

УДК 4.08

Исследование пенальти на чемпионатах мира с 1982 по 2018 годы

Геллерт Кирилл Вячеславович
студент факультета ПИ, группы ИТ1821
gerry9@bk.ru

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

Целью данной работы является изучение пенальти с чемпионатов мира с 1982 по 2018 годы. Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Это позволит выявить статистические особенности каждой сборной команды универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-X++». Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

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

Study of penalty shootouts at the World Championships from 1982 to 2018

Gellert Kirill Vyacheslavovich
student of the faculty of PI, group IT1821
gerry9@bk.ru

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

The purpose of this work is to study the penalty shootouts from the World Championships from 1982 to 2018. Achieving this goal is of great personal interest. This will allow us to identify the statistical features of each national team with the universal cognitive analytical system "Eidos-X++". To achieve this goal, we use Automated system-cognitive analysis (ASK-analysis) and its software tools – the intelligent system "Eidos".

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

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	8
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	10
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ	17
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	25
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)	25
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ).....	27
Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели	32
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов.....	33
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов.....	34
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов	36
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	37
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети.....	38
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты.....	40
4.3.7. Когнитивные функции	41
4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик команды и сила влияния этих характеристик на класс команды	44
4.3.9. Степень детерминированности класса (команды).	47
ВЫВОД	50
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	51

ВВЕДЕНИЕ

Целью данной работы является изучение пенальти с чемпионатов мира с 1982 по 2018 годы. Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Это позволит выявить статистические особенности каждой сборной команды универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-Х++». Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области.

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели.

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели:

- подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация);
- подзадача 4.2. Поддержка принятия решений;
- подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели (когнитивные диаграммы классов и значений факторов, агломеративная когнитивная кластеризация классов и значений факторов, нелокальные нейроны и нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты, когнитивные функции).

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

АСК-анализ представляет собой метод искусственного интеллекта, разработанный проф. Е.В. Луценко в 2002 году для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ доведен до

инновационного уровня благодаря тому, что имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос-X++» (система «Эйдос»).

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

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>), в которых не требуется автоматического, т.е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области;

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

- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

- обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в

настоящее время их 31 и 272, соответственно)
(http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

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

- обеспечивает мультязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

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

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

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

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым

преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

В чем сила подхода, реализованного в системе Эйдос? В том, что она реализует подход, эффективность которого не зависит от того, что мы думаем о предметной области и думаем ли вообще. Она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных. Именно поэтому Эйдос-модели эффективны даже если наши представления о предметной области ошибочны или вообще отсутствуют.

В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос. Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже на теоретическом уровне познания в теоретических научных законах.

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

**Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос»,
повышение уровня системности данных, информации и знаний,
повышение уровня системности моделей**

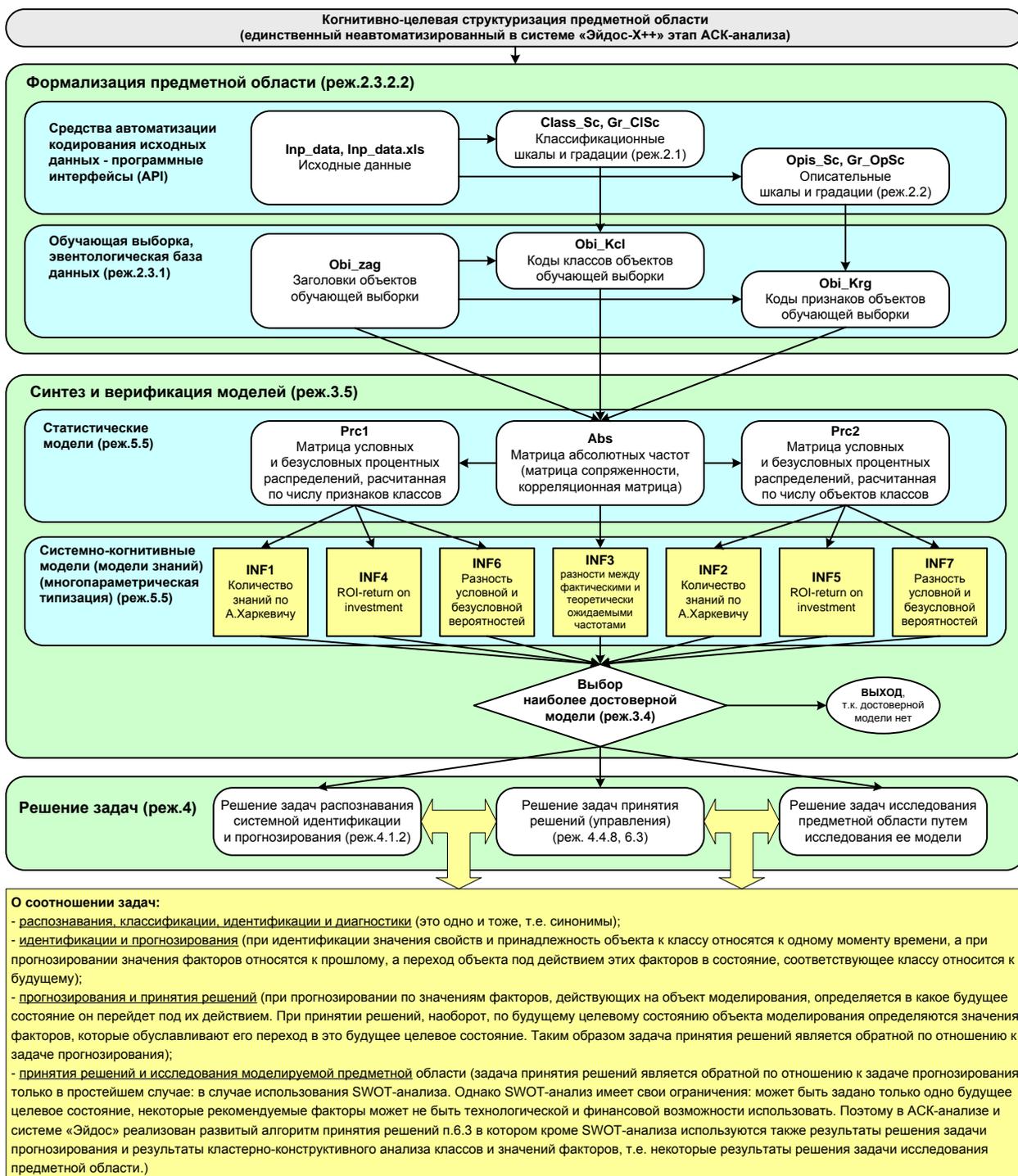


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

Задача 1: Когнитивная структуризация предметной области

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области мы неформализуемым путем решаем на качественном уровне, что будем рассматривать в качестве факторов, действующих на моделируемый объект (причин), а что в качестве результатов действия этих факторов (последствий).

При этом необходимо отметить, что системно-когнитивные модели (СК-модели) отражают лишь сам факт наличия зависимостей между значениями факторов и результатами их действия. Но они не отражают причин и механизмов такого влияния.

Это значит:

– во-первых, что содержательная интерпретация СК-моделей – это компетенция специалистов-экспертов хорошо разбирающихся в данной предметной области. Иногда встречается ситуация, когда и то, что на первый взгляд является причинами, и то, что, казалось бы, является их последствиями, на самом деле является последствиями неких глубинных причин, которых мы не видим и никоим образом непосредственно не отражаем в модели;

– во-вторых, даже если содержательной интерпретации не разработано, то в принципе это не исключает возможности пользоваться ими на практике для достижения заданных результатов и поставленных целей, т.е. для управления.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем категорию (класс) команда, ее буквенное сокращение (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – код игры, зона ворот куда был послан мяч, нога бьющего футболиста, сторона прыжка кипера, было ли это попадание в створ ворот, был ли это гол, номер пенальти в серии, это решающий удар (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	Команда

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	Код игры
2	Зона ворот
3	Нога
4	Сторона прыжка кипера
5	Это попадание в створ
6	Это гол
7	Номер пенальти в серии
8	Это решающий удар

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены с сайта Kaggle, <https://www.kaggle.com/pablollanderos33/world-cup-penalty-shootouts>

Нод игры	Команда	Зона ворот	Нога	Сторона прыжка кипера	Это попадание в створ	Это гол	Номер пенальти в серии	Это решающий удар
1	FRA	7	R	R	1	1	1	0
1	GER	9	R	C	1	1	2	0
1	FRA	6	R	L	1	1	3	0
1	GER	2	R	C	1	1	4	0
1	FRA	9	R	L	1	1	5	0
1	GER	4	R	L	1	0	6	0
1	FRA	8	L	L	1	0	7	0
1	GER	3	R	R	1	1	8	0
1	FRA	9	R	L	1	1	9	0
1	GER	9	R	C	1	1	10	1
1	FRA	7	R	L	1	0	11	0
1	GER	9	R	C	1	1	12	1
2	BRA	4	R	L	1	0	1	0
2	FRA	2	R	R	1	1	2	0
2	BRA	6	R	R	1	1	3	0
2	FRA	6	R	R	1	1	4	0
2	BRA	8	R	L	1	1	5	0
2	FRA	9	L	R	1	1	6	0
2	BRA	4	L	R	1	1	7	0
2	FRA	1	R	R	0	0	8	0
2	BRA	7	R	L	0	0	9	0

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

Затем с параметрами, показанными на рисунке 3, запустим режим 2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа.

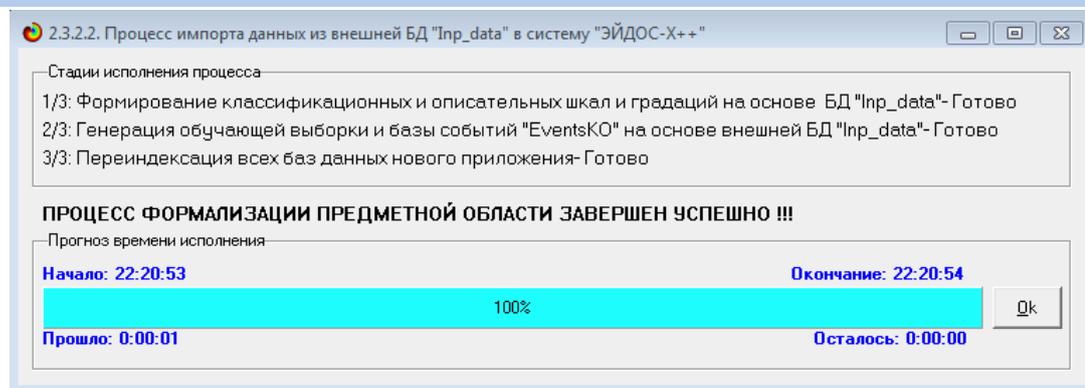
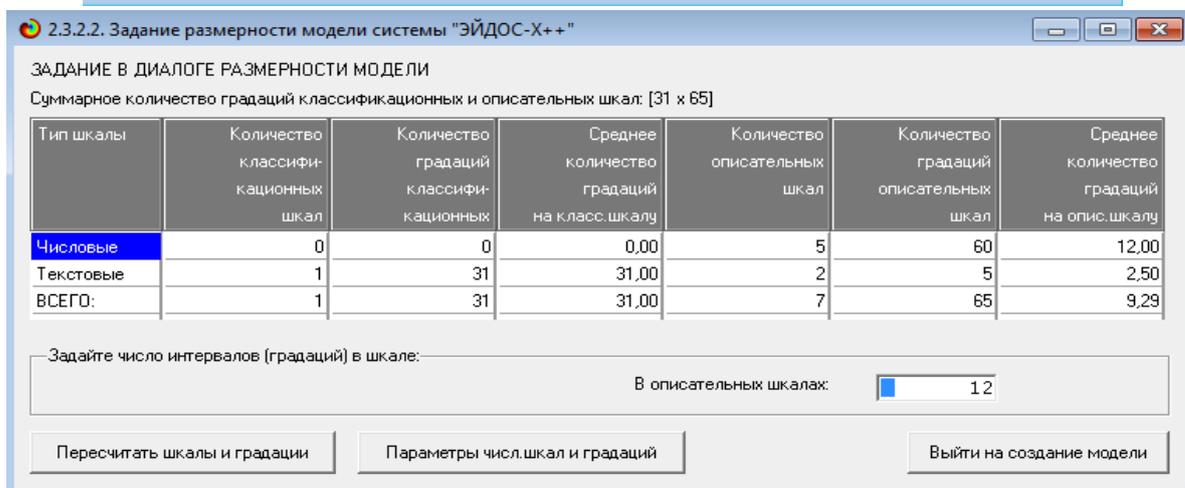


Рисунок 3. Экранные форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

Обратим внимание на то, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений, что важно при относительно небольшом числе наблюдений. Если бы интервалы были заданы равными по величине, то в них бы учитывалось сильно отличающееся число наблюдений, а в некоторых интервалах их бы могло не оказаться вовсе. В описательных шкалах задано 12 числовых интервальных значений.

