

УДК 004.8

UDC 004.8

Автоматизированный системно-когнитивный анализ взаимосвязи между характеристиками хоккеистов и рейтингом команд**Automated system-cognitive analysis of the relationship between the characteristics of hockey players and the ranking of teams**

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>

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>

Куцупий Инна Владимировна
Студентка группы ИТ1902 факультет прикладной информатики
Inna-2001@list.ru

Kutsupii Inna Vladimirovna
Student of IT1902 group faculty of applied Informatics
Inna-2001@list.ru

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

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

Целью данной работы является изучение рейтинга команд, город их образования, описание игроков, а также их амплуа. Достижение данной цели представляет большой научный и практический интерес как для ученых, так и для обычных людей. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос». Подробно рассматривается численный пример, основанный на реальных данных по хоккейным командам.

The aim of this work is to study the ranking of teams, the city of their formation, a description of the players, as well as their role. Achieving this goal is of great scientific and practical interest for both scientists and ordinary people. To achieve this goal, Automated System-Cognitive Analysis (ASK-analysis) and its software tools - the intellectual system "Eidos" are used. A numerical example based on real data on hockey teams is considered in detail.

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

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM, TEAM, PLAYER

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	2
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	5
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ	10
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	17
Подзадача 4.1. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ (ДИАГНОСТИКА, КЛАССИФИКАЦИЯ, РАСПОЗНАВАНИЕ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ).....	17
Подзадача 4.2. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (SWOT-АНАЛИЗ)	19
Подзадача 4.3. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ	23
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов	24
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов	25
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов.....	26

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов.....	28
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	29
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты	31
4.3.7. Когнитивные функции	32
4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на результаты анализа характеристики хоккейных команд и их рейтинга.....	36
4.3.9. Степень детерминированности результатов анализа значениями обуславливающих их факторов.....	39
4.3.10. Устойчивость результатов анализа от значений обуславливающих их описательных данных.....	41
7. ВЫВОДЫ.....	47
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	47

Введение

Целью данной работы является изучение рейтинга команд, город их образования, описание игроков, а также их амплуа. Достижение данной цели представляет большой научный и практический интерес как для ученых, так и для обычных людей.

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-X++» (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 189, 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-Х++»

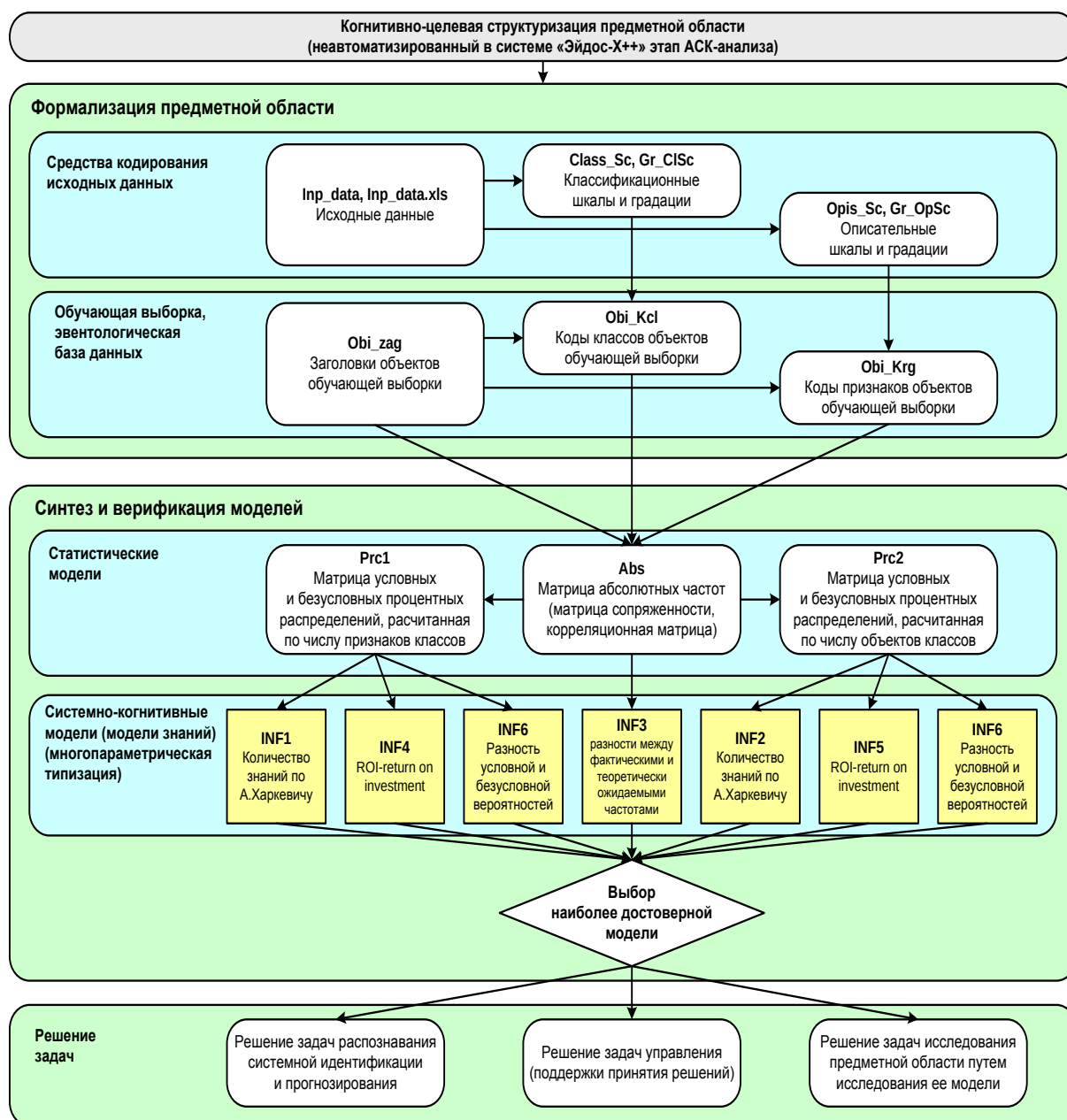


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

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 команды, в которых находятся игроки, и их рейтинг (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – различные характеристики игроков (таблица 2):

Таблица 1– Классификационные шкалы

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	КОМАНДА
2	РЕЙТИНГ КОМАНД

Таблица 2– Описательные шкалы

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	ГОРОД
2	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)
3	РОСТ (СМ)
4	ВЕС (КГ)
5	АМПЛУА

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (таблица 3) получены в результате научной работы над командами хоккеистов:

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

1	Игрок	Команда	Рейтинг команды	Город	Возраст (лет)	Рост (см)	Вес (кг)	Амплуа
2	Александр Судницин	Авангард	1574	Омск	31	185	74	Вратарь
3	Игорь Бобков	Авангард	1574	Омск	28	190	87	Вратарь
4	Алексей Бондарев	Авангард	1574	Омск	36	187	82	Защитник
5	Алексей Емелин	Авангард	1574	Омск	33	187	101	Защитник
6	Вилле Покка	Авангард	1574	Омск	25	183	90	Защитник
7	Александр Самойлов	ЦСКА	3038	Москва	22	187	74	Вратарь
8	Илья Сорокин	ЦСКА	3038	Москва	24	188	76	Вратарь
9	Ларс Юханссон	ЦСКА	3038	Москва	32	185	90	Вратарь
10	Александр Романов	ЦСКА	3038	Москва	19	181	83	Защитник
11	Алексей Марченко	ЦСКА	3038	Москва	27	188	80	Защитник
12	Александр Трушков	Спартак	2200	Москва	23	181	75	Вратарь
13	Никита Беспалов	Спартак	2200	Москва	31	182	78	Вратарь
14	Павел Хомченко	Спартак	2200	Москва	25	186	83	Вратарь
15	Юлиус Гудачек	Спартак	2200	Москва	31	184	78	Вратарь
16	Аким Тришин	Спартак	2200	Москва	20	181	80	Защитник
17	Василий Кошечкин	Металлург Мг	1248	Магнитогорск	36	200	105	Вратарь
18	Станислав Галимов	Металлург Мг	1248	Магнитогорск	31	188	80	Вратарь
19	Алексей Береглазов	Металлург Мг	1248	Магнитогорск	25	194	87	Защитник
20	Артем Минулин	Металлург Мг	1248	Магнитогорск	21	191	89	Защитник
21	Вадим Антипин	Металлург Мг	1248	Магнитогорск	19	192	82	Защитник
22	Кирилл Стрия	Барыс	1360	Нур-Султан	18	181	61	Вратарь
23	Сергей Кудрявцев	Барыс	1360	Нур-Султан	24	188	83	Вратарь

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. Здесь же обратим внимание на то, что в таблице 3 как сами команды и их рейтинг, так и характеристики игроков, могут быть представлены как числовыми, так и текстовыми значениями.

¹ Таблицу исходных данных 1 можно скачать с FTP-сервера системы «Эйдос» по ссылке:
http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/Applications-000149/Inp_data.xls

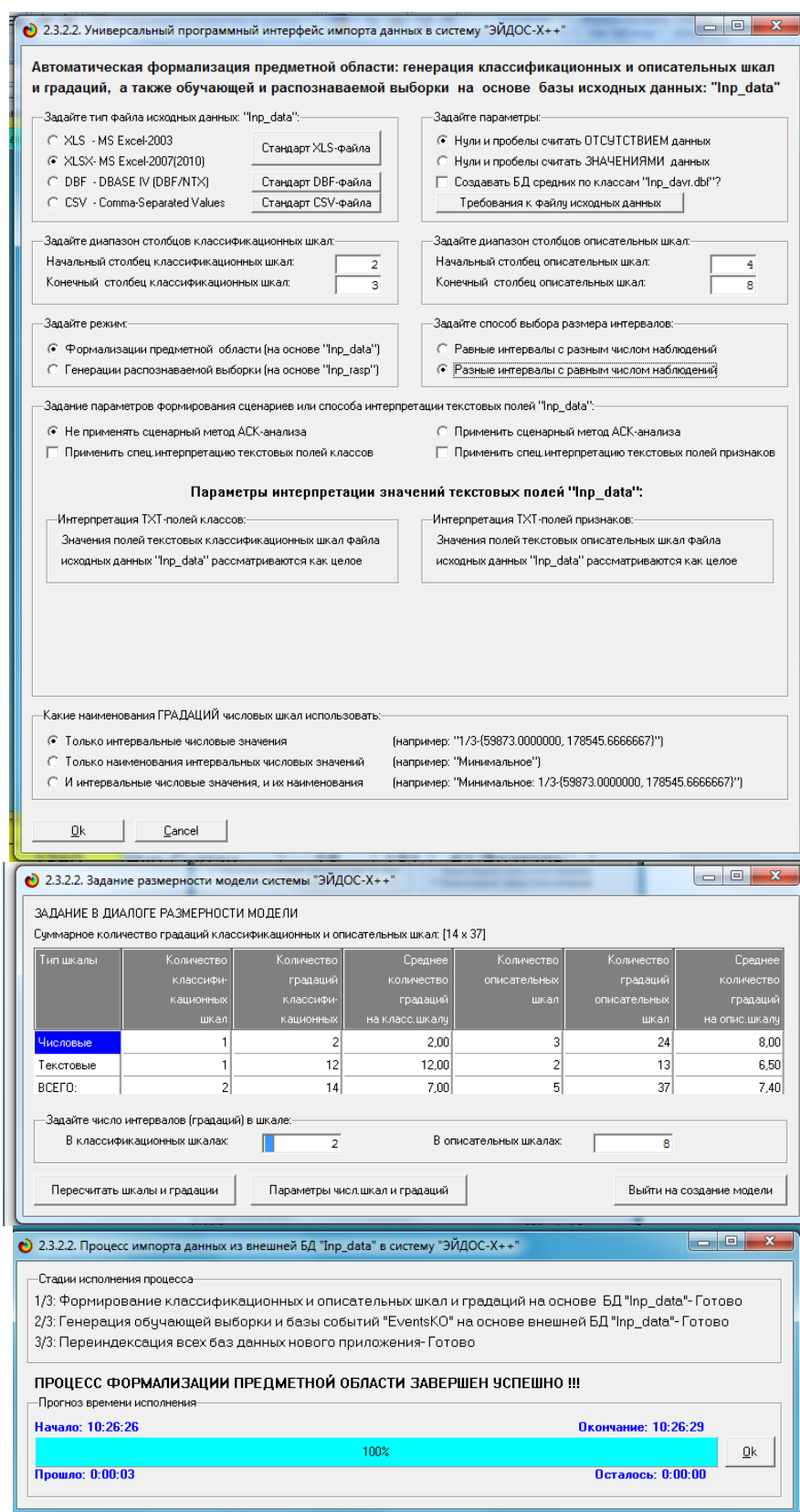


Рисунок 2. Экранная форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа²

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 2 классификационных шкал с суммарным количеством градаций (классов) 14 (таблица 4) и 5 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 (различные команды и рейтинг)

KOD	NAME_CLS
1	КОМАНДА-1/12-Авангард
2	КОМАНДА-2/12-Адмирал
3	КОМАНДА-3/12-Барыс
4	КОМАНДА-4/12-Витязь
5	КОМАНДА-5/12-Динамо Рига
6	КОМАНДА-6/12-Металлург Мг
7	КОМАНДА-7/12-Монреаль
8	КОМАНДА-8/12-Нью-Джерси
9	КОМАНДА-9/12-Нэшвилл
10	КОМАНДА-10/12-Спартак
11	КОМАНДА-11/12-Филадельфия
12	КОМАНДА-12/12-ЦСКА
13	РЕЙТИНГ КОМАНДЫ-1/2-{390.0000000, 1574.0000000}
14	РЕЙТИНГ КОМАНДЫ-2/2-{1574.0000000, 3430.0000000}

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации
(различные физиологические свойства игроков, описание их команд
и степень их выраженности)

KOD	NAME_ATR
1	ГОРОД-1/11-Владивосток
2	ГОРОД-2/11-Магнитогорск
3	ГОРОД-3/11-Монреаль
4	ГОРОД-4/11-Москва
5	ГОРОД-5/11-Нур-Султан
6	ГОРОД-6/11-Нью-Джерси
7	ГОРОД-7/11-Нэшвилл
8	ГОРОД-8/11-Омск
9	ГОРОД-9/11-Подольск
10	ГОРОД-10/11-Рига
11	ГОРОД-11/11-Филадельфия
12	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-1/8-{18.0000000, 20.0000000}
13	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-2/8-{20.0000000, 22.0000000}
14	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-3/8-{22.0000000, 24.0000000}
15	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-4/8-{24.0000000, 26.0000000}
16	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-5/8-{26.0000000, 28.0000000}
17	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-6/8-{28.0000000, 31.0000000}
18	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-7/8-{31.0000000, 33.0000000}
19	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-8/8-{33.0000000, 37.0000000}
20	РОСТ (СМ)-1/8-{175.0000000, 181.0000000}
21	РОСТ (СМ)-2/8-{181.0000000, 184.0000000}
22	РОСТ (СМ)-3/8-{184.0000000, 185.0000000}
23	РОСТ (СМ)-4/8-{185.0000000, 187.0000000}
24	РОСТ (СМ)-5/8-{187.0000000, 188.0000000}
25	РОСТ (СМ)-6/8-{188.0000000, 191.0000000}
26	РОСТ (СМ)-7/8-{191.0000000, 192.0000000}
27	РОСТ (СМ)-8/8-{192.0000000, 200.0000000}
28	ВЕС (КГ)-1/8-{50.0000000, 75.0000000}
29	ВЕС (КГ)-2/8-{75.0000000, 80.0000000}
30	ВЕС (КГ)-3/8-{80.0000000, 82.0000000}
31	ВЕС (КГ)-4/8-{82.0000000, 83.0000000}
32	ВЕС (КГ)-5/8-{83.0000000, 87.0000000}
33	ВЕС (КГ)-6/8-{87.0000000, 90.0000000}
34	ВЕС (КГ)-7/8-{90.0000000, 95.0000000}
35	ВЕС (КГ)-8/8-{95.0000000, 105.0000000}
36	АМПЛУА-1/2-Вратарь
37	АМПЛУА-2/2-Защитник

Таблица 6 – Обучающая выборка

1	NAME OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	MEMOCLS	MEMOATR
2	Александр Судницин	1	13	8	17	22	28	36		
3	Игорь Бобков	1	13	8	16	25	32	36		
4	Алексей Бондарев	1	13	8	19	23	30	37		
5	Алексей Емелин	1	13	8	18	23	35	37		
6	Вилле Покка	1	13	8	15	21	33	37		
7	Александр Самойлов	12	14	4	13	23	28	36		
8	Илья Сорокин	12	14	4	14	24	29	36		
9	Ларс Юханссон	12	14	4	18	22	33	36		
10	Александр Романов	12	14	4	12	20	31	37		
11	Алексей Марченко	12	14	4	16	24	29	37		
12	Александр Трушков	10	14	4	14	20	28	36		
13	Никита Беспалов	10	14	4	17	21	29	36		
14	Павел Хомченко	10	14	4	15	23	31	36		
15	Юлиус Гудачек	10	14	4	17	21	29	36		
16	Аким Тришин	10	14	4	12	20	29	37		
17	Василий Кошечкин	6	13	2	19	27	35	36		
18	Станислав Галимов	6	13	2	17	24	29	36		
19	Алексей Береглазов	6	13	2	15	27	32	37		
20	Артем Минулин	6	13	2	13	25	33	37		
21	Вадим Антипин	6	13	2	12	26	30	37		
22	Кирилл Стрия	3	13	5	12	20	28	36		
23	Сергей Кудрявцев	3	13	5	14	24	31	36		
24	Хенрик Карлссон	3	13	5	19	26	34	36		
25	Эдвард Паскаль	3	13	5	16	24	35	36		
26	Алексей Маклюков	3	13	5	15	21	28	37		
27	Александр Салак	5	14	10	18	22	29	36		

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» (рисунки 4). Сами эти модели описаны в ряде работ [1-8].

