

УДК 004.8

АСК-анализ силы и направления влияния характеристик футболистов игры FIFA 18 на их принадлежность к определенной игровой позиции

ASC-analysis of the strength and direction of the influence of the characteristics of football players of the FIFA 18 game on their belonging to a certain playing position

Лях Вячеслав Алексеевич

студент

fedirko2003@gmail.com

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 параметров и направления влияния характеристик и особенностей футболистов игры FIFA 18 на их принадлежность к определенной игровой позиции. Достижение данной цели представляет интерес для игроков и разработчиков. Это позволяет выявить закономерности, благодаря которым герой оказался в той или иной игровой роли, что можно использовать для описания этих ролей. Для достижения поставленной цели применяется автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментальный – интеллектуальная система «Эйдос».

The purpose of this work is to study the parameters and direction of the influence of the characteristics and features of the FIFA 18 football players on their belonging to a certain playing position. Achieving this goal is of interest to players and developers. This makes it possible to identify patterns due to which the hero found himself in a particular game role, which can be used to describe these roles. To achieve this goal, automated system-cognitive analysis (ASK-analysis) and its software tools – an intelligent system are used "Eidos".

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

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

СОДЕРЖАНИЕ

СОДЕРЖАНИЕ	1
ВВЕДЕНИЕ	2
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ	5
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ	9
3.1. ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ	11
3.2. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ И ПРИСВОЕНИЕ ЕЙ СТАТУСА ТЕКУЩЕЙ	14
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	15
4.1. Подзадача 4.1. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ (ДИАГНОСТИКА,	15
4.2. Подзадача 4.2. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (SWOT-АНАЛИЗ)	18
4.3. Подзадача 4.3. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ	23
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов	23
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов	24
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов	25
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	27
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	28
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты	30
4.3.7. Когнитивные функции	30
4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов	35
4.3.9. Степень детерминированности принадлежности игроков к игровым ролям значениями их свойств ...	38
4.3.10. Устойчивость принадлежности к игровым ролям от значений обуславливающих их характеристик и особенностей	39
7. ВЫВОДЫ	41
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	41
SPISOK LITERATURY	43

Введение

Целью данной работы является изучение параметров и направления влияния характеристик и особенностей футболистов игры FIFA 18 на их принадлежность к определенной игровой позиции.

Достижение данной цели представляет интерес для игроков и разработчиков. Это позволяет выявить закономерности, благодаря которым герой оказался в той или иной игровой роли, что можно использовать для описания этих позиций.

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 более 312, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