На рисунке 4 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима. Здесь же обратим внимание на то, что в таблице 12 значения параметров могут быть представлены как числовыми, так и текстовыми значениями.



Рисунок 4. Экранная форма HELP программного интерфейса (API)

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

Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	1/31-ARG
2	2/31-BEL
3	3/31-BRA
4	4/31-BUL
5	5/31-CHI
6	6/31-COL
7	7/31-CRA
8	8/31-CRO
9	9/31-DEN
10	10/31-ENG
11	11/31-FRA
12	12/31-GER
13	13/31-GHA
14	14/31-GRE
15	15/31-HOL
16	16/31-IRE
17	17/31-ITA
18	18/31-JAP
19	19/31-KOR
20	20/31-MEX
21	21/31-PAR
22	22/31-POR
23	23/31-ROM
24	24/31-RUM
25	25/31-RUS
26	26/31-SPA
27	27/31-SWE
28	28/31-SwZ
29	29/31-UKR
30	30/31-URU
31	31/31-YUG

Рисунок 5 – Классификационные шкалы и градации (класс команда)

Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	1/12-{1.0000000, 1.0000000}
2	2/12-{1.0000000, 2.0000000}
3	3/12-{2.0000000, 4.0000000}
4	4/12-{4.0000000, 4.0000000}
5	5/12-{4.0000000, 5.0000000}
6	6/12-{5.0000000, 6.0000000}
7	7/12-{6.0000000, 7.0000000}
8	8/12-{7.0000000, 7.0000000}
9	9/12-{7.0000000, 7.0000000}
10	10/12-{7.0000000, 8.0000000}
11	11/12-{8.0000000, 9.0000000}
12	12/12-{9.0000000, 9.0000000}
Код градации	Наименование градации описательной шкалы
13	1/2-L
14	2/2-R
Код градации	Наименование градации описательной шкалы
15	1/3-C
16	2/3-L
17	3/3-R
Код градации	Наименование градации описательной шкалы
18	1/12-{1.0000000, 1.0000000}
19	2/12-{1.0000000, 1.0000000}
20	3/12-{1.0000000, 1.0000000}
21	4/12-{1.0000000, 1.0000000}
22	5/12-{1.0000000, 1.0000000}
23	6/12-{1.0000000, 1.0000000}
24	7/12-{1.0000000, 1.0000000}
25	8/12-{1.0000000, 1.0000000}
26	9/12-{1.0000000, 1.0000000}
27	10/12-{1.0000000, 1.0000000}
28	11/12-{1.0000000, 1.0000000}
29	12/12-{1.0000000, 1.0000000}

Код градации	Наименование градации описательной шкалы
30	1/12-{1.0000000, 1.0000000}
31	2/12-{1.0000000, 1.0000000}
32	3/12-{1.0000000, 1.0000000}
33	4/12-{1.0000000, 1.0000000}
34	5/12-{1.0000000, 1.0000000}
35	6/12-{1.0000000, 1.0000000}
36	7/12-{1.0000000, 1.0000000}
37	8/12-{1.0000000, 1.0000000}
38	9/12-{1.0000000, 1.0000000}
39	10/12-{1.0000000, 1.0000000}
40	11/12-{1.0000000, 1.0000000}
41	12/12-{1.0000000, 1.0000000}
Код градации	Наименование градации описательной шкалы
42	1/12-{1.0000000, 1.0000000}
43	2/12-{1.0000000, 2.0000000}
44	3/12-{2.0000000, 3.0000000}
45	4/12-{3.0000000, 4.0000000}
46	5/12-{4.0000000, 4.0000000}
47	6/12 {4.0000000, 5.0000000}
48	7/12-{5.0000000, 6.0000000}
49	8/12-{6.0000000, 7.0000000}
50	9/12-{7.0000000, 7.0000000}
51	10/12-{7.0000000, 8.0000000}
52	11/12-{8.0000000, 9.0000000}
53	12/12-{9.0000000, 12.0000000}

Код градации	Наименование градации описательной шкалы
54	1/12-{1.0000000, 1.0000000}
55	2/12-{1.0000000, 1.0000000}
56	3/12-{1.0000000, 1.0000000}
57	4/12-{1.0000000, 1.0000000}
58	5/12-{1.0000000, 1.0000000}
59	6/12-{1.0000000, 1.0000000}
60	7/12-{1.0000000, 1.0000000}
61	8/12-{1.0000000, 1.0000000}
62	9/12-{1.0000000, 1.0000000}
63	10/12-{1.0000000, 1.0000000}
64	11/12-{1.0000000, 1.0000000}
65	12/12-{1.0000000, 1.0000000}

Рисунок 6 – Описательные шкалы и градации
(характеристики пенальти)

Таблица 5 – Обучающая выборка

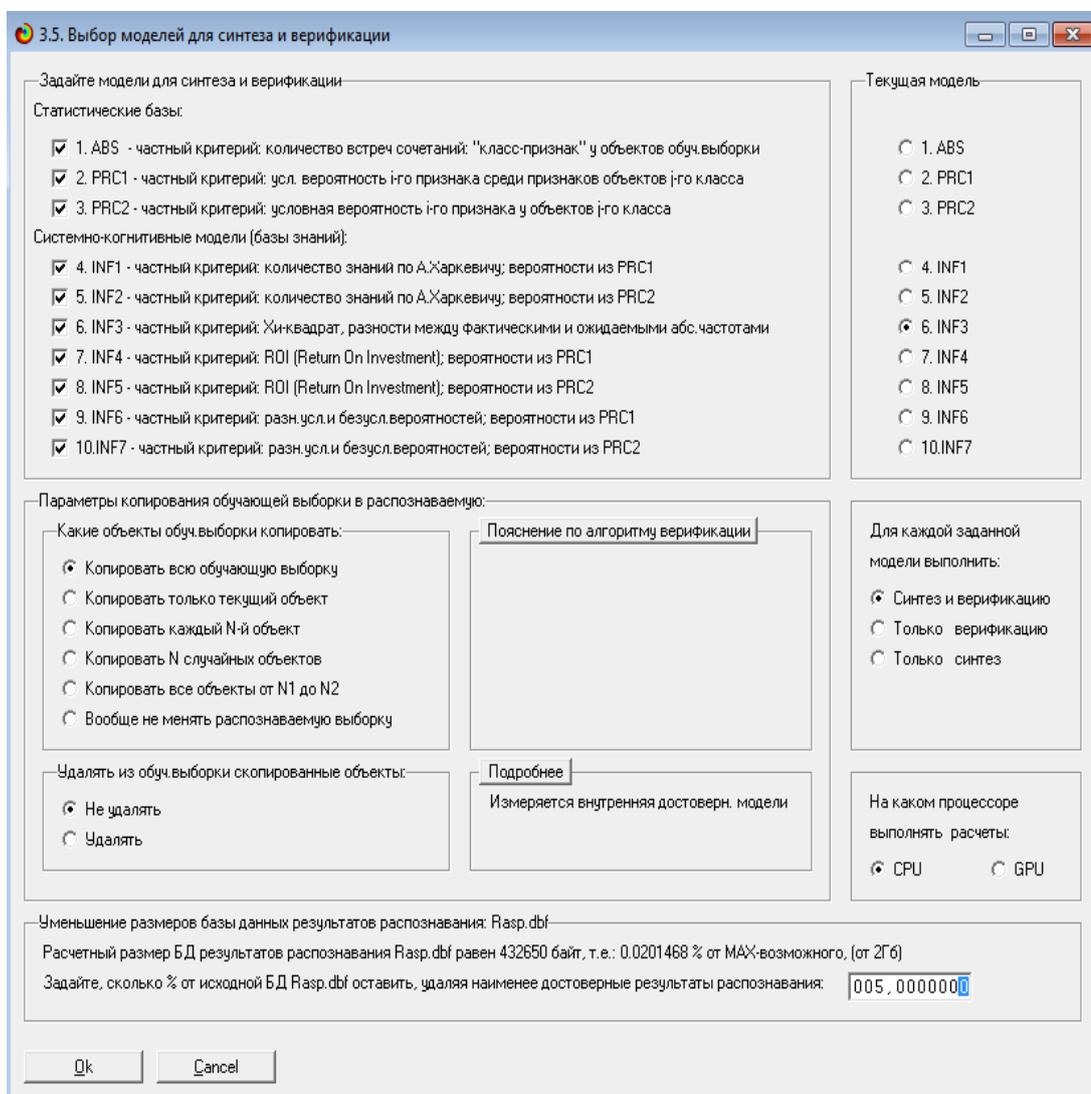
NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17
ARG	3	3	4	9	10	14	17	21	23	26	29	32	34	39	41	43
BEL	3	3	4	9	10	14	16	20	24	26	29	32	36	38	42	43
BRA	3	3	4	9	10	13	18	19	24	27	28	31	36	39	42	43
BUL	2	1	4	8	12	14	17	20	23	25	28	31	35	39	40	45
CHI	2	1	4	8	11	13	18	20	24	26	28	31	34	39	42	44
COL	2	1	4	7	12	14	18	20	22	25	29	33	36	38	41	44
CRA	3	3	4	9	10	14	16	20	23	26	29	32	36	37	41	43
CRO	2	1	4	7	12	14	17	19	24	25	29	33	34	38	40	44
DEN	3	3	4	9	10	13	18	20	24	27	29	32	36	39	42	43
ENG	3	2	4	9	10	14	16	20	23	26	30	32	35	37	41	43
FRA	2	1	4	7	12	14	16	19	22	25	29	33	34	37	41	44
GER	1	3	4	9	10	15	17	21	24	26	30	33	36	38	41	44
GHA	3	3	4	9	11	14	17	21	23	26	29	32	35	38	42	43
GRE	3	3	4	9	11	14	17	20	23	26	29	32	35	38	42	43
HOL	4	1	6	7	12	15	16	21	22	25	29	33	35	37	40	43
IRE	1	2	6	7	11	13	18	19	23	25	28	31	34	39	40	45
ITA	4	2	6	8	10	15	16	21	22	25	29	33	35	37	40	43
JAP	4	2	6	8	12	15	16	21	22	25	29	33	34	37	41	43
KOR	1	2	4	8	10	15	17	21	23	26	30	33	36	37	40	44
MEX	1	1	6	7	10	13	18	19	22	25	28	31	36	39	40	45
PAR	2	1	4	7	12	13	17	19	22	25	28	31	34	38	41	44
POR	2	1	4	7	12	14	18	19	22	25	28	31	34	38	40	44
ROM	4	3	4	9	11	15	16	21	23	25	30	33	36	37	40	44
RUM	4	2	6	8	12	15	16	21	22	25	30	33	34	37	40	44
RUS	1	2	6	7	10	13	18	20	23	25	28	31	36	39	40	45
SPA	3	3	4	9	10	13	18	20	24	27	29	32	35	39	42	43
SWE	3	3	4	9	10	14	16	20	24	26	29	32	35	38	42	43
SWZ	3	2	4	8	11	13	18	19	24	27	28	32	36	39	42	43
UKR	2	1	4	7	12	14	17	19	24	25	29	32	34	38	41	44
URU	4	2	6	8	11	14	17	21	23	25	29	33	36	38	40	44
YUG	2	1	4	7	12	13	17	19	22	25	28	31	34	39	41	45

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

градаций (таблицы 3 и 4). Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

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 6).