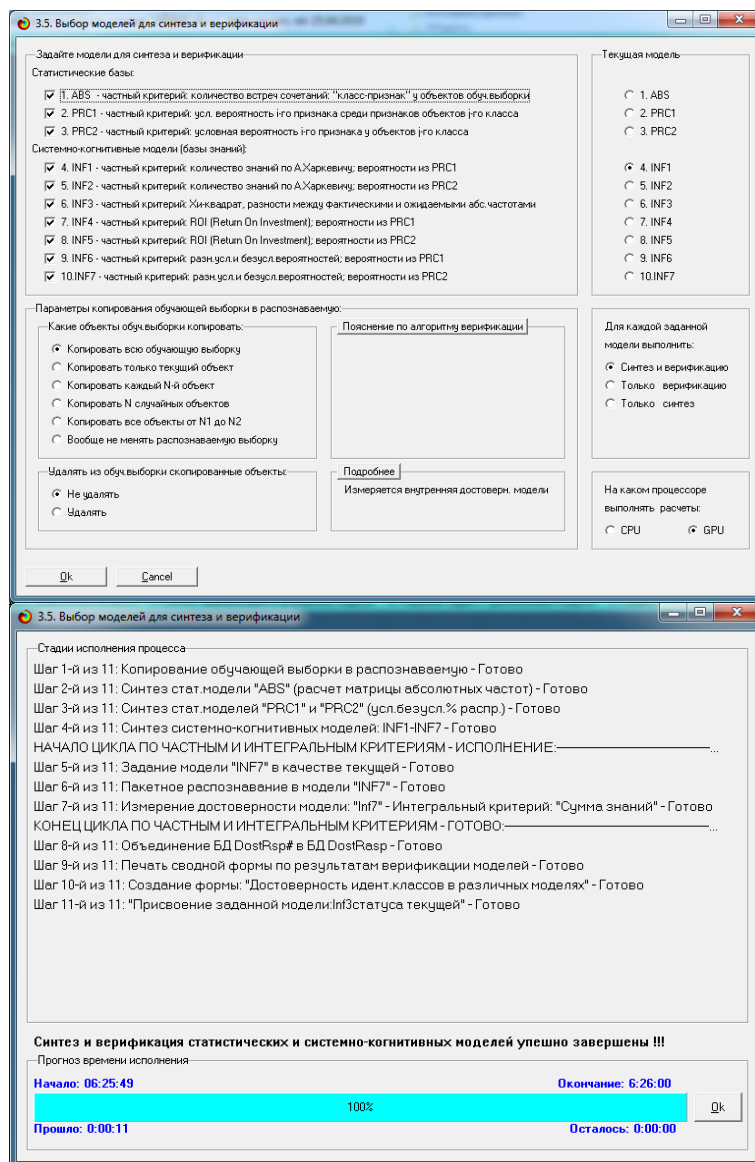


Рисунок 4. Экранная форма режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

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 сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучающей"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1 КОМАНДА 1/12 АВАНГАРД	2 КОМАНДА 2/12 АДМИРАЛ	3 КОМАНДА 3/12 БАРЫС	4 КОМАНДА 4/12 ВИТЯЗЬ	5 КОМАНДА 5/12 ДИНАМО РИГА	6 КОМАНДА 6/12 МЕТАЛЛУРГ МГ	7 КОМАНДА 7/12 МОНРЕАЛЬ	8 КОМАНДА 8/12 НЬЮ ДЖЕРСИ	9 КОМАНДА 9/12 НЭШВИЛЛ	10 КОМАНДА 10/12 СПАРТАК	11 КОМАНДА 11/12 ФИЛАДЕЛЬ...	12 КОМАНДА 12/12 ЦСКА	13 РБ КХЛ 1/13
1	ГОРОД 1/11-Владивосток		5											
2	ГОРОД 2/11-Миниатюрск						5							
3	ГОРОД 3/11-Монреаль							5						
4	ГОРОД 4/11-Москва											5		
5	ГОРОД 5/11-Нью-Джерси				5								5	
6	ГОРОД 6/11-Нью-Джерси								5					
7	ГОРОД 7/11-Нэшвилл									5				
8	ГОРОД 8/11-Оникс	5												
9	ГОРОД 9/11-Падюльск				5		5							
10	ГОРОД 10/11-Рига													
11	ГОРОД 11/11-Финляндия											5		
12	ВОЗРАСТ (лет) 1/8 (18.000000, 20.000000)		1	1	1	1	1	1			1	1	1	
13	ВОЗРАСТ (лет) 2/8 (20.000000, 22.000000)		1				1	1			2	1	1	
14	ВОЗРАСТ (лет) 3/8 (22.000000, 24.000000)			1					1			1	1	
15	ВОЗРАСТ (лет) 4/8 (24.000000, 26.000000)	1		1			1	1	1	1	1	1	1	
16	ВОЗРАСТ (лет) 5/8 (26.000000, 28.000000)	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
17	ВОЗРАСТ (лет) 6/8 (28.000000, 30.000000)	1	2				1	1	1	1	2		1	
18	ВОЗРАСТ (лет) 7/8 (30.000000, 32.000000)	1			2	1		1	1			1	1	
19	ВОЗРАСТ (лет) 8/8 (32.000000, 34.000000)	1		1	1	1	1			1			1	
20	РОСТ (см) 1/8 (175.000000, 181.000000)		2	1	1	1				1	2			
21	РОСТ (см) 2/8 (181.000000, 184.000000)	1		1	1				1	1	2		1	

Рисунок 5. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество значений по АХарчевичу: вероятности из РС1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1 КОМАНДА 1/12 АВАНГАРД	2 КОМАНДА 2/12 АДМИРАЛ	3 КОМАНДА 3/12 БАРЫС	4 КОМАНДА 4/12 ВИТЯЗЬ	5 КОМАНДА 5/12 ДИНАМО РИГА	6 КОМАНДА 6/12 МЕТАЛЛУРГ МГ	7 КОМАНДА 7/12 МОНРЕАЛЬ	8 КОМАНДА 8/12 НЬЮ ДЖЕРСИ	9 КОМАНДА 9/12 НЭШВИЛЛ	10 КОМАНДА 10/12 СПАРТАК	11 КОМАНДА 11/12 ФИЛАДЕЛЬ...	12 КОМАНДА 12/12 ЦСКА	13 РБ КХЛ 1/13
1	ГОРОД 1/11-Владивосток		1.479											
2	ГОРОД 2/11-Миниатюрск						1.479							
3	ГОРОД 3/11-Монреаль							1.479						
4	ГОРОД 4/11-Москва											1.066		
5	ГОРОД 5/11-Нью-Джерси			1.479										
6	ГОРОД 6/11-Нью-Джерси								1.479					
7	ГОРОД 7/11-Нэшвилл									1.479				
8	ГОРОД 8/11-Оникс	1.479												
9	ГОРОД 9/11-Падюльск				1.479									
10	ГОРОД 10/11-Рига					1.479								
11	ГОРОД 11/11-Финляндия												1.479	
12	ВОЗРАСТ (лет) 1/8 (18.000000, 20.000000)		0.171	0.171	0.171	0.171	0.171	0.171				0.171	0.171	
13	ВОЗРАСТ (лет) 2/8 (20.000000, 22.000000)		0.241			0.241	0.241		0.241	0.654		0.241	0.241	
14	ВОЗРАСТ (лет) 3/8 (22.000000, 24.000000)			0.521					0.521	0.521	0.521	0.321	0.321	
15	ВОЗРАСТ (лет) 4/8 (24.000000, 26.000000)	0.321		0.321			0.321	0.321	0.321			0.321	0.321	
16	ВОЗРАСТ (лет) 5/8 (26.000000, 28.000000)	0.171	0.171	0.171	0.171	0.171	0.171	0.171	0.171	0.171		0.171	0.171	
17	ВОЗРАСТ (лет) 6/8 (28.000000, 30.000000)	0.171	0.584				0.171	0.171	0.171	0.171	0.171	0.584		
18	ВОЗРАСТ (лет) 7/8 (30.000000, 32.000000)	0.321			0.733	0.321		0.321	0.321					
19	ВОЗРАСТ (лет) 8/8 (32.000000, 34.000000)	0.413		0.413	0.413	0.413	0.413				0.413		0.413	
20	РОСТ (см) 1/8 (175.000000, 181.000000)		0.584		0.171	0.171					0.171	0.584		
21	РОСТ (см) 2/8 (181.000000, 184.000000)	0.321		0.321	0.321					0.321	0.321	0.733		

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 шкалы и градации	1 КОМАНДА 1/12 АВАНГАРД	2 КОМАНДА 2/12 АДМИРАЛ	3 КОМАНДА 3/12 БАРЫС	4 КОМАНДА 4/12 ВИТЯЗЬ	5 КОМАНДА 5/12 ДИНАМО РИГА	6 КОМАНДА 6/12 МЕТАЛЛУРГ МГ	7 КОМАНДА 7/12 МОНРЕАЛЬ	8 КОМАНДА 8/12 НЬЮ ДЖЕРСИ	9 КОМАНДА 9/12 НЭШВИЛЛ	10 КОМАНДА 10/12 СПАРТАК	11 КОМАНДА 11/12 ФИЛАДЕЛЬ...	12 КОМАНДА 12/12 ЦСКА	13 РБ КХЛ 1/13
1	ГОРОД 1/11-Владивосток	-0.417	4.583	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	
2	ГОРОД 2/11-Миниатюрск	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	4.583	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	
3	ГОРОД 3/11-Монреаль	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	4.583	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	
4	ГОРОД 4/11-Москва	-0.833	-0.833	-0.833	-0.833	-0.833	-0.833	-0.833	-0.833	-0.833	4.167	-0.833	-0.833	
5	ГОРОД 5/11-Нью-Джерси	-0.417	-0.417	4.583	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	
6	ГОРОД 6/11-Нью-Джерси	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	4.583	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	
7	ГОРОД 7/11-Нэшвилл	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	4.583	-0.417	-0.417	-0.417	
8	ГОРОД 8/11-Оникс	4.583	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	
9	ГОРОД 9/11-Падюльск	-0.417	-0.417	-0.417	4.583	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	
10	ГОРОД 10/11-Рига	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	4.583	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	
11	ГОРОД 11/11-Финляндия	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	4.583	-0.417	
12	ВОЗРАСТ (лет) 1/8 (18.000000, 20.000000)	-0.750	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	-0.750	-0.750	0.250	0.250	-0.750	
13	ВОЗРАСТ (лет) 2/8 (20.000000, 22.000000)	-0.667	0.333	0.667	-0.667	0.333	0.333	-0.667	0.333	1.333	-0.667	0.333	-0.667	
14	ВОЗРАСТ (лет) 3/8 (22.000000, 24.000000)	-0.417	-0.417	0.583	-0.417	-0.417	-0.417	-0.417	0.583	0.583	0.583	-0.417	-0.417	
15	ВОЗРАСТ (лет) 4/8 (24.000000, 26.000000)	0.417	-0.583	0.417	-0.583	0.417	-0.417	-0.417	-0.583	-0.583	0.417	0.417	-0.583	
16	ВОЗРАСТ (лет) 5/8 (26.000000, 28.000000)	0.250	0.250	0.250	0.250	-0.750	-0.750	0.250	0.250	-0.750	-0.750	-0.750	-0.750	
17	ВОЗРАСТ (лет) 6/8 (28.000000, 30.000000)	0.250	1.250	-0.750	-0.750	-0.750	-0.750	0.250	0.250	0.250	1.250	-0.750	-0.750	
18	ВОЗРАСТ (лет) 7/8 (30.000000, 32.000000)	0.417	-0.583	-0.583	1.417	0.417	-0.583	0.417	0.417	-0.583	-0.583	-0.583	-0.583	
19	ВОЗРАСТ (лет) 8/8 (32.000000, 34.000000)	0.500	-0.500	0.500	0.500	-0.500	-0.500	0.500	-0.500	0.500	-0.500	0.500	-0.500	
20	РОСТ (см) 1/8 (175.000000, 181.000000)	-0.750	1.250	0.250	0.250	0.250	-0.750	-0.750	-0.750	0.250	1.250	-0.750	-0.750	
21	РОСТ (см) 2/8 (181.000000, 184.000000)	0.417	-0.583	0.417	0.417	-0.583	-0.583	-0.583	0.417	0.417	1.417	-0.583	-0.583	

Рисунок 7. Модель INF3 (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных характеристик хоккеистов рассматривается с одной единственной точки зрения: какое **количество информации** содержится в них о том, какими физиологическими данными наделены игроки, в каком амплуа состоят и из какого города [2]. Поэтому не играет никакой роли в каких единицах измерения измерения измеряются те или иные физиологические данные, а также в каких единицах измерения измерения измеряются остальные характеристики [2]. 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, 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).

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего объектов обучающей выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Плотность модели	F-мера Ван Ризбергера	Средняя мера, полученная с помощью модели (STP)	Средняя мера, полученная с помощью модели (STN)	Средняя мера, полученная с помощью модели (STF)
1. INF3 - частный критерий: количество встреч соперников. "Интегральный критерий"	Корреляция инф частот с обр...	120	120	161	559	0	0.177	1.000	0.395	71.968	15.089	112
1. INF3 - частный критерий: количество встреч соперников. "Интегральный критерий"	Средняя инф частот по прогн...	120	120	5	715	0	0.144	1.000	0.391	57.692	95	95
2. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Корреляция инф частот с обр...	120	120	161	559	0	0.177	1.000	0.395	71.968	15.089	112
2. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Средняя инф частот по прогн...	120	120	5	715	0	0.144	1.000	0.391	57.692	95	95
3. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Корреляция инф частот с обр...	120	120	161	559	0	0.177	1.000	0.395	71.968	15.089	112
3. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Средняя инф частот по прогн...	120	120	5	715	0	0.144	1.000	0.391	57.692	95	95
4. INF3 - частный критерий: количество значков на А/З/Каравану и...	Семантический резонанс: инф...	120	109	577	143	11	0.433	0.908	0.586	48.890	103.189	18
4. INF3 - частный критерий: количество значков на А/З/Каравану и...	Средняя инф...	120	118	124	596	2	0.165	0.983	0.263	51.303	7.481	89
5. INF3 - частный критерий: количество значков на А/З/Каравану и...	Семантический резонанс: инф...	120	109	577	143	11	0.433	0.908	0.586	48.890	103.189	18
5. INF3 - частный критерий: количество значков на А/З/Каравану и...	Средняя инф...	120	118	124	596	2	0.165	0.983	0.263	51.303	7.481	89
6. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Семантический резонанс: инф...	120	108	487	233	12	0.317	0.900	0.469	61.349	90.926	30
6. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Средняя инф...	120	108	591	219	12	0.339	0.900	0.488	60.159	83.123	24
7. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Семантический резонанс: инф...	120	118	646	72	10	0.604	0.917	0.729	51.626	95.096	9
7. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Средняя инф...	120	119	93	627	1	0.168	0.992	0.275	49.863	1.828	49
8. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Семантический резонанс: инф...	120	118	646	72	10	0.604	0.917	0.729	51.626	95.096	9
8. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Средняя инф...	120	119	93	627	1	0.168	0.992	0.275	49.863	1.828	49
9. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Семантический резонанс: инф...	120	103	526	194	17	0.347	0.858	0.494	55.530	96.595	22
9. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Средняя инф...	120	108	214	506	12	0.176	0.900	0.294	49.792	15.153	76
10. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Семантический резонанс: инф...	120	103	526	194	17	0.347	0.858	0.494	55.530	96.595	22
10. INF3 - частный критерий: разн. вероятность инф признаков среди...	Средняя инф...	120	109	212	508	11	0.177	0.908	0.396	49.792	15.153	76

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» ($F=0,841$ 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» ($L1=0,951$ при максимуме 1,000), что является очень хорошим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели сильной причинно-следственной зависимости между

физиологическими данными хоккеистов, их амлуа и город образования. На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам прогнозирования результатов характеристик хоккеистов на основе их физиологических данных 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 12% 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 20% количество ложных решений больше числа истинных;

2) при уровнях сходства от 20% до примерно 42% 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 42% встречаются только истинные положительные решения.

