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра по всей выборке.

I_{ij} – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения i -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее j -му значению будущего параметра;

Ψ – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;

P_i – безусловная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;

P_{ij} – условная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра при j -м значении будущего параметра.

Таблица 7 – Матрица системно-когнитивной модели

		Классы			Значимость фактора
		I	... j	... W	
значения факторов	I	I_{I1}	I_{Ij}	I_{IW}	$\sigma_{I\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Ij} - \bar{I}_I)^2}$
	...				
	i	I_{i1}	I_{ij}	I_{iW}	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
	...				
	M	I_{M1}	I_{Mj}	I_{MW}	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$
Степень редукции класса		$\sigma_{\Sigma I}$	$\sigma_{\Sigma j}$	$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это

позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [7]. На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 10 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 9), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели. В качестве развернутого *методически детально проработанного* примера полного исследования с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» можно рассматривать главу 4 в работе [8]. По этому методическому образцу оформлена и данная работа.

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 10).

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с мощностью сигнала, в частности мощностью информации, а в АСК-анализе все модели рассматриваются в как источник информации об объекте моделирования.

Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 8):

Таблица 8 – Уточнение терминологии АСК-анализа

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\Sigma j} = \sqrt[2]{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j)^2}$
3	1. Качество модели. 2. Ценность модели.	Корень из информационной мощ-	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

3. Степень сформированности модели.	ности модели	
4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области		

Термины каждой строки по сути являются синонимами.

Отметим, что впервые количественное выражение для корня информационной мощности модели предложено проф. Е.В.Луценко в работе [9] еще в 2002 году.²

Для синтеза 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей запускаем режим 3.5 с параметрами, приведенными на рисунке 6.

Обращаем внимание на то, что для расчетов на экранной форме выбираем центральный процессор (CPU), т.к. модели расчета и верификации моделей на графическом процессоре GPU находятся в процессе отладки. Из рисунка 6 видно, что расчет и верификация всех 10 статистических и системно-когнитивных моделей занял 46 секунд. На графическом процессоре расчеты могут осуществляться примерно в 3-4 тысячи раз быстрее, чем на центральном процессоре, в зависимости от специфики задачи и модели видеокарты. Обратим внимание также на то, что данная модель имеет размерность около 0,0056% от теоретически максимально-возможной в системе «Эйдос» (1-й рисунок 6).

2.2.2 Верификация моделей. Критерий достоверности моделей

Понятно, что создание этих моделей объекта моделирования не является самоцелью, т.е. модели создаются не ради самих моделей, а ради решения разнообразных задач с помощью этих моделей. Это задачи идентификации (распознавания, диагностики), прогнозирования, поддержки принятия решений (управления) и задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Уверенность в том, что созданные модели позволяют качественно решить все эти задачи основывается на том, что эти модели правильно отражают объект моделирования, т.е. имеют высокую достоверность (адекватность). Если модели имеют высокую достоверность, то и решение перечисленных задач будет успешным. Если же достоверность моделей низка или неизвестна, то применять их некорректно, рискованно и даже может быть опасно.

Если модели достоверны, то результаты идентификации будут верны, например верным будет диагноз пациенту, и врач будет лечить его от той болезни, которой тот действительно болен, что и дает пациенту шанс на выздоровление. Если же диагноз ошибочный, то пациент получит неадекватное лечение, т.е. лечение не от той болезни, которая у него.

Естественно, при таком лечении его болезнь не будет вылечена, а еще и будут получены побочные эффекты от лечения, что может привести к самым печальным последствиям.

Если модели достоверны, то сделанные на их основе прогнозы осуществляются.

Если модели достоверны, то принятые на их основе решения приведут к переходу объекта управления в целевые состояния, т.е. будут эффективны при достижении цели.

Если модели достоверны, то извлеченные из них знания действительно можно обоснованно считать знаниями об объекте моделирования.

Без этой уверенности в достаточно высокой достоверности моделей применять эти модели для решения задач и выработки рекомендаций по меньшей мере некорректно, рискованно и даже может быть опасно. Если же рекомендации выработаны, то нельзя (некорректно) применять их на практике в моделируемой предметной области, а можно только исследовать, какой бы эффект был получен при реальном применении этих рекомендаций.

Иногда на это возражают: мы не оценивали достоверность созданных нами моделей и не знали какова их достоверность, но выработали на их основе рекомендации, применили их на практике в объекте моделирования и результат был успешным, положительным. Что на это можно сказать? *Значит тем, кто выработывал эти рекомендации, и тем, кто их применял, просто повезло.* Значит фактически эти модели были достаточно достоверны. Но ведь это же могло быть и не так, и тогда и первым, и вторым бы не повезло, а может быть даже очень и очень не повезло. Разработчики бы потерпели фиаско, потеряли авторитет как ученые и разработчики, а те, кто применял их рискованные рекомендации на практике скорее всего потерпел бы убытки, а может быть и обанкротились. Только представьте себе, что при работе на фондовом рынке будут использованы неадекватные модели, дающие неверные прогнозы и предлагающие неадекватные решения. Это может привести к очень большим финансовым потерям. Если же неадекватные модели применяются в медицине, военной области или политике, то чаще всего это приводит к человеческим жертвам, которые ничем не могут быть оправданы.

Таким образом, оценка степени адекватности моделей, т.е. их верификация, является ключевым вопросом, который обязательно должен быть решен перед реальным применением моделей. Не зная какова достоверность моделей применять их на практике крайне легкомысленно, рискованно и безответственно, а иногда даже и преступно (в зависимости от тяжести последствий такого применения для объекта моделирования).

Это значит, что если где-то сказано или написано слово «Модель», то где-то рядом должны быть слова: «Достоверность, адекватность, верификация, критерии достоверности».

Поэтому вопросам измерения достоверности созданных моделей в системе «Эйдос» уделено большое внимание, которого эти вопросы

обоснованно безусловно заслуживают. Основным режимом оценки достоверности моделей является режим 3.4 (рисунок 3):