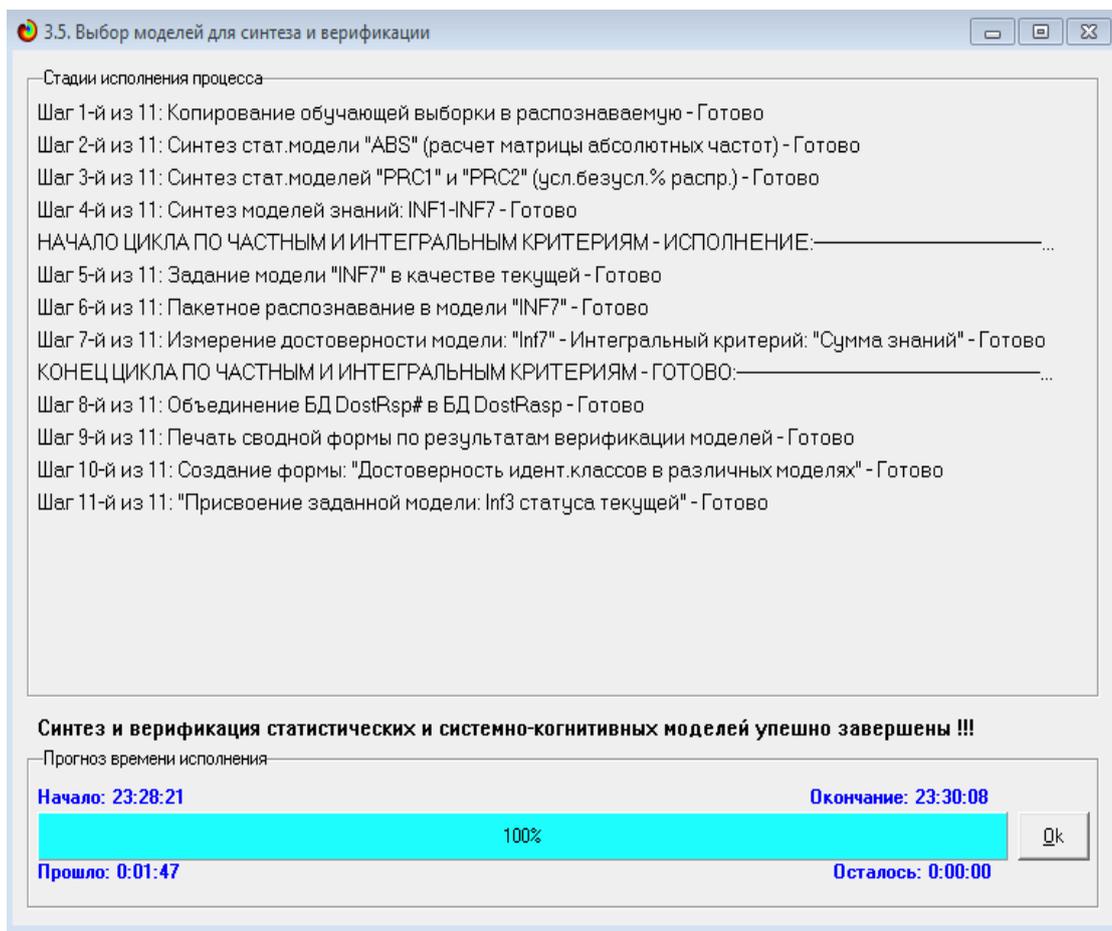


Рисунок 6. Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

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

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

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

5.5. Модель "1. ABS - частный критерий эволюция встреч сочтенной "Класс-признак" у объектов вбучаьборки"

Код признака	Наименование описательной шкалы признака	1 КОМАНДА 1/21 ARG	2 КОМАНДА 2/21 BEL	3 КОМАНДА 3/21 BRA	4 КОМАНДА 4/21 BUL	5 КОМАНДА 5/21 CHN	6 КОМАНДА 6/21 COL	7 КОМАНДА 7/21 SPA
1	ЗОНА ВОРГТ-1/12-11.0000000, 1.0000000	3		1	1		1	2
2	ЗОНА ВОРГТ-2/12-11.0000000, 2.0000000	1		1	1			1
3	ЗОНА ВОРГТ-3/12-12.0000000, 4.0000000	3	1	5	2			1
4	ЗОНА ВОРГТ-4/12-14.0000000, 4.0000000					1	2	
5	ЗОНА ВОРГТ-5/12-14.0000000, 5.0000000	1	2	1		1	1	1
6	ЗОНА ВОРГТ-6/12-15.0000000, 6.0000000	2		4		1		1
7	ЗОНА ВОРГТ-7/12-16.0000000, 7.0000000	6	1	3		1		1
8	ЗОНА ВОРГТ-8/12-17.0000000, 7.0000000							
9	ЗОНА ВОРГТ-9/12-17.0000000, 7.0000000							
10	ЗОНА ВОРГТ-10/12-17.0000000, 8.0000000	1		2		1		
11	ЗОНА ВОРГТ-11/12-18.0000000, 9.0000000	5	1	1			1	3
12	ЗОНА ВОРГТ-12/12-19.0000000, 9.0000000							
13	НОГА-1/2L	6	1	5	1			1
14	НОГА-2/2R	17	4	13	3		5	7
15	СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-1/3С	3		3		2		1
16	СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-2/3L	12	2	8	2	1	4	5
17	СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-3/3R	7	3	7	2	2	1	4
18	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-1/12-11.0000000, 1.0000000	21	5	15	4	4	4	10
19	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-2/12-11.0000000, 1.0000000							
20	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-3/12-11.0000000, 1.0000000							
21	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-4/12-11.0000000, 1.0000000							
22	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-5/12-11.0000000, 1.0000000							
23	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-6/12-11.0000000, 1.0000000							
24	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-7/12-11.0000000, 1.0000000							
25	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-8/12-11.0000000, 1.0000000							

Рисунок 7. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы признака	1 КОМАНДА 1/21 ARG	2 КОМАНДА 2/21 BEL	3 КОМАНДА 3/21 BRA	4 КОМАНДА 4/21 BUL	5 КОМАНДА 5/21 CHN	6 КОМАНДА 6/21 COL	7 КОМАНДА 7/21 SPA
1	ЗОНА ВОРГТ-1/12-11.0000000, 1.0000000	0.764	-0.541	-0.764	0.581	-0.472	0.528	0
2	ЗОНА ВОРГТ-2/12-11.0000000, 2.0000000	-0.517	-0.367	-0.197	0.716	-0.320	-0.320	0
3	ЗОНА ВОРГТ-3/12-12.0000000, 4.0000000	-1.152	-0.006	1.724	1.221	0.124	1.124	-0
4	ЗОНА ВОРГТ-4/12-14.0000000, 4.0000000							
5	ЗОНА ВОРГТ-5/12-14.0000000, 5.0000000	-0.437	1.652	-0.134	-0.269	0.697	0.697	0
6	ЗОНА ВОРГТ-6/12-15.0000000, 6.0000000	-0.635	-0.638	1.921	-0.494	0.444	-0.556	-0
7	ЗОНА ВОРГТ-7/12-16.0000000, 7.0000000	0.969	-0.218	-0.969	-0.943	-0.061	-1.061	-1
8	ЗОНА ВОРГТ-8/12-17.0000000, 7.0000000							
9	ЗОНА ВОРГТ-9/12-17.0000000, 7.0000000							
10	ЗОНА ВОРГТ-10/12-17.0000000, 8.0000000	-0.597	-0.387	0.740	-0.299	0.663	-0.337	-0
11	ЗОНА ВОРГТ-11/12-18.0000000, 9.0000000	1.327	0.110	-1.898	-0.689	-0.775	0.225	1
12	ЗОНА ВОРГТ-12/12-19.0000000, 9.0000000							
13	НОГА-1/2L	0.520	-0.083	1.472	0.163	-0.943	-0.943	0
14	НОГА-2/2R	-0.807	-0.313	-1.051	-0.339	1.244	1.244	-1
15	СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-1/3С	0.125	-0.696	0.732	-0.539	1.394	-0.606	-0
16	СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-2/3L	1.699	-0.495	-0.128	0.069	-1.173	1.827	0
17	СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-3/3R	-2.103	0.795	-0.183	0.293	0.080	-0.920	-0
18	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-1/12-11.0000000, 1.0000000	0.558	0.049	-0.130	0.167	-0.312	-0.312	0
19	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-2/12-11.0000000, 1.0000000							
20	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-3/12-11.0000000, 1.0000000							
21	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-4/12-11.0000000, 1.0000000							
22	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-5/12-11.0000000, 1.0000000							
23	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-6/12-11.0000000, 1.0000000							
24	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-7/12-11.0000000, 1.0000000							
25	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-8/12-11.0000000, 1.0000000							

Рисунок 8. Модель INF3 (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных свойств объектов наблюдения рассматривается с единственной точки зрения: с точки зрения того, какое количество информации содержится в них о том, к каким обобщающим категориям (классам) будут принадлежать или не принадлежать эти объекты. Поэтому не играет никакой роли, в каких единицах измерения измеряются те или иные свойства объектов наблюдения, а также в каких единицах измеряются результаты влияния этих свойств, натуральных, в процентах или стоимостных. Это и есть решение проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий.

Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергера, а также по критериям L1-L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 9).

Наименование модели и типичный случай	Исторический случай	Число объектов (N)	Число объектов (P)	Число объектов (Q)	Число объектов (R)	Число объектов (S)	Среднее значение истинности (L1)	Среднее значение истинности (L2)	Среднее значение истинности (L3)	Среднее значение истинности (L4)	L1-мера (E.V. Луценко)	L2-мера (E.V. Луценко)
1. АСК - частный критерий: количество истинных решений. Ч. мер.	Забранный абс. частот с обр.	413	0.830	1.000	0.872	223.434	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
1. АСК - частный критерий: количество истинных решений. Ч. мер.	Сумма абс. частот (L1-мера)	413	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
2. РНС - частный критерий: для вероятности того, что объект в классе.	Забранный абс. частот с обр.	413	0.830	1.000	0.872	223.434	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
2. РНС - частный критерий: для вероятности того, что объект в классе.	Сумма абс. частот (L1-мера)	413	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
3. РНС - частный критерий: для вероятности того, что объект в классе.	Забранный абс. частот с обр.	413	0.830	1.000	0.872	223.434	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
3. РНС - частный критерий: для вероятности того, что объект в классе.	Сумма абс. частот (L1-мера)	413	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
4. РНС - частный критерий: количество объектов (L1-мера)	Сумма абс. частот (L1-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
4. РНС - частный критерий: количество объектов (L1-мера)	Сумма абс. частот (L1-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
5. РНС - частный критерий: количество объектов (L2-мера)	Сумма абс. частот (L2-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
5. РНС - частный критерий: количество объектов (L2-мера)	Сумма абс. частот (L2-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
6. РНС - частный критерий: количество объектов (L3-мера)	Сумма абс. частот (L3-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
6. РНС - частный критерий: количество объектов (L3-мера)	Сумма абс. частот (L3-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
7. РНС - частный критерий: количество объектов (L4-мера)	Сумма абс. частот (L4-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
7. РНС - частный критерий: количество объектов (L4-мера)	Сумма абс. частот (L4-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
8. РНС - частный критерий: количество объектов (L5-мера)	Сумма абс. частот (L5-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
8. РНС - частный критерий: количество объектов (L5-мера)	Сумма абс. частот (L5-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
9. РНС - частный критерий: количество объектов (L6-мера)	Сумма абс. частот (L6-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
9. РНС - частный критерий: количество объектов (L6-мера)	Сумма абс. частот (L6-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
10. РНС - частный критерий: количество объектов (L7-мера)	Сумма абс. частот (L7-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
10. РНС - частный критерий: количество объектов (L7-мера)	Сумма абс. частот (L7-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
11. РНС - частный критерий: количество объектов (L8-мера)	Сумма абс. частот (L8-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
11. РНС - частный критерий: количество объектов (L8-мера)	Сумма абс. частот (L8-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
12. РНС - частный критерий: количество объектов (L9-мера)	Сумма абс. частот (L9-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
12. РНС - частный критерий: количество объектов (L9-мера)	Сумма абс. частот (L9-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
13. РНС - частный критерий: количество объектов (L10-мера)	Сумма абс. частот (L10-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830
13. РНС - частный критерий: количество объектов (L10-мера)	Сумма абс. частот (L10-мера)	201	0.830	1.000	0.872	137.939	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830	0.830

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

Из рисунка 9 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний» ($F=0,659$ при максимуме 1,000), что является приемлемым результатом, а по критерию L1 проф. Е.В.Луценко та же модель является наиболее достоверной ($L1=0,796$ при максимуме 1,000), что является неплохим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF3 причинно-следственной зависимости между командой и характеристиками исполненных пенальти.

