

УДК 004.8

Автоматизированный системно-когнитивный анализ силы и направления влияния количества медалей на качество результата

Луценко Евгений Вениаминович
д.э.н., к.т.н., профессор
Scopus Author ID: 57188763047
РИНЦ SPIN-код: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>

Сальков Алексей Алексеевич
Salkow12345@gmail.com

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

Целью данной работы является изучение зависимости медалей от результата в спидкубинге (сборке кубика рубика на скорость). Достижение данной цели представляет большой научный и практический интерес как для профессионалов сборки кубика рубика, так и для любителей. Спидкуберам это позволяет понять, зависит ли количество медалей от результата в соревнованиях. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментальный – интеллектуальная система «Эйдос».

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

UDC 004.8

Automated system-cognitive analysis of the strength and direction of the influence of the number of medals on the quality of the result

Lutsenko Evgeniy Veniaminovich
Dr.Sci.Econ., Cand.Tech.Sci., professor
Scopus Author ID: 57188763047
RSCI SPIN-code: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>

Salkow Alexey Alekseevich
Salkow12345@gmail.com

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

The aim of this work is to study the dependence of medals on the result in speedcubing (assembling a rubik's cube for speed). Achieving this goal is of great scientific and practical interest for both the Rubik's Cube assembly professionals and amateurs. This allows the speed skaters to understand whether the number of medals depends on the result in the competition. To achieve this goal, Automated System-Cognitive Analysis (ASK-analysis) and its software tools - the intellectual system "Eidos" are used.

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM, SPEEDCUBING

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	2
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	6
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	6
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ.....	12
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	19
Подзадача 4.1. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ (ДИАГНОСТИКА, КЛАССИФИКАЦИЯ, РАСПОЗНАВАНИЕ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ)	19
Подзадача 4.2. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (SWOT-АНАЛИЗ)	21
Подзадача 4.3. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ.....	26
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов	26

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов	27
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов	29
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	30
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	32
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты	34
4.3.7. Когнитивные функции	34
4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на результаты спидкуберов.....	38
4.3.9. Степень детерминированности результатов спидкубера.	42
4.3.10. Результаты спидкуберов от их характеристик	44
7. ВЫВОДЫ	48
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	48

Введение

Целью данной работы является изучение зависимости медалей от результата в спидкубинге (сборке кубика рубика на скорость).

Достижение данной цели представляет большой научный и практический интерес как для профессионалов сборки кубика рубика, так и для любителей. Спидкуберам это позволяет понять, зависит ли количество медалей от результата в соревнованиях.

Для достижения этой 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 и поэтому и предлагается применить для их решения.

АСК-анализ представляет собой метод искусственного интеллекта, разработанный проф. Е.В. Луценко в 2002 году для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ доведен до **инновационного** уровня благодаря тому, что имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос-Х++» (система «Эйдос») [1].

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>);

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt);

- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. она не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта (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 приложений (в настоящее время их 31 и 179, соответственно)

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

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

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

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

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

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

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

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

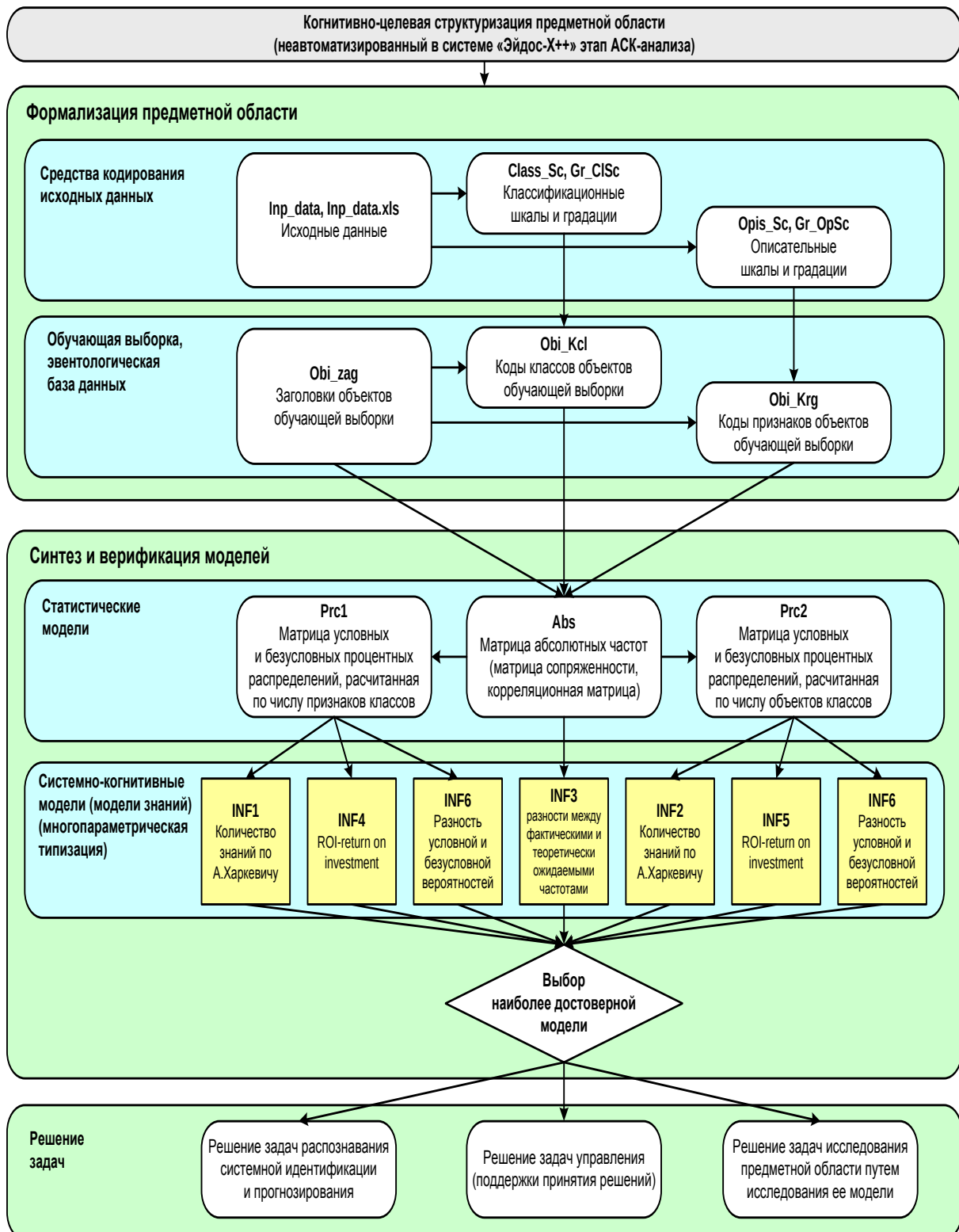


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в 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, 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.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем результат и медали спидкуберов (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты дисциплина, гражданство, соревнование (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационные шкалы

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	Результат
2	Медали

Таблица 2 – Описательные шкалы

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Дисциплины
2	Гражданство
3	Соревнования

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (таблица 3) получены в результате анализа сборок куберов и их полученных медалей :

Таблица 3 – Исходные данные для ввода в систему «Эйдос»¹

	результат	медали(золото)	дисциплина	гражданство	соревнование
Yusheng Du	3,47	62	3x3x3	Китай	Wuhu Open 2018
Feliks Zemdegs	4,22	554	3x3x3	Австралия	Cube for Cambodia 2018
Patrick Ponce	4,24	140	3x3x3	Соединенные Штаты	CubingUSA Northeast Championship 2019
Max Park	4,40	274	3x3x3	Соединенные Штаты	SacCubing V 2018
Juliette Sebastien	4,44	74	3x3x3	Франция	Sens Open 2019
Tymon Kolasinski	4,51	72	3x3x3	Польша	Warm Up Sydney 2019
Jakub Kipa	4,59	91	3x3x3	Польша	Polish Championship 2018
SeungBeom Cho	4,59	38	3x3x3	Республика Корея	ChicaGhosts 2017
Tanzer Balintas	4,64	17	3x3x3	Соединенные Штаты	Pennsylvania 2018
Zibo Xu	4,72	28	3x3x3	Китай	Qianjiang Summer Open 2018
Mats Valk	4,74	343	3x3x3	Нидерланды	Jawa Timur Open 2016
Bill Wang	4,76	141	3x3x3	Канада	Pickering Spring 2018
Drew Brads	4,77	99	3x3x3	Соединенные Штаты	Bluegrass Spring 2017
Cornelius Dieckmann	4,81	147	3x3x3	Германия	Franconia Open 2018
Philipp Weyer	4,83	84	3x3x3	Германия	Swisscubing Cup Final 2018
Maciej Czapiewski	0,49	50	2x2x2	Польша	Grudziadz Open 2016
Sameer Aggarwal	0,51	32	2x2x2	Соединенные Штаты	Puget Sound Spring 2019
Michal Rzewuski	0,52	116	2x2x2	Польша	Grudziadz Open 2016
Jody Jones	0,53	3	2x2x2	Австралия	Koalafication Melbourne 2019
Abraham Torres Ortiz Aguirre	0,54	4	2x2x2	Мексика	ArCubingFest Queretaro 2018
Mats Valk	0,56	343	2x2x2	Нидерланды	Kaohsiung Open 2016
Victor Adan Solis Martinez	0,56	5	2x2x2	Мексика	ArCubingFest Queretaro 2018
Kim Roger Hoyland Larsen	0,58	20	2x2x2	Норвегия	Sandnes Open 2016
Rami Sbahi	0,58	58	2x2x2	Соединенные Штаты	Canadian Open 2015
Kyle Polage	0,59	13	2x2x2	Соединенные Штаты	Puget Sound Spring 2019
Justin He	0,60	1	2x2x2	Австралия	Sydney Championship 2016
Jonathan Truchot	0,61	1	2x2x2	Соединенные Штаты	Puget Sound Spring 2019
Kai Wen Wang	0,61	79	2x2x2	Тайвань	Taiwan Championship 2017
Aiden Barlett	0,62	27	2x2x2	Соединенные Штаты	Puget Sound Summer 2019
Sebastian Weyer	17,42	191	4x4x4	Германия	Danish Open 2019
Max Park	18,42	274	4x4x4	Соединенные Штаты	SacCubing IV 2018
Feliks Zemdegs	19,36	554	4x4x4	Австралия	Latin America Cubing Tour - Arequipa 2017
Ciaran Beahan	19,77	117	4x4x4	Ирландия	Warm Up Sydney 2019
Seung Hyuk Nahm	19,87	79	4x4x4	Республика Корея	WCA World Championship 2019
Kai Wen Wang	20,63	79	4x4x4	Тайвань	Dream One Cube Open 2019
Bill Wang	20,69	141	4x4x4	Канада	World Rubik's Cube Championship 2017
Patrick Ponce	20,84	140	4x4x4	Соединенные Штаты	National Capital Region 2019
Xuming Wang	20,87	111	4x4x4	Китай	Jinjiang Open 2018
Mats Valk	20,97	343	4x4x4	Нидерланды	London Open 2019
Yi-Fan Wu	21,26	196	4x4x4	Тайвань	Kaohsiung Summer Open 2017
Dario Roa Sanchez	21,71	106	4x4x4	Испания	WCA European Championship 2018
Kevin Hays	21,73	188	4x4x4	Соединенные Штаты	CubingUSA Nationals 2018
Jonah Crosby	21,85	47	4x4x4	Соединенные Штаты	Long Island Winter 2019

Затем с параметрами, показанными на рисунке 2, запустим режим 2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа. На рисунке 2 приведены реально использованные параметры.

Обратим внимание, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений. И в классификационных, и в описательных шкалах задано 3 числовых интервальных значения.

На рисунке 3 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима.

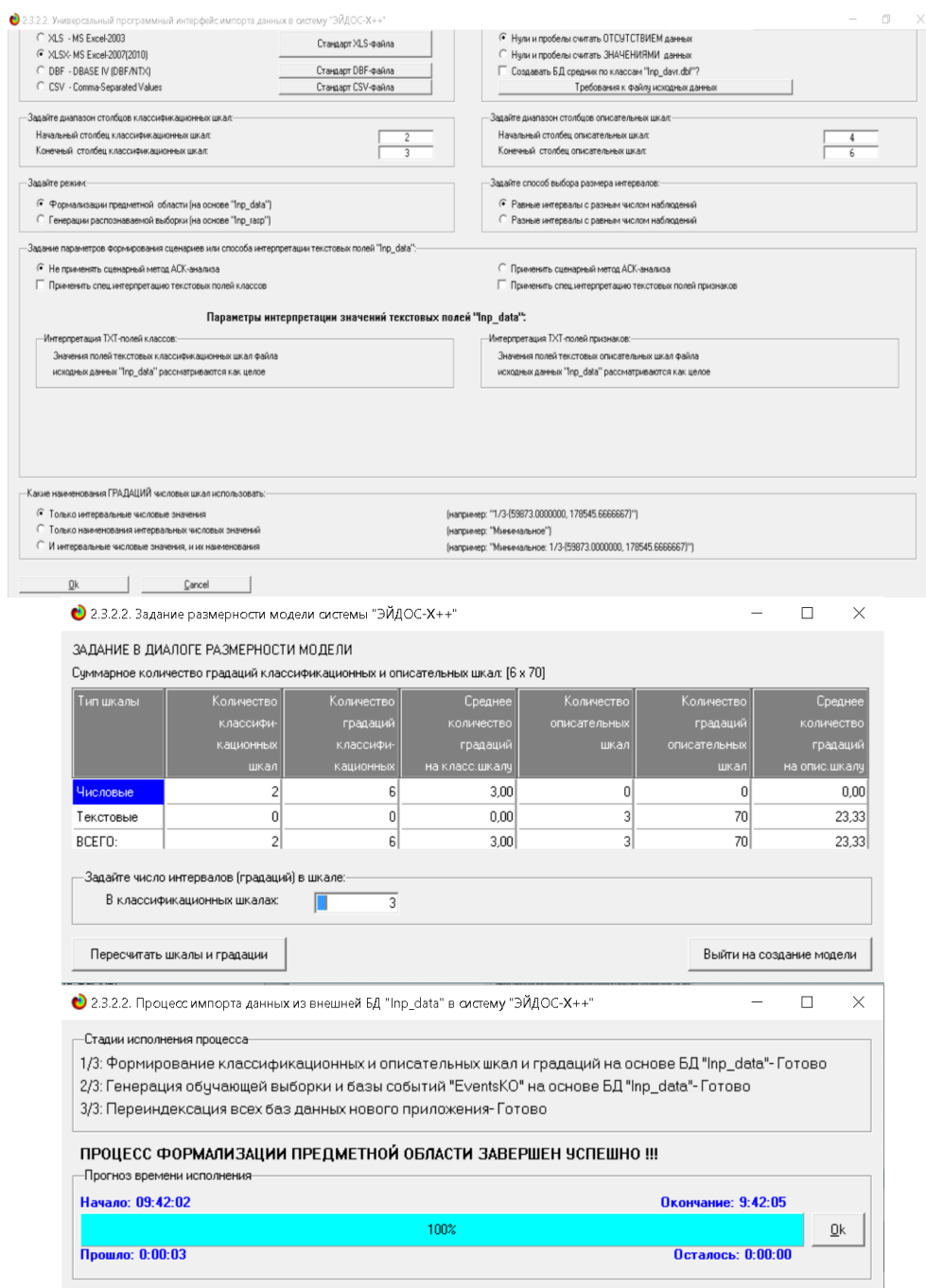


Рисунок 2. Экранные форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа²

² Все рисунки в статье приведены с достаточно высоким разрешением и при увеличении масштаба просмотра вполне читабельны

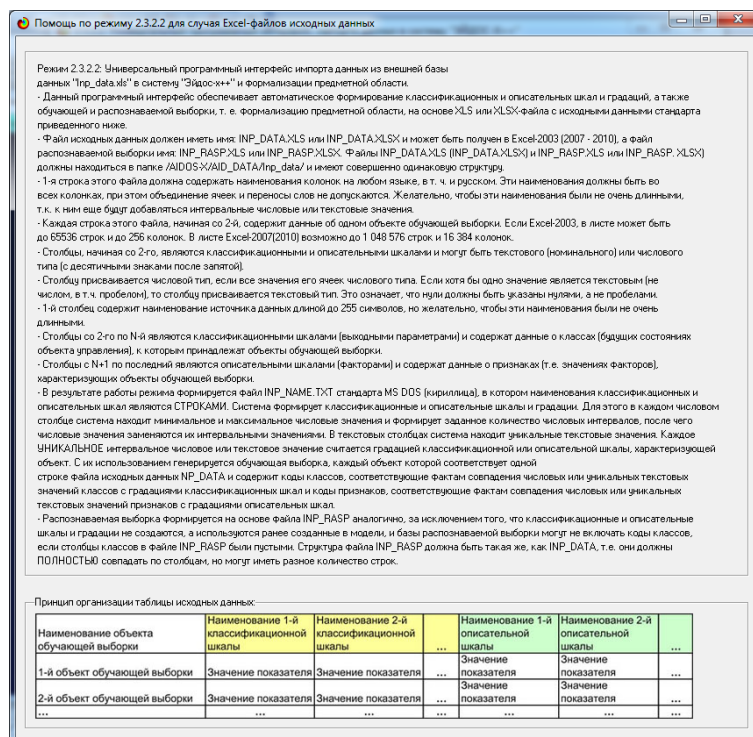


Рисунок 3. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформировано 11 классификационных шкал с суммарным количеством градаций (классов) 33 (таблица 4) и 13 описательных шкал с суммарным числом градаций 37. С использованием классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 4 и 5) исходные данные (таблица 3) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (таблица 6):

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации

KOD	NAME_CLS
1	Результат: 1/3-{0.4900000, 7.7933333}
2	Результат: 2/3-{7.7933333, 15.0966667}
3	Результат: 3/3-{15.0966667, 22.4000000}
4	Медали(золото):1/3-{1.0000000, 185.3333333}
5	Медали(золото):2/3-{185.3333333, 369.6666667}
6	Медали(золото): 2/3-{185.3333333, 369.6666667}
7	Медали(золото): 3/3-{369.6666667, 554.0000000}

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	ДИСЦИПЛИНА	1	2x2x2
2	ГРАЖДАНСТВО	2	3x3x3
3	СОРЕВНОВАНИЕ	3	4x4x4
		4	Square-1

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	ДИСЦИПЛИНА	5	Австралия
2	ГРАЖДАНСТВО	6	Бразилия
3	СОРЕВНОВАНИЕ	7	Великобритания
		8	Германия
		9	Дания
		10	Ирландия
		11	Испания
		12	Канада
		13	Китай
		14	Мексика
		15	Нидерланды
		16	Норвегия
		17	Польша
		18	Республика Корея
		19	Соединенные Штаты
		20	Тайвань
		21	Франция