Интегральный критерий	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модул... уровней сход... истинно-поло... решений (STP)	Сумма модул... уровней сход... истинно-отриц... решений (STN)	Сумма модул... уровней сход... ложно-полож... решений (SFP)	Сумма модул... уровней сход... ложно-отрицат... решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средн... уровне... истинно... решени...
Корреляция абс. частот с обр...	1.000	0.500	26.662		37.411		0.416	1.000	0.588	0
Сумма абс. частот по признак...	1.000	0.500	26.240		40.987		0.390	1.000	0.561	0
Корреляция усл.отн. частот с о...	1.000	0.500	26.662		37.411		0.416	1.000	0.588	0
Сумма усл.отн. частот по приз...	1.000	0.500	26.908		42.173		0.390	1.000	0.561	0
Корреляция усл.отн. частот с о...	1.000	0.500	26.662		37.411		0.416	1.000	0.588	0
Сумма усл.отн. частот по приз...	1.000	0.500	26.988		42.215		0.390	1.000	0.561	0
Семантический резонанс зна...	0.844	0.885	10.319	21.961	0.274	0.576	0.974	0.947	0.960	0
Сумма знаний	0.969	0.738	15.062	11.900	2.366	0.066	0.864	0.996	0.925	0
Семантический резонанс зна...	0.844	0.885	10.109	20.987	0.336	0.524	0.968	0.951	0.959	0
Сумма знаний	0.969	0.681	14.007	12.494	3.211	0.194	0.814	0.986	0.892	0
Семантический резонанс зна...	1.000	0.842	14.597	16.825	2.240		0.867	1.000	0.929	0
Сумма знаний	1.000	0.842	13.931	15.936	2.005		0.874	1.000	0.933	0
Семантический резонанс зна...	0.844	0.871	9.655	16.930	0.325	0.458	0.967	0.955	0.961	0
Сумма знаний	1.000	0.681	15.792	3.454	3.286		0.828	1.000	0.906	0
Семантический резонанс зна...	0.875	0.889	9.549	16.627	0.331	0.424	0.966	0.958	0.962	0
Сумма знаний	1.000	0.653	14.263	3.803	3.510		0.802	1.000	0.890	0
Семантический резонанс зна...	1.000	0.810	12.780	12.683	1.842		0.874	1.000	0.933	0
Сумма знаний	1.000	0.711	12.614	5.045	3.062		0.805	1.000	0.892	0
Семантический резонанс зна...	1.000	0.771	14.686	14.023	3.151		0.823	1.000	0.903	0
Сумма знаний	1.000	0.696	15.059	8.165	5.291		0.740	1.000	0.851	0

Рисунок 3

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется в соответствии с F-мерой Ван Ризбергена и двумя ее обобщениями (L1 и L2), разработанными проф. Е.В.Луценко [10].

Из рисунка 7 мы видим, что по критерию L2 достоверность модели INF3 составляет 0,889 при максимуме 1,000, что является довольно неплохим результатом, учитывая необычность и сложность задачи.

Есть три аспекта оценки достоверности модели:

1. Рассмотрение частотных распределений истинных и ложных положительных и отрицательных решений в различных моделях.
2. Сравнение достоверности положительных и отрицательных решений в модели с вероятностью случайного угадывания.
3. Оценка информационной мощности модели.

Ниже рассмотрим все эти три аспекта.

2.2.3 Рассмотрение частотных распределений истинных и ложных положительных и отрицательных решений в различных моделях

В режиме 3.4, кликнув по кнопке [TP,TN,FP,FN] и расположенным правее нее, получаем частотные распределения числа положительных и отрицательных истинных и ложных решений, их разностей и их нормированных разностей (рисунок 4):

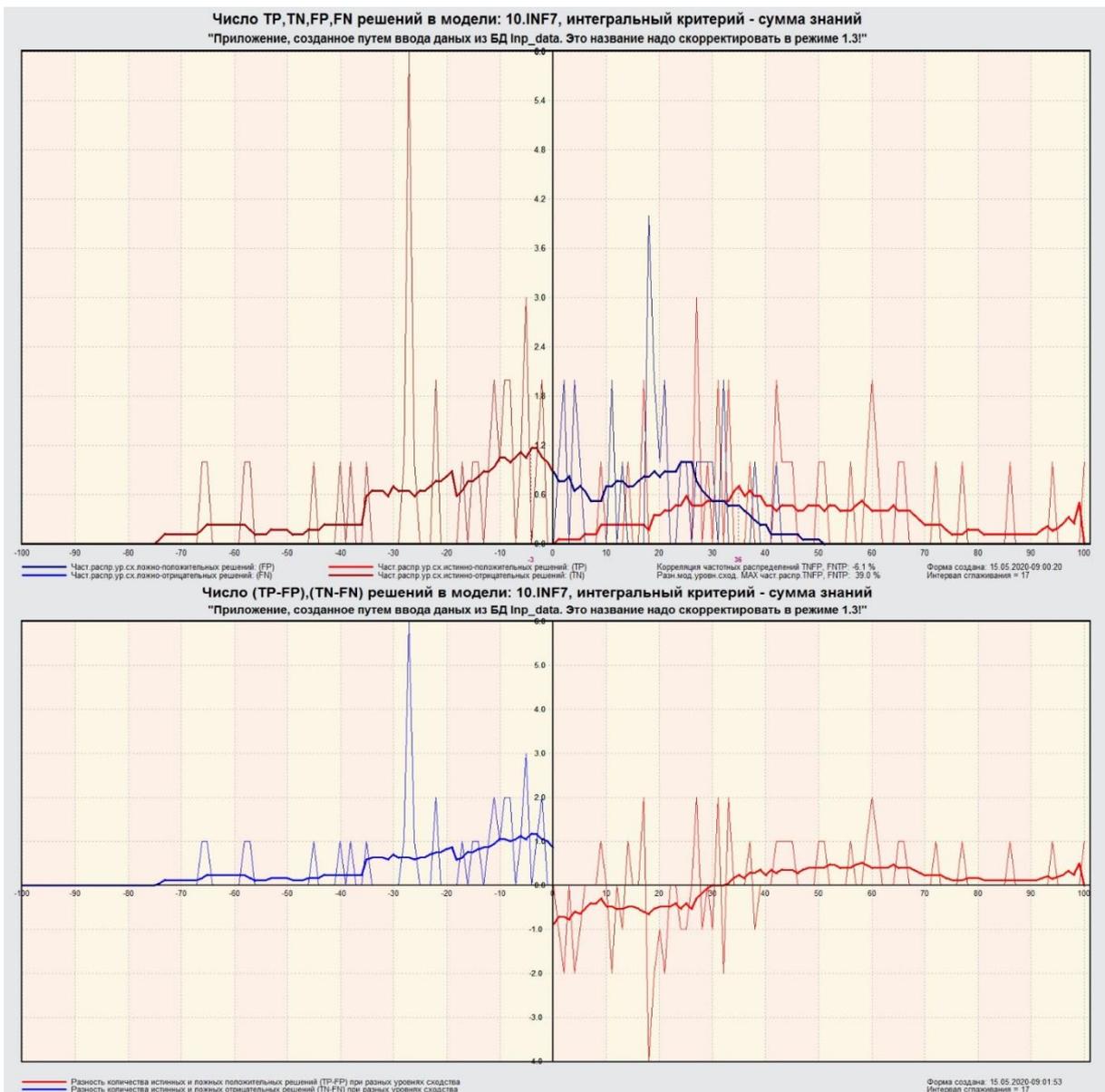


Рисунок 4

Из рисунка 4 (1-е изображение) мы видим, что:

1. Истинных отрицательных решений всегда значительно больше, чем ложных.
2. При положительных решениях есть три диапазона уровней сходства:
 - при уровнях сходства ниже 30% преобладают ложные решения;
 - при уровнях сходства от 30% до 50% преобладают истинные решения;
 - при уровнях сходства выше 50% ложные решения отсутствуют.