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

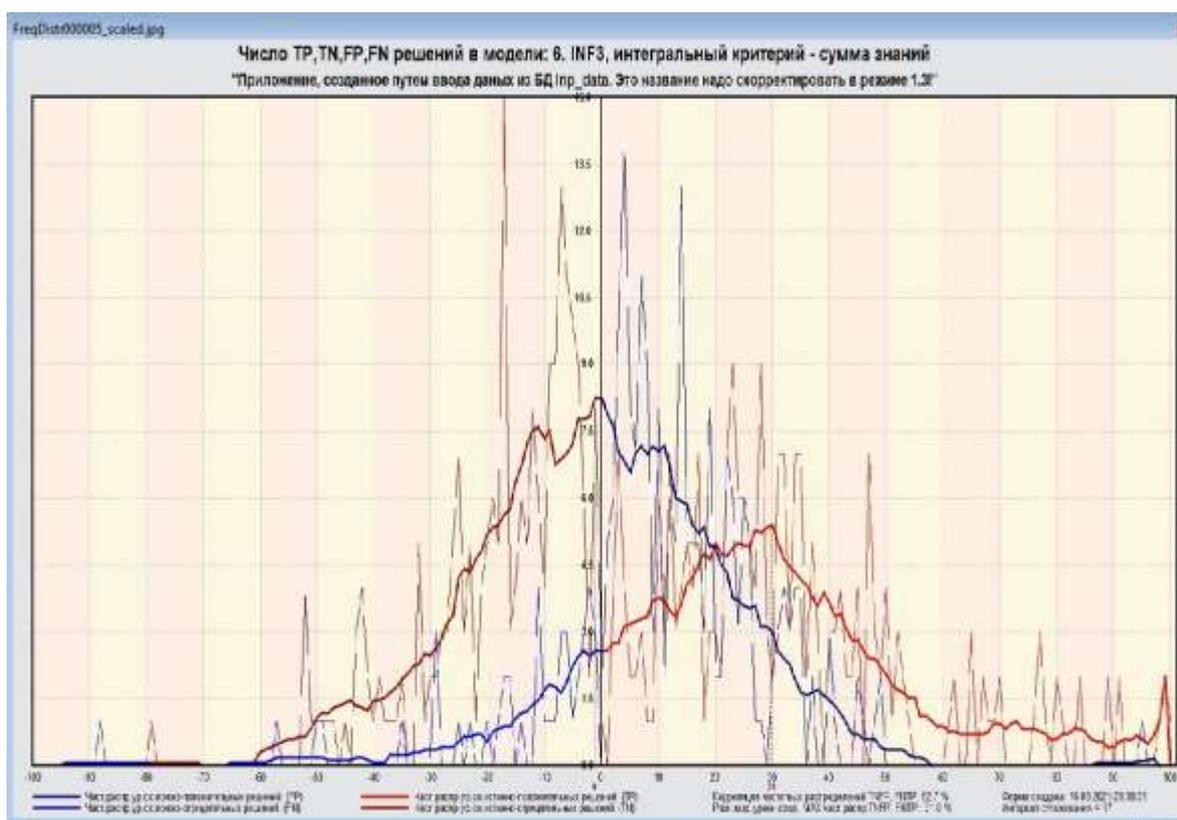


Рисунок 10. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

Рисунок 10 содержит изображения двух частотных распределений, похожих на нормальные, сдвинутых относительно друг друга по фазе.

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

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации вида команды по его характеристикам и другие задачи.

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

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

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

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

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

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

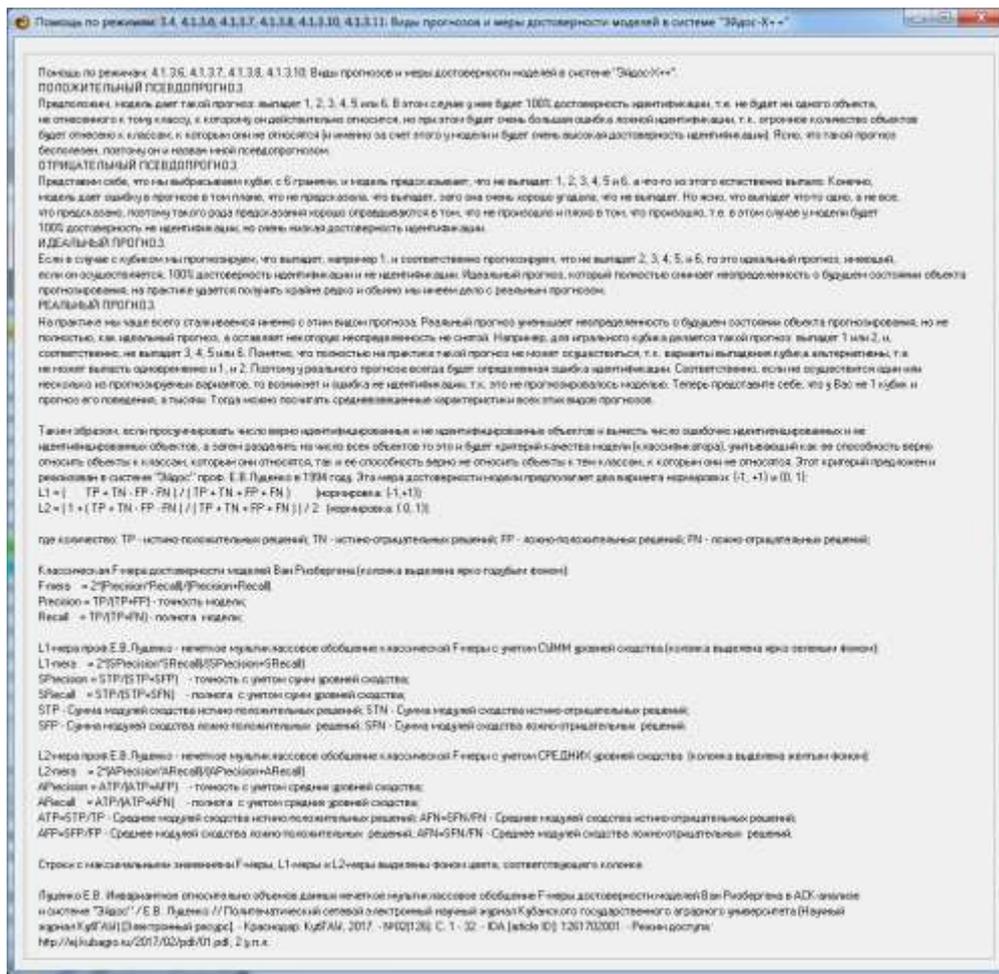


Рисунок 11. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1- и L2-критериям проф. Е.В.Луценко

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

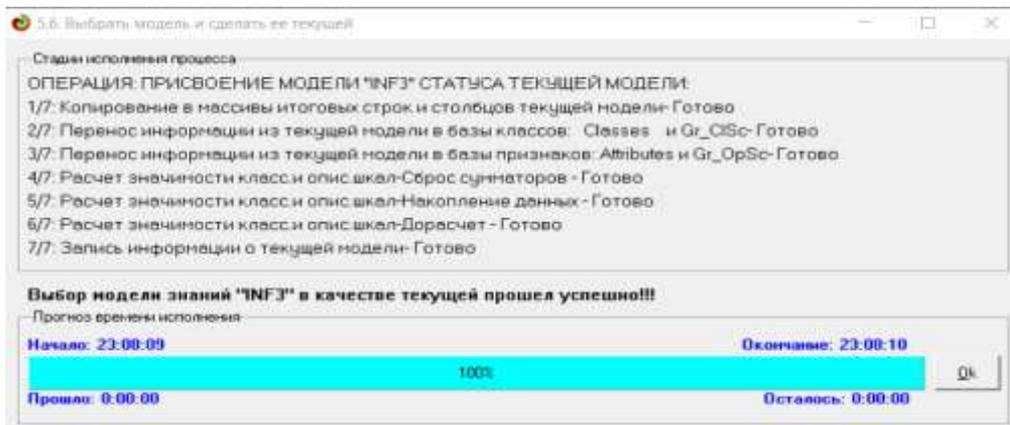
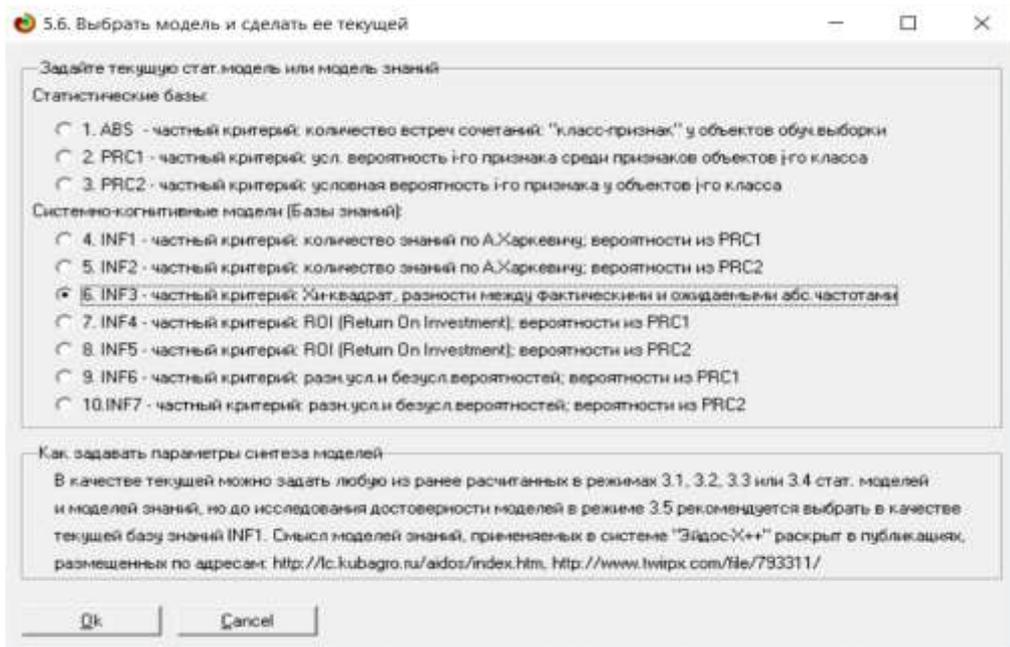


Рисунок 12. Экранные формы придания наиболее достоверной СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение класса команды на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на GPU (рисунок 13).

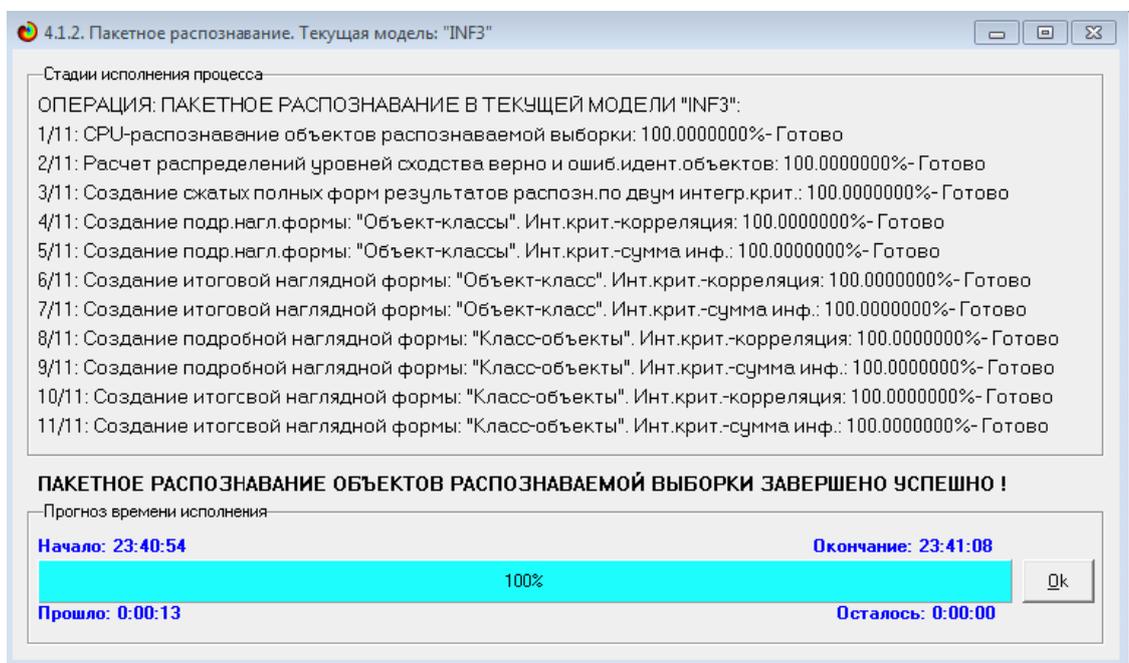
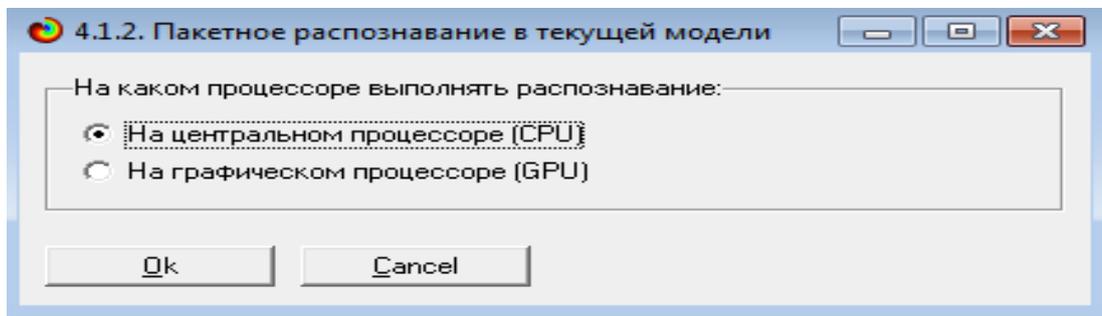


Рисунок 14. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Из рисунка 12 видно, что процесс идентификации заняла 13 секунд.