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Информативно	Код градации	Наименование градации описательной шкалы	Информативно	Н объектов об
1	ДИСЦИПЛИНА	0,0000000	22	ArCubingFest Queretaro 2018	0,0000000	
2	ГРАЖДАНСТВО	0,0000000	23	Bluegrass Spring 2017	0,0000000	
3	СОРЕВНОВАНИЕ	0,0000000	24	Brooklyn 2019	0,0000000	
			25	Canadian Open 2015	0,0000000	
			26	Capivara Sunrise 2019	0,0000000	
			27	Chelles Open 2019	0,0000000	
			28	ChicaGhosts 2017	0,0000000	
			29	Cube for Cambodia 2018	0,0000000	
			30	CubingUSA Nationals 2018	0,0000000	
			31	CubingUSA Northeast Championship 2019	0,0000000	
			32	Danish Open 2019	0,0000000	
			33	Dream One Cube Open 2019	0,0000000	
			34	Franconia Open 2018	0,0000000	
			35	Gisleiv Side Events 2019	0,0000000	
			36	Grudziadz Open 2016	0,0000000	
			37	Guildford Open 2017	0,0000000	
			38	Jawa Timur Open 2016	0,0000000	
			39	Jiujiang Open 2018	0,0000000	
			40	Kaohsiung Open 2016	0,0000000	
			41	Kaohsiung Summer Open 2017	0,0000000	
			42	KMG Spring 2019	0,0000000	
			43	Koalafication Melbourne 2019	0,0000000	
			44	Latin America Cubing Tour - Arequipa 2017	0,0000000	
			45	London Open 2019	0,0000000	
			46	Lono Island Winter 2019	0,0000000	

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Информативно	Код градации	Наименование градации описательной шкалы	Информативно	Н объектов об
1	ДИСЦИПЛИНА	0,0000000	47	Mental Breakdown Capelle 2019	0,0000000	
2	ГРАЖДАНСТВО	0,0000000	48	National Capital Region 2019	0,0000000	
3	СОРЕВНОВАНИЕ	0,0000000	49	Oakville Limited Fall 2017	0,0000000	
			50	Pennsylvania 2018	0,0000000	
			51	Pickering Spring 2018	0,0000000	
			52	Polish Championship 2018	0,0000000	
			53	Puget Sound Fall 2019	0,0000000	
			54	Puget Sound Spring 2019	0,0000000	
			55	Puget Sound Summer 2019	0,0000000	
			56	Qianjiang Summer Open 2018	0,0000000	
			57	Richmond Hill Summer 2019	0,0000000	
			58	SacCubing IV 2018	0,0000000	
			59	SacCubing V 2018	0,0000000	
			60	Sandnes Open 2016	0,0000000	
			61	Schoolmark Open 2018	0,0000000	
			62	Sens Open 2019	0,0000000	
			63	Swisscubing Cup Final 2018	0,0000000	
			64	Sydney Championship 2016	0,0000000	
			65	Taiwan Championship 2017	0,0000000	
			66	Warm Up Sydney 2019	0,0000000	
			67	WCA European Championship 2018	0,0000000	
			68	WCA World Championship 2019	0,0000000	
			69	World Rubik's Cube Championship 2017	0,0000000	
			70	Wuhu Open 2018	0,0000000	

Таблица 6 – Обучающая выборка

Имя объекта	коды градаций классификационных шкал		коды градаций описательных шкал		
Yusheng Du	1	4	2	13	70
Feliks Zemdegis	1	6	2	5	29
Patrick Ponce	1	4	2	19	31
Max Park	1	5	2	19	59
Juliette Sebastien	1	4	2	21	62
Tymon Kolasinski	1	4	2	17	66
Jakub Kipa	1	4	2	17	52
SeungBeom Cho	1	4	2	18	28
Tanzer Balimtas	1	4	2	19	50
Zibo Xu	1	4	2	13	56
Mats Valk	1	5	2	15	38
Bill Wang	1	4	2	12	51
Drew Brads	1	4	2	19	23
Cornelius Dieckmann	1	4	2	8	34
Philipp Weyer	1	4	2	8	63
Maciej Czapiewski	1	4	1	17	36
Sameer Aggarwal	1	4	1	19	54
Michal Rzewuski	1	4	1	17	36
Jody Jones	1	4	1	5	43
Abraham Torres Ortiz Aguirre	1	4	1	14	22
Mats Valk	1	5	1	15	40
Victor Adan Solis Martinez	1	4	1	14	22
Kim Roger Hoyland Larsen	1	4	1	16	60
Rami Sbahi	1	4	1	19	25
Kyle Polage	1	4	1	19	54
Justin He	1	4	1	5	64
Jonathan Truchot	1	4	1	19	54
Kai Wen Wang	1	4	1	20	65
Aiden Barlett	1	4	1	19	55
Sebastian Weyer	3	5	3	8	32
Max Park	3	5	3	19	58
Feliks Zemdegis	3	6	3	5	44
Ciaran Beahan	3	4	3	10	66
Seung Hyuk Nahm	3	4	3	18	68
Kai Wen Wang	3	4	3	20	33
Bill Wang	3	4	3	12	69
Patrick Ponce	3	4	3	19	48
Xuming Wang	3	4	3	13	39
Mats Valk	3	5	3	15	45
Yi-Fan Wu	3	5	3	20	41

Dario Roa Sanchez	3	4	3	11	67
Kevin Hays	3	5	3	19	30
Jonah Crosby	3	4	3	19	46
Jonathan Esparaz	3	4	3	12	49
Jackey Zheng	1	4	4	19	24
Tijmen van der Ree	1	4	4	15	47
Vicenzo Guerino Detlefrsen	1	4	4	6	61
Thibaud Ou	1	4	4	21	27
Rasmus Stub Detlefsen	1	4	4	9	35
Eva Kato	1	4	4	19	66
Samuel Fang	1	4	4	19	24
Daniel Karnaukh	1	4	4	19	30
Anuar Miguel Abib Onofre	1	4	4	6	26
Ethan Erez	1	4	4	12	57
Christopher Chi	1	4	4	19	68
Martin Vaedel Egdal	1	5	4	9	42
Benjamin Gottschalk	1	4	4	19	53
Aiden Barlett	1	4	4	19	68
Charlie Stark	1	4	4	7	37

Обучающая выборка (таблица 6), по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (таблица 3), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 4 и 5).

Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 4). Сами эти модели описаны в ряде работ [1-8].

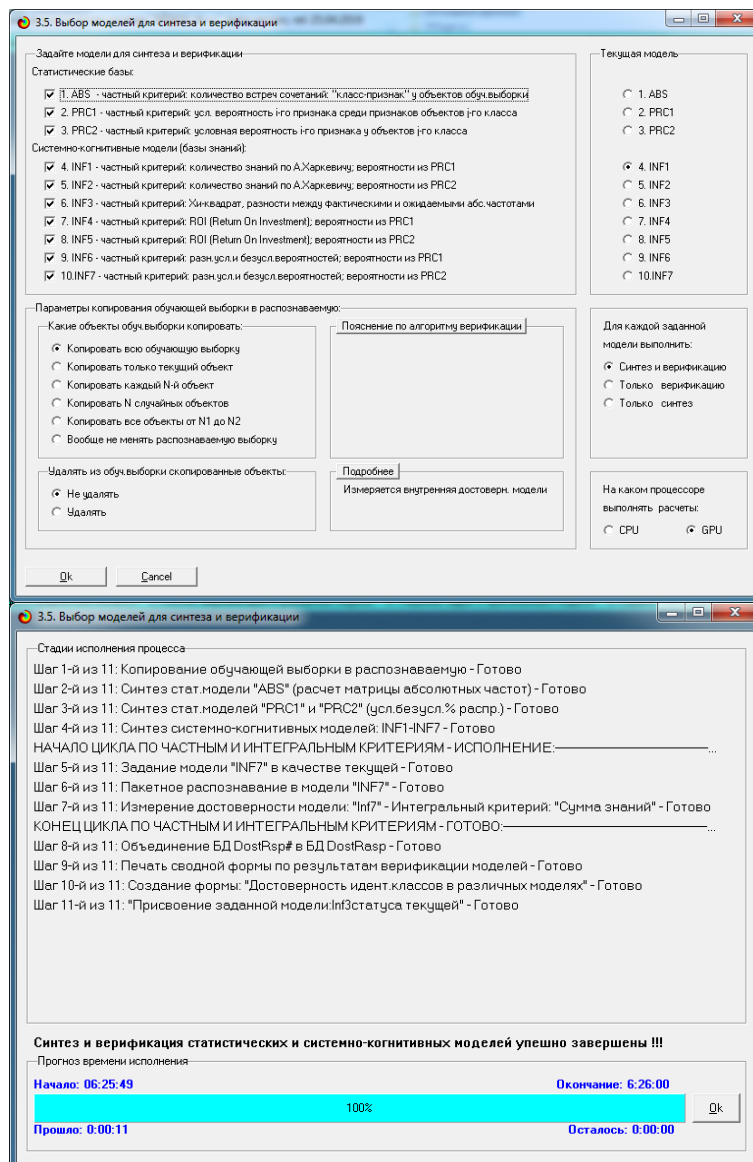


Рисунок 4. Экранная форма режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 4 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на графическом процессоре (GPU)».

Из рисунка 4 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 11 секунд. Отметим, что при синтезе и верификации моделей использовался графический процессор (GPU) видеокарты. На центральном процессоре (CPU) выполнение этих операций занимает значительно большее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз дольше). Таким образом, [неграфические вычисления на графических процессорах видеокарты](#) делает возможной обработку больших объемов исходных данных за разумное время. В процесс синтеза и верификации моделей осуществляется также расчет 10 выходных форм, на что уходит более 99% времени исполнения.

Фрагменты самих созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 5, 6, 7:

5.5. Модель "1. ABS - частный критерий: количество встреч счечаний: "Класс-признак" у объектов обучающей

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. РЕЗУЛЬТАТ 1/3 (0.5, 7.8)	2. РЕЗУЛЬТАТ 2/3 (7.8, 15.1)	3. РЕЗУЛЬТАТ 3/3 (15.1, 22.4)	4. МЕДАЛИЗЛО... 1/3 (1.0, 185.3)	5. МЕДАЛИЗЛО... 2/3 (185.3, 368.7)	6. МЕДАЛИЗЛО... 3/3 (368.7, 554.0)	Сумма	Среднее	Средн. квард. откл.
1	ДИСЦИПЛИНА-2x2	14			13	1		28	4.67	6.86
2	ДИСЦИПЛИНА-3x3	15			12	2	1	30	5.00	6.69
3	ДИСЦИПЛИНА-4x4			15	9	5	1	30	5.00	6.03
4	ДИСЦИПЛИНА-Square-1	15			14	1		30	5.00	7.38
5	ГРАЖДАНСТВО-Австралия	3		1	2		2	8	1.33	1.21
6	ГРАЖДАНСТВО-Бразилия	2			2			4	0.67	1.03
7	ГРАЖДАНСТВО-Великобритания	1			1			2	0.33	0.52
8	ГРАЖДАНСТВО-Германия	2		1	2	1		6	1.00	0.89
9	ГРАЖДАНСТВО-Дания	2			1	1		4	0.67	0.82
10	ГРАЖДАНСТВО-Ирландия			1	1			2	0.33	0.52
11	ГРАЖДАНСТВО-Испания			1	1			2	0.33	0.52
12	ГРАЖДАНСТВО-Канада	2		2	4			8	1.33	1.63
13	ГРАЖДАНСТВО-Китай	2		1	3			6	1.00	1.26
14	ГРАЖДАНСТВО-Мексика	2			2			4	0.67	1.03
15	ГРАЖДАНСТВО-Нидерланды	3		1	1	3		8	1.33	1.37
16	ГРАЖДАНСТВО-Норвегия	1			1			2	0.33	0.52
17	ГРАЖДАНСТВО-Польша	4			4			8	1.33	2.07
18	ГРАЖДАНСТВО-Республика Корея	1		1	2			4	0.67	0.82
19	ГРАЖДАНСТВО-Соединенные Штаты	16		4	17	3		40	6.67	7.79
20	ГРАЖДАНСТВО-Таиланд	1		2	2	1		6	1.00	0.89
21	ГРАЖДАНСТВО-Франция	2			2			4	0.67	1.03
22	СОРЕВНОВАНИЕ-AsianCubingFest Quereño 2018	2			2			4	0.67	1.03

Рисунок 5. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.5. Модель "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаревину: вероятности из PRC1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. РЕЗУЛЬТАТ 1/3 (0.5, 7.8)	2. РЕЗУЛЬТАТ 2/3 (7.8, 15.1)	3. РЕЗУЛЬТАТ 3/3 (15.1, 22.4)	4. МЕДАЛИЗЛО... 1/3 (1.0, 185.3)	5. МЕДАЛИЗЛО... 2/3 (185.3, 368.7)	6. МЕДАЛИЗЛО... 3/3 (368.7, 554.0)	Сумма	Среднее	Средн. квард. откл.
1	ДИСЦИПЛИНА-2x2	0.129			0.058	-0.334		-0.147	-0.024	0.160
2	ДИСЦИПЛИНА-3x3	0.129			-0.007	-0.059	0.298	0.360	0.060	0.132
3	ДИСЦИПЛИНА-4x4			0.603	-0.134	0.344	0.298	1.111	0.185	0.277
4	ДИСЦИПЛИНА-Square-1	0.129			0.060	-0.365		-0.175	-0.029	0.172
5	ГРАЖДАНСТВО-Австралия	0.002		-0.007	-0.214		1.185	0.966	0.161	0.509
6	ГРАЖДАНСТВО-Бразилия	0.129			0.091			0.220	0.037	0.058
7	ГРАЖДАНСТВО-Великобритания	...	0.129		0.091			0.220	0.037	0.058
8	ГРАЖДАНСТВО-Германия	-0.049		0.119	-0.088	0.344		0.326	0.054	0.158
9	ГРАЖДАНСТВО-Дания	0.129			-0.214	0.523		0.438	0.073	0.247
10	ГРАЖДАНСТВО-Ирландия			0.603	0.091			0.694	0.116	0.242
11	ГРАЖДАНСТВО-Испания			0.603	0.091			0.694	0.116	0.242
12	ГРАЖДАНСТВО-Канада	-0.176		0.298	0.091			0.213	0.035	0.155
13	ГРАЖДАНСТВО-Китай	-0.049		0.119	0.091			0.161	0.027	0.064
14	ГРАЖДАНСТВО-Мексика	0.129			0.091			0.220	0.037	0.058
15	ГРАЖДАНСТВО-Нидерланды	0.002		-0.007	-0.520	0.701		0.177	0.029	0.389
16	ГРАЖДАНСТВО-Норвегия	0.129			0.091			0.220	0.037	0.058
17	ГРАЖДАНСТВО-Польша	0.129			0.091			0.220	0.037	0.058
18	ГРАЖДАНСТВО-Республика Корея	...	-0.176	0.298	0.091			0.213	0.035	0.155
19	ГРАЖДАНСТВО-Соединенные Штаты	...	0.031	-0.106	0.019	-0.007		-0.063	-0.010	0.049
20	ГРАЖДАНСТВО-Таиланд	-0.355		0.425	-0.088	0.344		0.326	0.054	0.288
21	ГРАЖДАНСТВО-Франция	0.129			0.091			0.220	0.037	0.058
22	СОРЕВНОВАНИЕ-AsianCubingFest Quereño 2018	...	0.129		0.091			0.220	0.037	0.058

Рисунок 6. Матрица информативностей INF1 (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной задачи и признака	1 РЕЗУЛЬТАТ 1/2 (6.5, 7.8)	2 РЕЗУЛЬТАТ 2/3 (7.8, 15.1)	3 РЕЗУЛЬТАТ 3/3 (15.1, 22.4)	4 МЕДИАНДОПОЛ 1/2 (1.0, 105.3)	5 МЕДИАНДОПОЛ 2/3 (105.3, 353.7)	6 МЕДИАНДОПОЛ 3/3 (353.7, 554.0)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат.
1	ДИСЦИПЛИНА-Экз3	3.559		-3.559	1.610	-1.136	-0.475	0.000		2.427
2	ДИСЦИПЛИНА-Экз3	3.814		-3.814	-0.203	-0.288	0.492			2.427
3	ДИСЦИПЛИНА-Экз3	-11.186		11.186	-3.203	2.712	0.492			7.323
4	ДИСЦИПЛИНА-Square-1	3.814		-3.814	1.797	-1.288	-0.508			2.617
5	ГРАЖДАНСТВО-Австралия	0.017		-0.017	-1.254	-0.610	1.864	0.000		1.041
6	ГРАЖДАНСТВО-Бразилия	0.508		-0.508	0.373	-0.305	-0.068			0.388
7	ГРАЖДАНСТВО-Великобритания	0.254		-0.254	0.186	-0.153	-0.034			0.194
8	ГРАЖДАНСТВО-Германия	-0.237		0.237	-0.441	0.542	-0.102			0.359
9	ГРАЖДАНСТВО-Дания	0.508		-0.508	-0.627	0.695	-0.068			0.529
10	ГРАЖДАНСТВО-Ирландия	-0.746		0.746	0.186	-0.153	-0.034			0.484
11	ГРАЖДАНСТВО-Испания	-0.746		0.746	0.186	-0.153	-0.034			0.484
12	ГРАЖДАНСТВО-Канада	-0.983		0.983	0.746	-0.610	-0.136			0.759
13	ГРАЖДАНСТВО-Китай	-0.237		0.237	0.559	-0.458	-0.102			0.359
14	ГРАЖДАНСТВО-Мексика	0.508		-0.508	0.373	-0.305	-0.068			0.388
15	ГРАЖДАНСТВО-Нидерланды	0.017		-0.017	-2.254	2.390	-0.136	0.000		1.470
16	ГРАЖДАНСТВО-Норвегия	0.254		-0.254	0.186	-0.153	-0.034			0.194
17	ГРАЖДАНСТВО-Польша	1.017		-1.017	0.746	-0.610	-0.136			0.777
18	ГРАЖДАНСТВО-Республика Корея	-0.492		0.492	0.373	-0.305	-0.068			0.379
19	ГРАЖДАНСТВО-Соединенные Штаты	1.085		-1.085	0.729	-0.051	-0.678			0.818
20	ГРАЖДАНСТВО-Таиланд	-1.237		1.237	-0.441	0.542	-0.102			0.844
21	ГРАЖДАНСТВО-Франция	0.508		-0.508	0.373	-0.305	-0.068			0.388
22	СРЕДНЕОБЩАЯ АСЦЕНДИНГОВАЯ Кривая 2018	0.508		-0.508	0.373	-0.305	-0.068			0.388

Рисунок 7. Модель INF3 (фрагмент)

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, смягчающие и преодолевающие недостатки F-меры [3]. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 8).