Доля истинных положительных решений линейно растет с увеличением уровня сходства (рисунок 5, 2-е изображение).

Частотные распределения числа положительных и отрицательных истинных и ложных решений образуют два распределения, сходных с нормальными распределениями, **сдвинутыми** относительно друг друга по шкале уровня сходства.

Все это и позволяет решать задачу идентификации формы сознания по критериям с использованием модели.

2.3 Решение задачи системной идентификации, интегральные критерии

Как влияет на поведение объекта моделирования одно значение фактора, отражено в системно-когнитивных моделях. Как влияет система значений факторов, определяется с помощью интегральных критериев. В интегральном критерии используется система частных критериев и их значения сводятся к одному значению интегрального критерия. Поэтому вычисление значений интегрального критерия сходства объекта распознаваемой (ее еще называют тестовой) выборки с обобщенными образами всех классов называется **системной идентификацией**.

В настоящее время в системе «Эйдос» используется два **аддитивных** интегральных критерия:

- сумма знаний;
- резонанс знаний.

1-й интегральный критерий «Сумма знаний» представляет собой суммарное количество знаний, содержащееся в системе значений факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний:

$$I_j = (\vec{I}_{ij}, \vec{L}_i).$$

В выражении круглыми скобками обозначено скалярное произведение. В координатной форме это выражение имеет вид:

$$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i,$$

где: М – количество градаций описательных шкал (признаков);

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j–го класса;

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, & \text{если } i\text{-й фактор действует;} \\ n, & \text{где: } n > 0, \text{ если } i\text{-й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i\text{-й фактор не действует.} \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n, если он присутствует у объекта с интенсивностью n, т.е.

представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» – один раз).

Если представить информацию распознаваемой выборки в виде матрицы, в которой каждая строка будет описывать один объект распознаваемой выборки, то *операцию распознавания этой выборки с помощью 1-го интегрального критерия можно представить себе как операцию умножения матрицы распознаваемой выборки на матрицу статистической или системно-когнитивной модели*. Результатом является матрица произведения, в которой каждый элемент является суммой произведений элементов соответствующих строки распознаваемой матрицы и столбца модели.

2-й интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» представляет собой нормированное суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний и имеет вид:

$$I_j = \frac{1}{\sigma_j \sigma_l M} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j) (L_i - \bar{L}),$$

где:

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

Свое наименование интегральный критерий сходства «Семантический резонанс знаний» получил потому, что по своей математической форме является корреляцией двух векторов: состояния j -го класса и состояния распознаваемого объекта.

Для решения задачи прогнозирования в наиболее достоверной модели INF3, необходимо присвоить ей статус текущей в режиме 5.6:

Из рисунка 11 видно, что в данном интеллектуальном приложении эта процедура занимает 2 секунды.

Затем необходимо ввести **распознаваемую** выборку в систему.

Файл распознаваемой выборки должен иметь абсолютно такую же структуру, как файл исходных данных, но колонки классификационных шкал могут быть пустыми. Этот файл должен иметь имя: Inp_rasp.xls(x) и должен находиться в той же папке, что и файл исходных данных, например по пути: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\Inp_rasp.xlsx.

Сам ввод распознаваемой выборки осуществляется в уже ранее рассмотренном программном интерфейсе 2.3.2.2 с параметрами, приведенными на рисунке 12. Эти параметры такие же, как приведенные на рисунке 5, за исключением того, что в группе: «Задайте режим» (в левой средней части окна) выбран опция не «формализация предметной области», а «Генерация распознаваемой выборки»:

Распознавание (прогнозирование) проводится в режиме 4.1.2 на центральном процессоре, т.к. модуль распознавания с использованием графического процессора в настоящее время находится в процессе отладки:

Ниже приведены экранные формы с результатами решения задачи прогнозирования (рисунок 5):

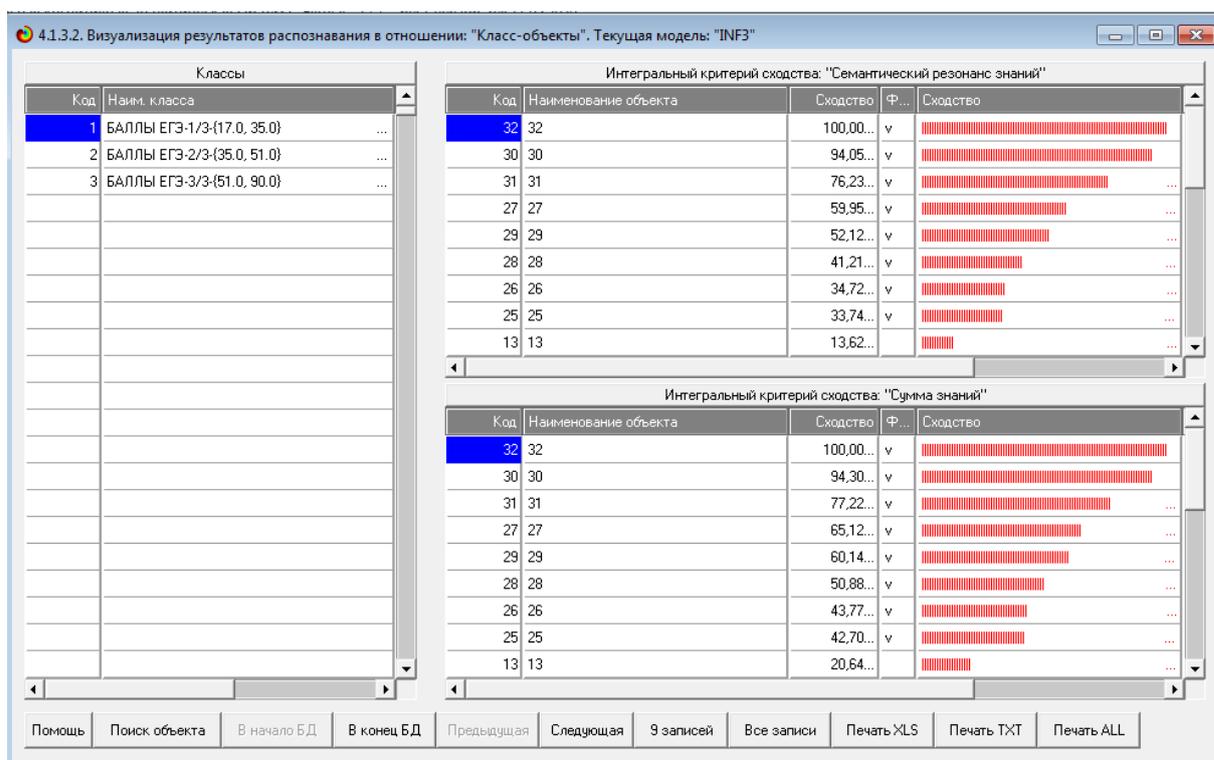


Рисунок 5

2.4 Решение задачи принятия решений (результаты многопараметрической типизации классов)

Понять, какая зависимость между факторами и результатами.