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

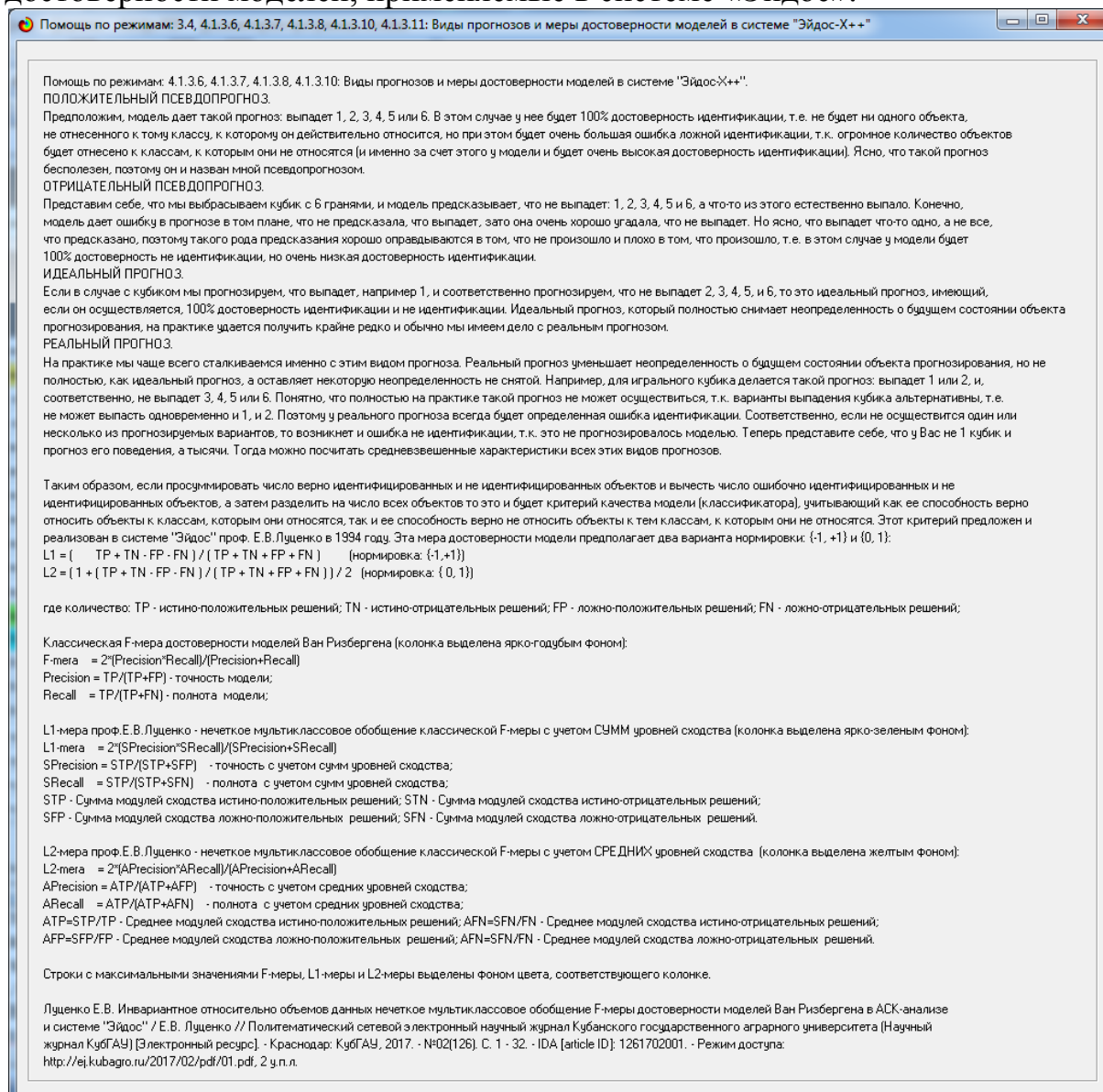


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

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):

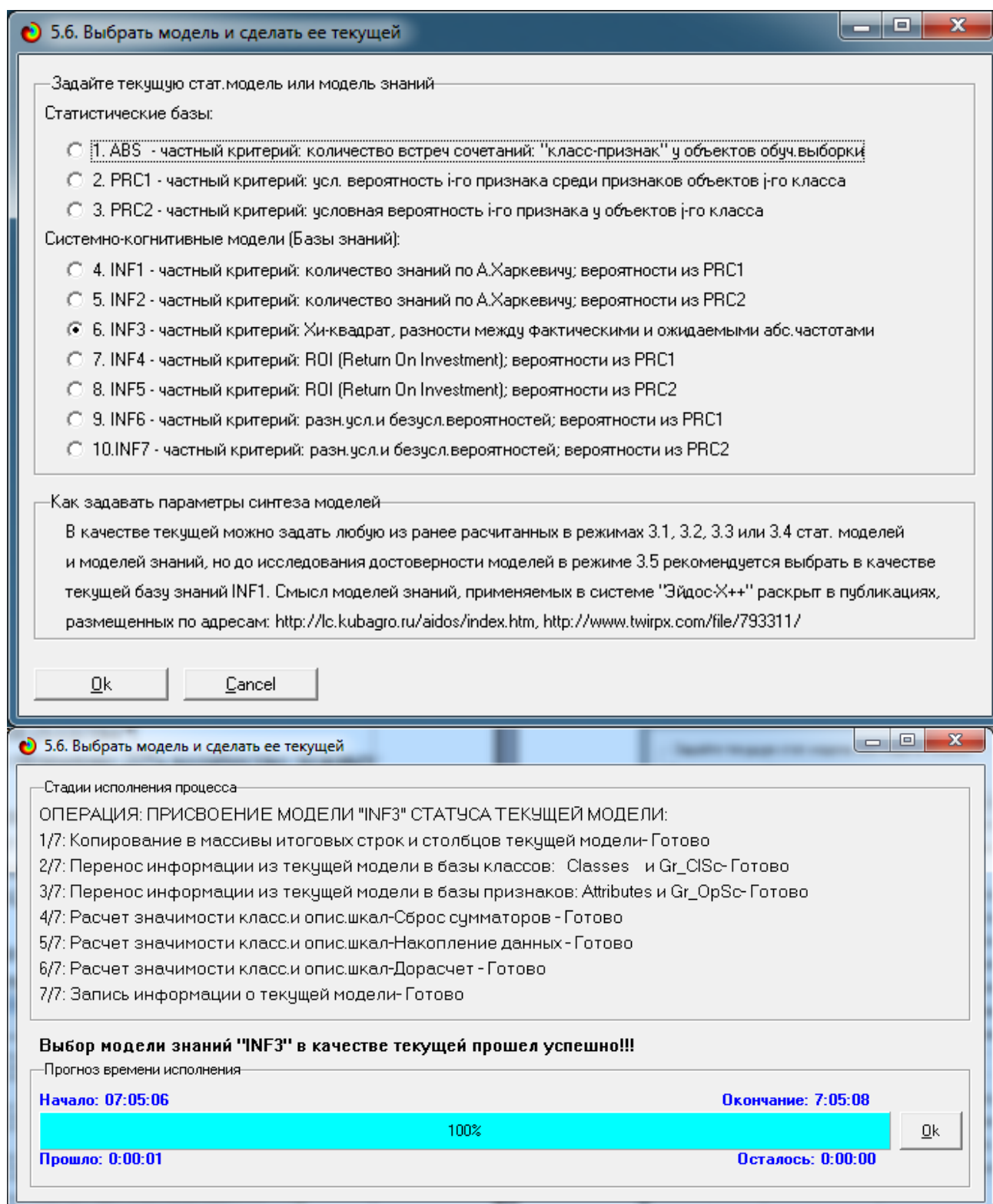


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной по L2-критерию СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

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

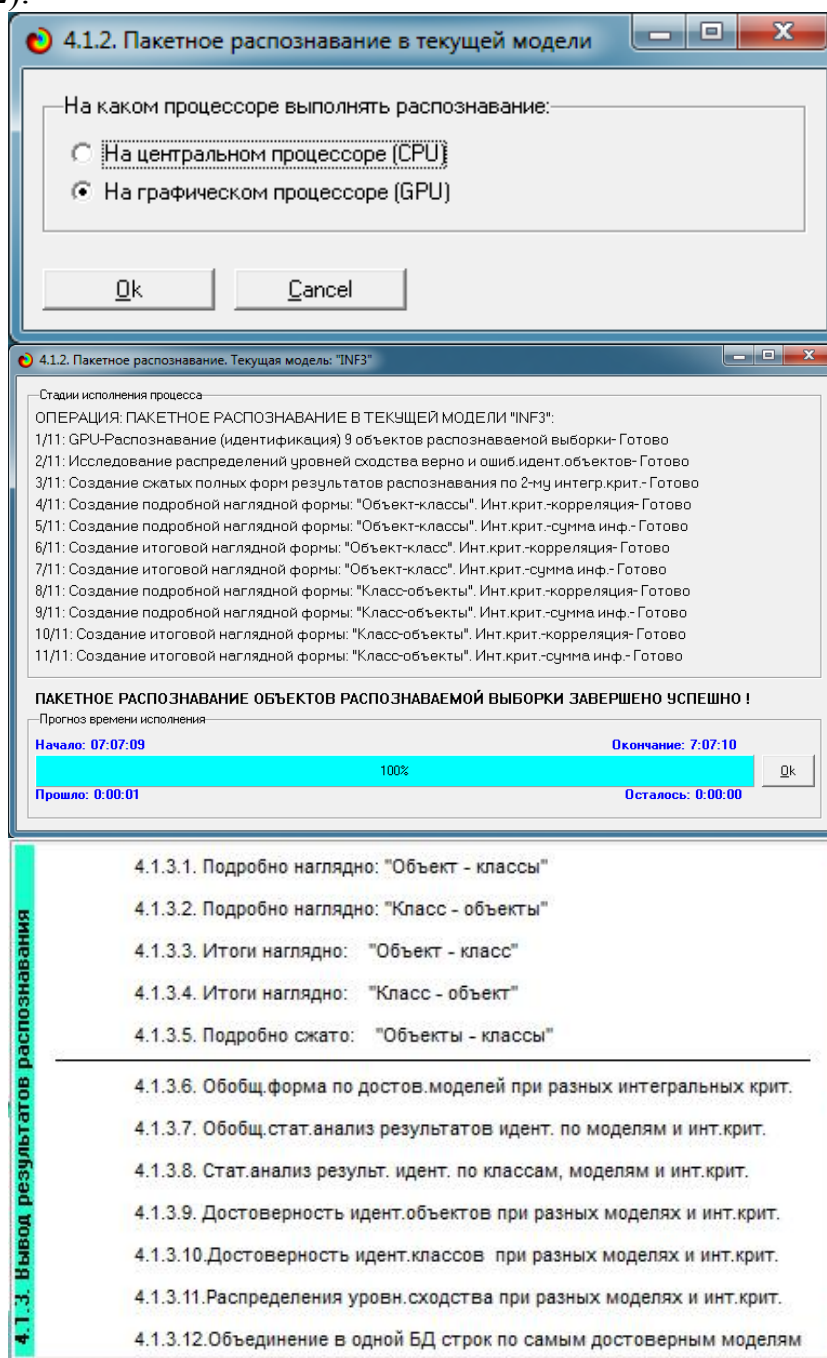


Рисунок 12. Экранные формы отображения процесса решения задачи прогнозирования в текущей модели

Из рисунка 11 видно, что прогнозирование заняло 1 секунду.

Отметим, что 99,999% этого времени заняло не само прогнозирование на GPU, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях:

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

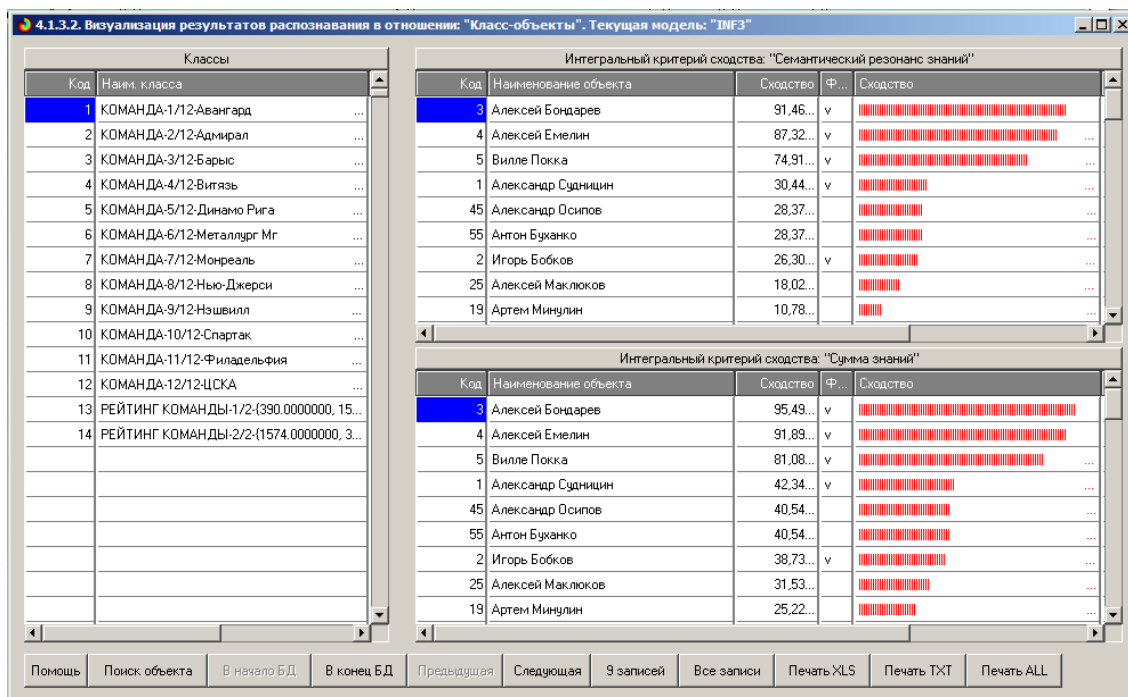
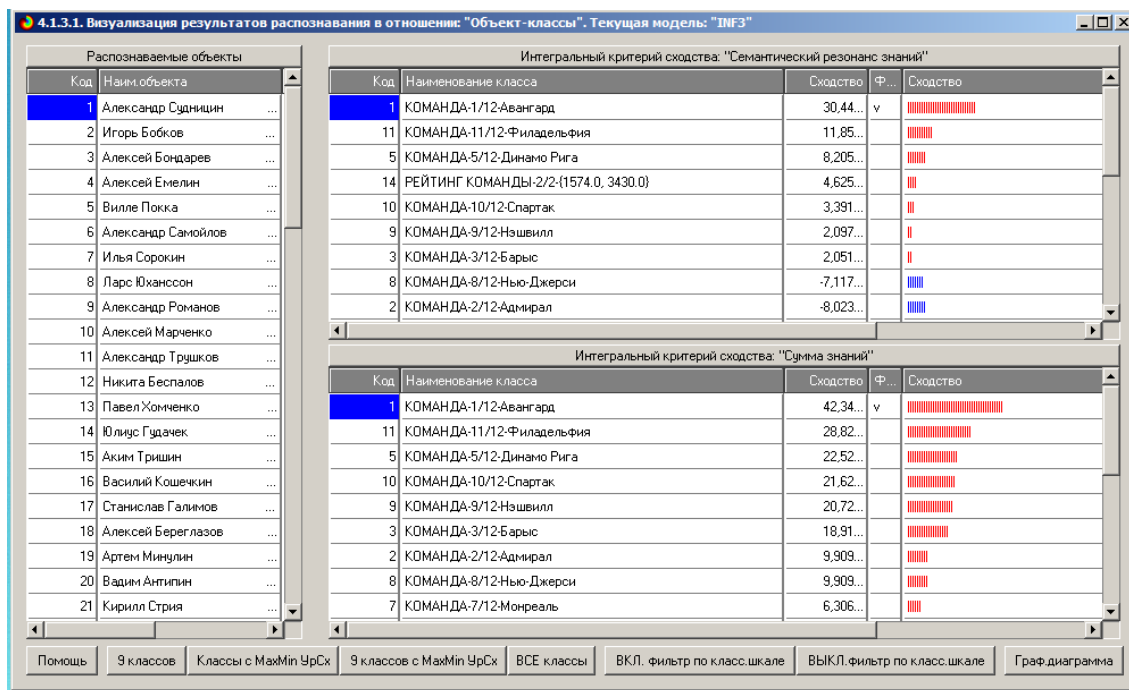