3.4. Обобщ. форма по достов. моделей при разн. крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	F-мера Ван Ризбергера	Сумма модул. уровней сход. истинно-полож. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модул. уровней сход. ложно-отриц. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Сумма квадр.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признакам	0.00	0.634	70.412		16.118		0.814	1.000	0.897
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.00	0.698	58.723	4.830	23.414		0.715	1.000	0.834
3. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по приз...	0.00	0.634	36.792		22.785		0.618	1.000	0.764
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.00	0.698	58.714	4.830	23.412		0.715	1.000	0.834
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по приз...	0.00	0.634	36.792		22.785		0.618	1.000	0.764
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	763	0.753	16.074	27.491	1.768	4.147	0.901	0.795	0.845
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	898	0.734	18.400	5.018	6.042	0.335	0.753	0.982	0.852
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	763	0.753	16.074	27.491	1.768	4.147	0.901	0.795	0.845
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	898	0.734	18.400	5.018	6.042	0.335	0.753	0.982	0.852
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	898	0.815	37.235	42.310	6.576	3.165	0.850	0.922	0.884
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Сумма знаний	898	0.815	36.353	37.103	2.556	1.806	0.934	0.953	0.943
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	763	0.849	18.523	32.875	0.598	5.467	0.969	0.772	0.859
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	949	0.759	6.805	0.575	1.955	0.018	0.777	0.997	0.873
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	763	0.849	18.523	32.875	0.598	5.467	0.969	0.772	0.859
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	949	0.759	6.805	0.575	1.955	0.018	0.777	0.997	0.873
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	890	0.778	41.966	20.289	7.612	4.006	0.846	0.913	0.878
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	898	0.746	14.578	3.317	7.487	0.298	0.661	0.980	0.789
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	890	0.778	41.966	20.289	7.612	4.006	0.846	0.913	0.878
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	898	0.746	14.578	3.317	7.487	0.298	0.661	0.980	0.789

Помощь по мерам достоверности | Помощь по частотным распределениям | TP, TN, FP, FN | (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- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверной является СК-модель

INF3 с интегральным критерием «Резонанс знаний» ($F=0,815$ при максимуме 1,000), что неплохо, а по критерию L1 проф.Е.В.Луценко [3] наиболее достоверной также является СК-модель INF3, но с интегральным критерием «Сумма знаний» ($L1=0,943$ при максимуме 1,000), что является очень хорошим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели сильной причинно-следственной зависимости между результатами сборок и количеством медалей спидкуберов..

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам прогнозирования зависимости результатов сборок от количества медалей спидкуберов в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

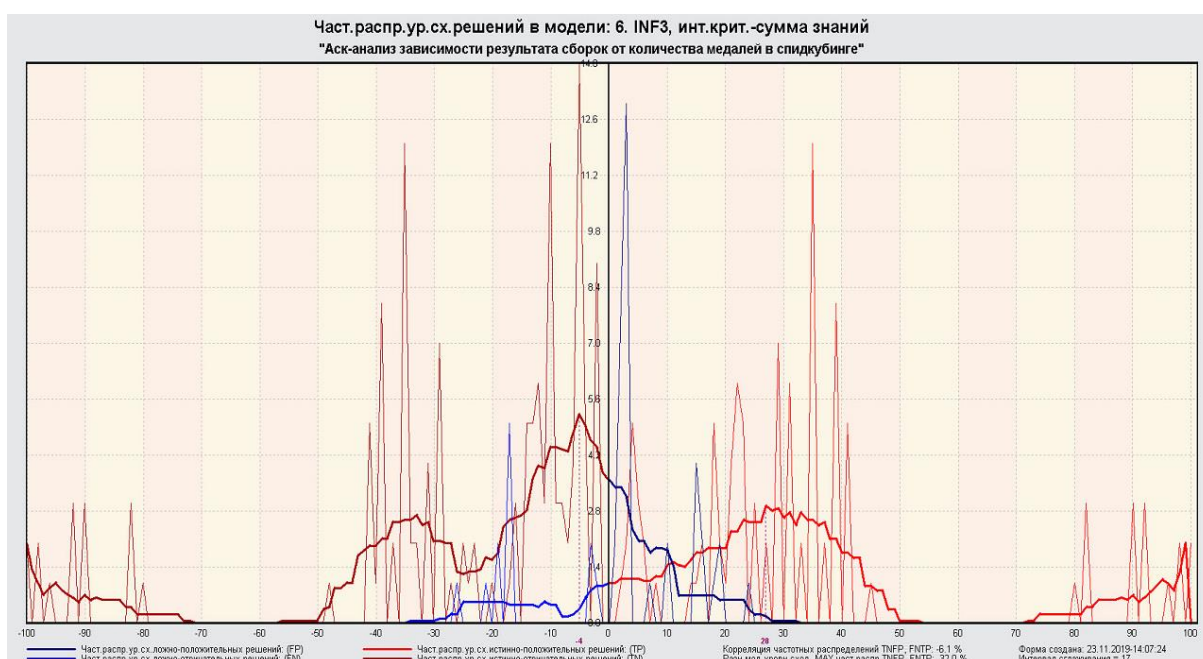


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

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

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

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу прогнозирования и другие задачи.

Видно, что для отрицательных решений количество истинных решений всегда значительно превосходит количество ложных решений,

причем при уровнях различия больше примерно 35% ложные отрицательные решения вообще отсутствуют.

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

1) при уровнях сходства от 0% до примерно 10% количество ложных решений больше числа истинных;

2) при уровнях сходства от 10% до примерно 32% есть и истинные и ложные положительные решения, но число истинных больше числа ложных и их доля возрастает при увеличении уровня сходства;

3) при уровнях сходства выше 32% встречаются только истинные положительные решения.

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

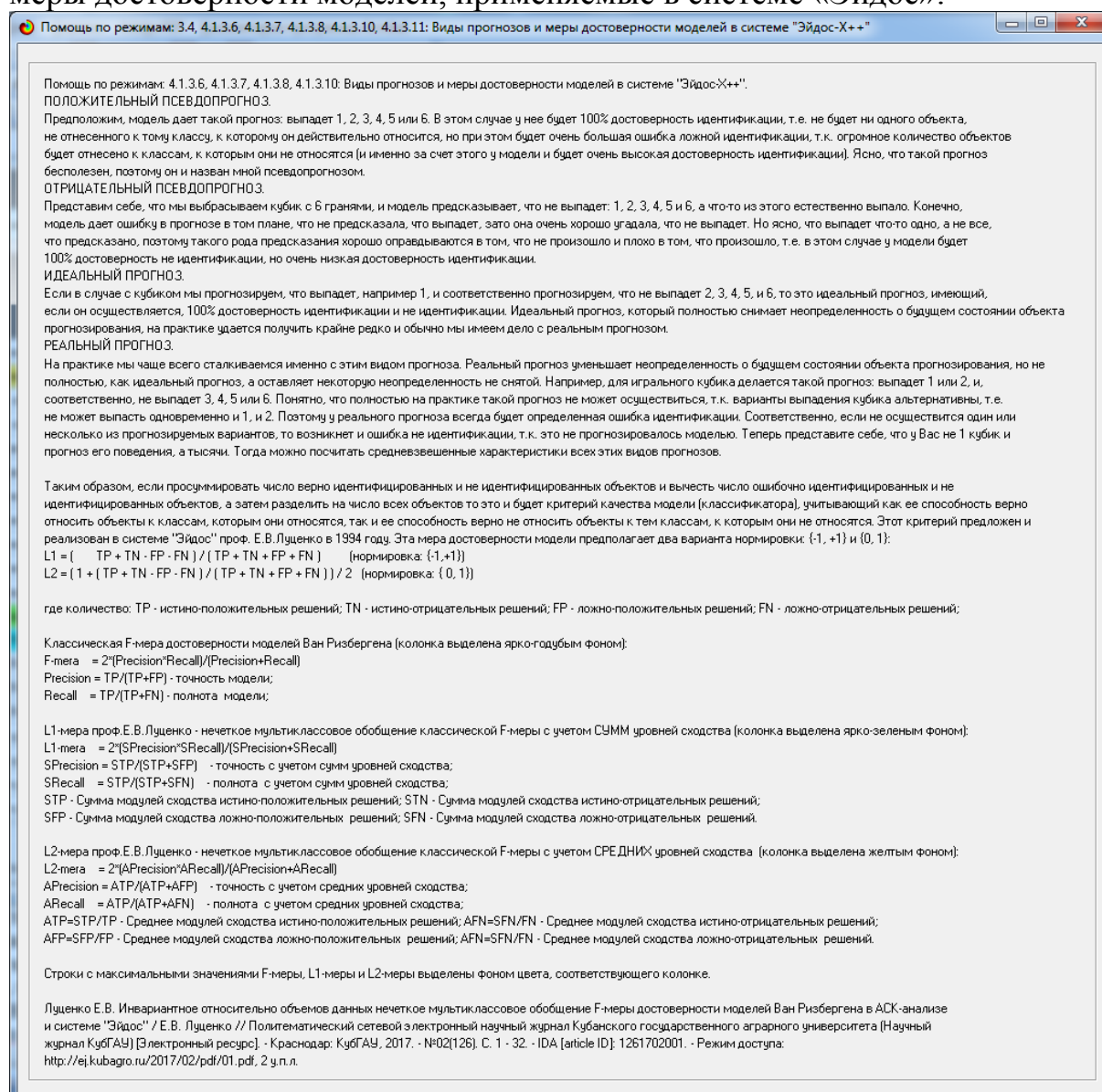


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF3 статус текущей модели. Для это запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 11):

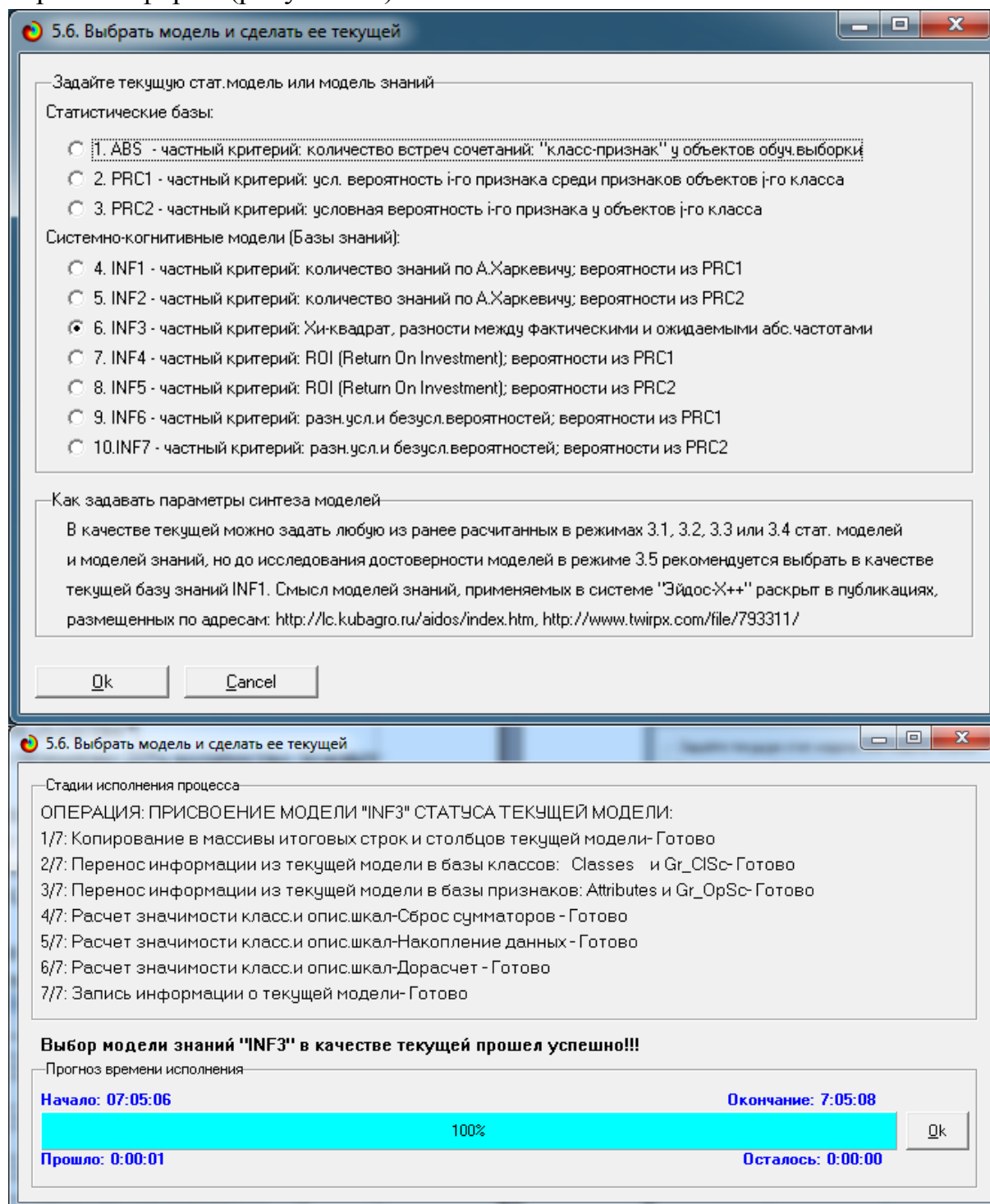


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной по L2-критерию СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

Решим задачу прогнозирования на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на GPU. Для этого запустим режим 4.1.2 (рисунок 12).

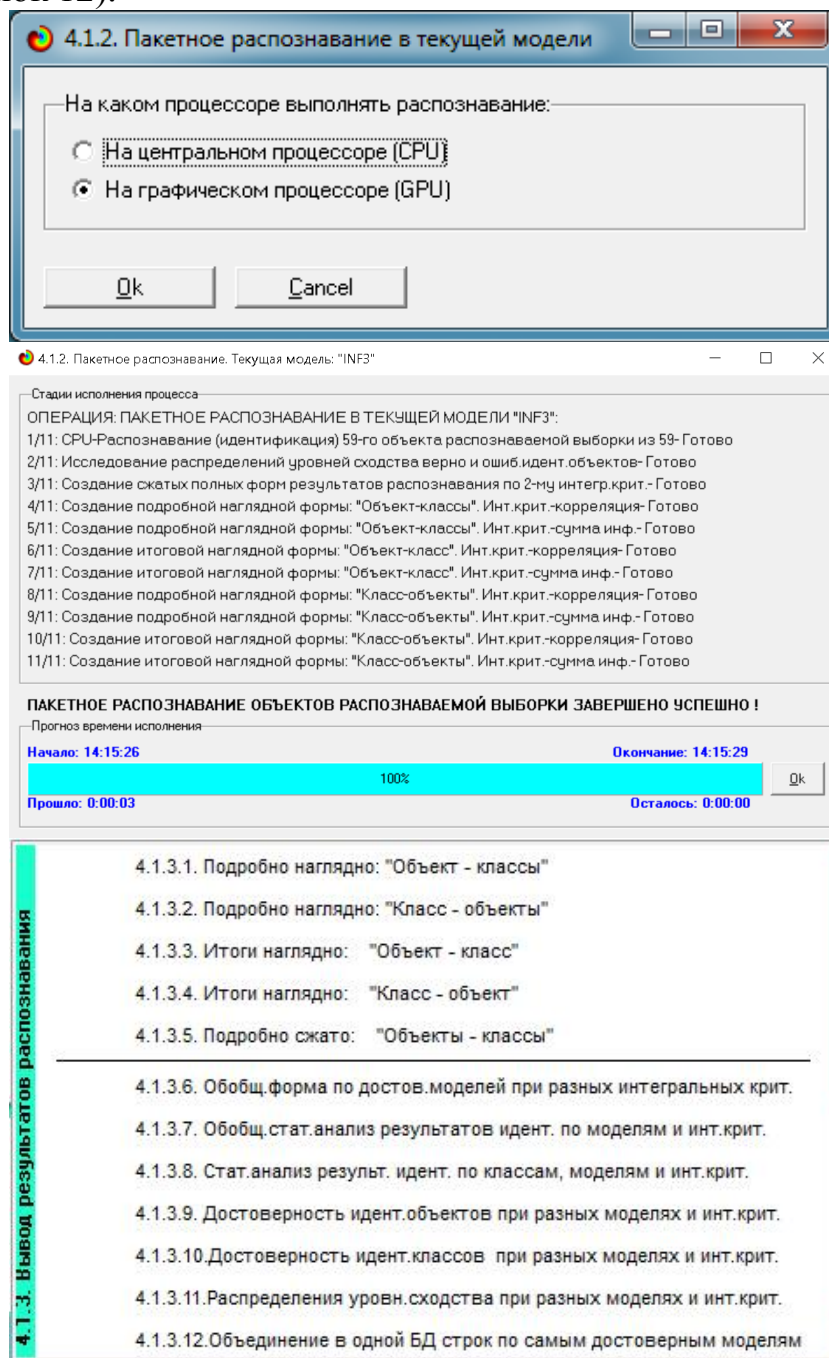


Рисунок 12. Экранные формы отображения процесса решения задачи прогнозирования в текущей модели

Из рисунка 11 видно, что прогнозирование заняло 3 секунду.

Отметим, что 99,999% этого времени заняло не само прогнозирование на GPU, а создание 59 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях:

Приведем две из этих 59 форм: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 13).