На рисунке 6 приведены результаты этой многопараметрической типизации в исследуемой модели в виде SWOT-диаграмм (все SWOT-диаграммы форм сознания не приводятся, т.к. их в исследуемой модели 49). Эти экранные формы можно получить в режиме 4.4.8 системы «Эйдос». Впервые они предложены автором в работе [11].

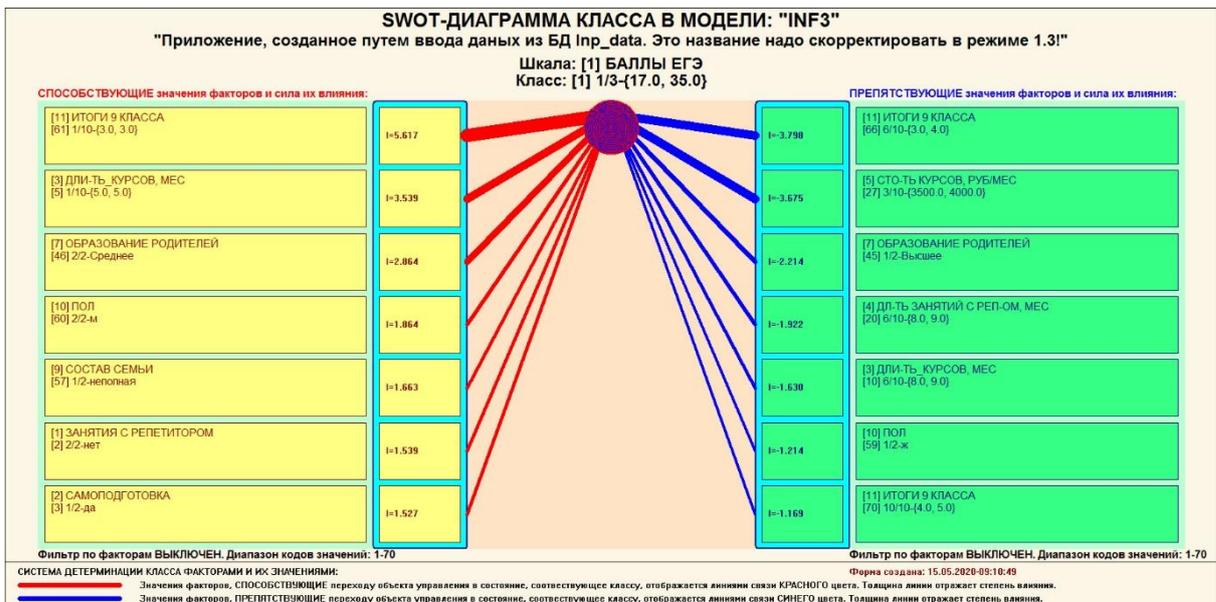


Рисунок 6

Как видим большое влияние на сдачу с низким баллом влияют итоги 9 классов, и время подготовки на курсах.

2.5 Решение задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели

2.5.1 Инвертированные SWOT-диаграммы значений факторов (семантические потенциалы)

Эти диаграммы впервые предложены Луценко Е.В. в работе [11]. Их можно получить в режиме 4.4.9. Некоторые из них приведены ниже на рисунках 7-9 (все инвертированные SWOT-диаграммы не приводятся, т.к. их в исследуемой модели 36):

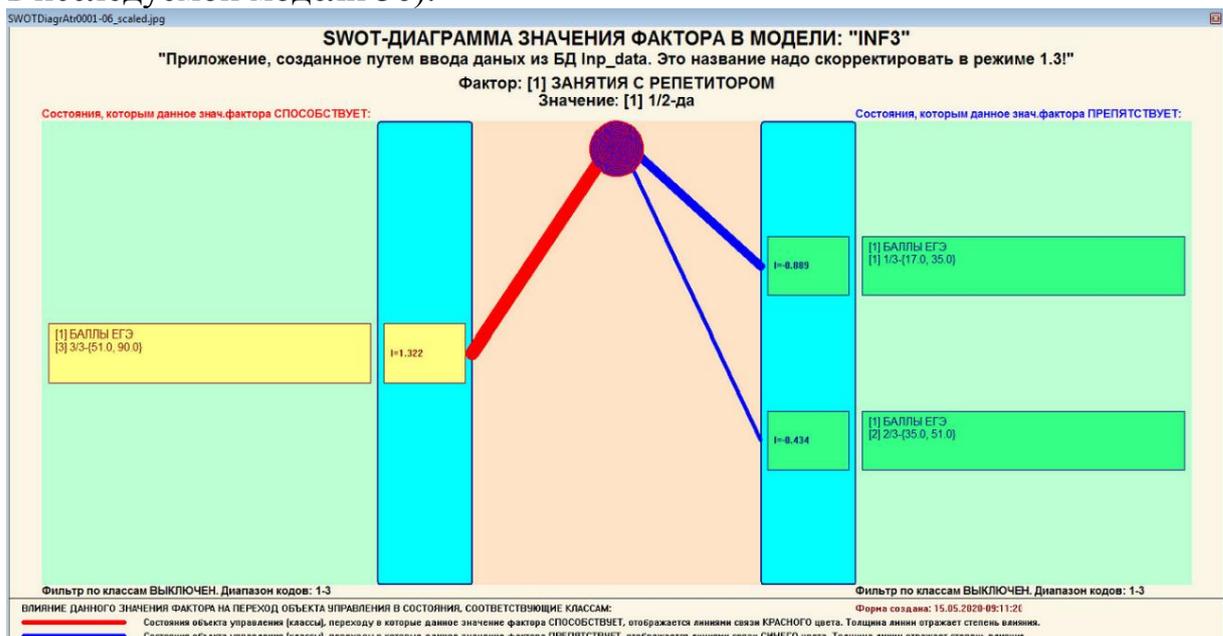


Рисунок 7

необходимо в режиме 4.2.2.1 рассчитать матрицу сходства обобщенных образов классов.