Рисунок 13. Выходные формы по результатам прогнозирования описательных данных команд

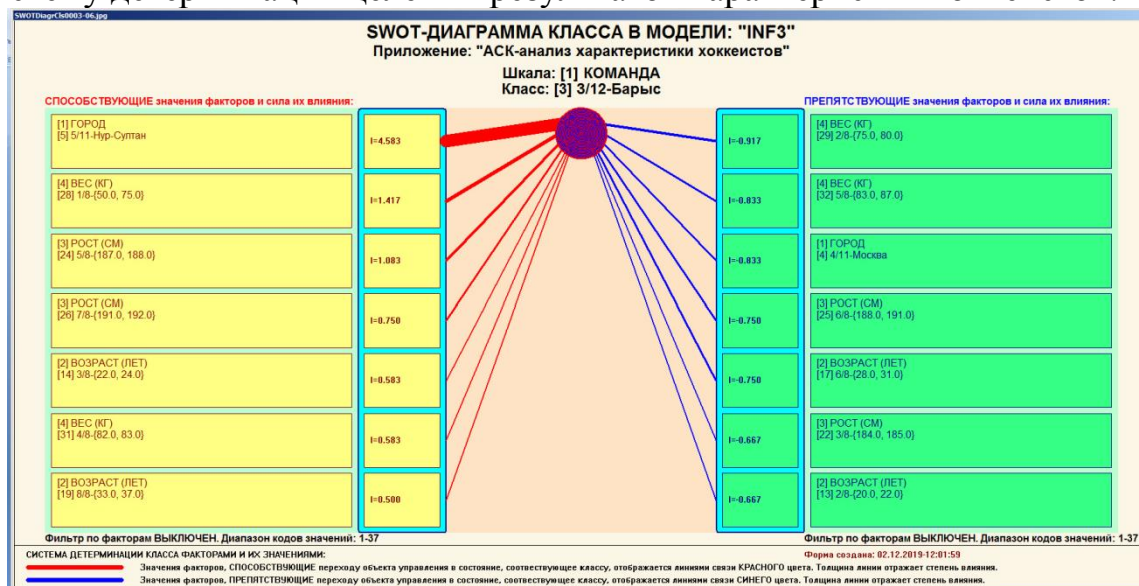
Символ «√» стоит против тех результатов прогнозирования, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 13 видно, что результаты прогнозирования являются очень хорошими, естественно при учете информации из рисунка 9 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 20%, 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 степень влияния различных значений физиологических данных хоккеистов на получение различных характеристик игроков.

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 систему детерминации целевых результатов характеристик хоккеистов.



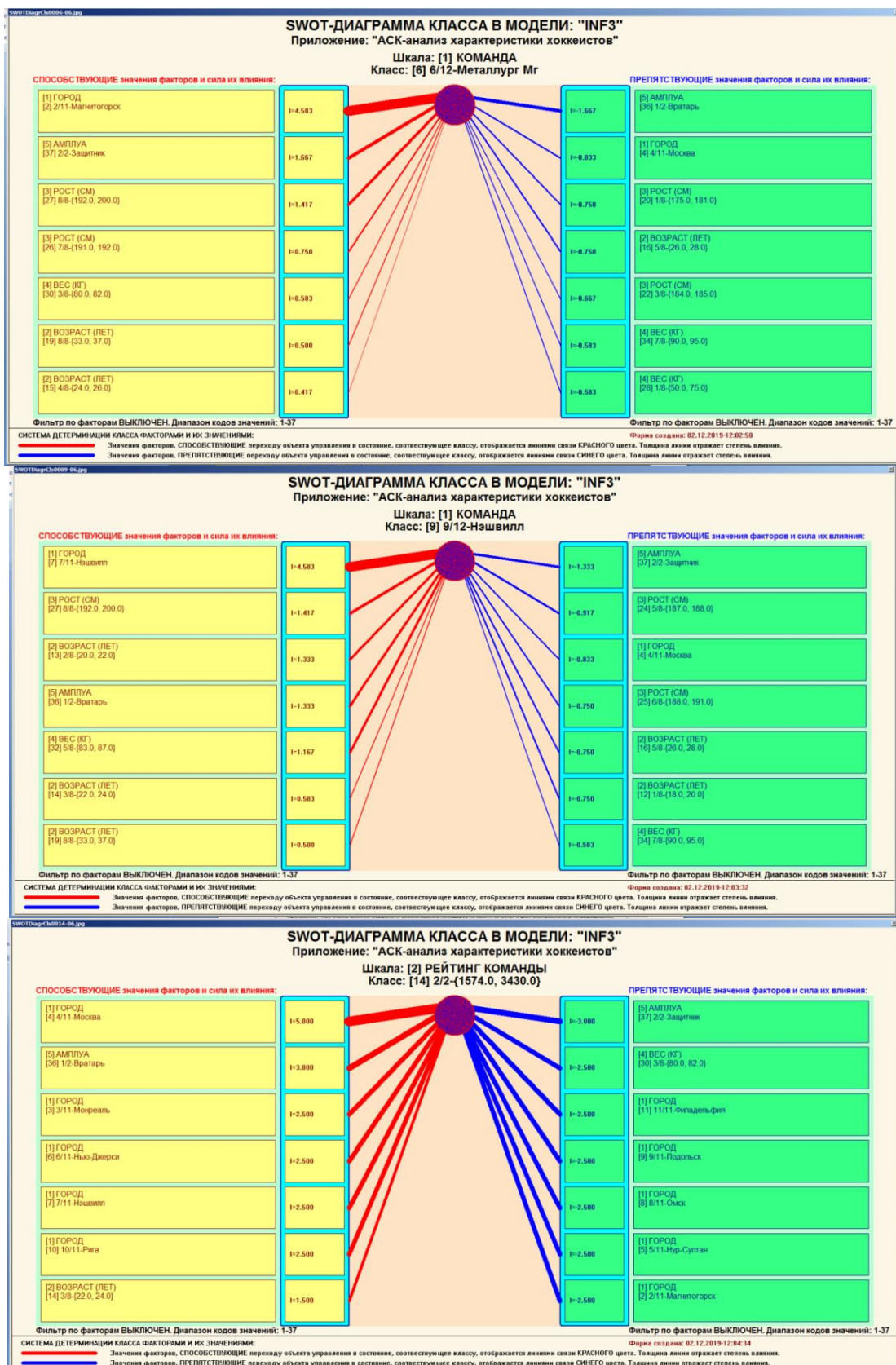


Рисунок 14. SWOT-диаграммы, отражающие силу и направление влияния различных значений физиологических свойств игроков и описательных данных команд на результаты анализа характеристики и рейтинга

Эти диаграммы наглядно показывают, какие значения различных физиологических и описательных данных с какой силой способствуют или препятствуют получению того или иного целевого результата анализа.

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\SWOTCls####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.

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

На рисунке 15 приведены примеры инвертированных SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных значений физиологических данных игроков на характеристики хоккеистов:

Из рисунка 15 видно, как число городов влияет на различные характеристики.

В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методстратегического 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].

УТВЕРЖДАЮ Заведующий Краснодарским сектором ИСИ АН СССР, к.ф.н. <u>А.А. Хагуров</u> 1987г.	УТВЕРЖДАЮ Директор Северо-Кавказского филиала ВНИИ "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 Северо-Кавказским филиалом ВНИИ "АИУС-агроресурсы" и Краснодарским сектором Института социологических исследований АН СССР Северо-Кавказским филиалом ВНИИ "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 <u>Кириченко</u> М.М. Кириченко 19.05.1987г. Мл.научный сотрудник <u>Ляшко</u> Г.А. Ляшко 19.05.1987г.	От СКФ ВНИИ "АИУС-агроресурсы": Зав.отделом аэрокосмических и тематических изысканий №4, к.э.н. <u>Самсонов</u> Г.А. Самсонов 19.05.1987г. Главный конструктор проекта <u>Коренец</u> В.И. Коренец 19.05.1987г. Главный конструктор проекта <u>Луценко</u> Е.В. Луценко 19.05.1987г.
--	--

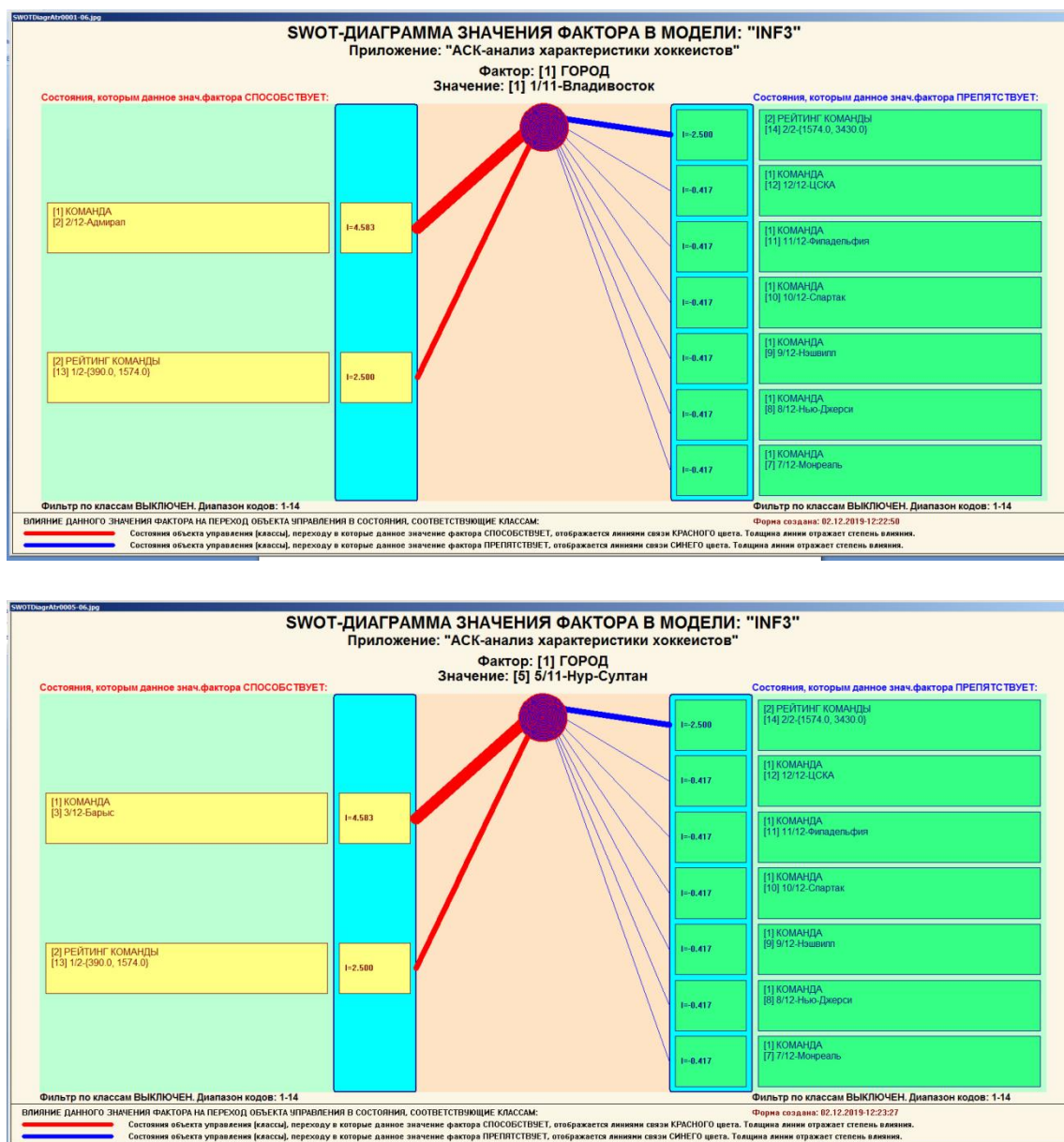


Рисунок 15. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных значений характеристик команд на результаты анализа

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 характеристик игроков по обуславливающим их свойствам, 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.

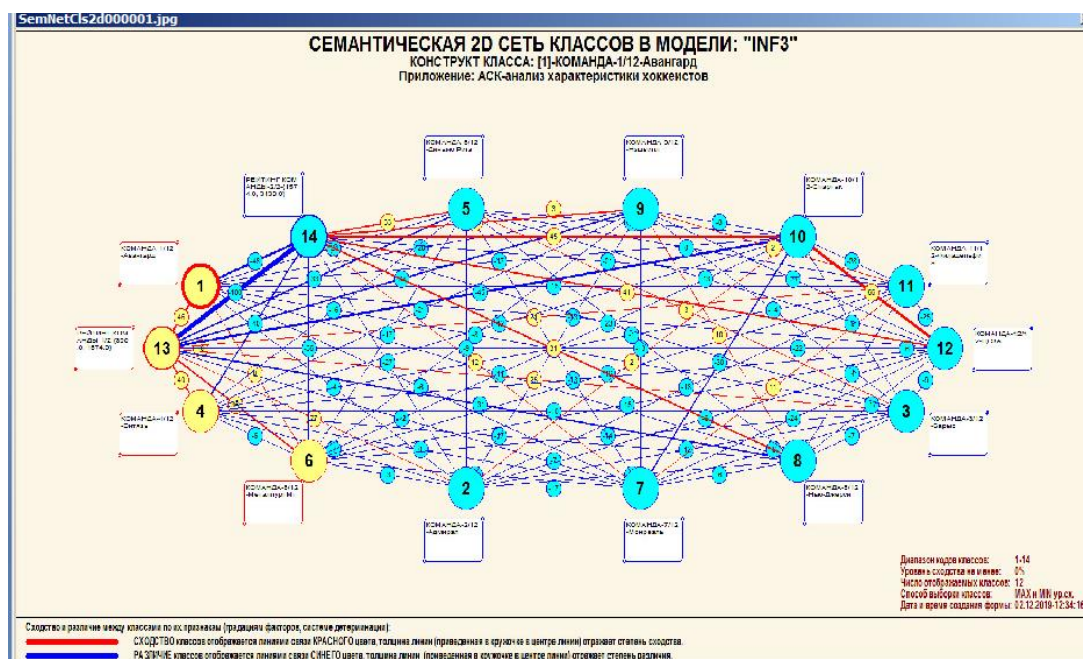


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходство/различие физиологических данных игроков по системе детерминирующих (обуславливающих) их значений характеристик хоккеистов