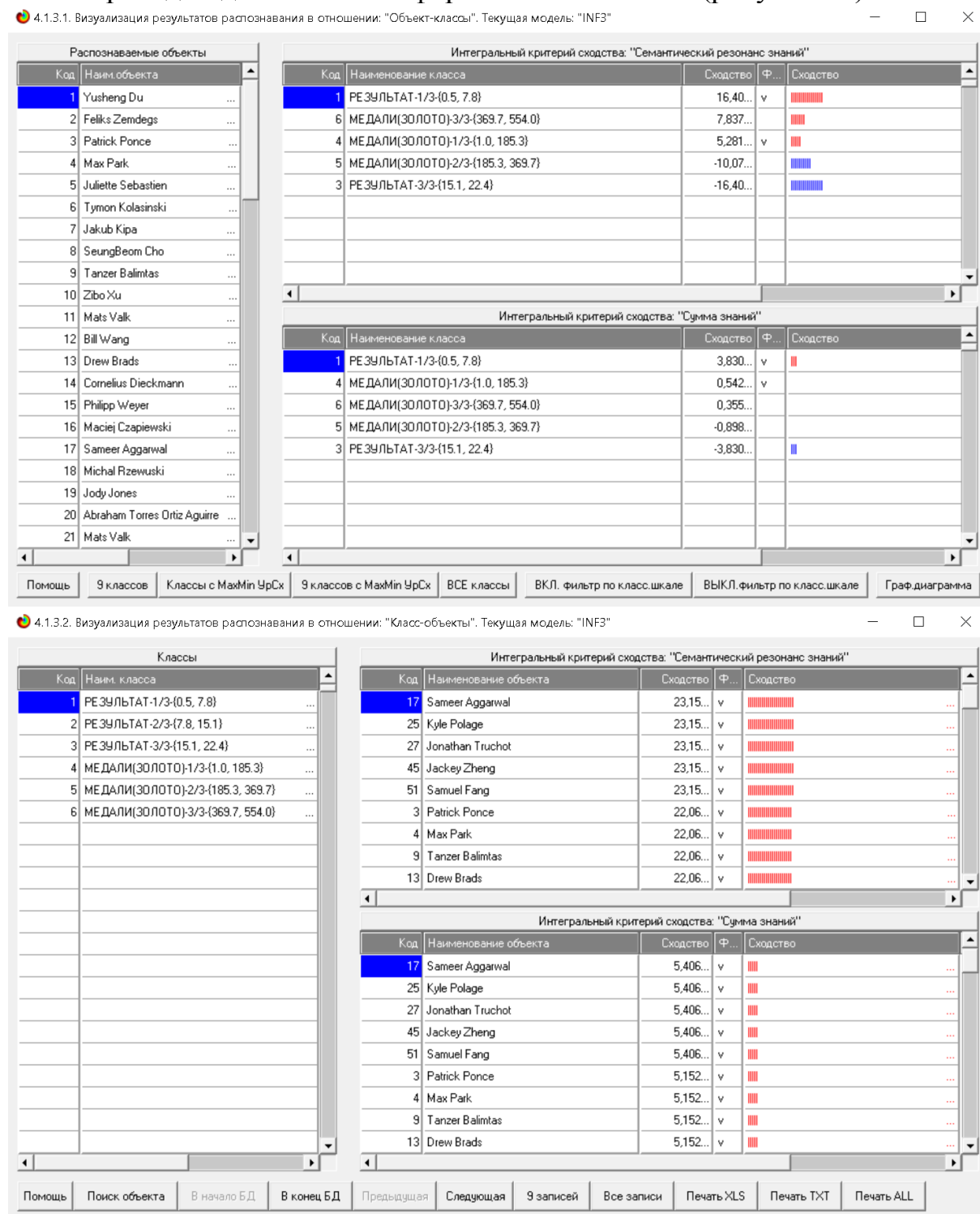


Рисунок 13. Выходные формы по результатам анализа медалей у спидкуберов

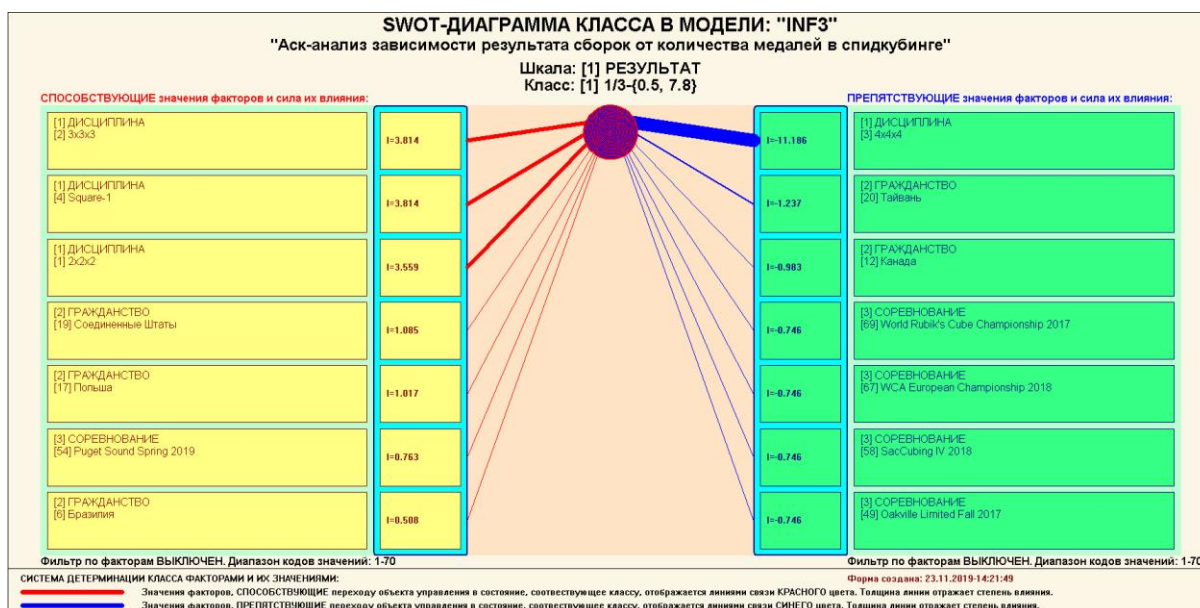
Символ «√» стоит против тех результатов прогнозирования, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 13 видно, что результаты прогнозирования являются очень хорошими, естественно при учете информации из рисунка 9 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 10%, т.е. по сути прогнозы с более низки уровнем сходства надо просто игнорировать.

Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

При принятии решений определяется сила и направление влияния факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути это решение задачи SWOT-анализа [4].

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает зависимость результатов спидкуберов от количества медалей.

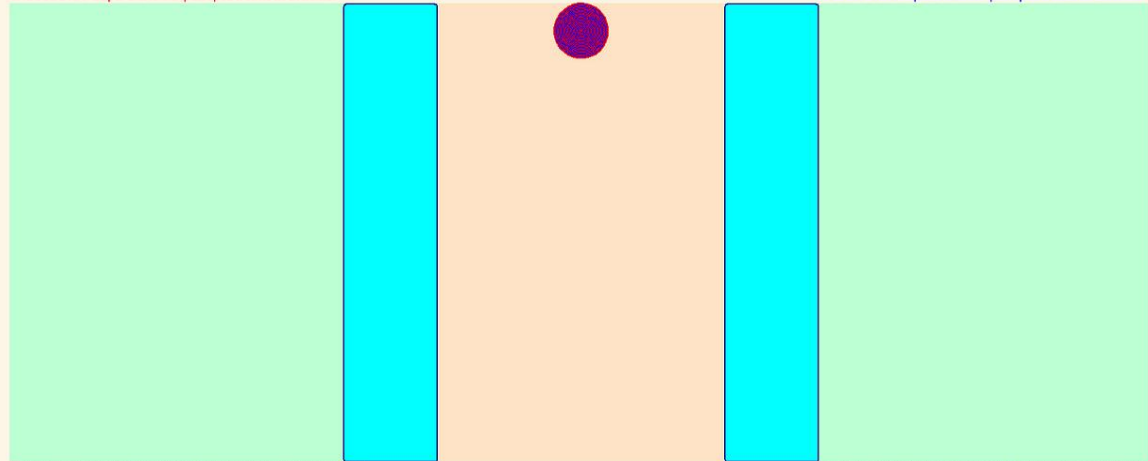
В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом **выявляется система детерминации заданного класса**, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу. На рисунках 14 приведены SWOT-диаграммы, отражающие



SWOT-ДИАГРАММА КЛАССА В МОДЕЛИ: "INF3"
"Аск-анализ зависимости результата сборок от количества медалей в спидкубинге"
Шкала: [1] РЕЗУЛЬТАТ
Класс: [2] 2/3-{7.8, 15.1}

СПОСОБСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:

ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:



Фильтр по факторам ВЫКЛЮЧЕН. Диапазон кодов значений: 1-70

Фильтр по факторам ВЫКЛЮЧЕН. Диапазон кодов значений: 1-70

СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССА ФАКТОРАМИ И ИХ ЗНАЧЕНИЯМИ:

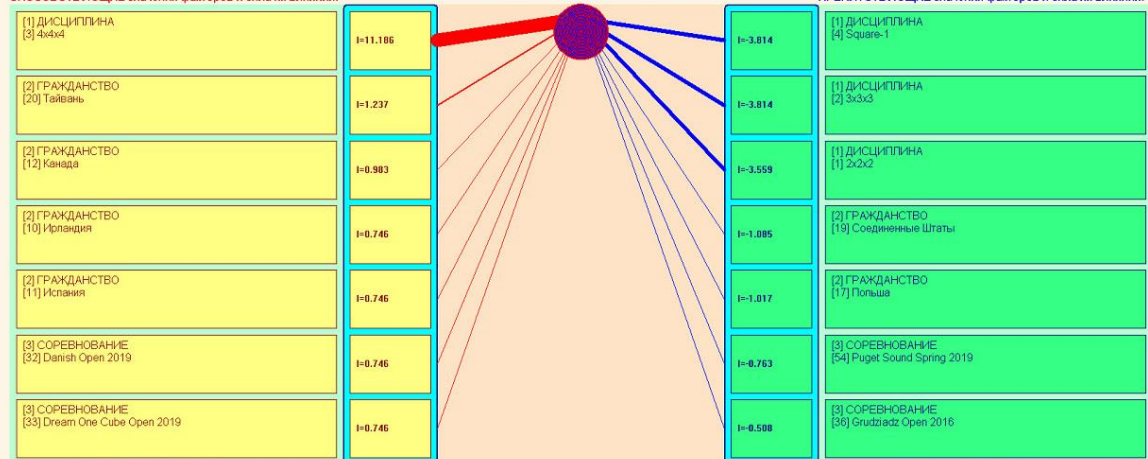
Значения факторов, СПОСОБСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу, отображаются линиями связи КРАСНОГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.
Значения факторов, ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу, отображаются линиями связи СИНЕГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.

Форма создана: 23.11.2019 14:21:55

SWOT-ДИАГРАММА КЛАССА В МОДЕЛИ: "INF3"
"Аск-анализ зависимости результата сборок от количества медалей в спидкубинге"
Шкала: [1] РЕЗУЛЬТАТ
Класс: [3] 3/3-{16.1, 22.4}

СПОСОБСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:

ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:



Фильтр по факторам ВЫКЛЮЧЕН. Диапазон кодов значений: 1-70

Фильтр по факторам ВЫКЛЮЧЕН. Диапазон кодов значений: 1-70

СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССА ФАКТОРАМИ И ИХ ЗНАЧЕНИЯМИ:

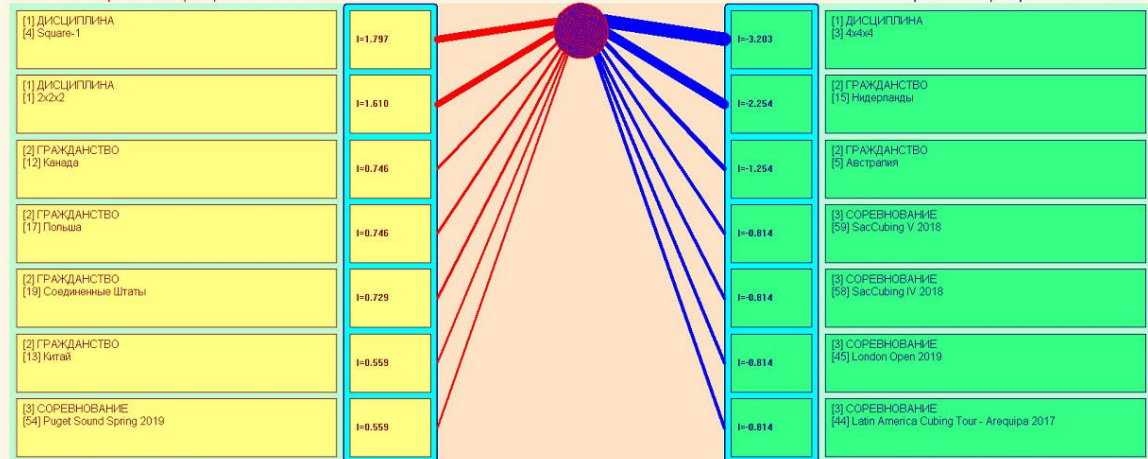
Значения факторов, СПОСОБСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу, отображаются линиями связи КРАСНОГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.
Значения факторов, ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу, отображаются линиями связи СИНЕГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.

Форма создана: 23.11.2019 14:22:02

SWOT-ДИАГРАММА КЛАССА В МОДЕЛИ: "INF3"
"Аск-анализ зависимости результата сборок от количества медалей в спидкубинге"
Шкала: [2] МЕДАЛИ(ЗОЛОТО)
Класс: [4] 1/3-{1.0, 185.3}

СПОСОБСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:

ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:



Фильтр по факторам ВЫКЛЮЧЕН. Диапазон кодов значений: 1-70

Фильтр по факторам ВЫКЛЮЧЕН. Диапазон кодов значений: 1-70

СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССА ФАКТОРАМИ И ИХ ЗНАЧЕНИЯМИ:

Значения факторов, СПОСОБСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу, отображаются линиями связи КРАСНОГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.
Значения факторов, ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу, отображаются линиями связи СИНЕГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.

Форма создана: 23.11.2019 14:22:09

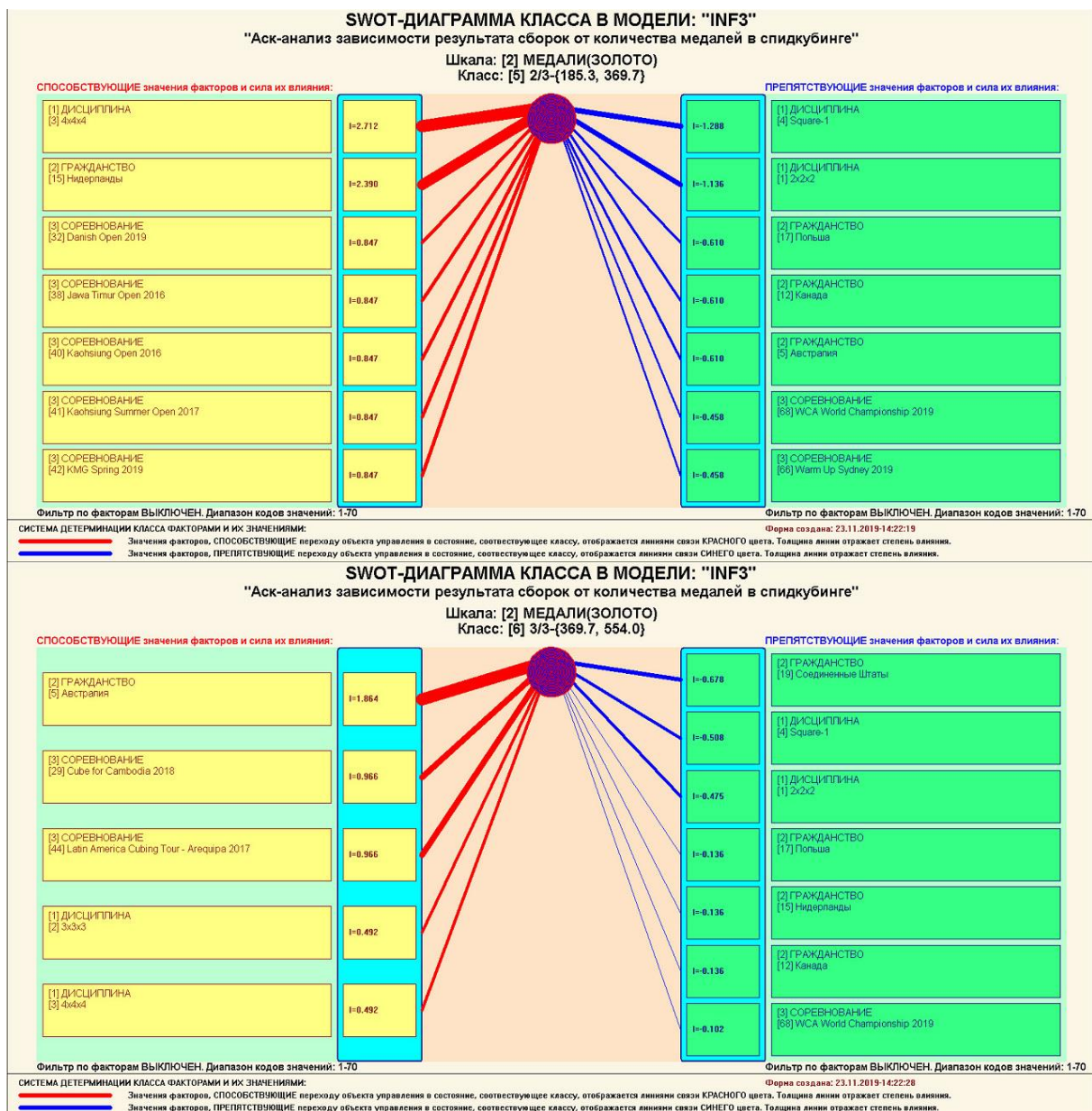


Рисунок 14. SWOT-диаграммы, отражающие силу и направление влияния различных значений количества медалей на характерные черты спидкубера.

Эти диаграммы наглядно показывают, какие значения различных свойств спидкубера с какой силой способствуют или препятствуют получению того или иного целевого результата получения медалей.

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: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\SWOTCIs####Inf3.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой **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. <u>А.А. Хагуров</u> 1987г.	УТВЕРЖДАЮ Директор Северо-Кавказского филиала ВНИЦ "АИУС-агроресурсы", к.э.н. <u>Э.М. Трахов</u> 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 Сесеро-Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" и Краснодарским сектором Института социологических исследований АН СССР Северо-Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" выполнены следующие работы:	
- осуществлена постановка задачи: "Обработка на ЭВМ социологических анкет Крайагропрома"; - разработаны математическая модель и программное обеспечение подсистемы распознавания образов, позволяющие решать данную задачу в среде персональной технологической системы ВЕГА-М; - на профессиональной персональной ЭВМ "Искра-226" осуществлены расчеты по задаче в объеме:	
Входная информация составила 425 анкет по 9-ти предприятиям. Выходная информация – 4 вида выходных форм объемом 90 листов формата А3 и 20 листов формата А4 содержит:	
- процентное распределение ответов в разрезе по социальным типам корреспондентов; - распределение информативностей признаков (в битах) для распознавания социальных типов корреспондентов; - позитивные и негативные информационные портреты 30-ти социальных типов на языке 212 признаков; - обобщенная характеристика информативности признаков для выбора такого минимального набора признаков, который содержит максимум информации о распознаваемых объектах (оптимизация анкет).	
Работы выполнены на высоком научно-методическом уровне и в срок.	
От ИСИ АН СССР: Мл.научный сотрудник <u>М.М. Кириченко</u> 19.05.1987г. Мл.научный сотрудник <u>Г.А. Ляшко</u> 19.05.1987г.	От СКФ ВНИЦ "АИУС-агроресурсы": Зав.отделом аэрокосмических и тематических изысканий №4, к.э.н. <u>Г.А. Самсонов</u> 19.05.1987г. Главный конструктор проекта <u>В.И. Коренец</u> 19.05.1987г. Главный конструктор проекта <u>Е.В. Луценко</u> 19.05.1987г.