Информация из матрицы сходства классов может быть отображена в системе «Эйдос» в форме круговой 2d-когнитивной диаграммы в режиме 4.3.2.2 (рисунок 10, параметры отображения и сама когнитивная диаграмма), а также в форме когнитивной агломеративной дендрограммы [12] в режиме 4.3.2.3 (рисунок 11):

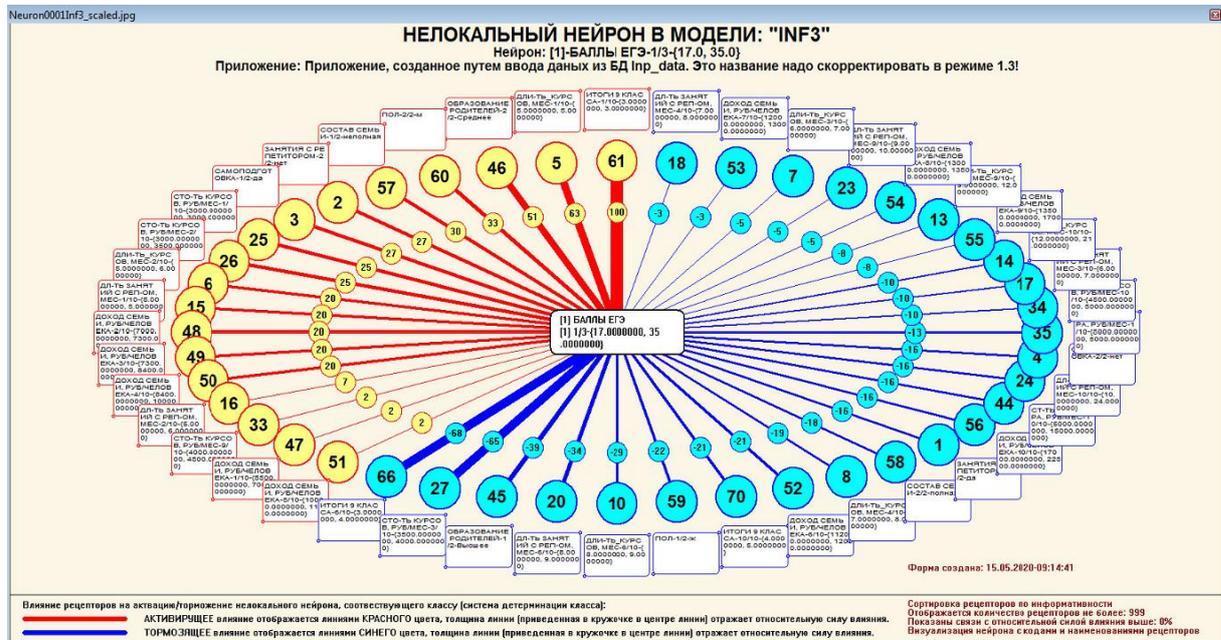
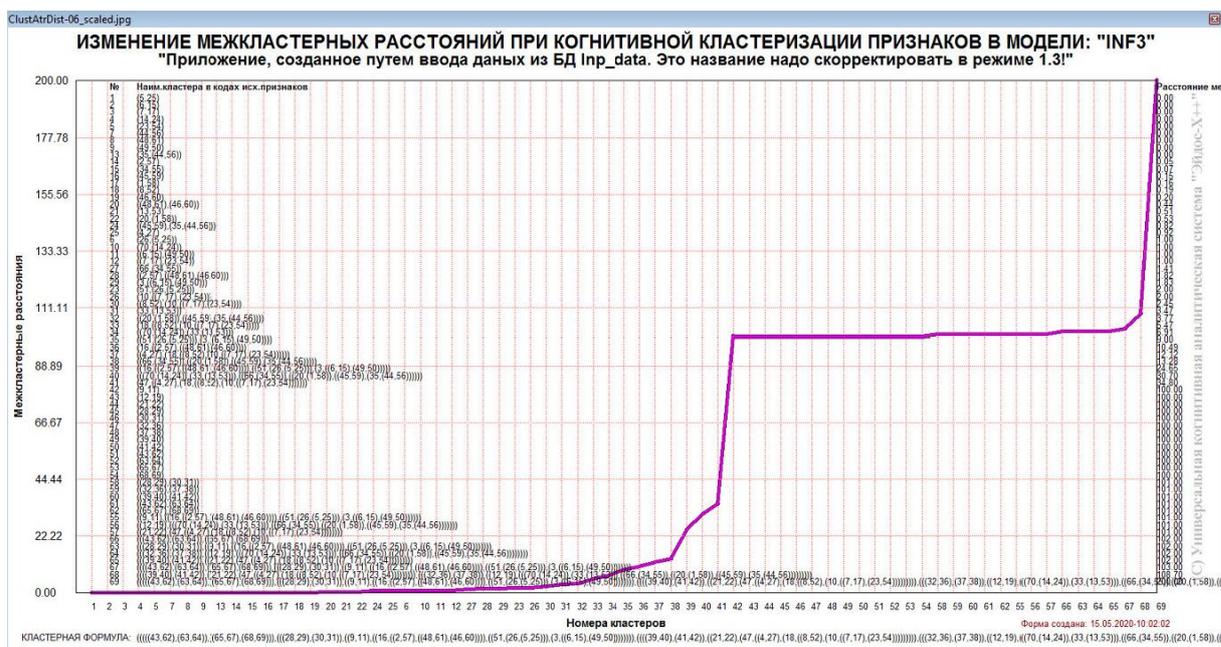


Рисунок 10



Также замечаем как влияние итогов 9 класса влияют на итог экзамена.

2.5.3 Кластерно-конструктивный анализ значений критериев

Совершенно аналогично кластерному анализу классов проводится и кластерно-конструктивный анализ значений критериев. Их также можно сравнить по силе и направлению влияния на принадлежность конкретной формы сознания к обобщенным образам классов исследуемой классификации форм сознания. В режиме 2.3.3.1 рассчитывается матрица сходства значений критериев.