Отметим, что 99% этого времени заняла не сама идентификация на CPU, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях:

Приведем две из этих 10 форм: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 13).

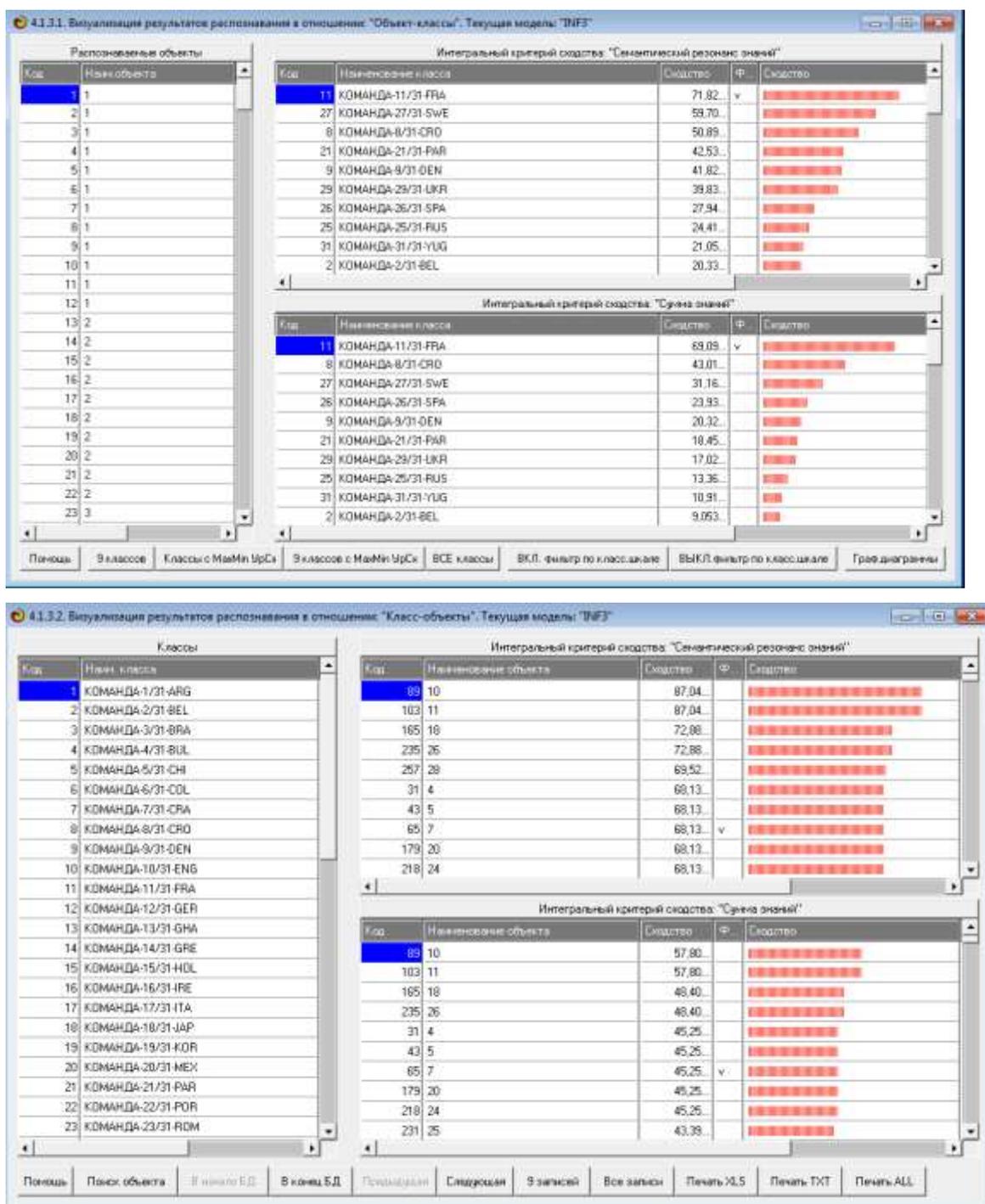


Рисунок 15. Выходные формы по результатам идентификации вида команды по его характеристикам

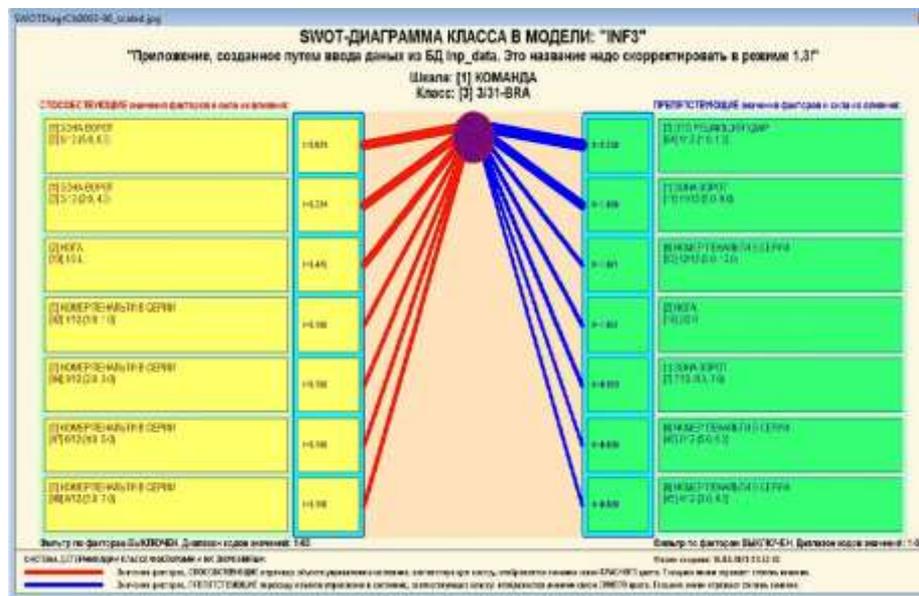
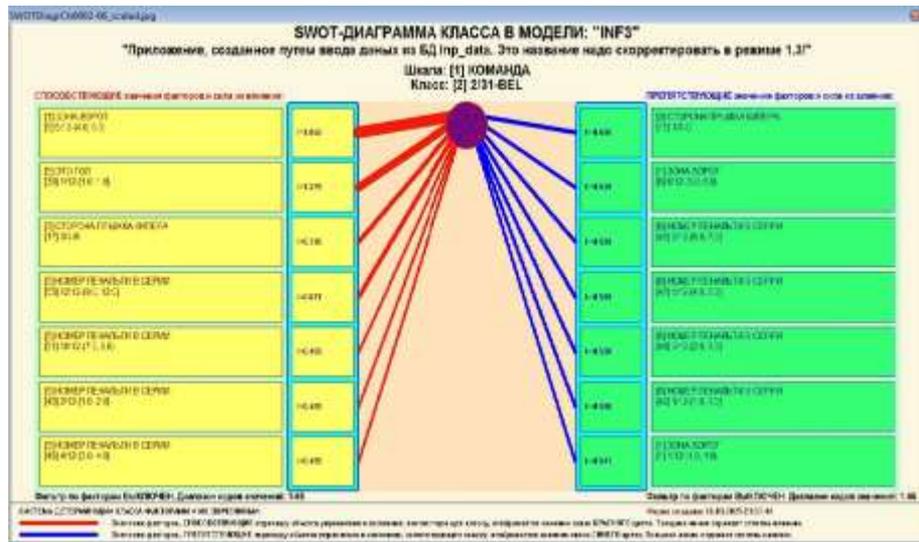


Рисунок 16. SWOT-диаграммы детерминации команд и пенальти

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных значений характеристик команды на ее вид.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой задачи всегда, т.е. даже в самых ранних DOS-версиях и в реализациях системы «Эйдос» на других языках и типах компьютеров. Например, первый акт внедрения системы «Эйдос», где об этом упоминается в явном виде, датируется 1987 годом, а первый подобный расчет относится к 1981 году.

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



УТВЕРЖДАЮ
Директор Северо-Кавказского филиала
ВНИЦ "АИУС-агроресурсы", к.э.н.
З.М. Трахов
1987г.

А К Т

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

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

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

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

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

От ИСИ АН СССР:
Мл. научный сотрудник
Кириченко М.М.
19.05. 1987г.

Мл. научный сотрудник
Дячко Г.А.
19.05. 1987г.

От СКФ ВНИЦ "АИУС-агроресурсы":
Зав. отделом аэрокосмических и
тематических изысканий №4, к.э.н.
Самсонов Г.А.
19.05. 1987г.

Главный конструктор проекта
Коренец В.И.
19.05. 87. 1987г.

Главный конструктор проекта
Луценко Е.В.
19.05. 87. 1987г.

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

Информация о системе значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, может быть приведена не только в диаграммах, показанных на рисунках 14, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности в этих формах может быть выведена значительно более

полная информация (в т. ч. вообще вся имеющая в модели). Подобная подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути: C:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\SWOTCls####Inf3.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