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

На рисунке 15 приведены примеры инвертированных SWOT-диаграмм, отражающие силу и направление влияния различных значений количества медалей на характерные черты спидкубера:

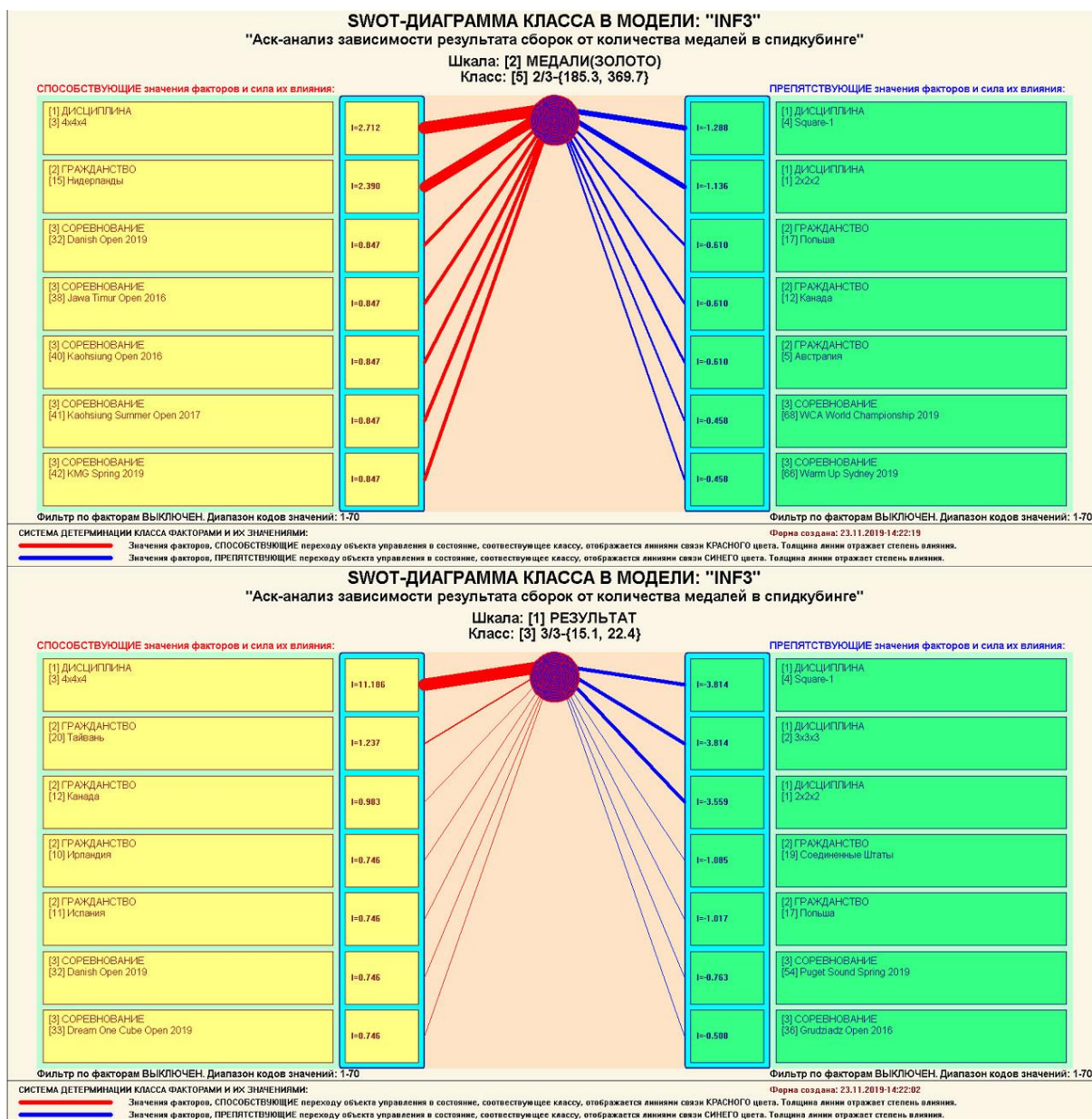


Рисунок 15. Примеры SWOT-диаграмм, отражающие силу и направление влияния различных значений количества медалей на характерные черты спидкубера.

Из рисунка 15 видно, как на результаты сборок влияет характерные черты спидкубера.

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» [4, 9, 10].

Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

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

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

4.3.1. Когнитивные диаграммы классов

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

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 16, показаны **количественные** оценки сходства/различия различных результатов сборок спидкубера обуславливающим их характеристик, полученные с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

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

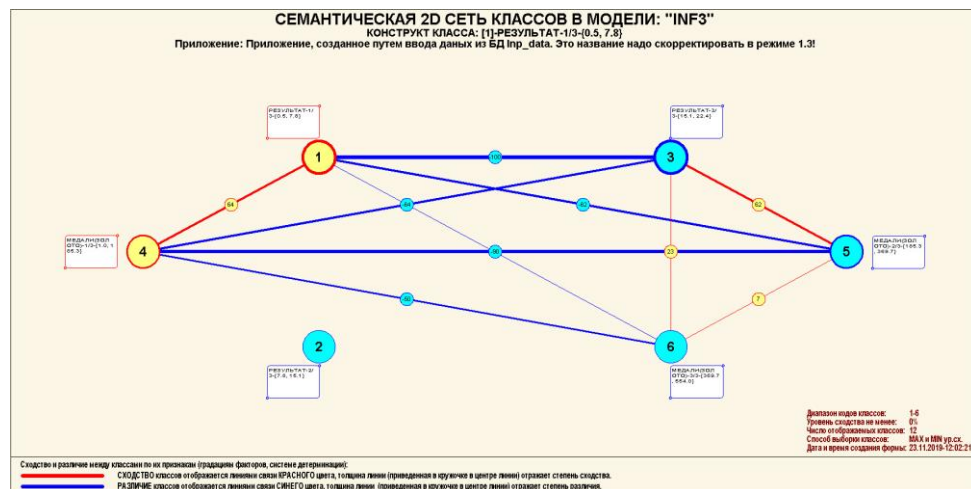


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходство/различие количества медалей по системе детерминирующих (обуславливающих) их результатов.

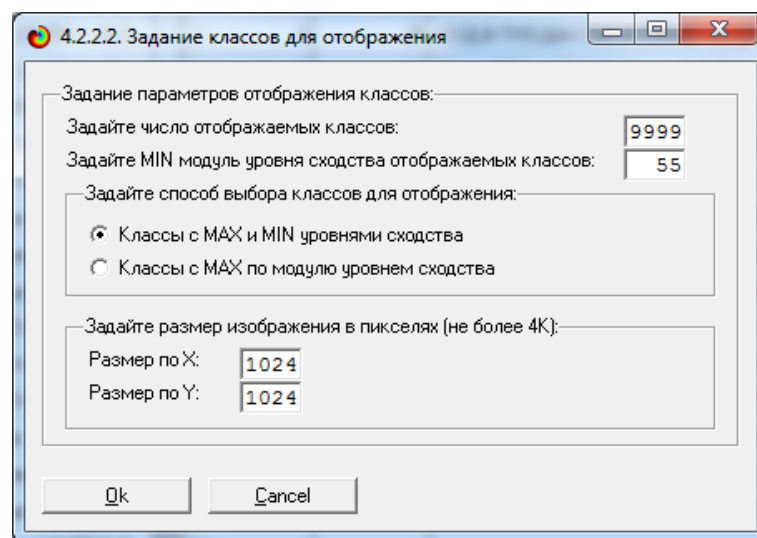


Рисунок 17. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице схождения, 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* [5] (рисунок 18):

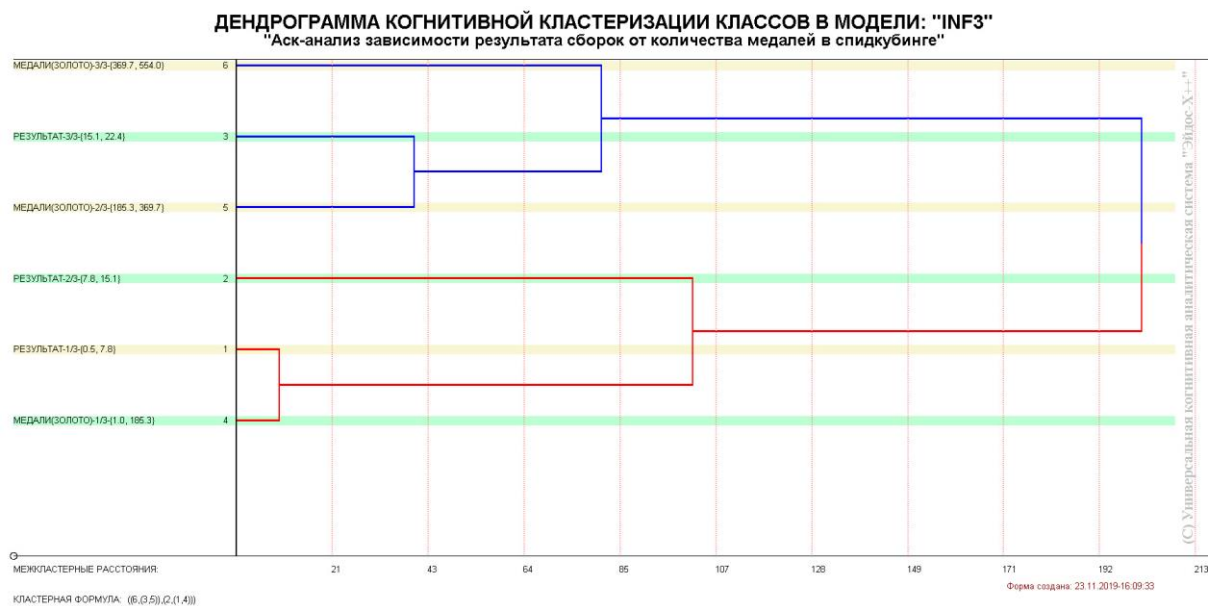


Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации классов, отражающая сходство/различие количества медалей по системе детерминирующих (обуславливающих) их результатов.

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые количества медалей сходны по детерминирующей их системе значений результат спидкубера, и, следовательно, корректно ставить задачу их одновременного достижения, а другие по этой системе свойств сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. альтернативными и цель их одновременного достижения является некорректной и недостижимой.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 18, мы видим также, что все результаты спидкуберов образуют два противоположных кластера по системе значений обуславливающих их морфологических свойств, являющихся полюсами конструкта. В верхнем кластере объединены результаты с низкими количественными и высокими качественными результатами, а в нижнем — с высокими количественными и низкими качественными результатами. На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

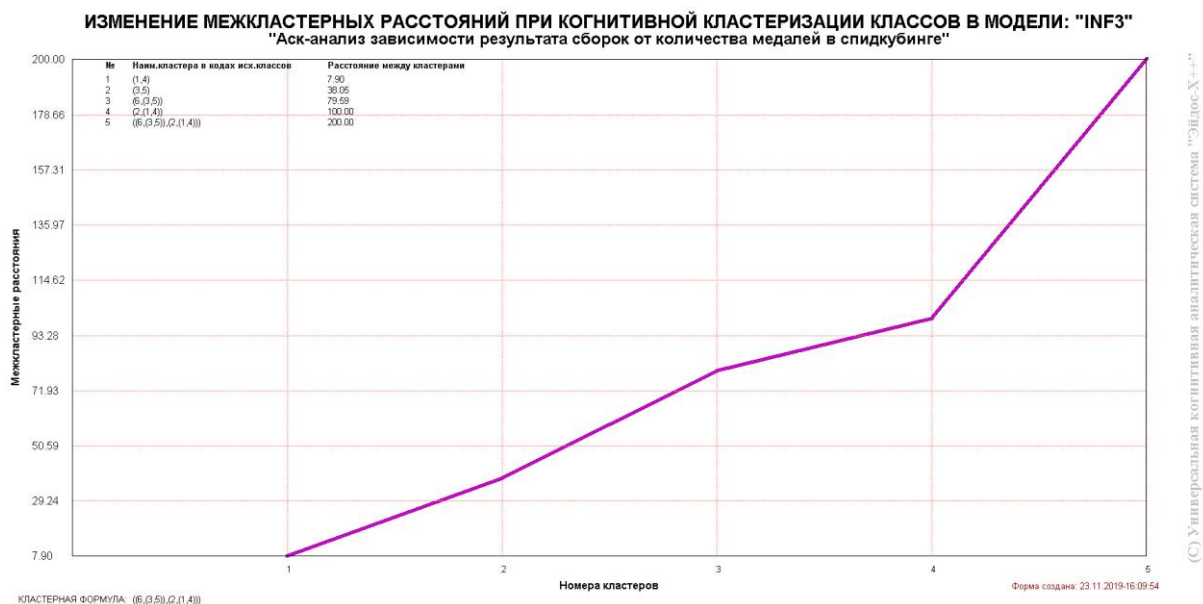


Рисунок 19. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходство/различие значений отражающая сходство/различие количества медалей по системе детерминирующих (обуславливающих) их результатов.

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

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

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

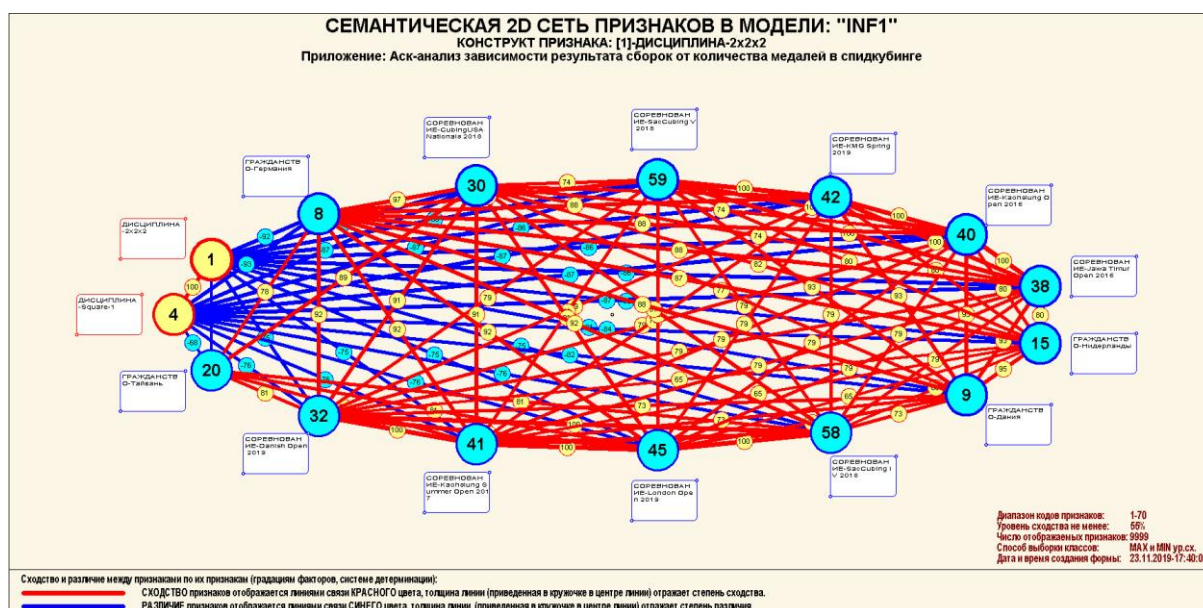


Рисунок 20. Когнитивная диаграмма и конструкт значений отражающая сходство/различие количества медалей по системе их результатов.

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

4.3.2.2. Задание признаков для отображения

Задание параметров отображения признаков:

Задайте число отображаемых признаков:

Задайте MIN модуль уровня сходства отображаемых признаков:

Задайте способ выбора признаков для отображения:

☒ Признаки с MAX и MIN уровнями сходства

☐ Признаки с MAX по модулю уровнем сходства

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

Размер по X:

Размер по Y:

Рисунок 21. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 23

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 22 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по

их смыслу, что и в когнитивных диаграммах, пример которой приведен на рисунке 20.

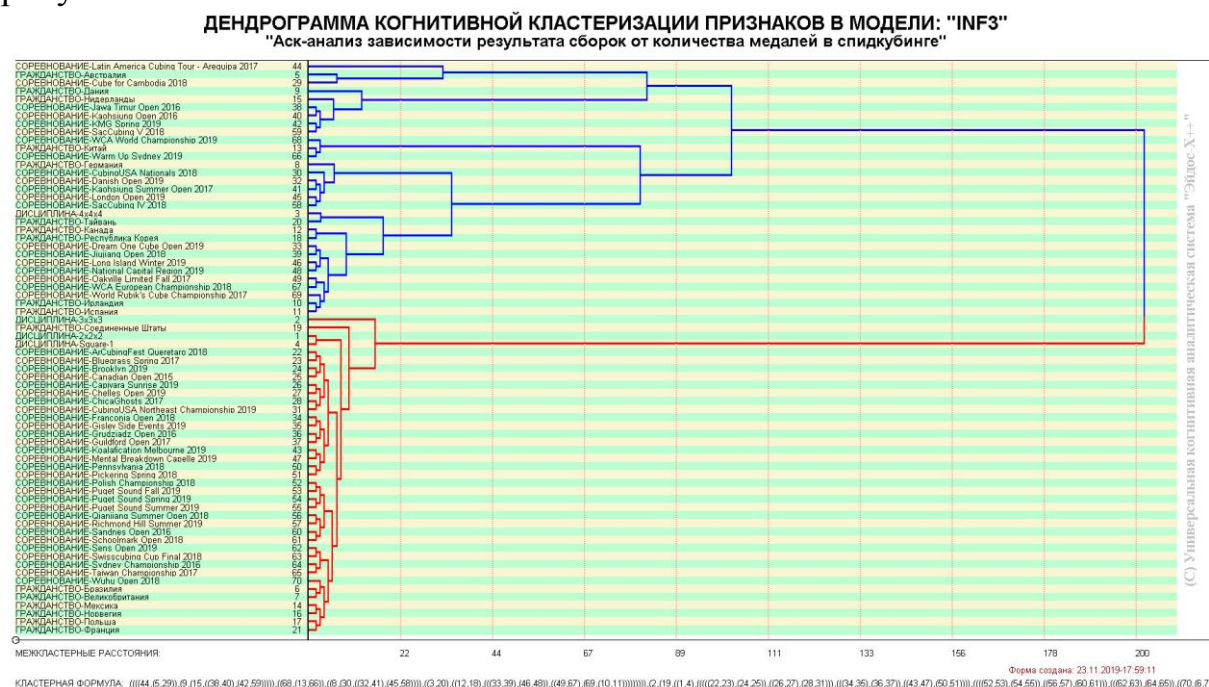


Рисунок 22. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации результатов спидкуберов по их медалям..

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 значений характеризующих спидкубера . **Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 16 и 28).**

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний количества медалей .