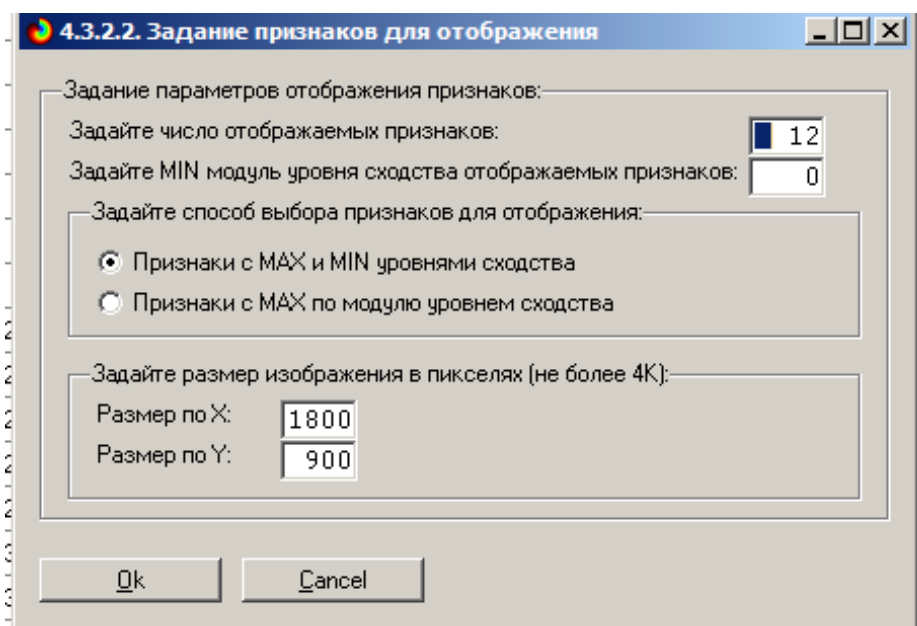


Рисунок 17. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

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

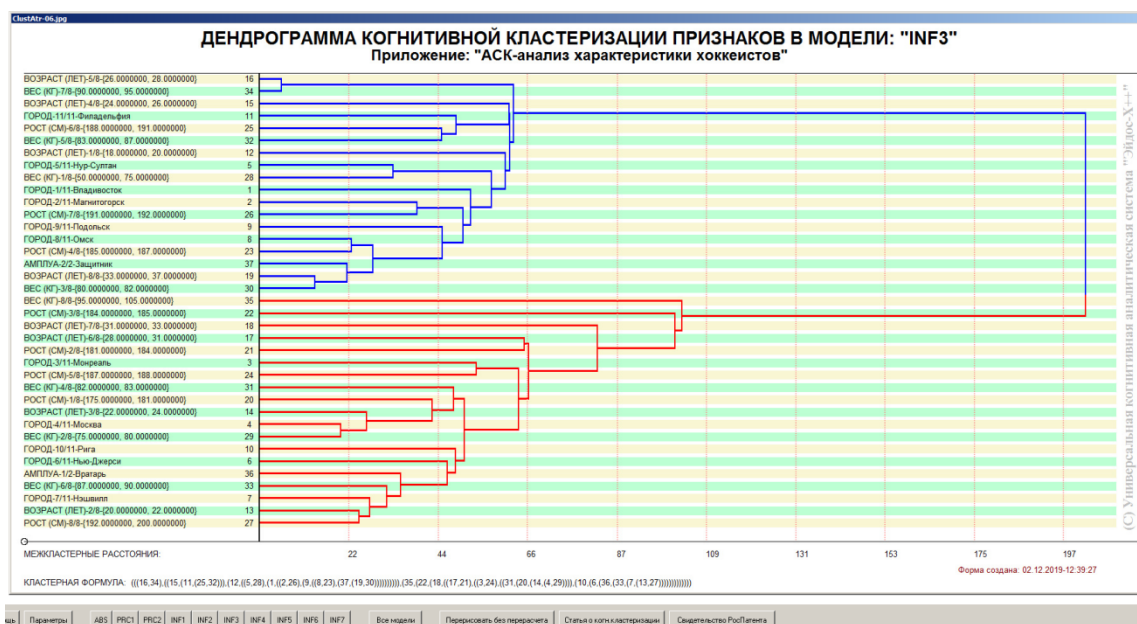


Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации классов, отражающая сходство/различие физиологических данных игроков и описательных данных команд по системе детерминирующих (обуславливающих) их значений характеристик хоккеистов

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые количественных, качественных и финансово-экономических результаты физиологических данных игроков сходны по детерминирующей их системе значений характеристик, 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, т.к. для достижения одного из альтернативных результатов необходимы одни характеристики игроков, а для достижения другого – совершенно другие, которые не могут наблюдаться одновременно с первыми.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 18, мы видим также, что все результаты характеристик хоккеистов образуют два противоположных кластера по системе значений обуславливающих их физиологических данных, 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. Из этого можно сделать вывод о том, что высокая сходность получается фактически за счет снижения качества характеристик.

На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

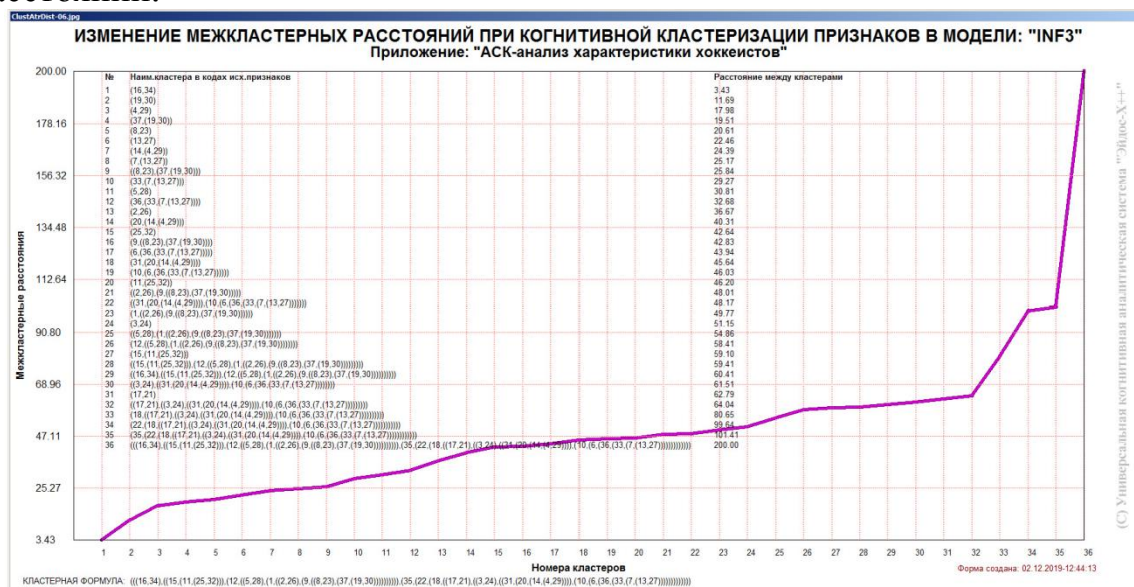


Рисунок 19. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходство/различие значений физиологических данных по их смыслу, т.е. по содержащейся в них

информации о характеристиках игроков с этими данными. 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.

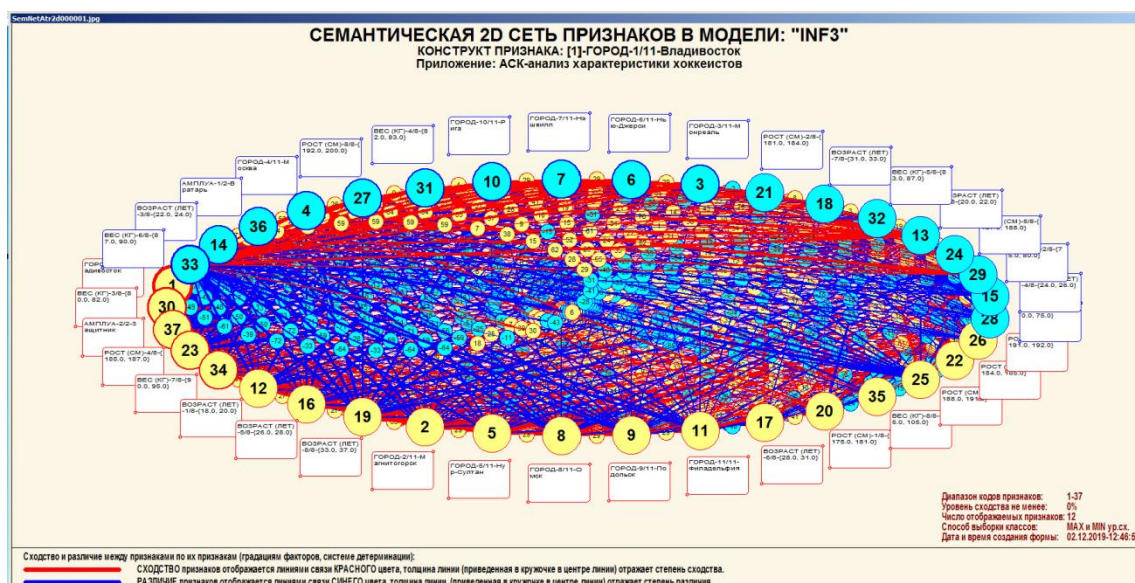


Рисунок 20. Когнитивная диаграмма и конструкт значений сходства/различия различных характеристик хоккейных команд по их смыслу,
т.е. по содержащейся в них информации о физиологических данных, амплуа игроков и город образования команд с этими свойствами

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

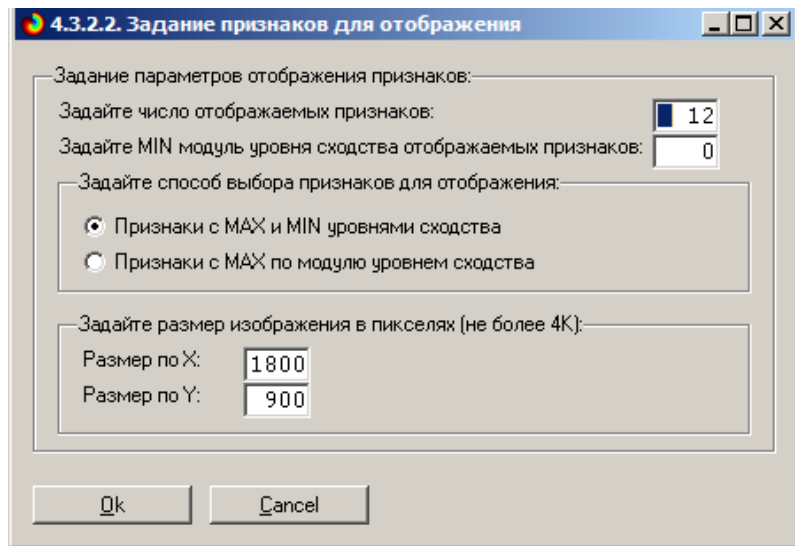


Рисунок 21. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 23

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.

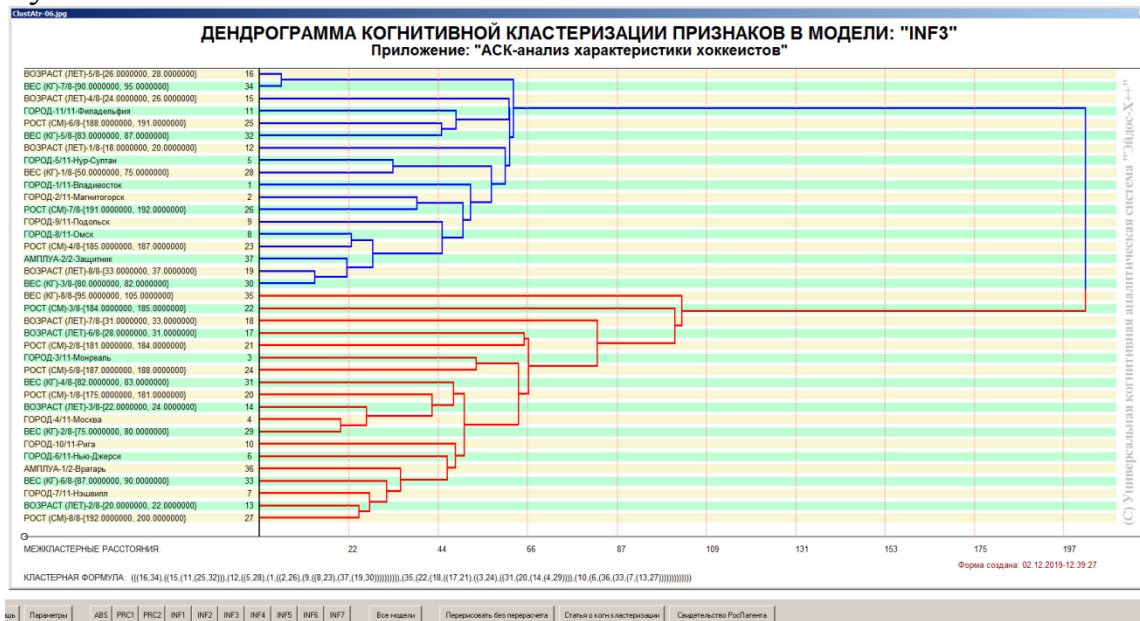


Рисунок 22. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации классов, отражающая сходство/различие физиологических данных игроков по системе детерминирующих (обуславливающих) их значений характеристик хоккеистов

Из дендрограммы на рисунке 22 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструктора (показаны синими и красным цветами).

Хорошо видна группировка значений характеристик игроков по детерминируемым ими физиологическим данным, амплуа игроков и город образования команд. *Значения факторов на полюсах конструктора факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструктора классов (рисунки 16 и 28).*

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений характеристик хоккеистов.

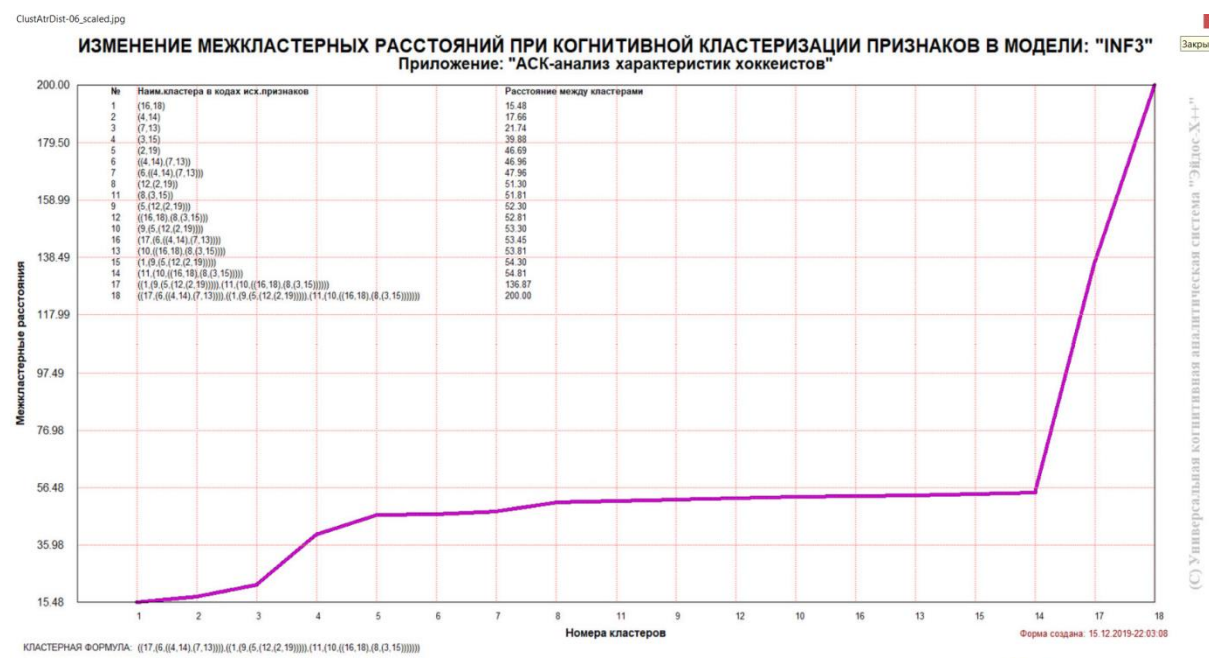


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

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:

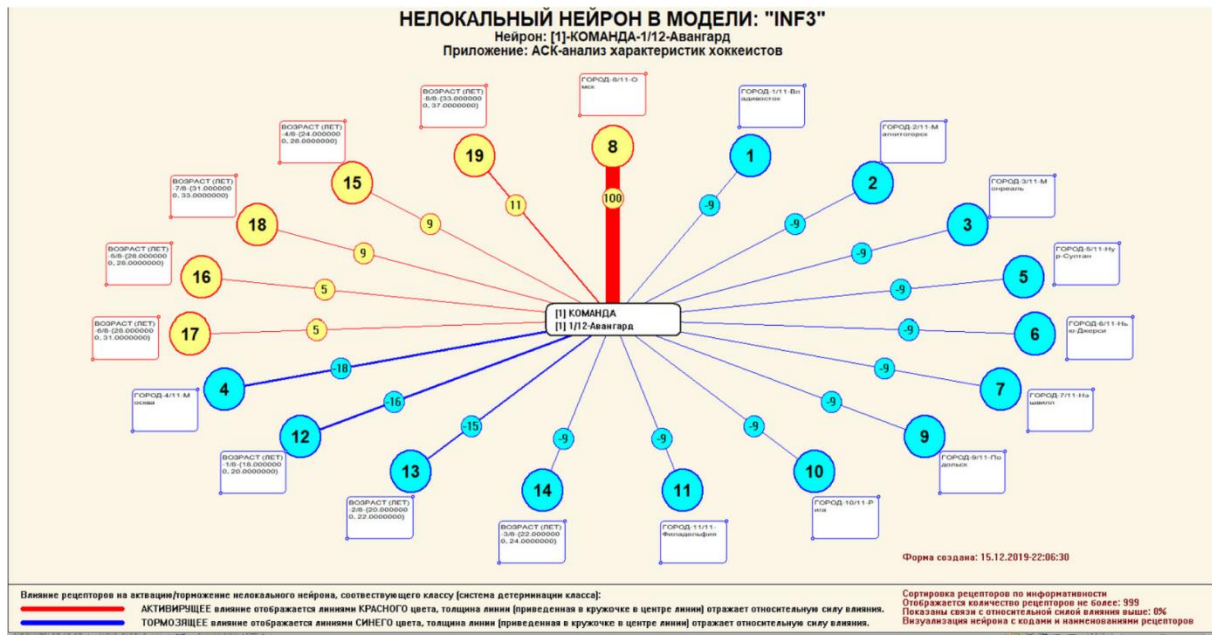


Рисунок 24. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния характеристик игроков на один из результатов

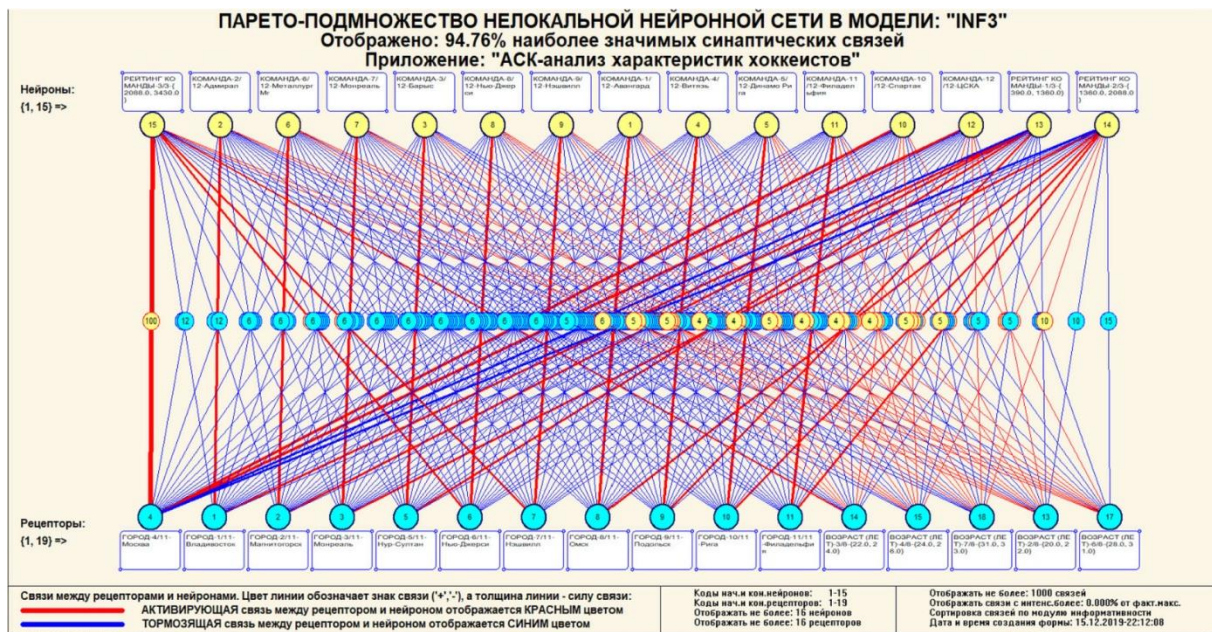


Рисунок 25. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния различных значений характеризующих данных команд на результаты анализа (фрагмент около 30%)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют описательным данным игроков, а рецепторы – различным обуславливающим эти результаты характеристик игроков. Нейроны расположены слева направо 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.

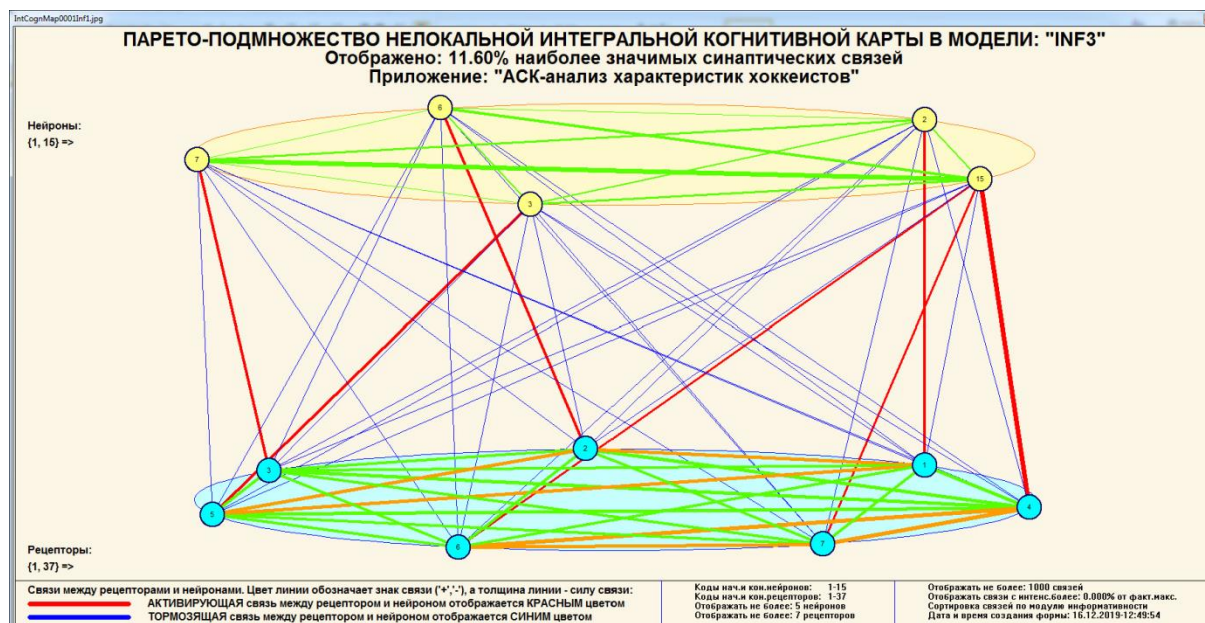


Рисунок 26. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

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].

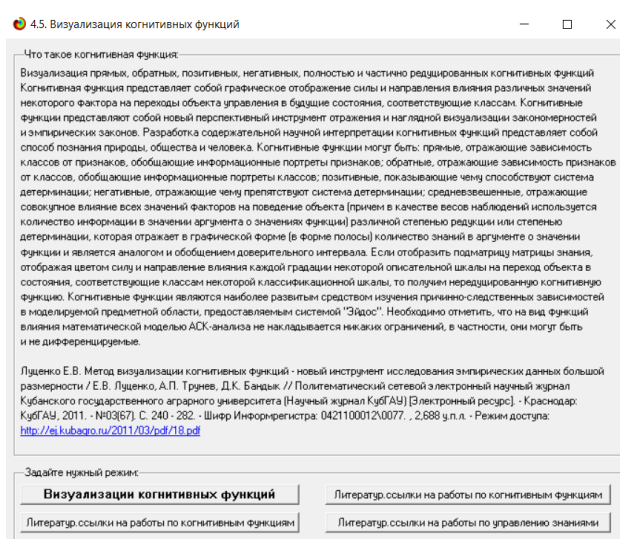
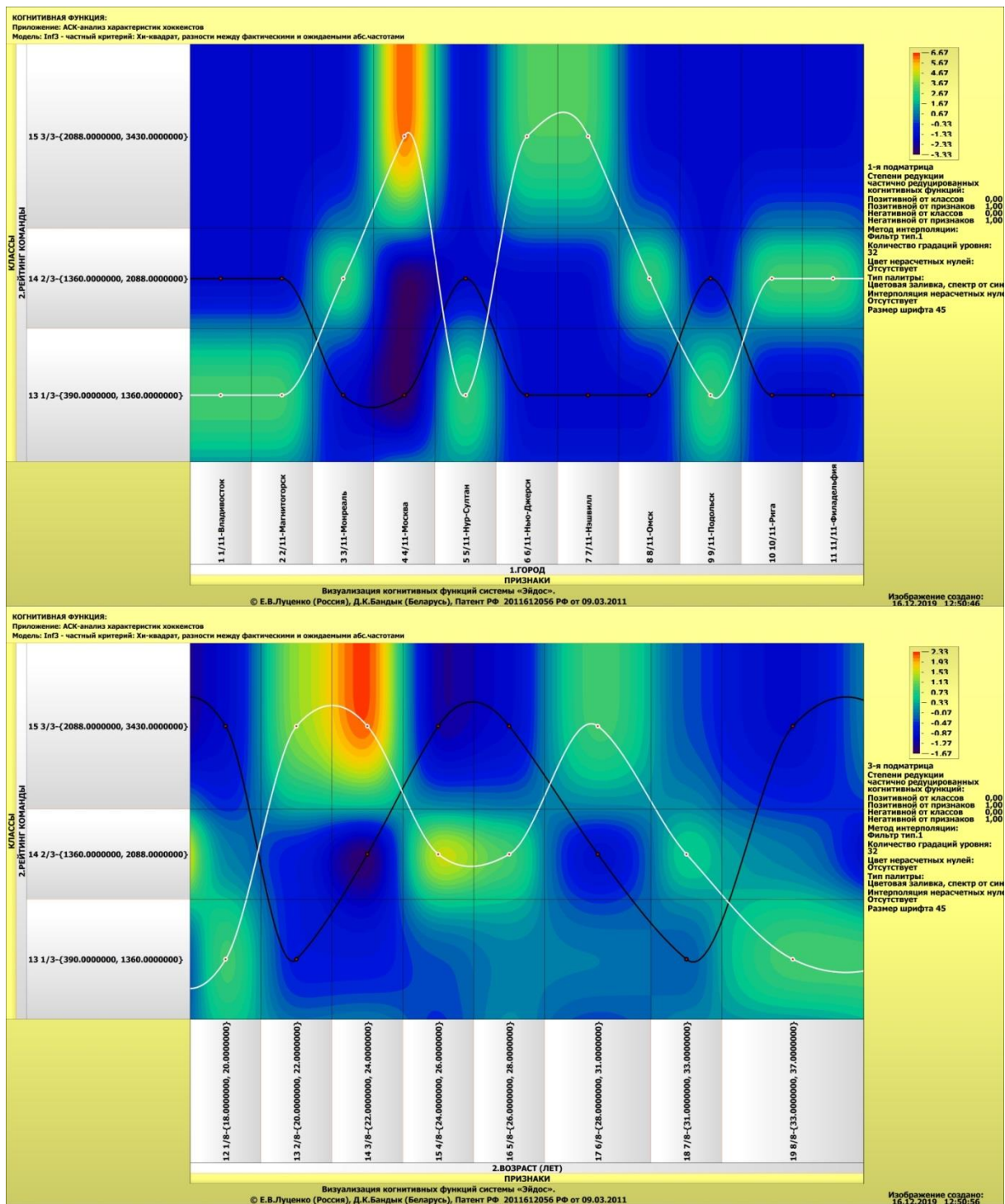
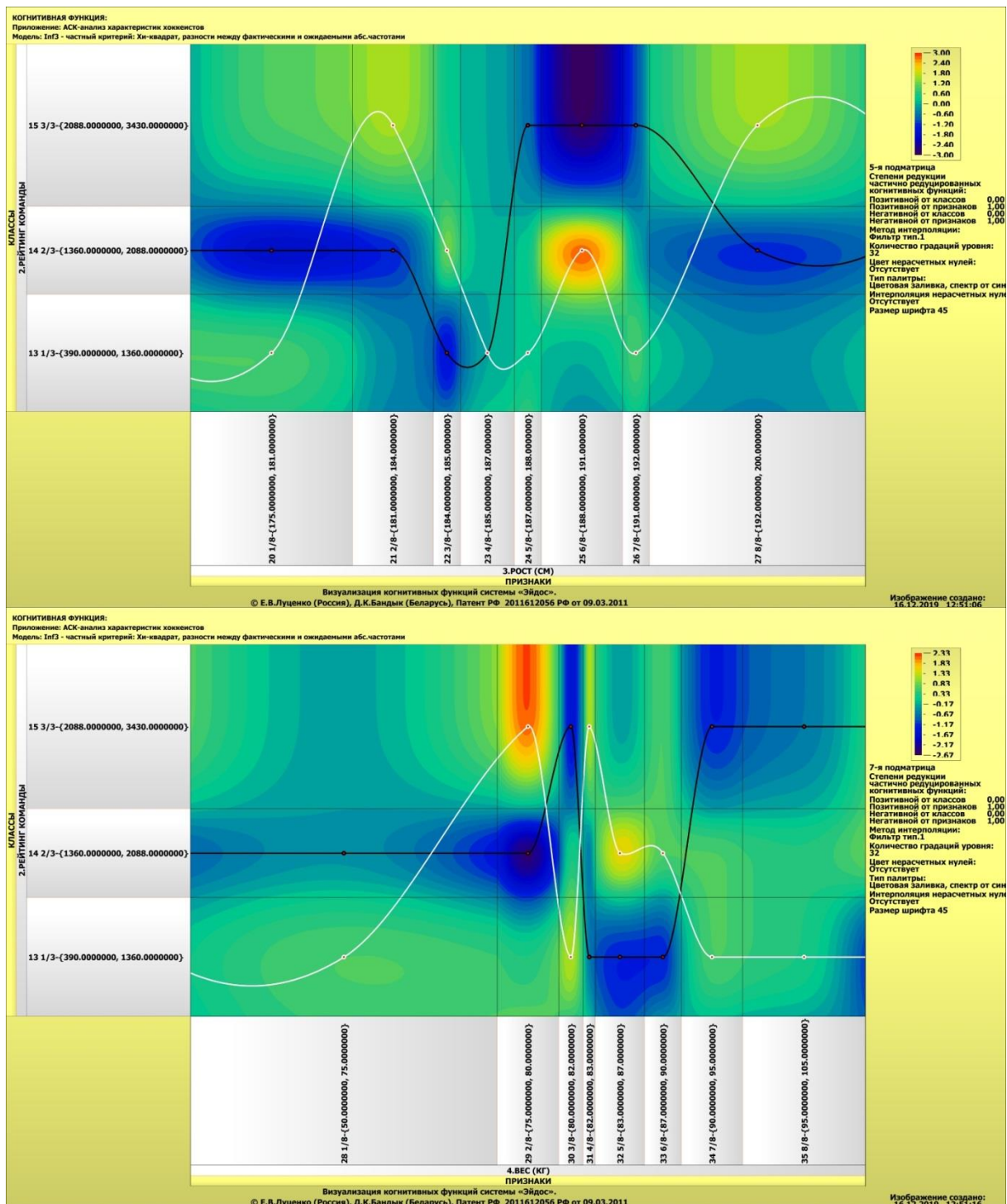


Рисунок 27. Help режима визуализации когнитивных функций

На рисунках 28³ приведены примеры некоторых когнитивных функций, наглядно отражающих силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных описательных данных игроков на их результаты анализа.