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

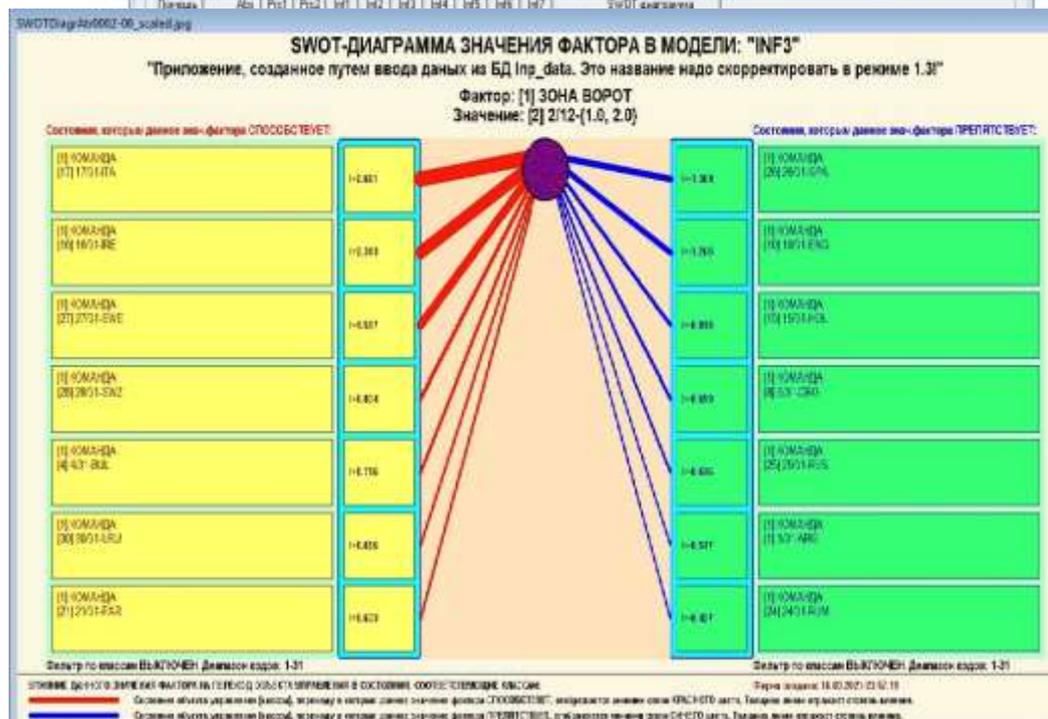
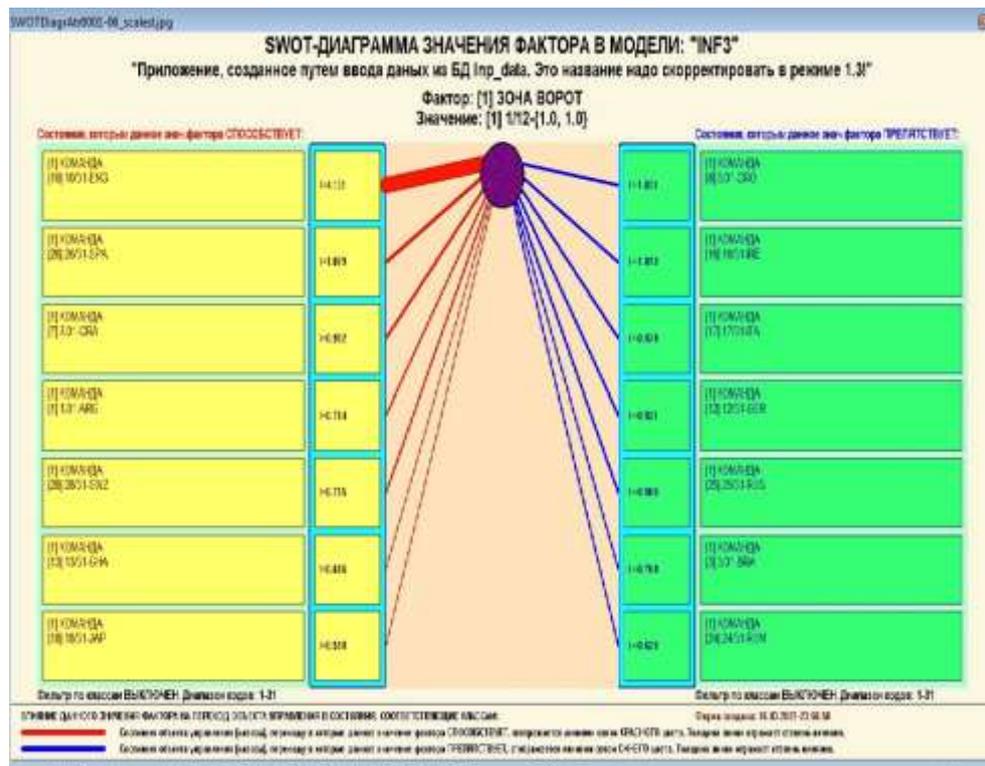


Рисунок 17. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных видов команды на его характеристики

Из первого примера видно, что наибольший урон в секунду более характерен SMG и Heavy.

В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не

мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых чаще всего является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего опыта и профессиональной компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже более 30 лет, но, к сожалению, она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос».

Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

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

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

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 пенальти для команд по связанным с ними значениям их характеристик. Важно, что эти результаты сравнения получены с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

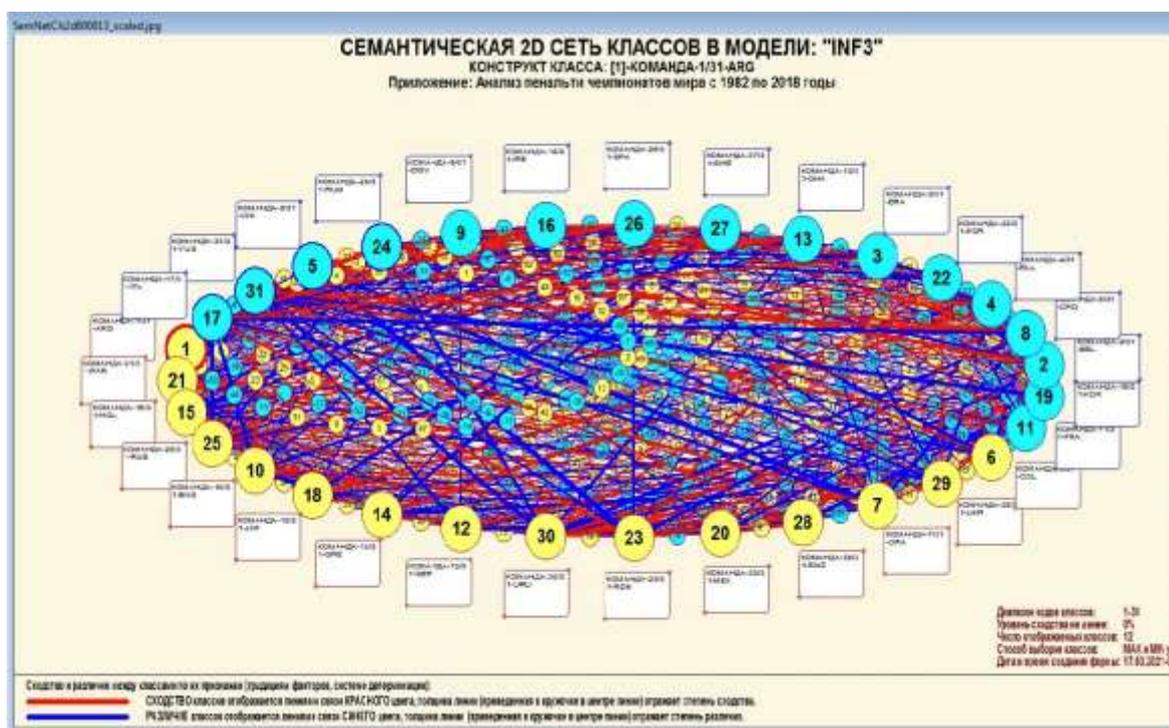


Рисунок 18. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходства/различия видов команды по связанным с ними значениям их характеристик.

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

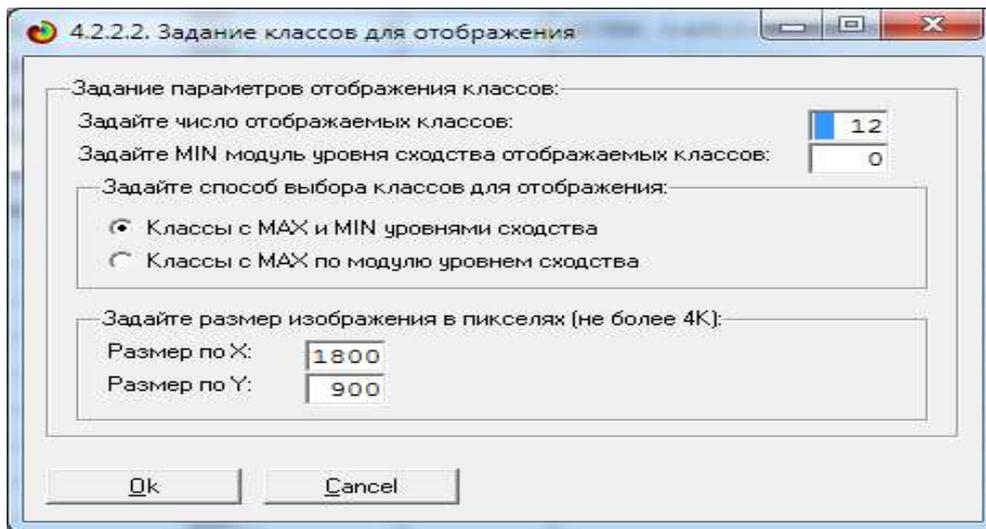


Рисунок 19. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, пример которой приведен на рисунке 16, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате когнитивной кластеризации (рисунок 18):

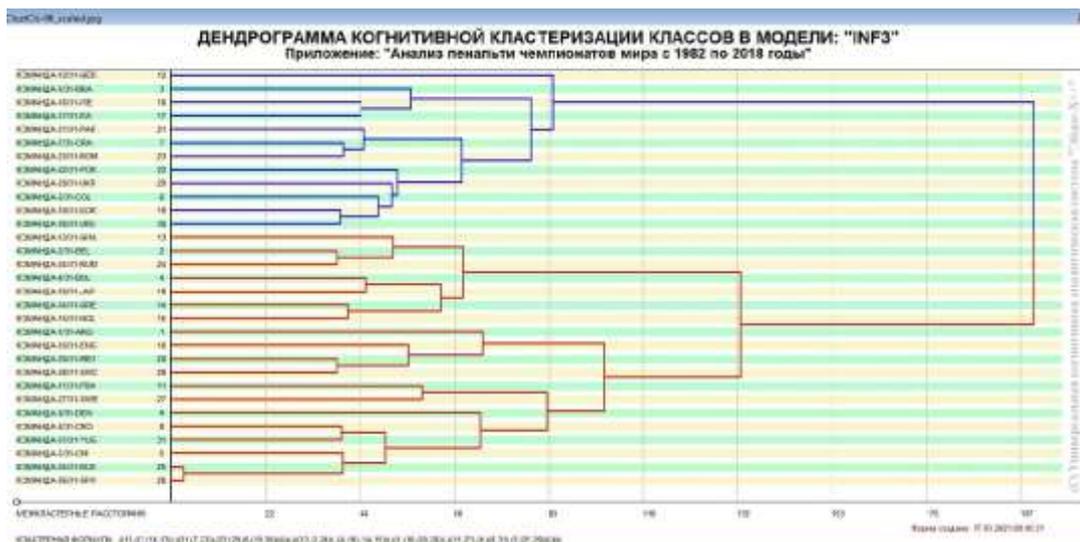


Рисунок 20. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие пенальти команд

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

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

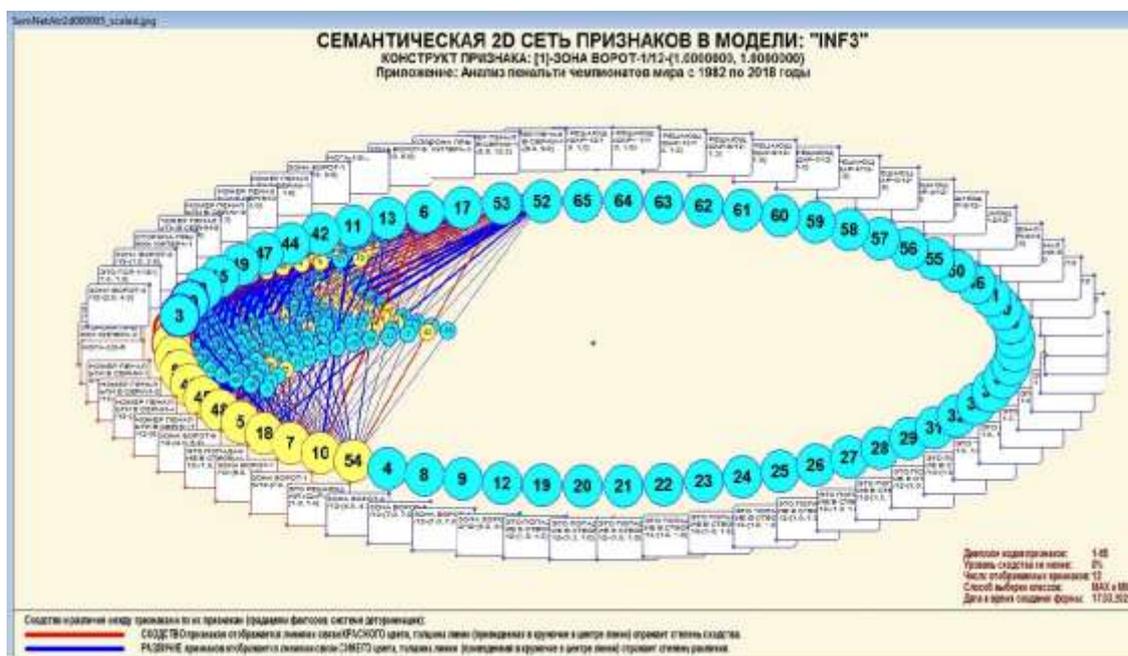


Рисунок 22. сходство/различие признаков команды в соответствии с их характеристиками

Из рисунка 22 видно, что все значения факторов образуют два крупных кластера, противоположных по их смыслу. Эти кластеры образуют полюса конструкта.