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF3" "Аск-анализ зависимости результата сборок от количества медалей в спидкубинге"

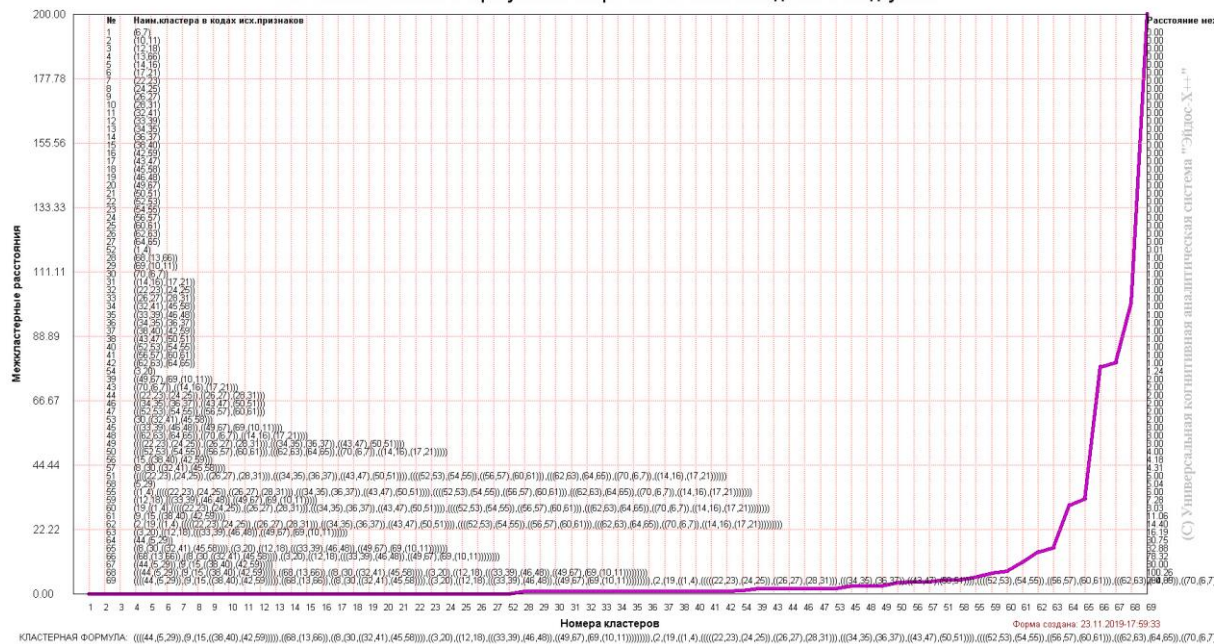


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

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

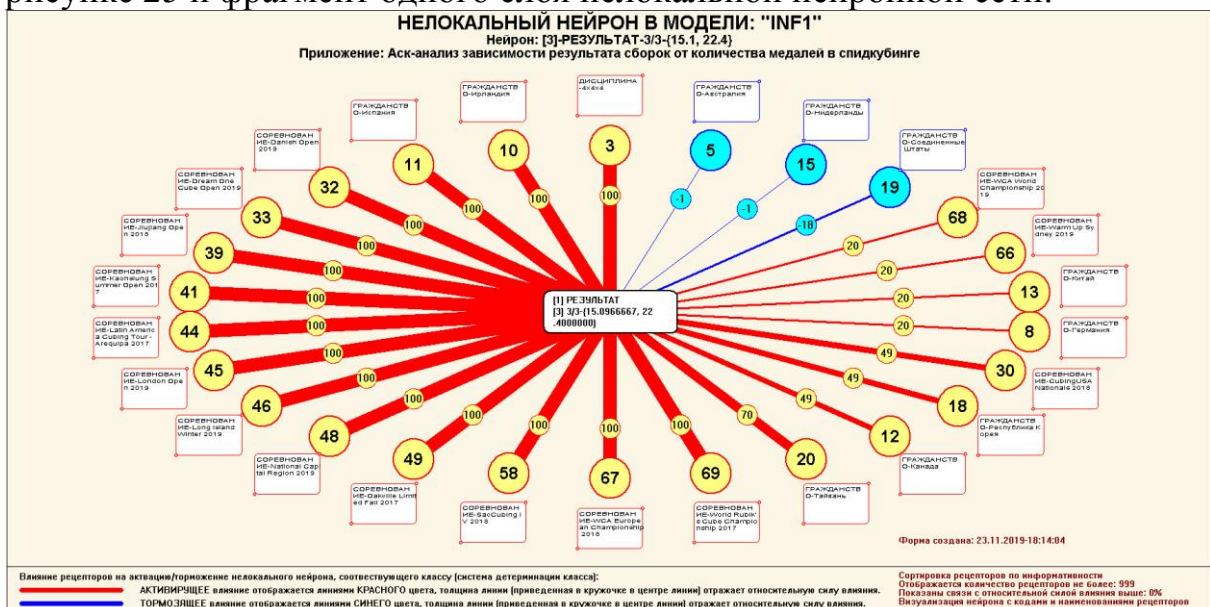


Рисунок 24. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния характеристик спидкубера на один из результатов.

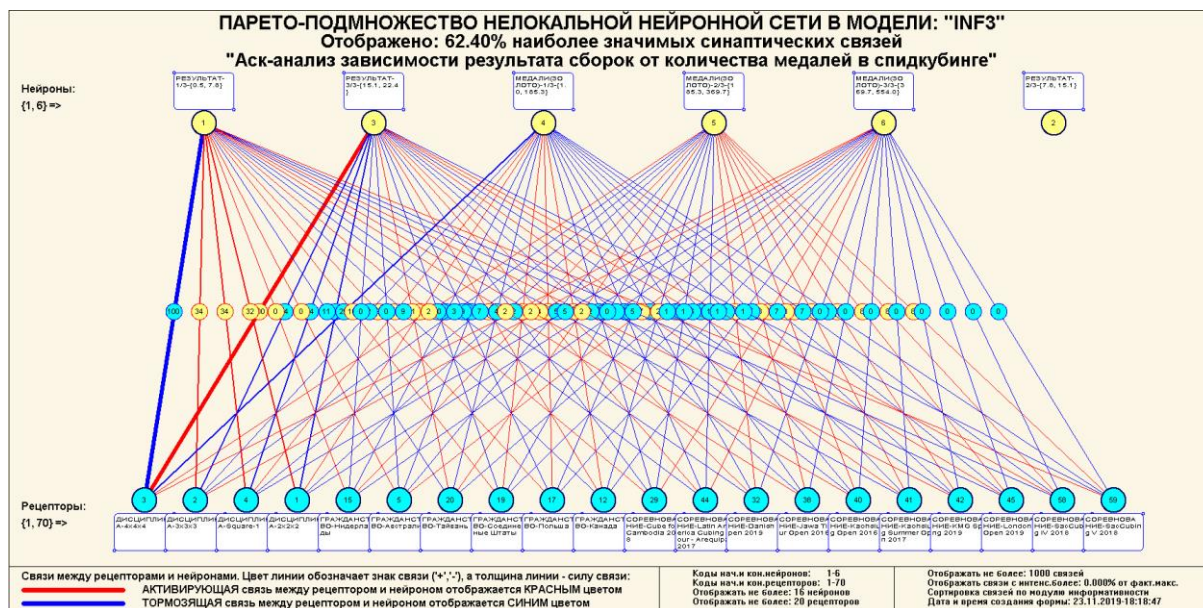


Рисунок 25. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния характеристик спидкубера на его результат.

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют результатам спидкубера, а рецепторы – различные его характеристики. Нейроны расположены слева на право в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные обуславливающими их факторами, а с права – менее жестко обусловленные.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к **нечетким декларативным** гибридным моделям и объединяет в себе некоторые особенности нейросетевой [6] и фреймовой моделей представления знаний [11]. 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 [6]: 1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а считаются прямым счетом на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети); 2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации; 3) нейросеть является нелокальной, как сейчас говорят «полносвязной».

4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 26 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающая СК-модель Inf3. 3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отображенных соответственно на рисунках 16 и 20, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 25.

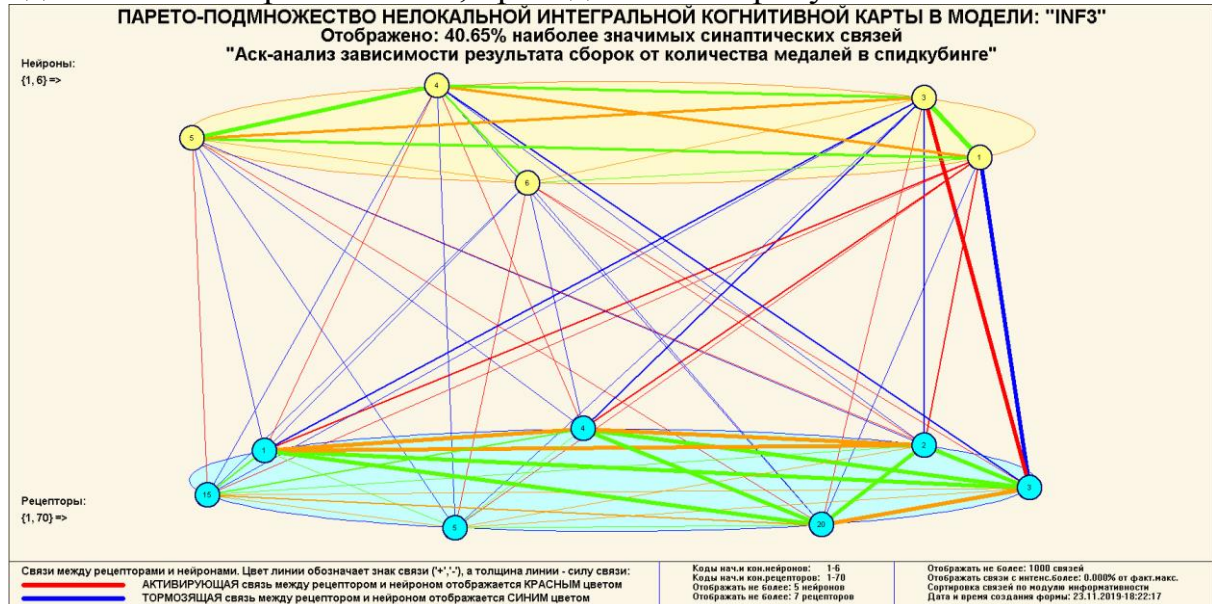


Рисунок 26. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

4.3.7. Когнитивные функции

Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 27) и сошлемся на работу, в которой это описано [7].

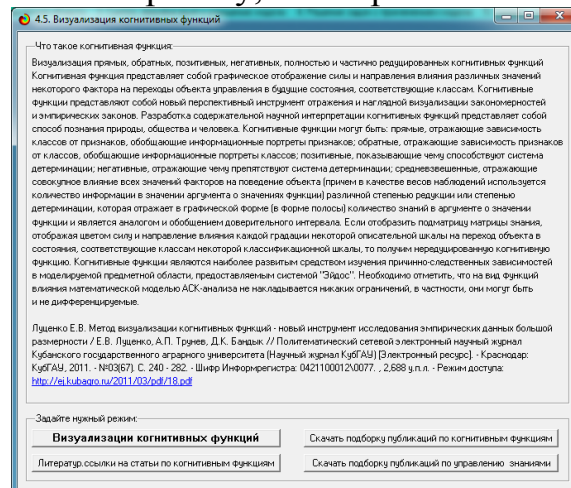
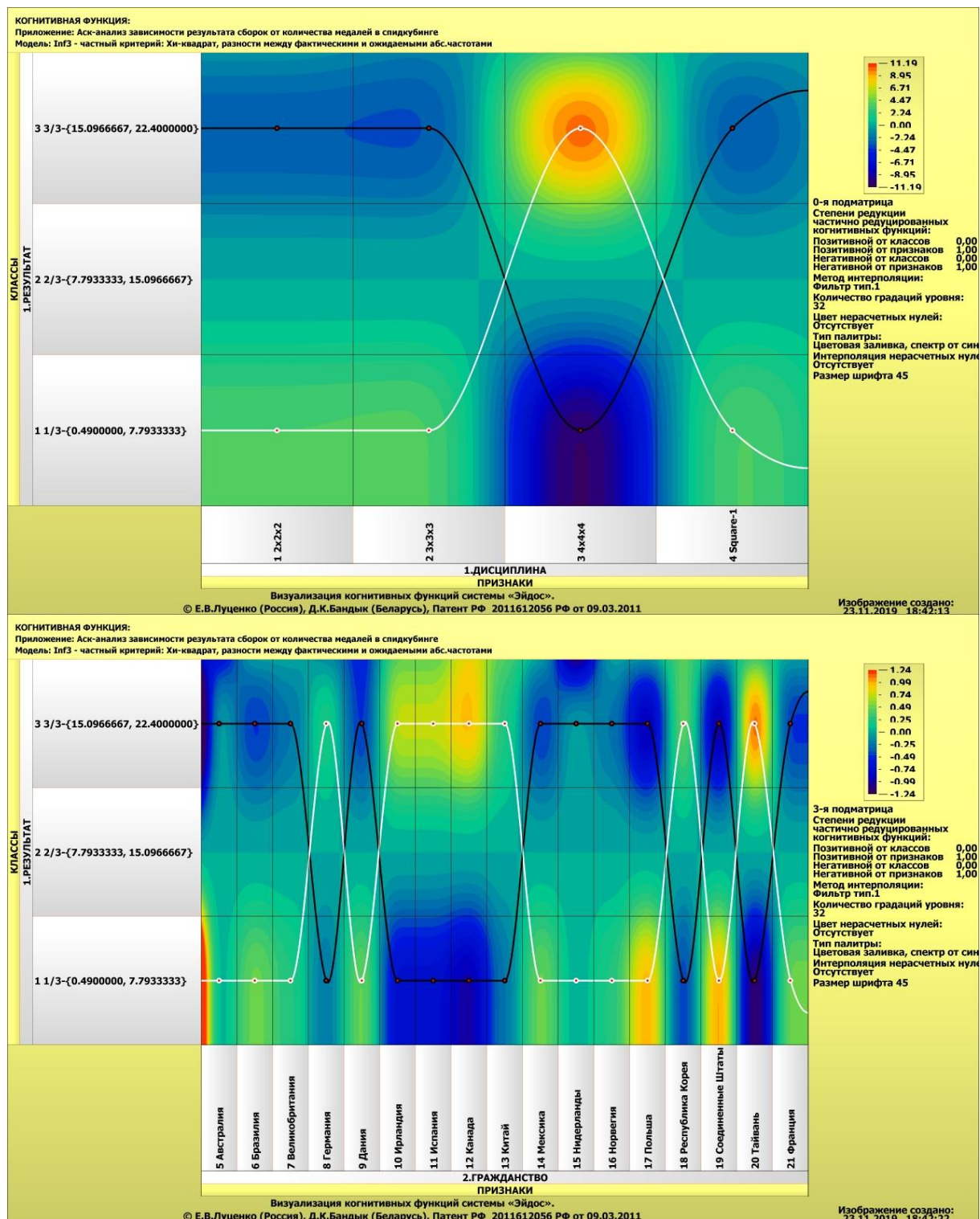


Рисунок 27. Help режима визуализации когнитивных функций

На рисунках 28³ приведены примеры некоторых когнитивных функций, наглядно отражающих силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) результатов на количества медалей спидкубера.

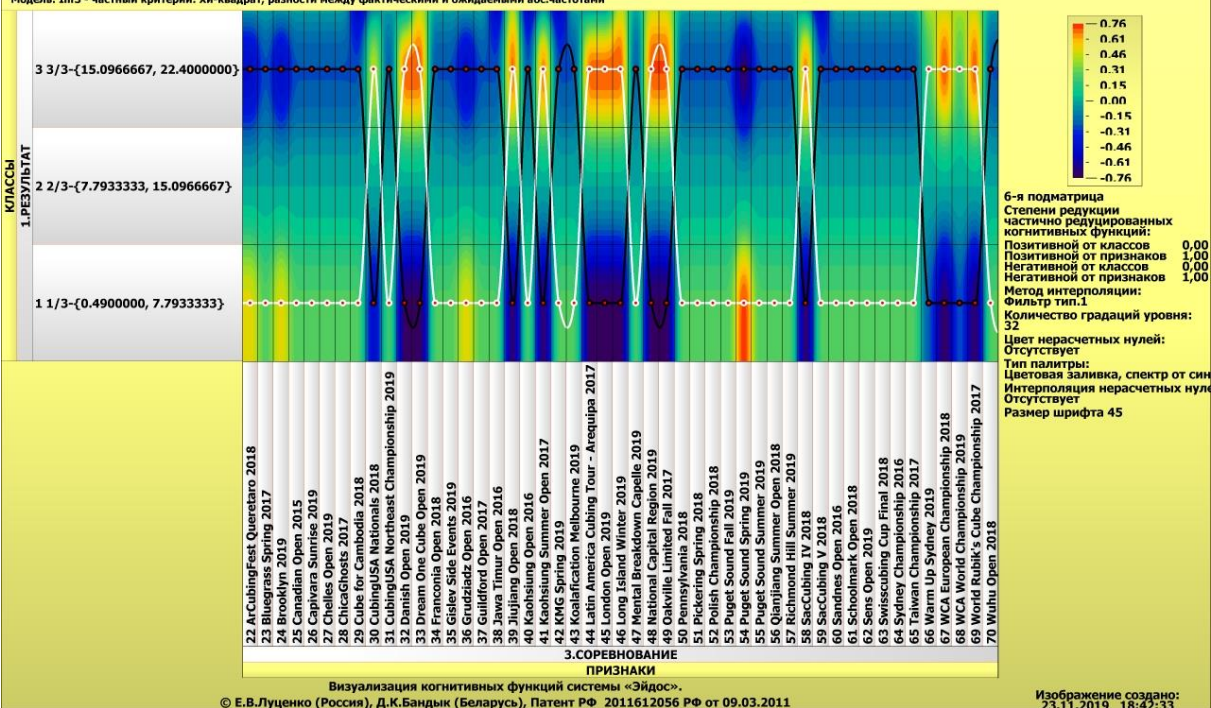


³ При увеличении масштаба просмотра когнитивные функции вполне читабельны

КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:

Приложение: Акси-анализ зависимости результата сборок от количества медалей в спидкубинге