³ При увеличении масштаба просмотра когнитивные функции вполне читабельны





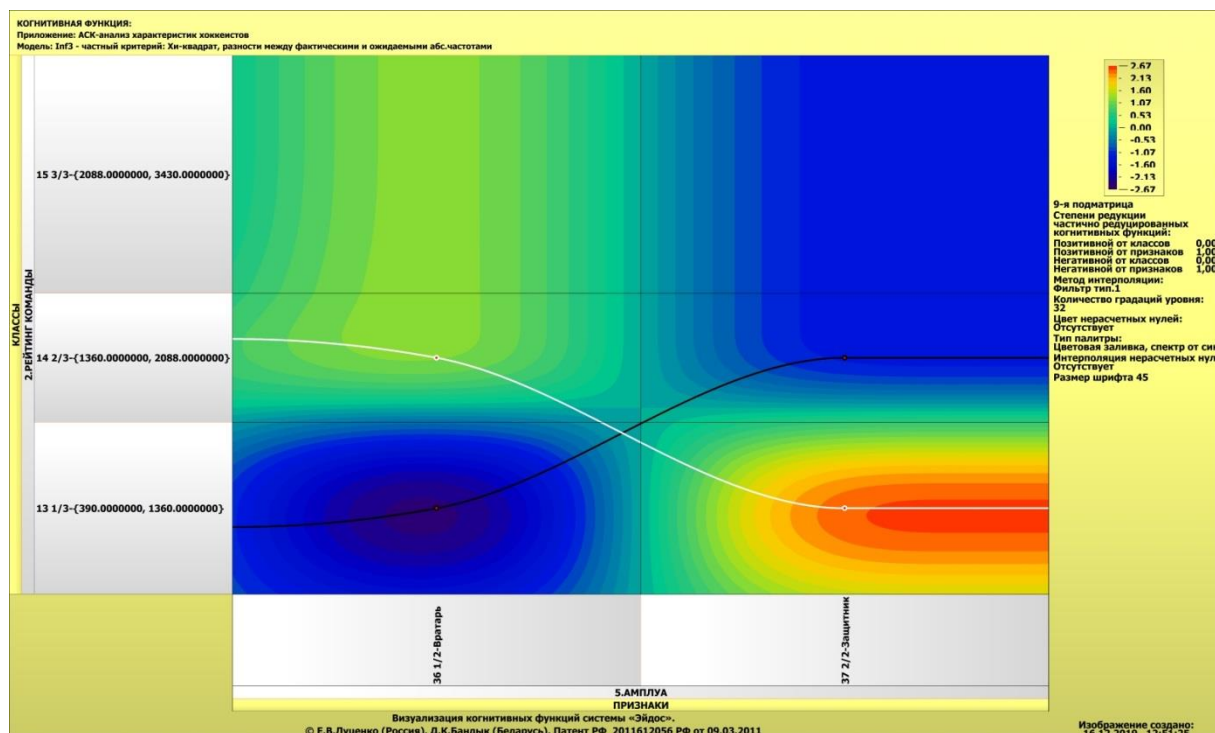


Рисунок 28. Примеры когнитивных функций, отражающих силу и направление влияния различных значений описательных данных команд на результаты анализа

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 анализа характеристики хоккейных команд и их рейтинга

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 описательных данных команд (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим различные характеристики игроков (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения физиологического свойства игроков, соответствующего свойства, на получение конкретного результата характеристики, соответствующего колонке.

Если какое-то значение физиологического свойства игроков слабо влияет на результаты их характеристики, 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 физиологического свойства игроков способствует получению некоторого определенного результата их характеристик, 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 физиологического свойства игроков на результаты их характеристик (т.е. ценность данного значения физиологического свойства для решения задачи прогнозирования и других задач) 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 морфологического свойства, соответствующего строке, для решения задач прогнозирования результатов характеристики игроков и решения других задач, рассмотренных в работе.

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

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

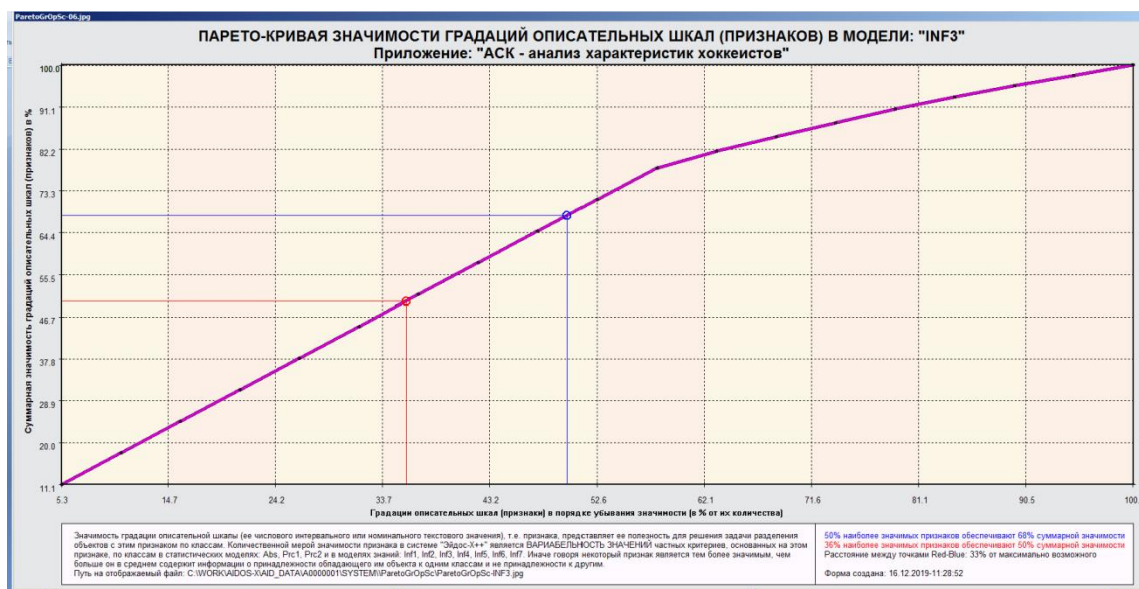


Рисунок 29. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Таблица 7 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния значений описательных данных команд и игроков на результаты анализа в в СК-модели INF3

№	Код	Наименование	Код шкалы	Значимость градации, %	Значимость градации нарастающим итогом, %
1	1	ГОРОД	11	72,27	72,27
2	2	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)	8	27,72	100

Таблица 8 – Парето-таблица значимости описательных шкал, т.е. сила влияния значений свойств команд на результаты анализа в СК-модели INF3

№	Код	Наименование	Код шкалы	Значимость градации, %	Значимость градации нарастающим итогом, %
1	4	ГОРОД-4/11-Москва	1	11,09	11,09
2	1	ГОРОД-1/11-Владивосток	1	6,70	17,80
3	2	ГОРОД-2/11-Магнитогорск	1	6,70	24,51
4	3	ГОРОД-3/11-Монреаль	1	6,70	31,22
5	5	ГОРОД-5/11-Нур-Султан	1	6,70	37,93
6	6	ГОРОД-6/11-Нью-Джерси	1	6,70	44,64
7	7	ГОРОД-7/11-Нэшвилл	1	6,70	51,34
8	8	ГОРОД-8/11-Омск	1	6,70	58,05
9	9	ГОРОД-9/11-Подольск	1	6,70	64,76
10	10	ГОРОД-10/11-Рига	1	6,70	71,47
11	11	ГОРОД-11/11-Филадельфия	1	6,70	78,18
12	14	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-3/8-{22.0000000, 24.0000000}	2	3,62	81,81
13	17	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-6/8-{28.0000000, 31.0000000}	2	3,06	84,87
14	15	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-4/8-{24.0000000, 26.0000000}	2	2,93	87,81
15	13	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-2/8-{20.0000000, 22.0000000}	2	2,88	90,69
16	18	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-7/8-{31.0000000, 33.0000000}	2	2,51	93,21
17	19	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-8/8-{33.0000000, 37.0000000}	2	2,38	95,60
18	12	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-1/8-{18.0000000, 20.0000000}	2	2,19	97,80
19	16	ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-5/8-{26.0000000, 28.0000000}	2	2,19	100,00

Из таблицы 8 видно, что наиболее сильное влияние на то, какими будут результаты анализа, оказывает такие значения физиологических свойств как:

ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-6/8-{28.0000000, 31.0000000}
 ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-7/8-{31.0000000, 33.0000000}
 ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-8/8-{33.0000000, 37.0000000}
 ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-5/8-{26.0000000, 28.0000000}

а наименьшее:

ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-3/8-{22.0000000, 24.0000000}
 ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-4/8-{24.0000000, 26.0000000}
 ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-2/8-{20.0000000, 22.0000000}
 ВОЗРАСТ (ЛЕТ)-1/8-{18.0000000, 20.0000000}

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

Наиболее сильно влияют на результаты анализа такие их описательные данные:

ГОРОД-6/11-Нью-Джерси
 ГОРОД-7/11-Нэшвилл
 ГОРОД-8/11-Омск
 ГОРОД-9/11-Подольск
 ГОРОД-10/11-Рига
 ГОРОД-11/11-Филадельфия

а наиболее слабо:

ГОРОД-4/11-Москва
 ГОРОД-1/11-Владивосток
 ГОРОД-2/11-Магнитогорск
 ГОРОД-3/11-Монреаль
 ГОРОД-5/11-Нур-Султан

4.3.9. Степень детерминированности результатов анализа значениями обуславливающих их факторов

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.

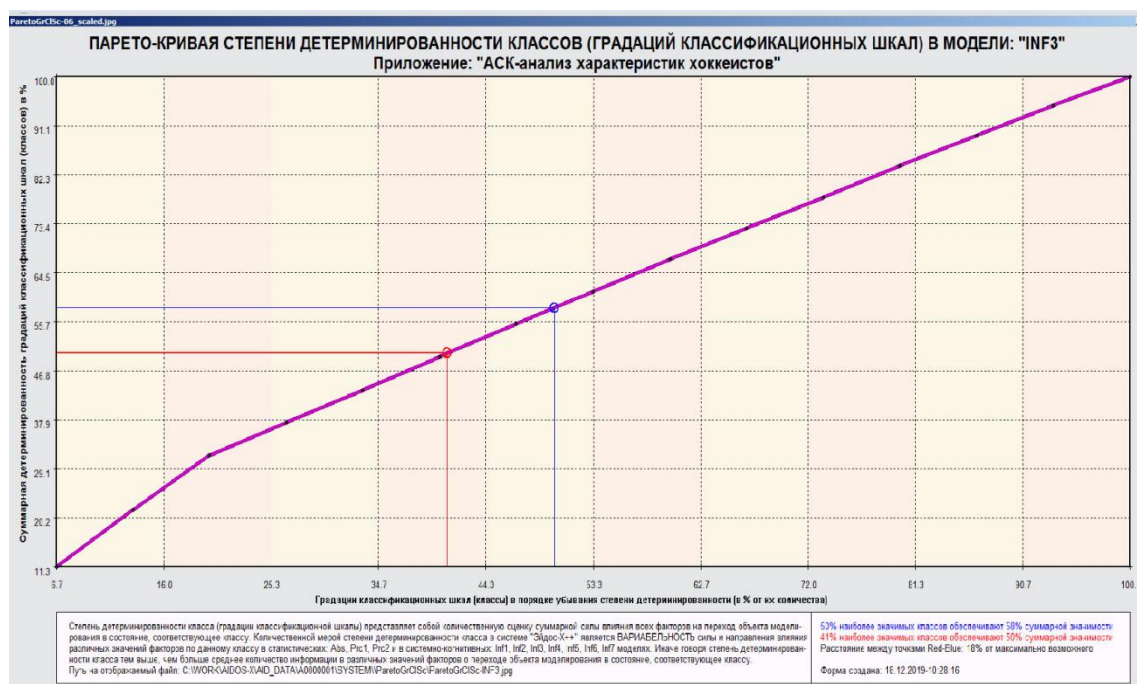


Рисунок 30. Парето-кривая степени детерминированности классов

Таблица 9 – Парето-таблица степеней детерминированности (обусловленности) классов в СК-модели INF3, т.е. описательных данных

№	К о д	Наименование	Код шка лы	Значимость градации, %	Значимость градации нарастающим итогом, %
1	15	РЕЙТИНГ КОМАНДЫ-3/3- {2088.0000000, 3430.0000000}	2	11,51	11,51
2	14	РЕЙТИНГ КОМАНДЫ-2/3- {1360.0000000, 2088.0000000}	2	10,23	21,75
3	13	РЕЙТИНГ КОМАНДЫ-1/3- {390.0000000, 1360.0000000}	2	9,89	31,64
4	9	КОМАНДА-9/12-Нэшвилл	1	5,97	37,62
5	4	КОМАНДА-4/12-Витязь	1	5,94	43,56
6	2	КОМАНДА-2/12-Адмирал	1	5,83	49,39
7	3	КОМАНДА-3/12-Барыс	1	5,75	55,15
8	1	КОМАНДА-1/12-Авангард	1	5,71	60,86
9	8	КОМАНДА-8/12-Нью-Джерси	1	5,71	66,58
10	6	КОМАНДА-6/12-Металлург Мг	1	5,69	72,28
11	11	КОМАНДА-11/12- Филадельфия	1	5,69	77,98
12	5	КОМАНДА-5/12-Динамо Рига	1	5,68	83,667
13	7	КОМАНДА-7/12-Монреаль	1	5,66	89,32
14	10	КОМАНДА-10/12-Спартак	1	5,44	94,77
15	12	КОМАНДА-12/12-ЦСКА	1	5,22	100,00

Из таблицы 10 мы видим, что физиологические свойства хоккеистов наиболее сильно (жестко) детерминируют (обуславливают) среднюю общую характеристику, а наиболее слабо – большую характеристики и схожесть. 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 средней степени детерминированности их градаций в СК-модели INF3

№	Ко д	Наименование	Значимость градации, %	Значимость градации убывающим итоном, %
1	2	РЕЙТИНГ КОМАНДЫ	64,93	64,93
2	1	КОМАНДА	35,06	100,00

Из таблицы 10 видно, что наиболее высокую степень детерминированности обуславливающими их факторами имеют общее наименование команды, а наименьшую схожесть по рейтингу. Результаты анализа с высокой степенью детерминированности получаются под действием обуславливающих их факторов с большей гарантией, чем с низкой. Различие в степени детерминированности составляет около 65%.

4.3.10. Устойчивость результатов анализа от значений обуславливающих их описательных данных

Устойчивость зависимостей результатов анализа взаимосвязи между хоккейными командами и их рейтингом от обуславливающих их факторов предполагает и подразумевает *непрерывность* и *монотонность* этих зависимостей.

Непрерывность зависимостей результатов анализа взаимосвязи между хоккейными командами и их рейтингом от обуславливающих их факторов означает, что малые изменения значений фактора детерминируют малые изменения результатов характеристик, а более значительные изменения значения факторов обуславливают и более существенные изменения результатов, т.е. степень изменения результатов характеристик соответствует степени изменения обуславливающих их значений факторов.

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 характеристик игроков от обуславливающих их факторов означает, что:

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

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 совокупности факторов является **суммой** действий каждого из них по отдельности [12].

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**.

Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на результат в нелинейной системе при этом получается очень похожий у всех факторов (для примера на рисунке 31 показаны 3 из них):

⁴ Это вызывает ассоциации с классическим понятием устойчивости управления по Ляпунову.

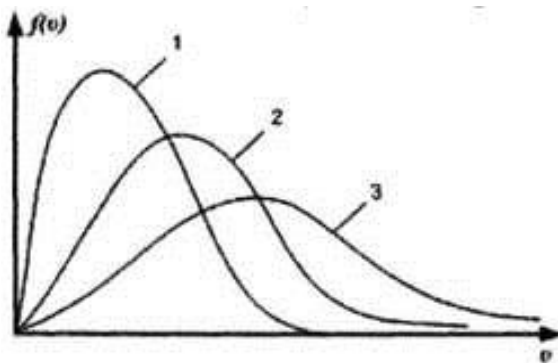


Рисунок 31. Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на нелинейный объект управления⁵.

Например, если по оси X показать интенсивность показателей физиологических свойств какого-либо игрока, а по Y схожесть, то график на рисунке 31 можно интерпретировать таким образом, что при полном отсутствии свойств схожесть будет минимальной, при его увеличении схожесть будет возрастать сначала быстро, потом все медленнее, затем достигнет максимума, а потом при дальнейшем увеличении свойства она начнет уменьшаться пока опять не достигнет минимума. Принципиально важно, что одно и тот же свойство будет действовать по-разному при условии одновременного действия других факторов, причем **при этом смещается точка оптимума**, т.е. при действии других факторов оптимальный полив становится другой, в чем и проявляется **нелинейность** системы и взаимодействие факторов, нарушение для них принципа суперпозиции (кривые 1, 2, 3 на рисунке 31).

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*).

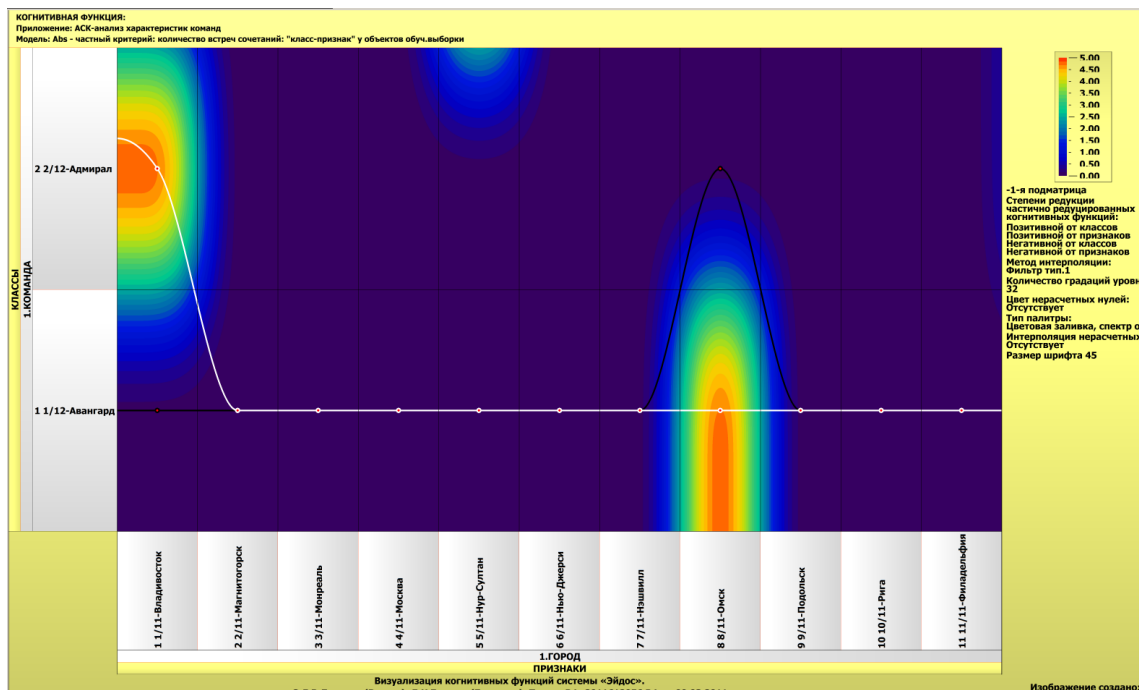
Таким образом у нас есть все основания все разделить все факторы, действующие на результаты характеристик хоккеистов, относящиеся к одной классификационной шкале, на **три основные группы**:

1. **Способствующие** получению более высоких результатов (рисунок 32).
2. **Препятствующие** получению более высоких результатов (рисунок 33).

⁵ Источник рисунка: http://san-of-war2.narod.ru/fiziks/fiziks_image481.jpg На самом деле на рисунке показано распределение Максвелла молекул газа по скоростям при разных температурах. Удивительно, но подобный вид имеет влияние интенсивности различных факторов на различные нелинейные объекты управления

3. Действующие сложным и неоднозначным образом (случайным нелинейным или периодическим) (рисунок 34).

А)



Б)

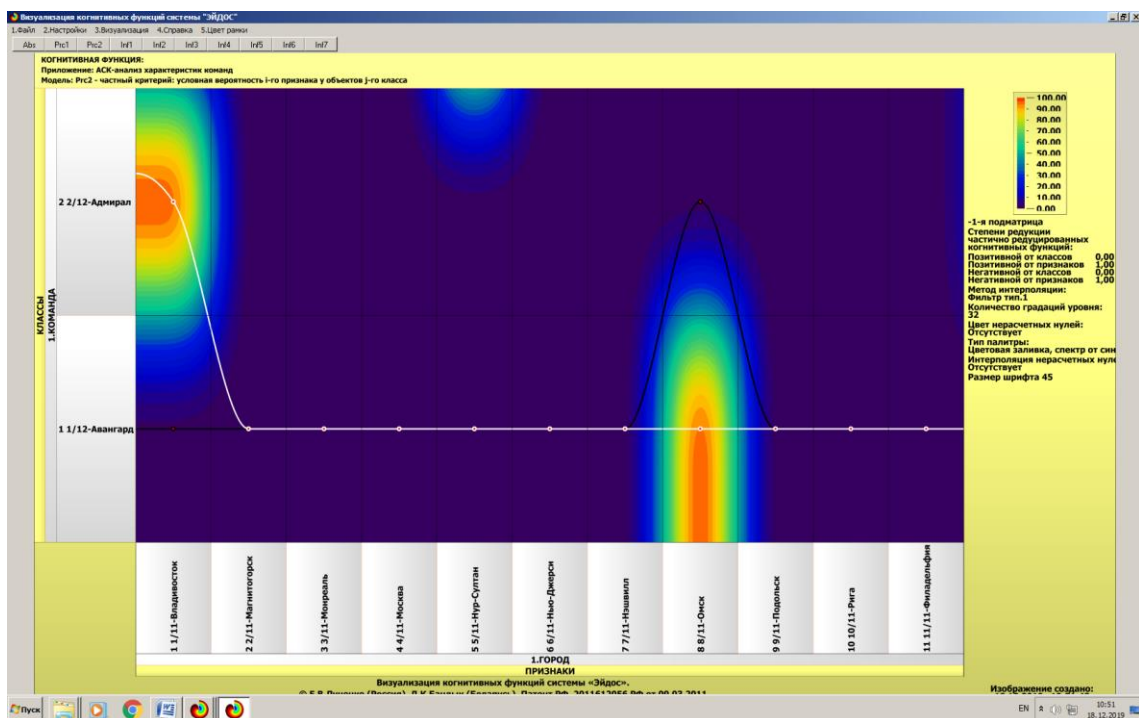


Рисунок 32. Примеры непрерывных монотонных когнитивных функций с факторами, *способствующими* получению более высоких результатов

Из рисунка 32А мы видим, что увеличение значения свойства игрока практически линейно детерминирует вес игроков, а из рисунка 32Б – что

увеличение значения возраста также однозначно приводит к увеличению результатов схожести.

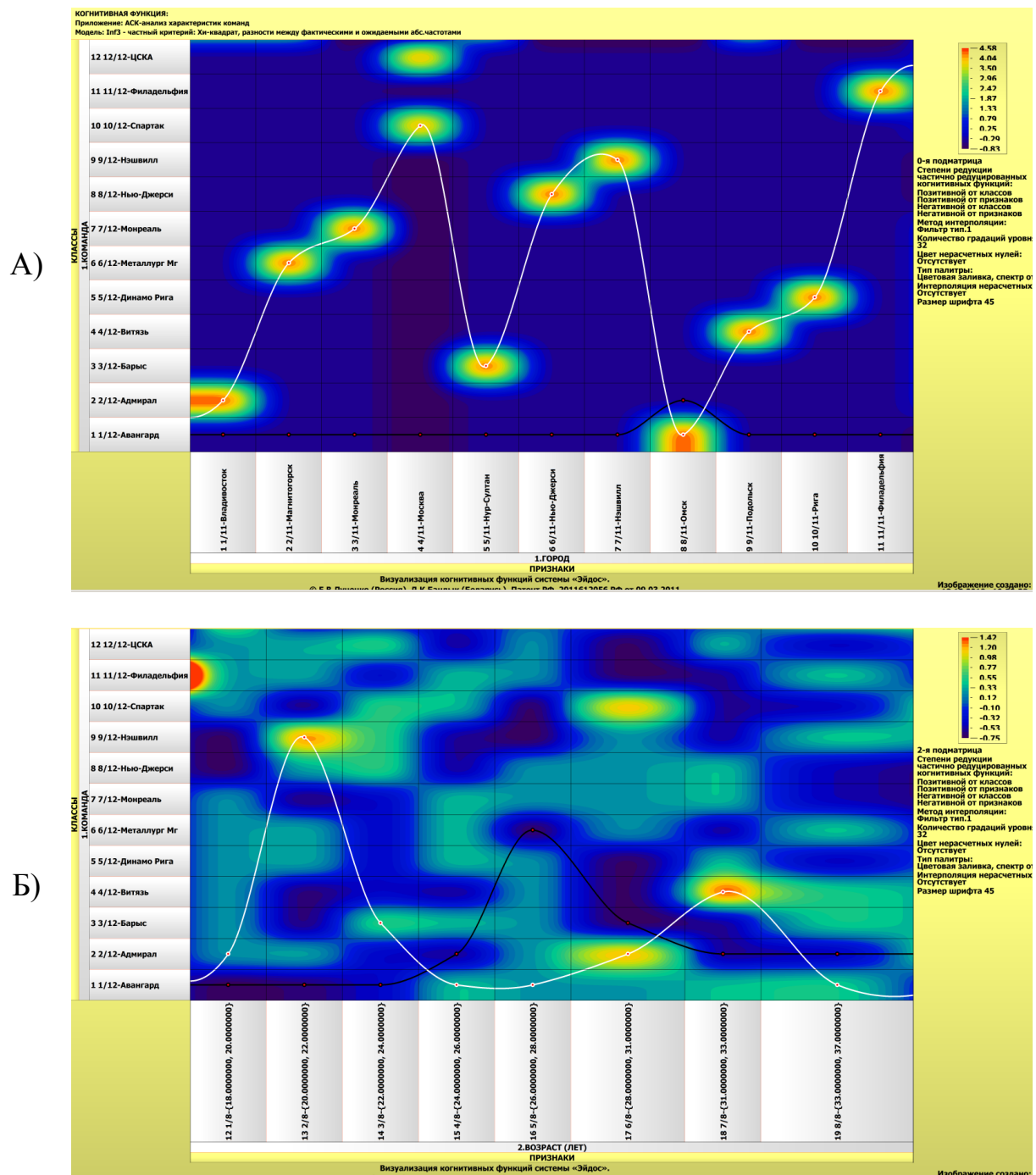


Рисунок 33. Примеры непрерывных монотонных когнитивных функций с факторами, *препятствующими* получению более высоких результатов

Рисунок 33А показывает, что чем больше значения возраста, тем меньше значение схожести. Из рисунка 34Б мы видим, что аналогично на значение схожести влияет и увеличение других результатов свойств.

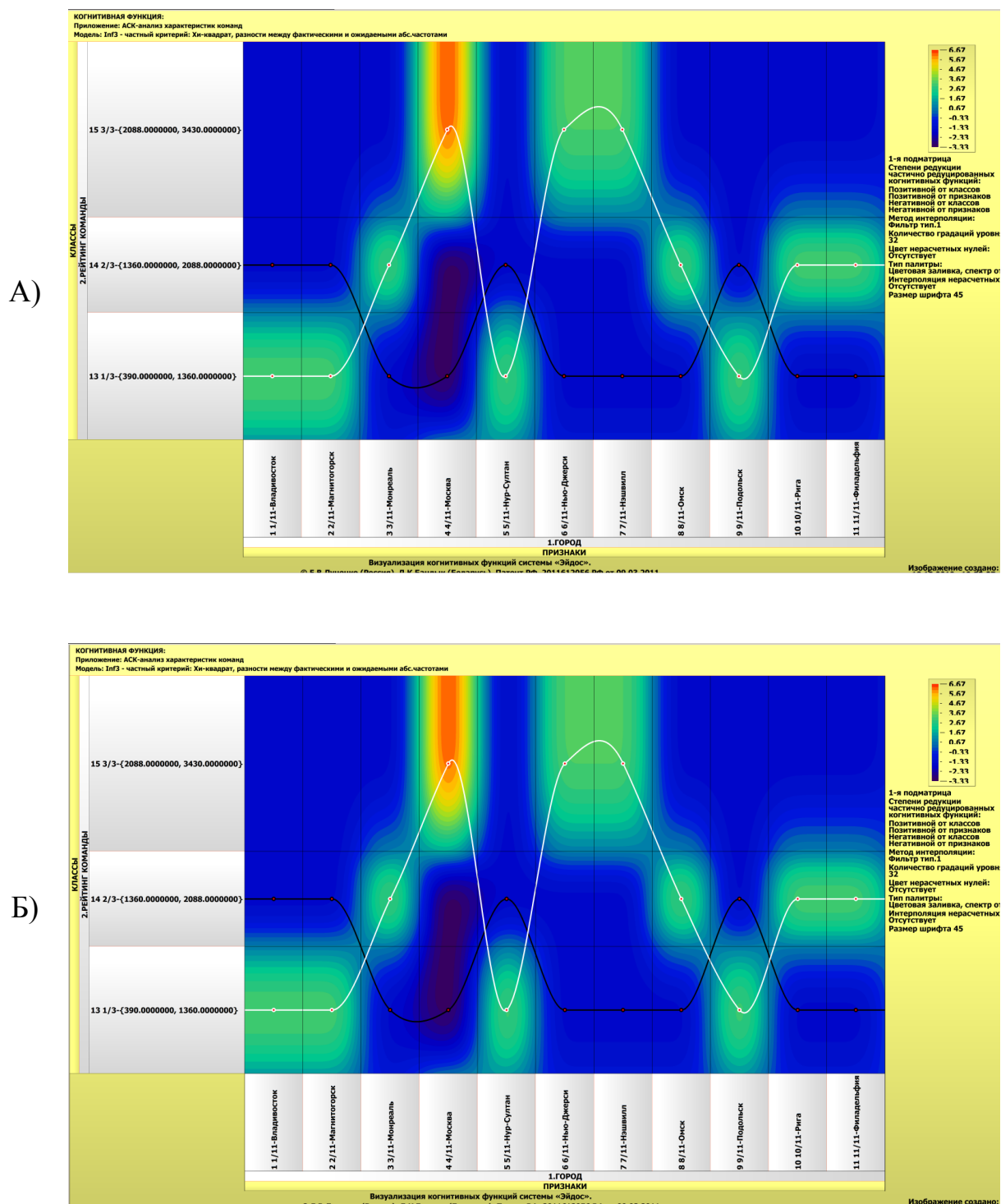


Рисунок 34. Примеры немонотонных когнитивных функций с факторами, действующие сложным и неоднозначным образом (нелинейным и периодическим)

На рисунке 34А когнитивная функция по виду похожую на приведенную на рисунке 31, а НА 34Б – 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 описательным свойствам команд хоккеистов результатам их анализа между рейтингом и характеристик, изучено влияние значений различных характеризующих свойств хоккеистов на эти результаты, и, на основе этого, решены задачи идентификации, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Все это, по мнению авторов, является достаточным основанием для того, чтобы обоснованно предложить новое научное направление: **«Когнитивный анализ хоккейных команд»**.

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение №190 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 [articleID]: 0921308058. – Режимдоступа: <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 [articleID]: 1261702001. – Режимдоступа: <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 [articleID]: 1011407090. – Режимдоступа: <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 [articleID]: 0010301011. – Режимдоступа: <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. Системно-когнитивное моделирование влияния агротехнологий на урожайность и качество пшеницы и решение задач прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №03(147). С. 62 – 128. – IDA [articleID]: 1471903015. – Режимдоступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/03/pdf/15.pdf>, 4,188 у.п.л.

9. 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.

10. 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 [articleID]: 1301706001. – Режимдоступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

11. 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>

12. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-X++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С.

164 – 188. – IDA [articleID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 у.п.л.

13. Лойко В.И. Подходы к автоматизации процессов управления производством продукции растениеводства / В.И. Лойко, С.А. Курносов, В.В. Ткаченко, Н.А. Ткаченко // Экономика-правовые аспекты реализации стратегии модернизации России: поиск модели эффективного социохозяйственного развития: сб. стат. междунар. науч.-практ. конф., Сочи, 5-9 октября 2016 г. – М.: НИИ ЭИП2016. С. 128-132.