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

Диаграмма, приведенная на рисунке 22, получена при параметрах, приведенных на рисунке 22.

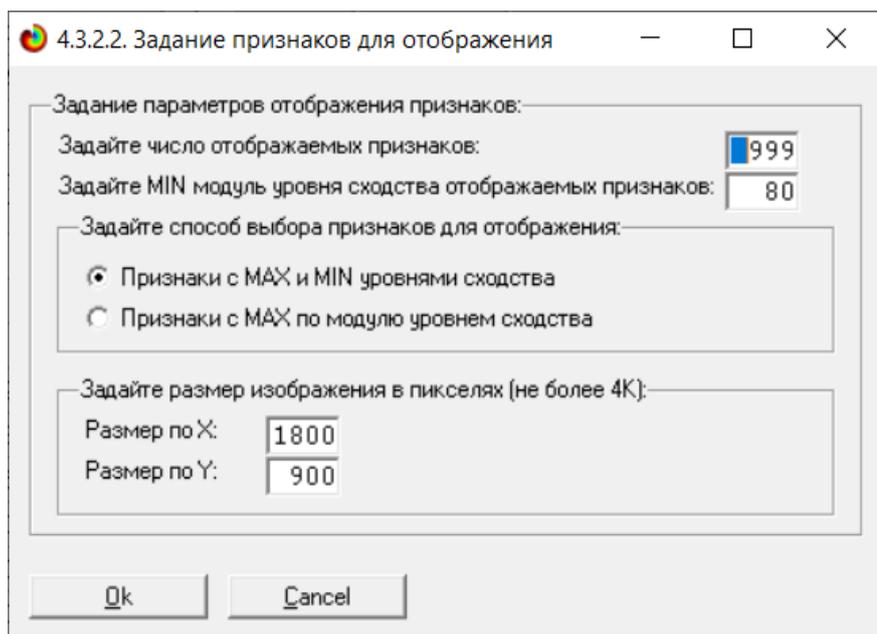


Рисунок 23. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 23.

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 24 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 24.



Рисунок 24. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации признаков

Из дендрограммы на рисунке 24 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами).

Хорошо видна группировка признаков по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о классе команды. Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 24) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 19 и 20).

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений признаков.

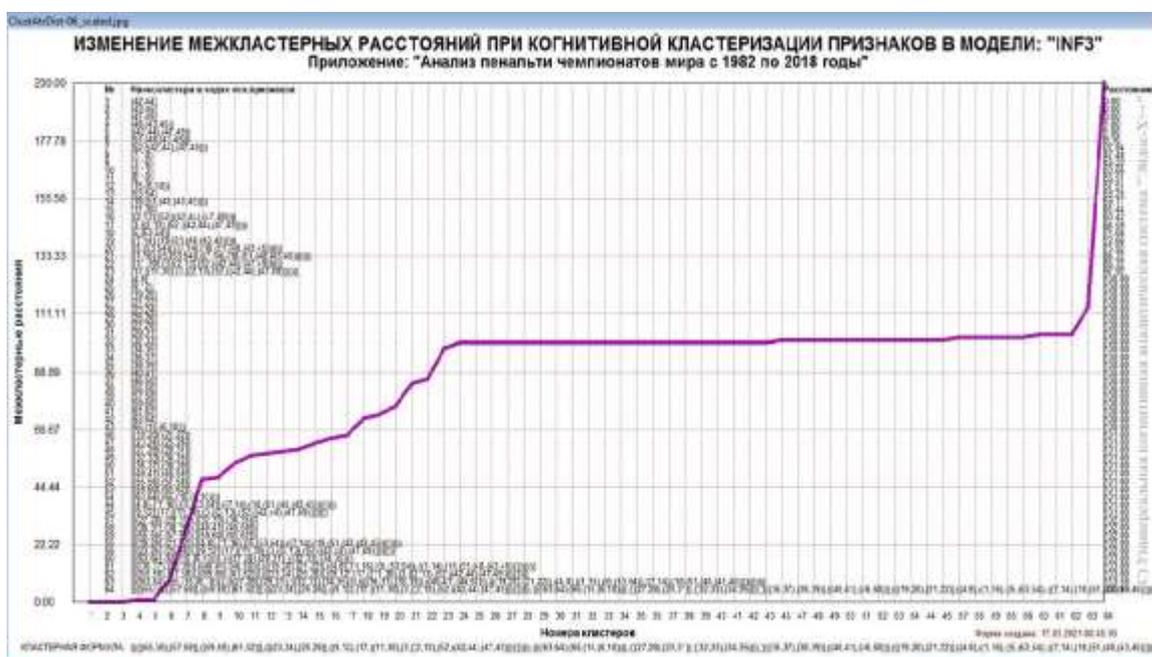


Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

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



Рисунок 26. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений характеристик команды на его вид



Рисунок 27. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений характеристик команды на его вид (фрагмент 49% сети)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют классу (виду) команды, а рецепторы – их характеристикам. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко

обусловленные обуславливающими их значениями факторами, а справа – менее жестко обусловленные.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к нечетким декларативным гибридным моделям и объединяет в себе некоторые особенности нейросетевой и фреймовой моделей представления знаний. Классы в этой модели соответствуют нейронам и фреймам, а признаки рецепторам и шпациям (описательные шкалы – слотам).

От фреймовой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается своей эффективной и простой программной реализацией, полученной за счет того, что разные фреймы отличаются друг от друга не набором слотов и шпаций, а лишь информацией в них. Поэтому в системе «Эйдос» при увеличении числа фреймов само количество баз данных не увеличивается, а увеличивается лишь их размерность.

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что:

- 1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а считаются прямым счетом на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети);
- 2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации;
- 3) нейросеть является нелокальной, как сейчас говорят «полносвязной».

4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 26 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент около 49% СК-модели Inf3.

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отображенных соответственно на рисунках 16 и 20, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 27.

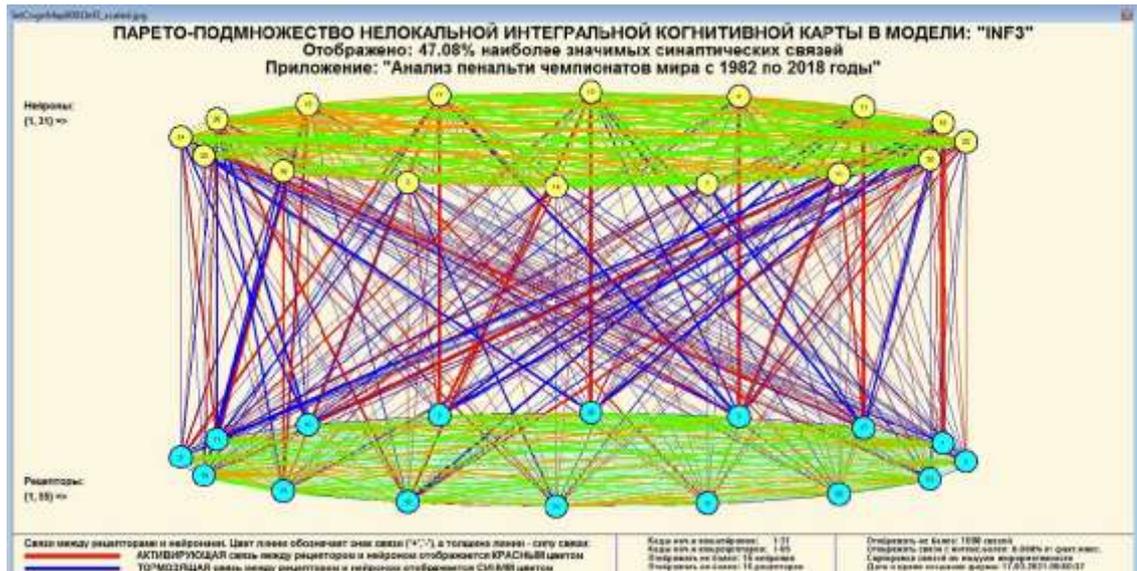


Рисунок 28. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

4.3.7. Когнитивные функции

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

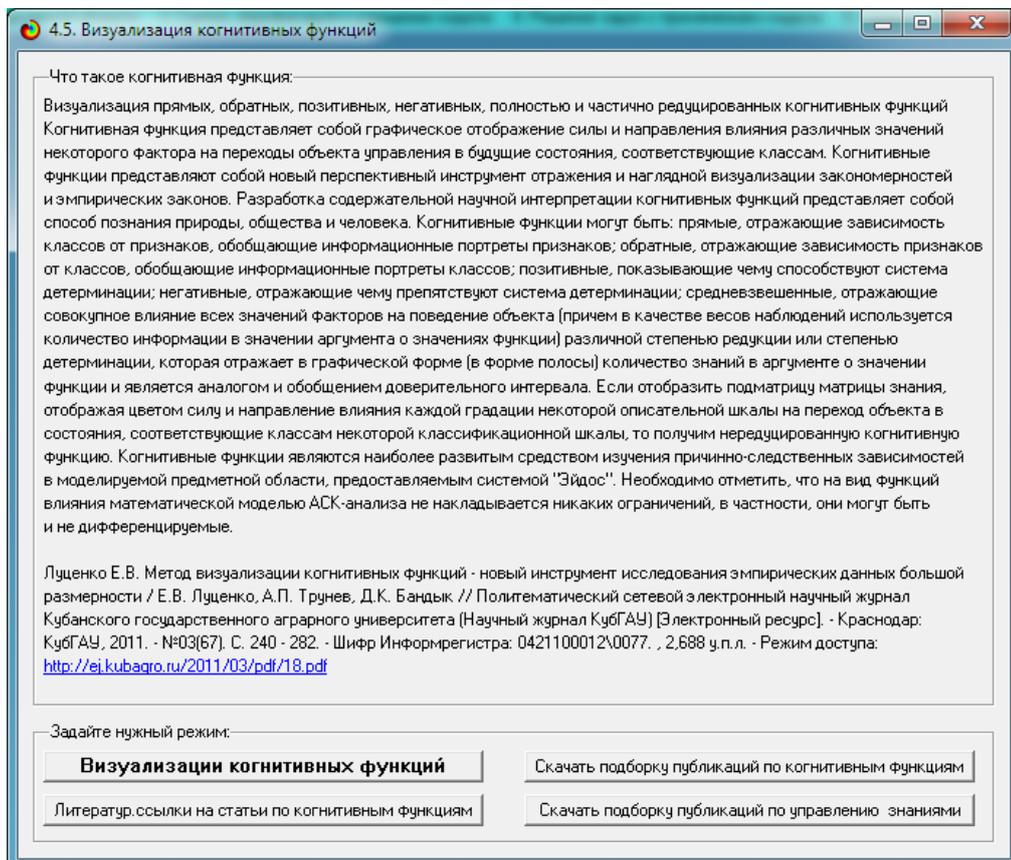


Рисунок 29. Help режима визуализации когнитивных функций

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора (признаков) на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Классы являются градациями классификационных шкал.

Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации эмпирических закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека.

Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации (обозначены белой линией); негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации (обозначены черной линией); средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы разной толщины) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала.

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

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

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

На рисунках 28 приведены когнитивные функции, наглядно отражающие силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных характеристик команды на его вид (класс).