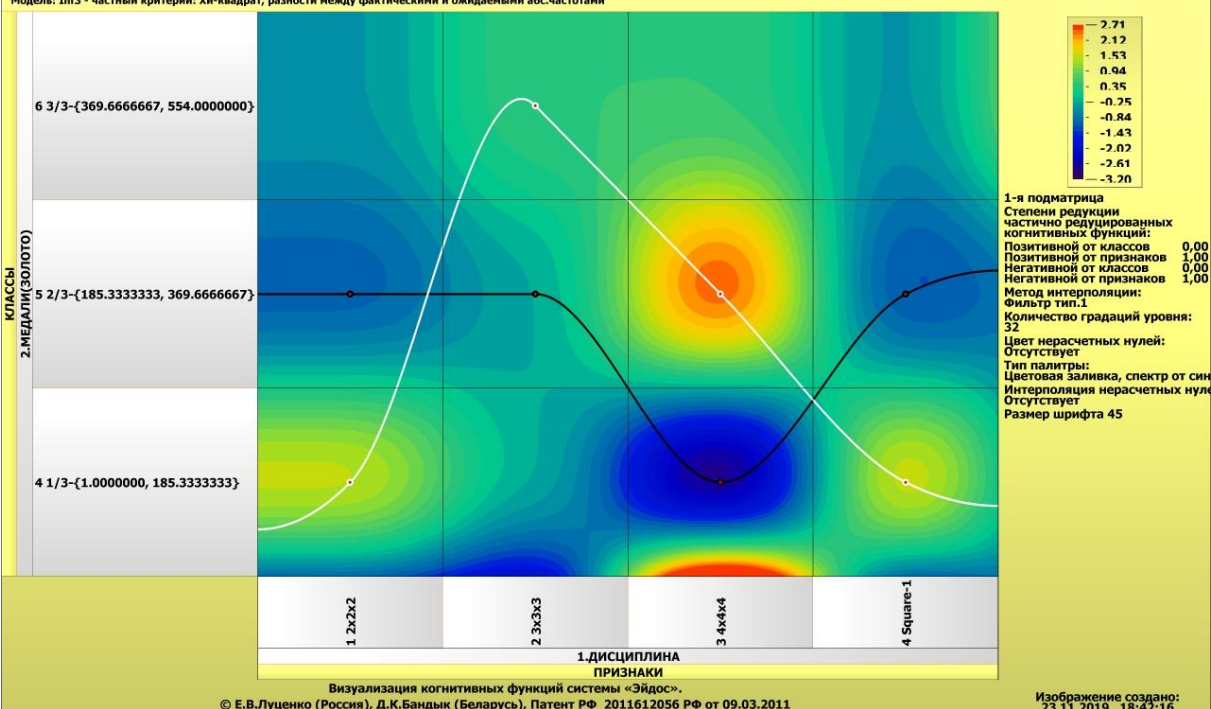
Модель: Inf3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами



КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:

Приложение: Акси-анализ зависимости результата сборок от количества медалей в спидкубинге

Модель: Inf3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами



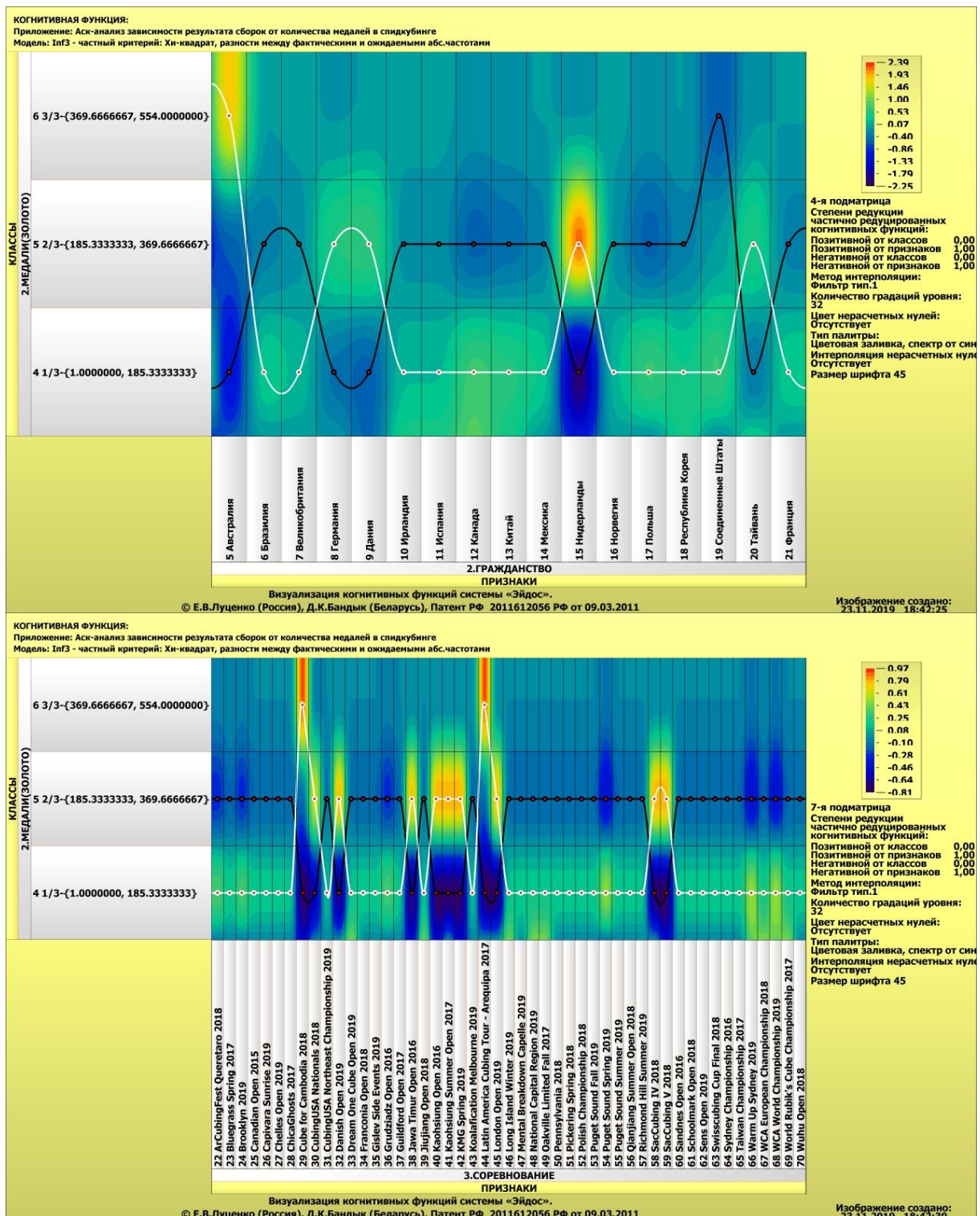


Рисунок 28. Примеры когнитивных функций, отражающих силу и направление влияния результатов спидкубера на количество его медалей.

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие

классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации 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; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы) 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.

4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на результаты спидкуберов

На рисунках 5, 6, 7 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. степени выраженности различных характеристик спидкуберов.

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим различные качества спидкубера.

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

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

Если значение характеристики спидкуберов способствует получению результата, то в соответствующей этому результату ячейке матрицы модели будут положительные значения, если же понижает – то и значения будут отрицательные.

Из этого понятно, что суммарную силу влияния того или иного значения характеристики спидкуберов на их результаты можно количественно оценивать *степенью вариабельности значений* в строке матрицы модели, соответствующей этому значению свойства.

Существует много мер вариабельности значений: это и среднее модулей отклонения от среднего, и дисперсия, и среднеквадратичное отклонение и другие. В АСК-анализе и системе «Эйдос» для этой цели принято использовать среднеквадратичное отклонение. Численно оно равно стандартному отклонению и вычисляется по той же формуле, но мы предпочитаем не использовать термин «стандартное отклонение», т.к. он предполагает нормальность распределения исследуемых последовательностей чисел, а значит и проверку соответствующих статистических гипотез.

Самая правая колонка в матрицах моделей на рисунках 5, 6, 7 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность значения характеристики спидкубера, для решения задач прогнозирования количественного результата .

Если рассортировать матрицу модели по этой самой правой колонке в порядке убывания, а потом просуммировать значения в ней нарастающим итогом, то получим логистическую Парето-кривую, отражающую зависимость ценности модели от числа наиболее ценных признаков в ней (рисунок 29, таблица 7).

Ценность же характеристики спидкубера (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого свойства (таблица 8).

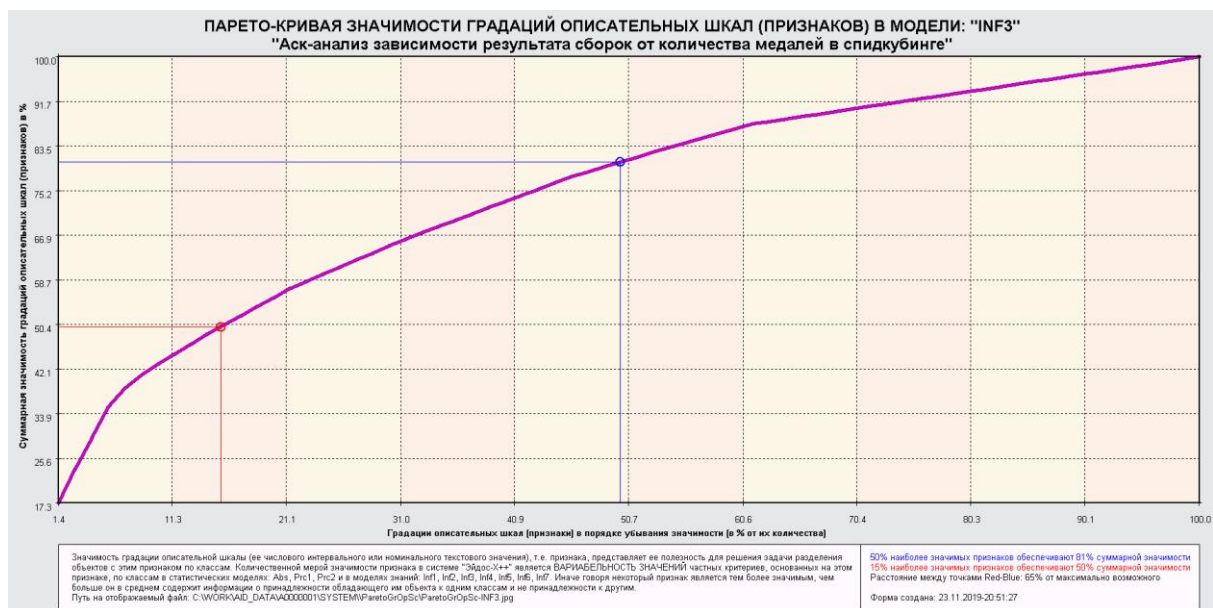


Рисунок 29. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Таблица 7 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал,
т.е. сила влияния характеристик спидкубера
на качество их результата в СК-модели INF3

Код	Наименование значений	Код свойства	Значения(%)	Значение с нарастающим итогом(%)
3	ДИСЦИПЛИНА-4x4x4	1	17,343	17,343
4	ДИСЦИПЛИНА-Square-1	1	6,197	23,540
2	ДИСЦИПЛИНА-3x3x3	1	5,748	29,288
1	ДИСЦИПЛИНА-2x2x2	1	5,747	35,035
15	ГРАЖДАНСТВО-Нидерланды	2	3,483	38,518
5	ГРАЖДАНСТВО-Австралия	2	2,466	40,984
20	ГРАЖДАНСТВО-Тайвань	2	1,999	42,982
19	ГРАЖДАНСТВО-Соединенные Штаты	2	1,938	44,920
17	ГРАЖДАНСТВО-Польша	2	1,839	46,759
12	ГРАЖДАНСТВО-Канада	2	1,797	48,556
44	СОРЕВНОВАНИЕ-Latin America Cubing Tour - Arequipa 2017	3	1,750	50,307
32	СОРЕВНОВАНИЕ-Danish Open 2019	3	1,672	51,979
41	СОРЕВНОВАНИЕ-Kaohsiung Summer Open 2017	3	1,672	53,652
45	СОРЕВНОВАНИЕ-London Open 2019	3	1,672	55,324
58	СОРЕВНОВАНИЕ-SacCubing IV 2018	3	1,672	56,997
29	СОРЕВНОВАНИЕ-Cube for Cambodia 2018	3	1,400	58,397
54	СОРЕВНОВАНИЕ-Puget Sound Spring 2019	3	1,379	59,776
38	СОРЕВНОВАНИЕ-Jawa Timur Open 2016	3	1,302	61,078
40	СОРЕВНОВАНИЕ-Kaohsiung Open 2016	3	1,302	62,380
42	СОРЕВНОВАНИЕ-KMG Spring 2019	3	1,302	63,681
59	СОРЕВНОВАНИЕ-SacCubing V 2018	3	1,302	64,983
9	ГРАЖДАНСТВО-Дания	2	1,252	66,235
30	СОРЕВНОВАНИЕ-CubingUSA Nationals 2018	3	1,237	67,472

10	ГРАЖДАНСТВО-Ирландия	2	1,146	68,619
11	ГРАЖДАНСТВО-Испания	2	1,146	69,765
33	СОРЕВНОВАНИЕ-Dream One Cube Open 2019	3	1,146	70,911
39	СОРЕВНОВАНИЕ-Jiujiang Open 2018	3	1,146	72,058
46	СОРЕВНОВАНИЕ-Long Island Winter 2019	3	1,146	73,204
48	СОРЕВНОВАНИЕ-National Capital Region 2019	3	1,146	74,350
49	СОРЕВНОВАНИЕ-Oakville Limited Fall 2017	3	1,146	75,497
67	СОРЕВНОВАНИЕ-WCA European Championship 2018	3	1,146	76,643
69	СОРЕВНОВАНИЕ-World Rubik's Cube Championship 2017	3	1,146	77,789
6	ГРАЖДАНСТВО-Бразилия	2	0,920	78,709
14	ГРАЖДАНСТВО-Мексика	2	0,920	79,629
21	ГРАЖДАНСТВО-Франция	2	0,920	80,548
22	СОРЕВНОВАНИЕ-ArCubingFest Queretaro 2018	3	0,920	81,468
24	СОРЕВНОВАНИЕ-Brooklyn 2019	3	0,920	82,387
36	СОРЕВНОВАНИЕ-Grudziadz Open 2016	3	0,920	83,307
18	ГРАЖДАНСТВО-Республика Корея	2	0,899	84,205
13	ГРАЖДАНСТВО-Китай	2	0,851	85,056
66	СОРЕВНОВАНИЕ-Warm Up Sydney 2019	3	0,851	85,907
68	СОРЕВНОВАНИЕ-WCA World Championship 2019	3	0,851	86,758
8	ГРАЖДАНСТВО-Германия	2	0,828	87,586
7	ГРАЖДАНСТВО-Великобритания	2	0,460	88,046
16	ГРАЖДАНСТВО-Норвегия	2	0,460	88,505
23	СОРЕВНОВАНИЕ-Bluegrass Spring 2017	3	0,460	88,965
25	СОРЕВНОВАНИЕ-Canadian Open 2015	3	0,460	89,425
26	СОРЕВНОВАНИЕ-Capivara Sunrise 2019	3	0,460	89,885
27	СОРЕВНОВАНИЕ-Chelles Open 2019	3	0,460	90,345
28	СОРЕВНОВАНИЕ-ChicaGhosts 2017	3	0,460	90,804
31	СОРЕВНОВАНИЕ-CubingUSA Northeast Championship 2019	3	0,460	91,264
34	СОРЕВНОВАНИЕ-Franconia Open 2018	3	0,460	91,724
35	СОРЕВНОВАНИЕ-Gisleiv Side Events 2019	3	0,460	92,184
37	СОРЕВНОВАНИЕ-Guildford Open 2017	3	0,460	92,643
43	СОРЕВНОВАНИЕ-Koalafication Melbourne 2019	3	0,460	93,103
47	СОРЕВНОВАНИЕ-Mental Breakdown Capelle 2019	3	0,460	93,563
50	СОРЕВНОВАНИЕ-Pennsylvania 2018	3	0,460	94,023
51	СОРЕВНОВАНИЕ-Pickering Spring 2018	3	0,460	94,483
52	СОРЕВНОВАНИЕ-Polish Championship 2018	3	0,460	94,942
53	СОРЕВНОВАНИЕ-Puget Sound Fall 2019	3	0,460	95,402
55	СОРЕВНОВАНИЕ-Puget Sound Summer 2019	3	0,460	95,862
56	СОРЕВНОВАНИЕ-Qianjiang Summer Open 2018	3	0,460	96,322
57	СОРЕВНОВАНИЕ-Richmond Hill Summer 2019	3	0,460	96,782
60	СОРЕВНОВАНИЕ-Sandnes Open 2016	3	0,460	97,241
61	СОРЕВНОВАНИЕ-Schoolmark Open 2018	3	0,460	97,701
62	СОРЕВНОВАНИЕ-Sens Open 2019	3	0,460	98,161

63	СОРЕВНОВАНИЕ-Swisscubing Cup Final 2018	3	0,460	98,621
64	СОРЕВНОВАНИЕ-Sydney Championship 2016	3	0,460	99,080
65	СОРЕВНОВАНИЕ-Taiwan Championship 2017	3	0,460	99,540
70	СОРЕВНОВАНИЕ-Wuhu Open 2018	3	0,460	100,000

Таблица 8 – Парето-таблица значимости описательных шкал, т.е. сила влияния характеристик спидкубера на качество их результата в СК-модели INF3

№	Наименование значения	Номер группы	Значения(%)	Значение с нарастающим итогом(%)
1	ДИСЦИПЛИНА	4	79,77	79,77
2	ГРАЖДАНСТВО	17	12,49	92,26
3	СОРЕВНОВАНИЕ	49	7,74	100,00

Из таблицы 7 видно, что наиболее сильное влияние на количества медалей , оказывает такие свойства как:

ДИСЦИПЛИНА-4x4x4
ДИСЦИПЛИНА-Square-1
ДИСЦИПЛИНА-3x3x3

а наименьшее:

СОРЕВНОВАНИЕ-Sydney Championship 2016
СОРЕВНОВАНИЕ-Taiwan Championship 2017
СОРЕВНОВАНИЕ-Wuhu Open 2018

причем разница в силе влияния довольно существенная: более чем в два раза.

Наиболее сильно влияют на результаты сборок кубика:

ДИСЦИПЛИНА

а наиболее слабо:

ГРАЖДАНСТВО
СОРЕВНОВАНИЕ

4.3.9. Степень детерминированности результатов спидкубера.

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью вариабельности значений* описательных шкал в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (таблица 9). На рисунке 30 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов нарастающим итогом.