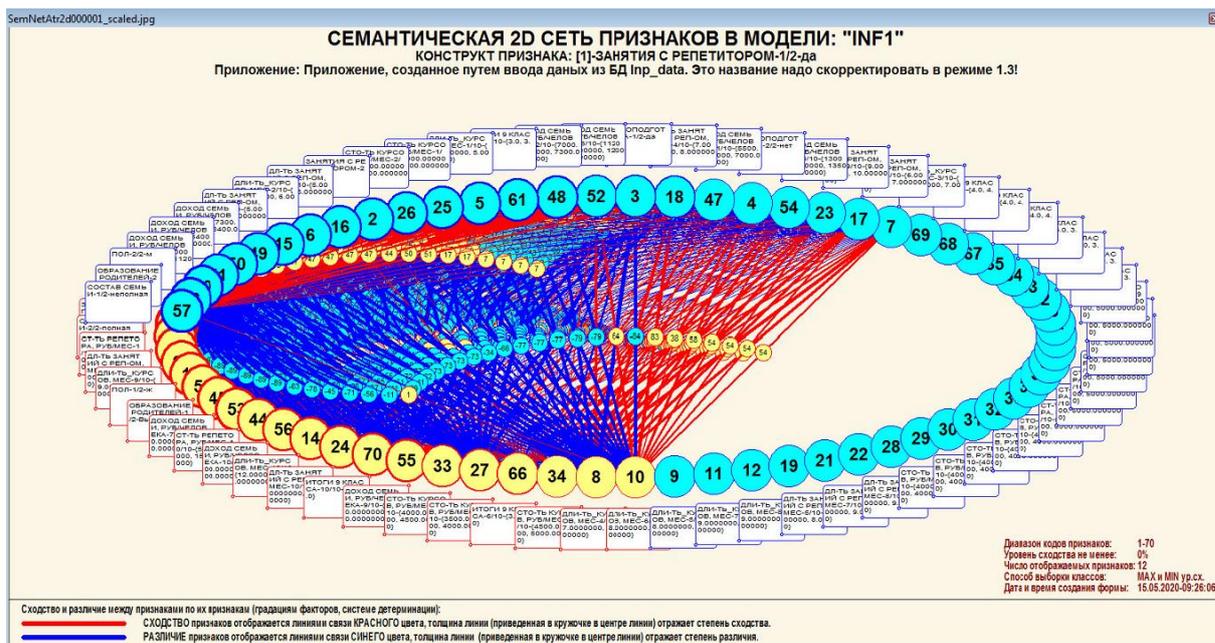


Рисунок 12

При отображении на этой диаграмме всех 36 значений критериев классификации она является не особо читабельной даже при использовании поля рисования 4К. С другой стороны в этом и нет особой необходимости, т.к. сходство-различие значений критериев классификации по характеристике для форм сознания можно отобразить также в форме когнитивной агломеративной дендрограммы [12] (рисунок 26), созданной в режиме 4.3.2.3 при параметрах, приведенных на рисунке 13.

Из этой дендрограммы мы видим, что все значения критериев классификации образуют противоположные по смыслу полюса конструкта, представляющие собой два противоположные по смыслу наиболее крупных кластера. При этом каждый из кластеров, являющихся полюсами конструкта, состоит из нескольких подкластеров, образующих иерархическую структуру.

График межкластерных расстояний приведен на рисунке 14.

ДЕНДРОГРАММА КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF3"
 "Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!"

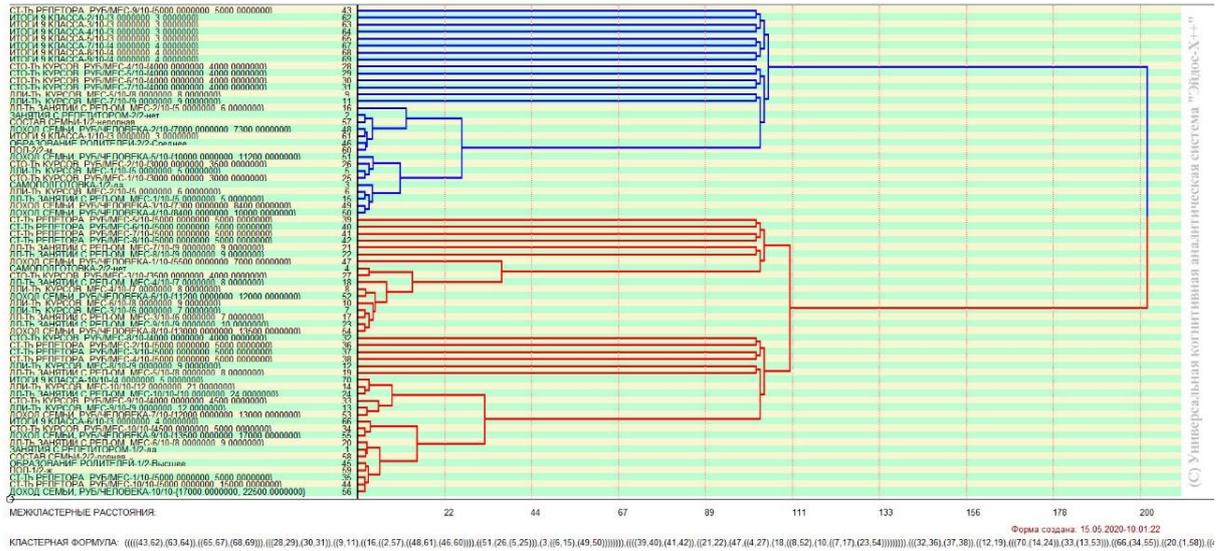


Рисунок 13

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF3"
 "Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!"

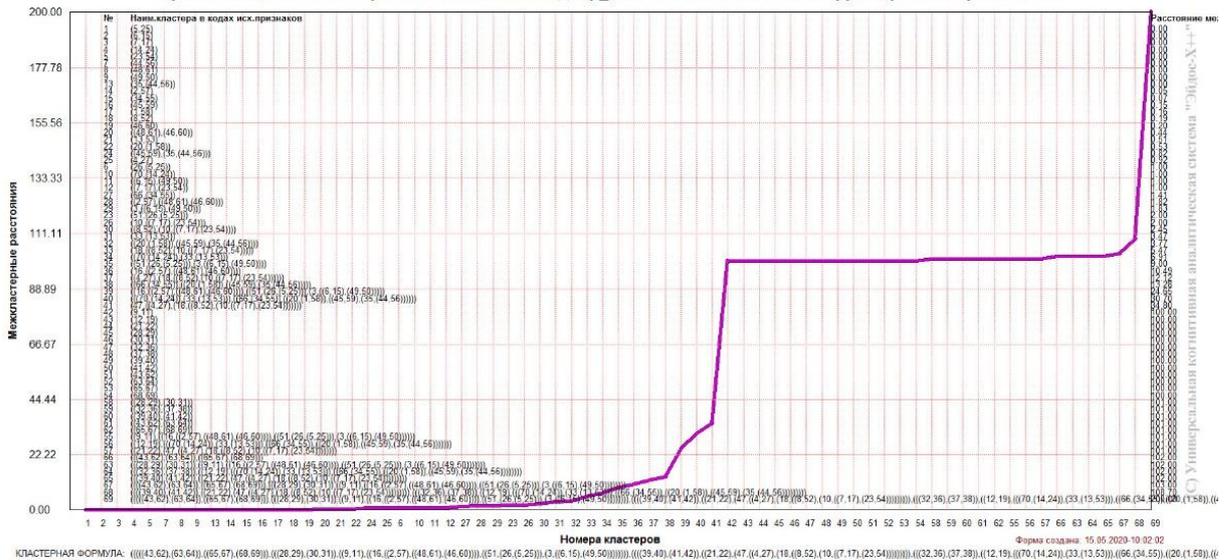


Рисунок 14

2.5.4 Нелокальные нейроны

Нелокальные нейроны и нелокальная нейронная сеть были предложены Луценко Е.В. в 2003 году [13]. В системе «Эйдос» они были программно реализованы *всегда*, т.е. с самых первых версий: с 1981 года, а в математической модели с 1979 года. Суть этого предложения состоит в том, что весовые коэффициенты на рецепторах нейронов было предложено не определять методов обратного распространения ошибки, а рассчитывать прямым счетом на основе системной теории информации, предложенной Луценко Е.В. в 2002 году [9]. В настоящее время весьма модными являются нейробайесовские сети, в которых делается практически тоже самое, но не на

основе системного обобщения формулы А. Харкевича, а на основе формулы Байеса. При этом нужно отметить, что количество информации по А.Харкевичу по сути представляет собой логарифм формулы Байеса.

Ниже на рисунках 15 и 16 приведены экранные формы нелокальных нейронов:

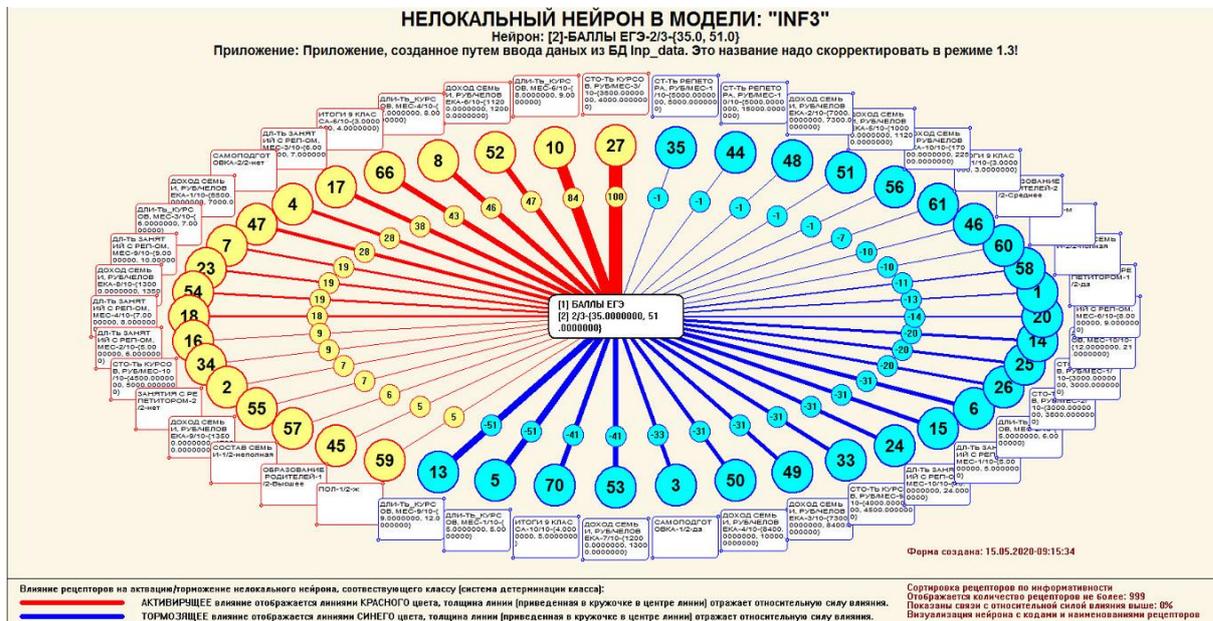


Рисунок 15

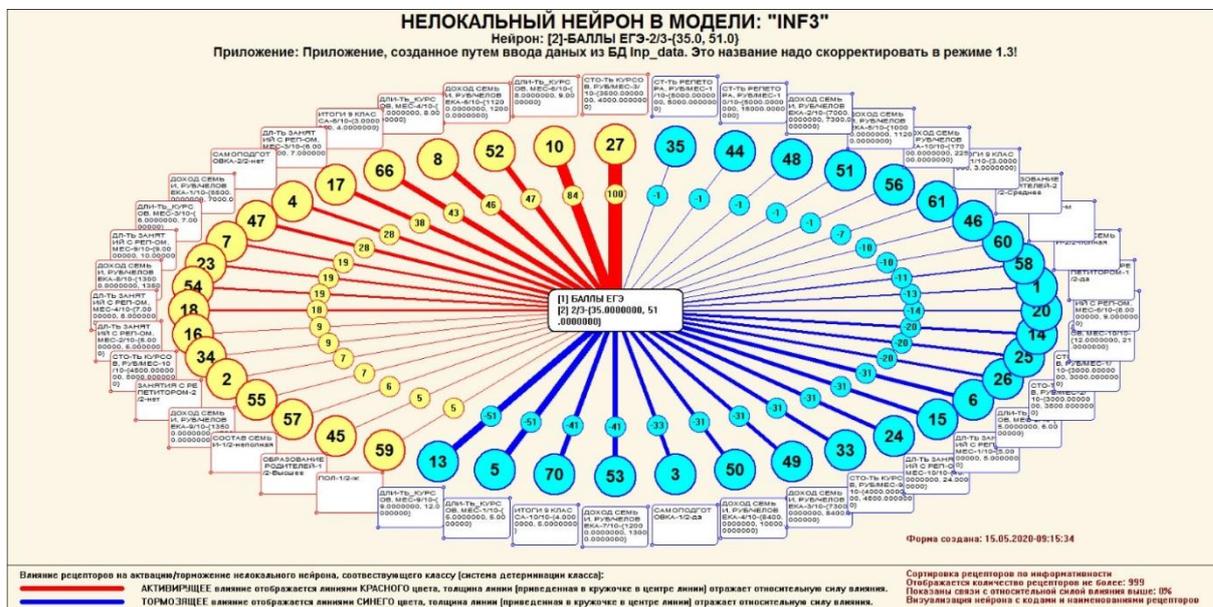


Рисунок 16

В текущей версии системы «Эйдос» нелокальные нейроны отображаются в режиме 4.4.10.

По смыслу нелокальные нейроны отображают систему детерминации классов значениям факторов, т.е. имеют тот же смысл, что и SWOT-

диаграммы классов. Но отображают эту информацию в другой графической форме.

2.5.5 Нелокальная нейронная сеть

Как уже упоминалось в предыдущем разделе нелокальные нейроны и нелокальная нейронная сеть были предложены Луценко Е.В. в 2003 году [13]. В системе «Эйдос» они были реализованы всегда, с самых первых версий, т.е. с 1981 года. В системе «Эйдос» один слой нелокальной нейронной сети отображается в режиме 4.4.11. Сама представлена нейронная сеть на рисунке 17.