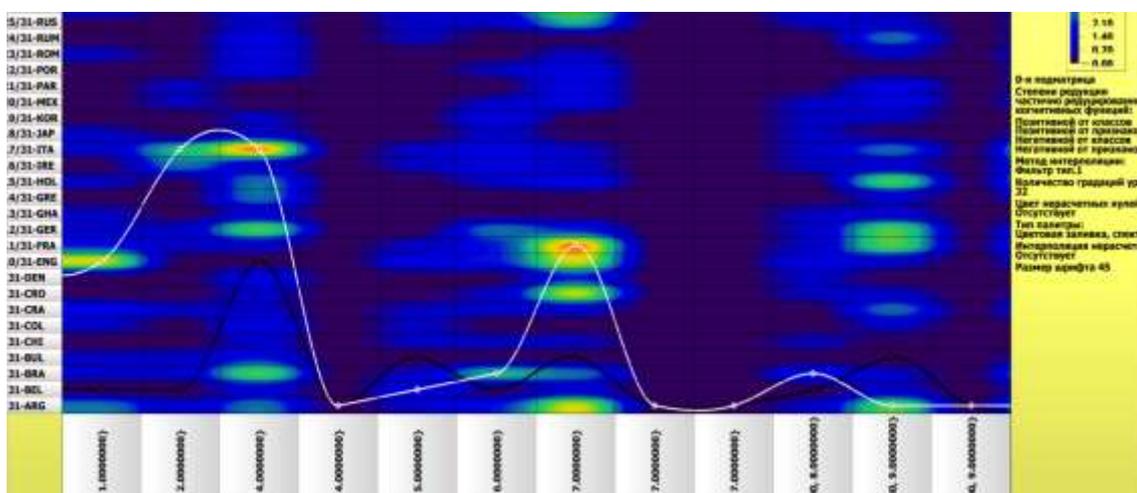


Рисунок 30. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3, отражающих силу и направление влияния значений характеристик команды на ее вид

Из когнитивных функций, приведенных на рисунке 28, хорошо видно, что зависимости между значениями характеристик команды и ее классом в основном имеют довольно предсказуемый характер.

4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик команды и сила влияния этих характеристик на класс команды

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

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

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим вид (класс) команды (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения характеристики команды, соответствующего строке, на конкретное значение его класса (вида).

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

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

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

Существует много мер вариабельности значений: это и среднее модулей отклонения от среднего, и дисперсия, и среднеквадратичное

Таблица 6 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал,
т.е. сила влияния значений характеристик команды на ее класс
в СК-модели INF3

№	Код	Наименование	Код шкалы	Значи- мость, %	Значи- мость нараст. итогом, %
1	7	ЗОНА ВОРОТ-7/12-{6.0000000, 7.0000000}	1	6,6712301	6,6712301
2	17	СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-3/3-R	3	6,3994966	13,0707267
3	3	ЗОНА ВОРОТ-3/12-{2.0000000, 4.0000000}	1	6,2020982	19,2728249
4	16	СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-2/3-L	3	5,8512232	25,1240481
5	30	ЭТО ГОЛ-1/12-{1.0000000, 1.0000000}	5	5,6241447	30,7481928
6	11	ЗОНА ВОРОТ-11/12-{8.0000000, 9.0000000}	1	5,3685196	36,1167125
7	14	НОГА-2/2-R	2	4,9579459	41,0746583
8	13	НОГА-1/2-L	2	4,9341046	46,0087629
9	15	СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-1/3-C	3	4,8557353	50,8644982
10	1	ЗОНА ВОРОТ-1/12-{1.0000000, 1.0000000}	1	4,5052458	55,3697440
11	2	ЗОНА ВОРОТ-2/12-{1.0000000, 2.0000000}	1	3,9931839	59,3629279
12	54	ЭТО РЕШАЮЩИЙ УДАР-1/12-{1.0000000, 1.0000000}	7	3,5567818	62,9197096
13	53	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-12/12-{9.0000000, 12.0000000}	6	3,0415717	65,9612814
14	52	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-11/12-{8.0000000, 9.0000000}	6	2,8897373	68,8510187
15	6	ЗОНА ВОРОТ-6/12-{5.0000000, 6.0000000}	1	2,8480198	71,6990385
16	43	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-2/12-{1.0000000, 2.0000000}	6	2,7361156	74,4351540
17	45	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-4/12-{3.0000000, 4.0000000}	6	2,7361156	77,1712696
18	48	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-7/12-{5.0000000, 6.0000000}	6	2,7361156	79,9073851
19	51	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-10/12-{7.0000000, 8.0000000}	6	2,7149428	82,6223279
20	5	ЗОНА ВОРОТ-5/12-{4.0000000, 5.0000000}	1	2,6710421	85,2933700
21	42	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-1/12-{1.0000000, 1.0000000}	6	2,4954499	87,7888199
22	44	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-3/12-{2.0000000, 3.0000000}	6	2,4954499	90,2842698
23	47	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-6/12-{4.0000000, 5.0000000}	6	2,4954499	92,7797198
24	49	НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-8/12-{6.0000000, 7.0000000}	6	2,4954499	95,2751697
25	18	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-1/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	2,3933817	97,6685514
26	10	ЗОНА ВОРОТ-10/12-{7.0000000, 8.0000000}	1	2,3314486	100,0000000
27	4	ЗОНА ВОРОТ-4/12-{4.0000000, 4.0000000}	1	0,0000000	100,0000000
28	8	ЗОНА ВОРОТ-8/12-{7.0000000, 7.0000000}	1	0,0000000	100,0000000
29	9	ЗОНА ВОРОТ-9/12-{7.0000000, 7.0000000}	1	0,0000000	100,0000000
30	12	ЗОНА ВОРОТ-12/12-{9.0000000, 9.0000000}	1	0,0000000	100,0000000
31	19	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-2/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
32	20	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-3/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
33	21	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-4/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
34	22	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-5/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
35	23	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-6/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
36	24	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-7/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
37	25	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-8/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
38	26	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-9/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
39	27	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-10/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
40	28	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-11/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
41	29	ЭТО ПОПАДАНИЕ В СТВОР-12/12-{1.0000000, 1.0000000}	4	0,0000000	100,0000000
42	31	ЭТО ГОЛ-2/12-{1.0000000, 1.0000000}	5	0,0000000	100,0000000
43	32	ЭТО ГОЛ-3/12-{1.0000000, 1.0000000}	5	0,0000000	100,0000000
44	33	ЭТО ГОЛ-4/12-{1.0000000, 1.0000000}	5	0,0000000	100,0000000
45	34	ЭТО ГОЛ-5/12-{1.0000000, 1.0000000}	5	0,0000000	100,0000000

Из рисунка 29 и таблицы 6 видно, что 50% наиболее ценных для решения задачи идентификации характеристик команды обуславливают 65% суммарной ценности, а 50% суммарной ценности обеспечиваются 36% наиболее ценных характеристик команды.

Обращаем внимание, что наиболее ценным является низкая стоимость команды, а наименее ценным – средний заработок за убийство, причем наименее ценный фактор является бессмысленным.

Из таблицы 6 видно, что наиболее сильное влияние на класс команды оказывают значения характеристик:

- ЗОНА ВОРОТ-7/12-{6.0000000, 7.0000000}
- СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-3/3-R
- СТОРОНА ПРЫЖКА КИПЕРА-2/3-L
- НОГА-2/2-R

а наиболее низкое:

- ЭТО РЕШАЮЩИЙ УДАР-1/12-{1.0000000, 1.0000000}
- НОМЕР ПЕНАЛЬТИ В СЕРИИ-12/12-{9.0000000, 12.0000000}

Ценность же характеристик команды (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого параметра (таблица 7).

Из таблицы 7 видно, что наиболее сильное влияние на вид команды оказывают его стоимость и боезапас, а наиболее низкое – урон и отдача.

4.3.9. Степень детерминированности класса (команды).

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

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

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



Рисунок 32. Парето-кривая степени детерминированности классов

Таблица 8 – Парето-таблица степеней детерминированности (обусловленности) классов команды в СК-модели INF3

№	Код класса	Название класса	Значимость, %	Значимость нарастающим итогом
1	10	КОМАНДА-10/31-ENG	6,7288090	6,7288090
2	17	КОМАНДА-17/31-ITA	5,5081660	12,2369750
3	12	КОМАНДА-12/31-GER	5,0705741	17,3075491
4	11	КОМАНДА-11/31-FRA	4,9573982	22,2649473
5	26	КОМАНДА-26/31-SPA	4,4138720	26,6788193
6	15	КОМАНДА-15/31-HOL	4,3928021	31,0716214
7	8	КОМАНДА-8/31-CRO	4,3556224	35,4272439
8	3	КОМАНДА-3/31-BRA	4,1356041	39,5628479
9	24	КОМАНДА-24/31-RUM	3,7266098	43,2894577
10	16	КОМАНДА-16/31-IRE	3,5559959	46,8454536
11	1	КОМАНДА-1/31-ARG	3,4224314	50,2678850
12	7	КОМАНДА-7/31-CRA	3,2789453	53,5468303
13	30	КОМАНДА-30/31-URU	2,8547713	56,4016016
14	25	КОМАНДА-25/31-RUS	2,8214861	59,2230877
15	20	КОМАНДА-20/31-MEX	2,7678904	61,9909780
16	6	КОМАНДА-6/31-COL	2,7378687	64,7288467
17	27	КОМАНДА-27/31-SWE	2,6901383	67,4189850
18	31	КОМАНДА-31/31-YUG	2,6722377	70,0912228
19	14	КОМАНДА-14/31-GRE	2,6510878	72,7423106
20	5	КОМАНДА-5/31-CHI	2,6115113	75,3538219
21	19	КОМАНДА-19/31-KOR	2,5360435	77,8898655
22	9	КОМАНДА-9/31-DEN	2,5039846	80,3938500
23	13	КОМАНДА-13/31-GHA	2,3149482	82,7087982
24	2	КОМАНДА-2/31-BEL	2,2939731	85,0027713
25	22	КОМАНДА-22/31-POR	2,2923060	87,2950774
26	21	КОМАНДА-21/31-PAR	2,2364379	89,5315152
27	29	КОМАНДА-29/31-UKR	2,2017824	91,7332977
28	23	КОМАНДА-23/31-ROM	2,1224030	93,8557007
29	28	КОМАНДА-28/31-SWZ	2,1190720	95,9747727
30	18	КОМАНДА-18/31-JAP	2,0480573	98,0228300
31	4	КОМАНДА-4/31-BUL	1,9771700	100,0000000

Из таблицы 8 мы видим, что значения характеристик наиболее сильно детерминируют (обуславливают) такие классы команды, Англия и Италия, а Япония и Болгария. При этом степень детерминированности наиболее и наименее детерминированных классов отличается в два раза, что довольно существенно.

Чем выше степень детерминированности класса команды значениями его характеристик, тем легче определить этот класс по параметрам команды

ВЫВОД

Как показывает анализ результатов численного эксперимента предложенное и реализованное в системе «Эйдос» решение поставленных задач является вполне эффективным, что позволяет обоснованно утверждать, что цель работы достигнута, поставленная проблема решена.

В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по различным классам команды, изучено влияние характеристик пенальти на эти классы, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение №273 в режиме 1.3 системы «Эйдос».

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Луценко Е.В. Системное обобщение принципа Эшби и повышение уровня системности модели объекта познания как необходимое условие адекватности процесса его познания / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №09(163). С. 100 – 134. – IDA [article ID]: 1632009009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/09/pdf/09.pdf>, 2,188 у.п.л.
2. Луценко Е.В. Эффективность объекта управления как его эмерджентное свойство и повышение уровня системности как цель управления / Луценко Е.В. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2021. – №01(165). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2021/01/pdf/09.pdf>, 1,313 у.п.л. – IDA [article ID]: 1652101009. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-165-009>
3. Луценко Е.В. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина, А.Э. Сергеев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №06(160). С. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf>, 1,25 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., Подсистема агломеративной когнитивной кластеризации классов системы «Эйдос» ("Эйдос-кластер"). Пат. № 2012610135 РФ. Заяв. № 2011617962 РФ 26.10.2011. Оpubл. От 10.01.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012610135.jpg>, 3,125 у.п.л.
6. 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 Информрегистрa: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.
7. 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.
8. 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.

9. 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.
10. Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций – новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №03(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>, 2,688 у.п.л.
11. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по когнитивным функциям. http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm
12. 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.
13. Луценко Е.В. Сценарный АСК-анализ как метод разработки на основе эмпирических данных базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния объекта или ситуации по теореме А.Н.Колмогорова (1957) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №07(161). С. 76 – 120. – IDA [article ID]: 1612007009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/07/pdf/09.pdf>, 2,812 у.п.л.
14. Луценко Е.В. Детальный численный пример сценарного Автоматизированного системно-когнитивного анализа в интеллектуальной системе "Эйдос" / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №08(162). С. 273 – 355. – IDA [article ID]: 1622008020. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/08/pdf/20.pdf>, 5,188 у.п.л.
15. 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>
16. 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>
17. 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.
18. Работы проф.Е.В.Луценко & К^о по информационным мерам сложности систем (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm