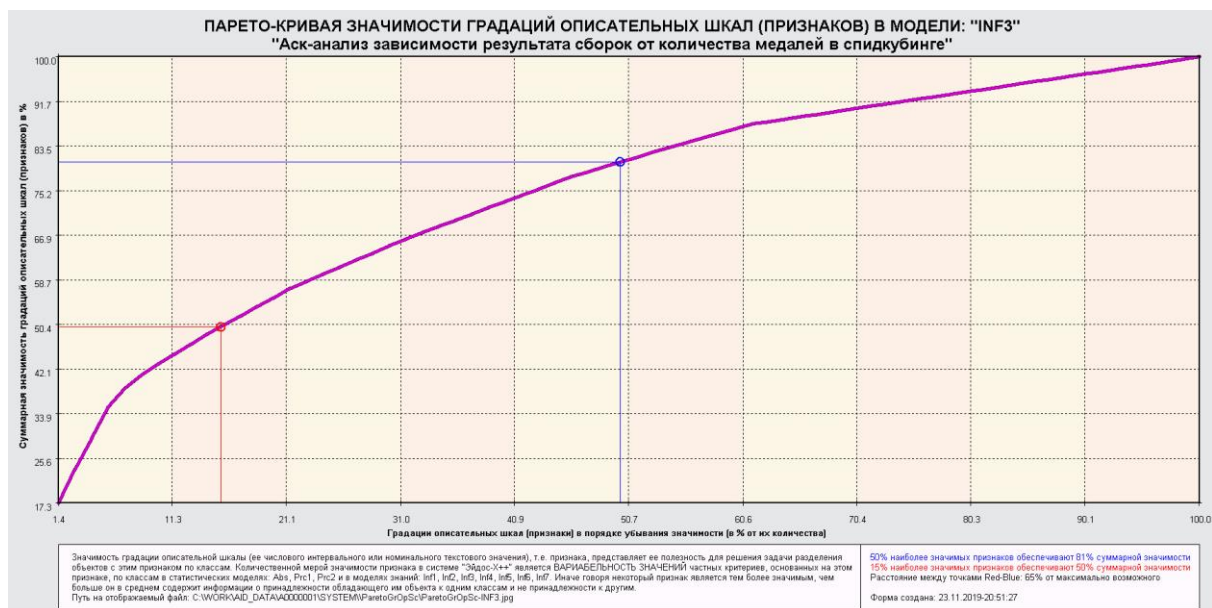


Рисунок 30. Парето-кривая степени детерминированности классов

Таблица 9 – Парето-таблица степеней детерминированности (обусловленности) классов в СК-модели INF3

Код	Наименование значение	Код свойства	Значение свойства (%)	Значение с нарастающим итогом(%)
1	РЕЗУЛЬТАТ-1/3-{0.4900000, 7.7933333}	1	33,16	33,16
3	РЕЗУЛЬТАТ-3/3-{15.0966667, 22.4000000}	1	33,16	66,31
4	МЕДАЛИ(ЗОЛОТО)-1/3-{1.0000000, 185.3333333}	2	14,58	80,90
5	МЕДАЛИ(ЗОЛОТО)-2/3-{185.3333333, 369.6666667}	2	12,66	93,55
6	МЕДАЛИ(ЗОЛОТО)-3/3-{369.6666667, 554.0000000}	2	6,45	100,00
2	РЕЗУЛЬТАТ-2/3-{7.7933333, 15.0966667}	1	0,00	100,00

Из таблицы 10 мы видим, что характеристика спидкубера наиболее сильно (жестко) детерминируют (обуславливают) результаты сборок, а наиболее слабо – медали. При этом степень детерминированности наиболее и наименее детерминированных классов отличается примерно в два раза, что довольно существенно.

Степень детерминированности (обусловленности) всей классификационной шкалы является средним от степени детерминированности ее градаций, т.е. классов (таблица 10).

Таблица 10 – Классификационные шкалы, ранжированные по убыванию

№	Код класса	Наименование значения	Номер класса	Значение(%)	Значение с нарастающим итогом(%)
1	1	РЕЗУЛЬТАТ	3	66,31	66,31
2	2	МЕДАЛИ(ЗОЛОТО)	3	33,7	100,00

средней степени детерминированности их градаций в СК-модели INF3

4.3.10. Результаты спидкуберов от их характеристик

Устойчивость зависимостей результатов сборок спидкубера от обуславливающих их факторов предполагает и подразумевает *непрерывность* и *монотонность* этих зависимостей.

Непрерывность зависимостей результатов сборок от обуславливающих их факторов означает, что малые изменения значений фактора детерминируют малые изменения результатов сборок, а более значительные изменения значения факторов обуславливают и более существенные изменения результатов.

Если непрерывность нарушается, то незначительное изменения значения действующего фактора может привести как к малым, так и к значительным изменениям результатов, а большие изменения значений действующих факторов могут оказать как сильное, так и незначительное влияние на изменение результатов.

Если в системе управления *нарушается непрерывность управления*, то это воспринимается как ее поломка, неисправность и непригодность для выполнения своей функции.

Например, если нарушается непрерывность зависимости тяги двигателя машины от степени нажатия педали газа, то при плавном увеличении газа машина будет не плавно разгоняться, а начнет дергаться и может вообще заглохнуть, как это бывает у новичков, которые еще не научились правильно трогаться с места.

Монотонность зависимостей результатов сборок обуславливающих их факторов означает, что:

- если фактор *способствует* получению результатов: увеличение значения фактора приводит к увеличению результатов сборок;
- если фактор *препятствует* получению результатов: увеличение значения фактора приводит к уменьшению результатов сборок.

Монотонность управления характерна для *линейных* систем управления и нарушается в *нелинейных* системах управления [12]. Система управления является линейной, если для нее выполняется *принцип суперпозиции*, т.е. результат совместного действия на нее

Если в системе управления *нарушается монотонность управления*, то это может приводить к тому, что при увеличении значения фактора результат может сначала увеличиваться практически пропорционально степени увеличения этого значения, затем *скорость* увеличения результата начинает уменьшаться и затем стабилизируется, а при дальнейшем увеличении значения фактора результат начинает уменьшаться вплоть до нуля или даже отрицательных значений (например, вместо прибыли получены убытки). По сути, *при нарушении монотонности управления меняется знак первой производной результата управления по значению фактора, нарушается* *знакоопределенность этой первой производной*⁴. Понятно, что *немонотонные функции не являются непрерывными*.

Нарушение монотонности управления может приводить к *различным видам зависимостей* результатов от значений управляющих факторов: это могут быть зависимости, типа показанных на рисунке 31; *периодические* зависимости (ярким примером является таблица Д.И.Менделеева, в которой свойства химических элементов изменяются периодически при линейном увеличении заряда ядра), а также сложные зависимости, в которых трудно найти какую-либо закономерность (напоминающие *случайные*).

Таким образом у нас есть все основания разделить все факторы, действующие на результаты сборок, относящиеся к одной классификационной шкале, на **три основные группы**:

1. *Способствующие* получению более высоких результатов (рисунок 32).
2. *Препятствующие* получению более высоких результатов (рисунок 33).
3. *Действующие сложным и неоднозначным образом* (случайным нелинейным или периодическим) (рисунок 34).

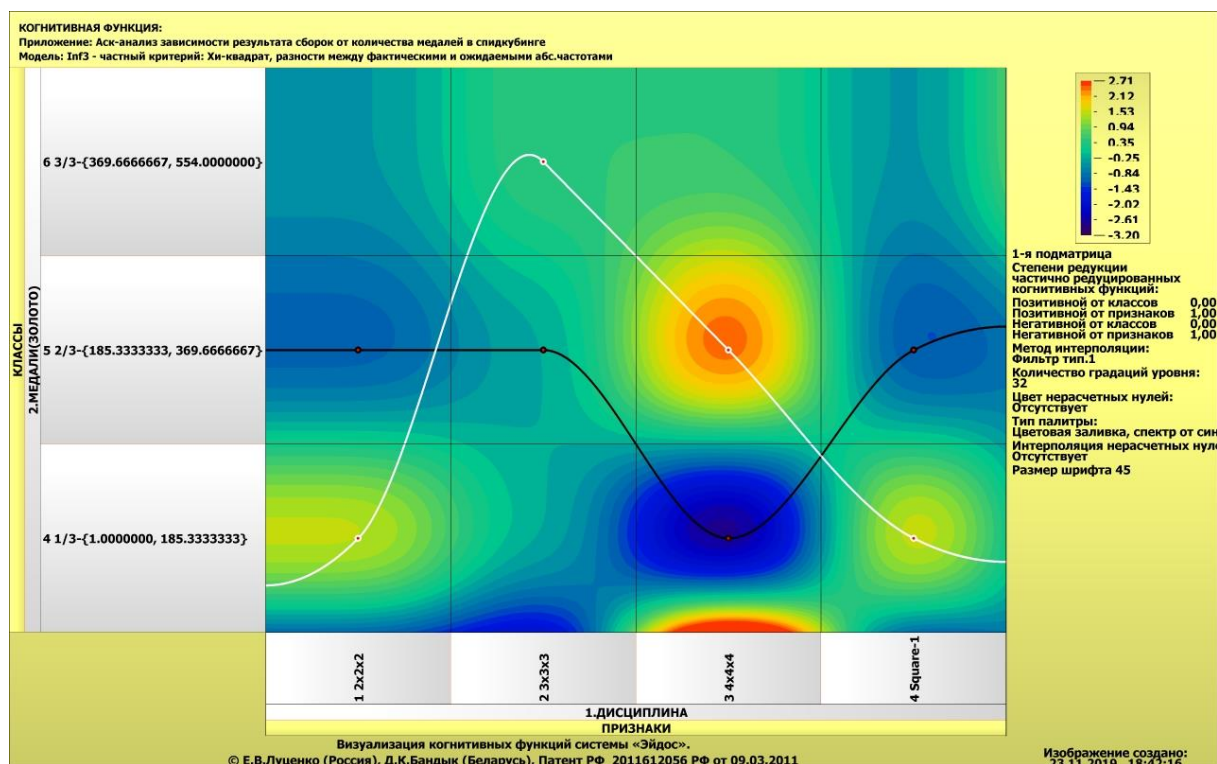


Рисунок 32. Примеры непрерывных монотонных когнитивных функций с факторами, *способствующими* получению более высоких результатов

Из рисунка 32 мы видим, что сборки кубика рубика 3x3x3 приносят больше всего медалей.

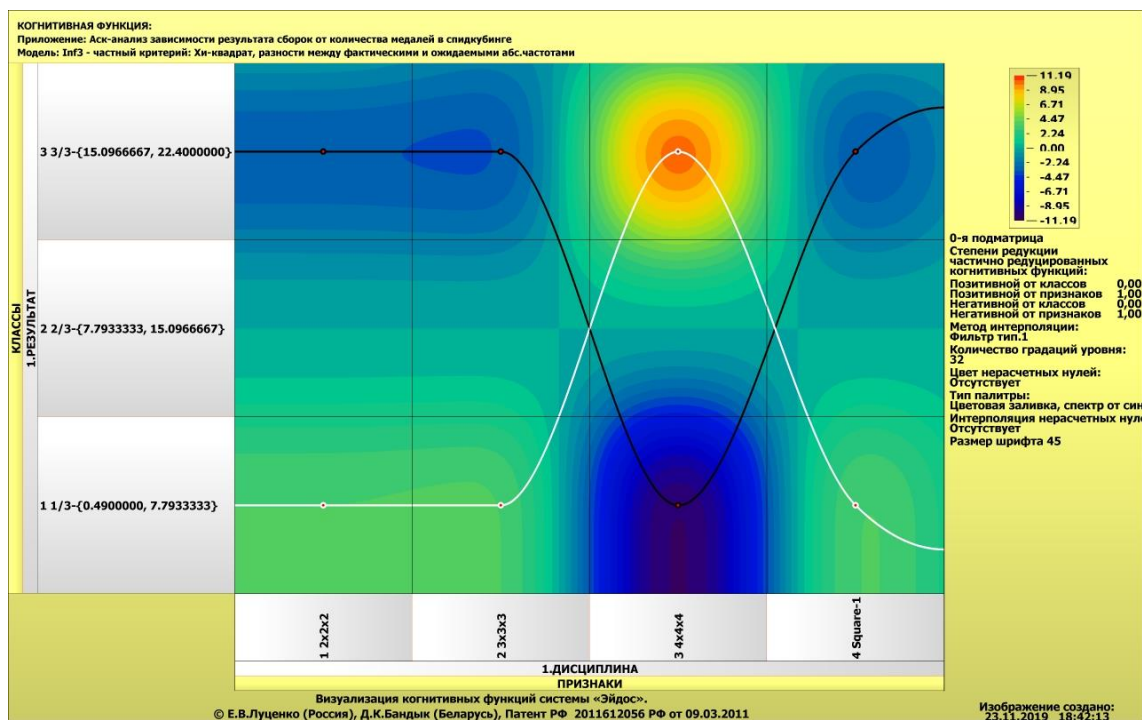


Рисунок 33. Примеры непрерывных монотонных когнитивных функций с факторами, *препятствующими* получению более высоких результатов

Рисунок 33 показывает, что сборка кубика рубика 4x4x4 занимает большее количества времени.

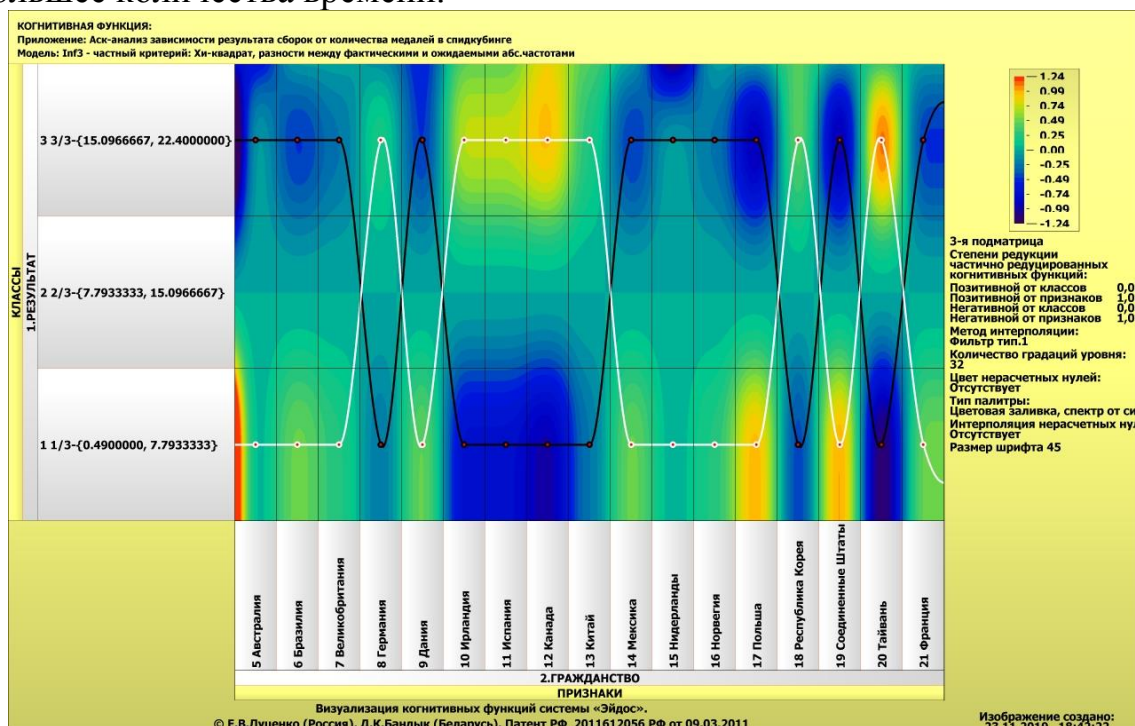


Рисунок 34. Примеры немонотонных когнитивных функций с факторами, *действующие сложным и неоднозначным образом* (нелинейным и периодическим)

На рисунке 34 когнитивная функция по виду похожую на приведенную на рисунке 31 – очевидно напоминает периодическую зависимость. Конечно содержательно интерпретировать и объяснить подобные зависимости сложнее, чем приведенные на рисунках 32 и 33.

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, проблема решена.

В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по различным характеристикам спидкубера и результатов их сборок, и на основе этого, решены задачи идентификации, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение №180 в режиме 1.3 системы «Эйдос».

Список литературы

1. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>

2. Луценко Е.В. 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.

3. 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.

4. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный

ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.

5. 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.

6. 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.

7. 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>

8. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.рег.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 у.п.л.

9. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда для обучения и научных исследований на базе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

10. Луценко Е. В., Лойко В. И., Лаптев В. Н. Системы представления и приобретения знаний : учеб. пособие / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 513 с. ISBN 978-5-94215-415-8. <https://elibrary.ru/item.asp?id=35641755>

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

Spisok literatury`

1. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v upravlenii aktivny`mi ob`ektami (sistemnaya teoriya informacii i ee primenenie v issledovanii e`konomicheskix, social`no-psixologicheskix, texnologicheskix i organizacionno-texnicheskix sistem): Monografiya (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2002. – 605 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>

2. Lucenko E.V. Metrizaciya izmeritel`ny`x shkal razlichny`x tipov i sovmestnaya sopostavimaya kolichestvennaya obrabotka raznorodny`x faktorov v sistemno-kognitivnom

analize i sisteme «E`jdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoy e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchny`j zhurnal KubGAU) [E`lektronny`j resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №08(092). S. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 u.p.l.

3. Lucenko E.V. Invariantnoe otnositel`no ob`emov danny`x nechetkoe mul`tiklassovoe obobshhenie F-mery` dostovernosti modelej Van Rizbergena v ASK-analize i sisteme «E`jdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoy e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchny`j zhurnal KubGAU) [E`lektronny`j resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №02(126). S. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 u.p.l.

4. Lucenko E.V. Kolichestvenny`j avtomatizirovanny`j SWOT- i PEST-analiz sredstvami ASK-analiza i intellektual`noj sistemy` «E`jdos-X++» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoy e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchny`j zhurnal KubGAU) [E`lektronny`j resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №07(101). S. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 u.p.l.

5. Lucenko E.V. Metod kognitivnoj klasterizacii ili klasterizaciya na osnove znaniy (klasterizaciya v sistemno-kognitivnom analize i intellektual`noj sisteme «E`jdos») / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoy e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchny`j zhurnal KubGAU) [E`lektronny`j resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №07(071). S. 528 – 576. – Shifr Informregistra: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 u.p.l.

6. Lucenko E.V. Sistemnaya teoriya informacii i nelokal`ny`e interpretiruemy`e nejronny`e seti pryamogo scheta / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoy e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchny`j zhurnal KubGAU) [E`lektronny`j resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2003. – №01(001). S. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 u.p.l.

7. Orlov A.I., Lucenko E.V. Sistemnaya nechetkaya interval`naya matematika. Monografiya (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2014. – 600 s. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>

8. Lucenko E.V., Otkry`taya masshtabiruemaya interaktivnaya intellektual`naya on-line sreda «E`jdos» («E`jdos-online»). Svid. RosPatenta RF na programmu dlya E`VM, Zayavka № 2017618053 ot 07.08.2017, Gos.reg.№ 2017661153, zaregistr. 04.10.2017. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 u.p.l.

9. Lucenko E.V. Otkry`taya masshtabiruemaya interaktivnaya intellektual`naya on-line sreda dlya obucheniya i nauchny`x issledovanij na baze ASK-analiza i sistemy` «E`jdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoy e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchny`j zhurnal KubGAU) [E`lektronny`j resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №06(130). S. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 u.p.l. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

10. Lucenko E. V., Lojko V. I., Laptev V. N. Sistemy` predstavleniya i priobreteniya znaniy : ucheb. posobie / E. V. Lucenko, V. I. Lojko, V. N. Laptev. – Krasnodar : E`koinvest, 2018. – 513 s. ISBN 978-5-94215-415-8. <https://elibrary.ru/item.asp?id=35641755>

11. Lucenko E.V. Modelirovanie slozhny`x mnogofaktorny`x nelinejny`x ob`ektov upravleniya na osnove fragmentirovanny`x zashumlenny`x e`mpiricheskix danny`x bol`shoj razmernosti v sistemno-kognitivnom analize i intellektual`noj sisteme «E`jdos-X++» / E.V.

Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoy e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchny`j zhurnal KubGAU) [E`lektronny`j resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №07(091). S. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 u.p.l.