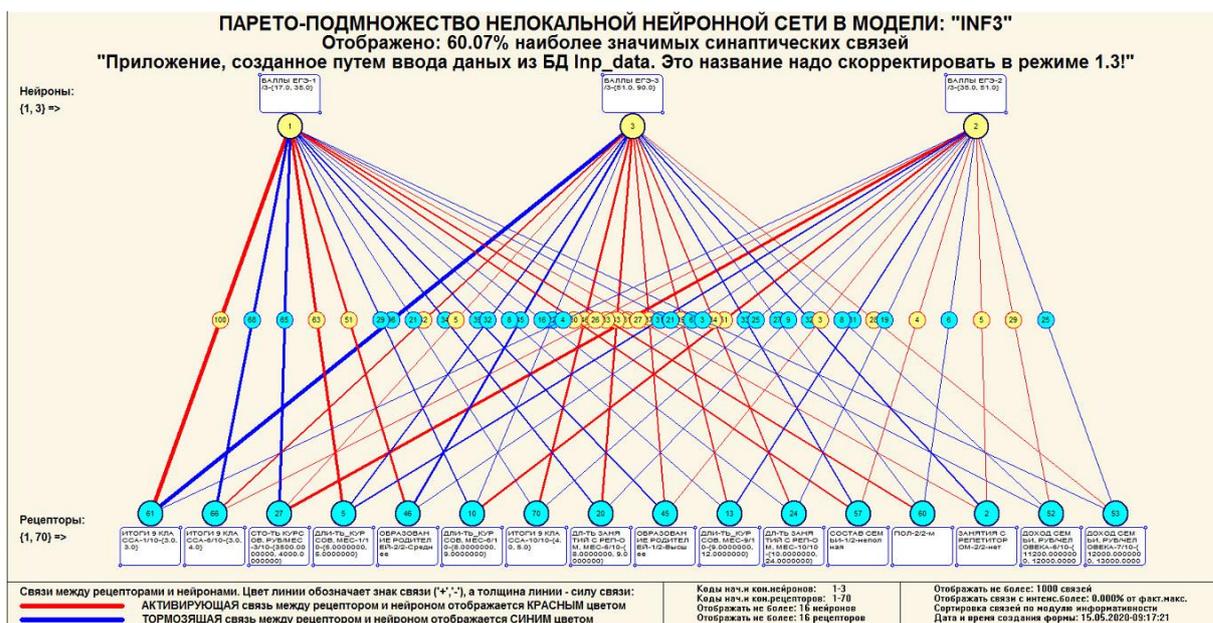


Рисунок 17

На рисунке 17 отображен читабельный фрагмент одного слоя сети, содержащий около 12% наиболее значимых связей значений критериев классификации и форм сознания.

Каждое значение критерия классификации несет информацию о всех формах сознания и имеет знак (способствует или препятствует) и силу влияния (модуль).

Сила связи каждого значения критерия классификации с формами сознания, соответствующими классам, отображается в виде линии, цвет которой означает: характерно (**красный**) или нехарактерно (**синий**) данное значение критерия для данной формы сознания. Толщина линии связи соответствует модулю силы влияния.

На рисунке 31 все линии связи рассортированы в порядке убывания модуля силы влияния слева направо.

5.9. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью варибельности значений факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу. Чем выше степень детерминированности класса, тем более достоверно он прогнозируется по значениям факторов.

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, это означает, что различные формы сознания в исследуемой классификации в различной степени определены значениями характерных и нехарактерных для них значениями критериев.

Получить эту информацию можно в режиме 3.7.3 системы «Эйдос». На рисунке 18 представлена Парето-кривая степени детерминированности классов значениями факторов нарастающим итогом.



Рисунок 18

ВЫВОД

Таким образом в ходе автоматизированного системно-когнитивного анализа были выполнены следующие задачи:

- произвели когнитивную структуризацию и формализацию предметной области;
- синтезировали и верифицировали модели;
- решили задачи прогнозирования;
- решили задачи принятия решений;
- решили задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

В результате был оценен ряд факторов, влияющих фактически на сдачу ЕГЭ по математике. Показано, что результативность выпускника определяется его успеваемостью в школе до начала дополнительной подготовки. Также

было установлено, что результативность ЕГЭ определяется характеристиками семьи – в основном это зависело от материального достатка в семье, но наличие высшего образования у родителей также влияло в равной степени.

В результате можно сделать вывод о том, что образование родителей, материальное положение семьи, способности студента значимо влияют на результаты ЕГЭ по математике. Характеристики подготовительных курсов (продолжительность подготовки, стоимость обучения) имеют статистически значимое положительное, но умеренное влияние на оценку по предмету. Таким образом, нельзя утверждать, что те, кто тратят больше денег и усилий на подготовку к поступлению, обладают значительно более высокими шансами на получение высоких финальных результатов.

Отметим также, что интеллектуальное облачное Эйдос-приложение, описанное в данной работе, можно скачать в режиме 1.3 системы «Эйдос» под номером 204. Сама система «Эйдос» относится к открытому программному обеспечению. Ее можно скачать с сайта разработчика по ссылке: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. О высших формах сознания, перспективах человека, технологии и общества, 2008 // DOI: [10.13140/RG.2.2.21336.24320](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21336.24320), http://lc.kubagro.ru/aidos/LC_young-3/LC_young-3.pdf, https://www.researchgate.net/publication/335057548_On_HIGHER_FORMS_of_CONSCIOUSNESS_the_PROSPECTS_of_MAN_TECHNOLOGY_AND_SOCIE TY_selected_works

2. 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>, 2 у.п.л.

3. 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.

4. Луценко Е.В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержатель-

ное 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.

5. Луценко Е.В. Математическое и численное моделирование динамики плотности вероятности состояний сознания человека в эволюции с применением теории Марковских случайных процессов / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2005. – №07(015). С. 59 – 76. – IDA [article ID]: 0150507004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2005/07/pdf/04.pdf>, 1,125 у.п.л.

https://www.researchgate.net/publication/331829247_MATHEMATICAL_AND_NUMERICAL_MODELING_THE_DYNAMICS_OF_THE_PROBABILITY_DENSITY_OF_STATES_OF_HUMAN_CONSCIOUSNESS_IN_EVOLUTION_WITH_THE_USE_OF_THE_THEORY_OF_MARKOV_RANDOM_PROCESSES

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. 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.

8. Луценко Е. В. Методология системно-когнитивного прогнозирования сейсмичности : монография / Е. В. Луценко, А. П. Трунев, Н. А. Чередниченко; под общ. ред. В. И. Лойко. – Краснодар : КубГАУ, 2020. – 532 с., ISBN 978-5-907294-89-9, DOI [10.13140/RG.2.2.29617.33122](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.29617.33122), https://www.researchgate.net/publication/340116509_METHODODOLOGY_OF_SYSTEM-COGNITIVE_FORECASTING_OF_SEISMICITY

9. 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>

10. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного

университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №02(126). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.

11. 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>, 2,688 у.п.л.

12. 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.

13. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

14. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка-Абельсона / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(005). С. 65 – 86. – IDA [article ID]: 0050403004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/04.pdf>, 1,375 у.п.л.

15. Луценко Е.В. АСК-анализ как метод выявления когнитивных функциональных зависимостей в многомерных зашумленных фрагментированных данных / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2005. – №03(011). С. 181 – 199. – IDA [article ID]: 0110503019. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2005/03/pdf/19.pdf>, 1,188 у.п.л.