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

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

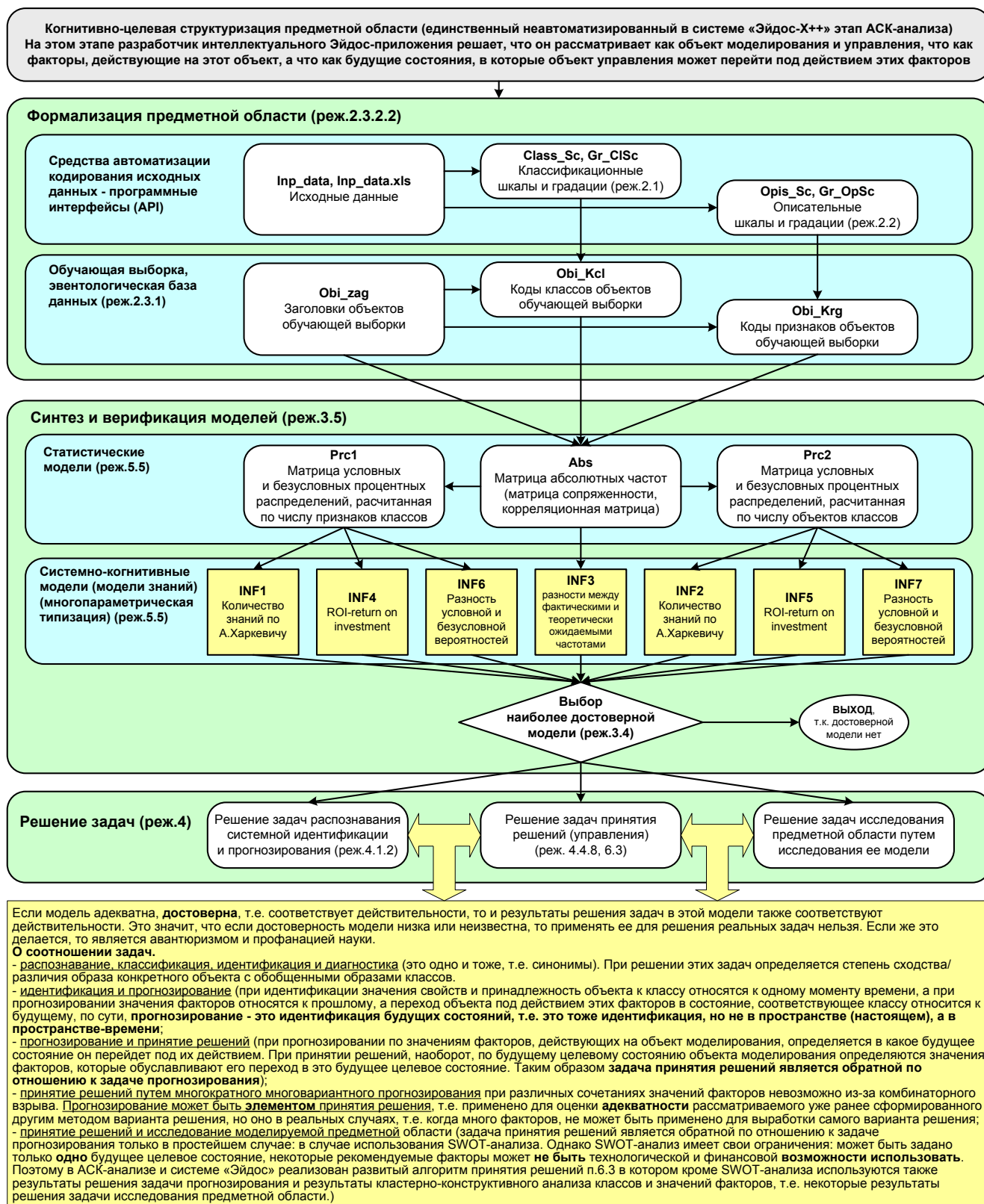
- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой 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»,
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 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 игровые роли (таблица 1), а в качестве факторов – различные характеристики и особенности героев (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационные шкалы

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	РОЛЬ

Таблица 2 – Описательные шкалы

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Name - имя игрока.
2	Age-возраст
3	Club - клуб.
4	Height - рост.
5	Weight - вес.
6	Nationality - национальность.
7	Player_positions-игровая позиция
8	Overall - рейтинг.
9	Preffered_Foot - предпочитаемая нога.

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (таблица 3) получены из лаунчера Фифа 18:

L. Messi	32	170	72	Argentina	FC Barcelona	94	RW, CF, ST	Left
Cristiano Ronaldo	34	187	83	Portugal	Juventus	93	ST, LW	Right
Neymar Jr	27	175	68	Brazil	Paris Saint-Ger	92	LW, CAM	Right
J. Oblak	26	188	87	Slovenia	Atletico Mac	91	GK	Right
E. Hazard	28	175	74	Belgium	Real Madrid	91	LW, CF	Right
K. De Bruyne	28	181	70	Belgium	Manchester Ci	91	CAM, CM	Right
M. ter Stegen	27	187	85	Germany	FC Barcelona	90	GK	Right
V. van Dijk	27	193	92	Netherlands	Liverpool	90	CB	Right
L. Modric	33	172	66	Croatia	Real Madrid	90	CM	Right
M. Salah	27	175	71	Egypt	Liverpool	90	RW, ST	Left
K. Mbappe	20	178	73	France	Paris Saint-Ger	89	ST, RW	Right
K. Koulibaly	28	187	89	Senegal	Napoli	89	CB	Right
H. Kane	25	188	89	England	Tottenham Ho	89	ST	Right
Alisson	26	191	91	Brazil	Liverpool	89	GK	Right
Der Gaa	28	192	82	Spain	Manchester Un	89	GK	Right
N. Kante	28	168	72	France	Chelsea	89	CDM, CM	Right
G. Chellini	34	187	85	Italy	Juventus	89	CB	Left
S. Aguero	31	173	70	Argentina	Manchester Ci	89	ST	Right
Sergio Ramos	33	184	82	Spain	Real Madrid	89	CB	Right
L. Suarez	32	182	86	Uruguay	FC Barcelona	89	ST	Right
R. Lewandowski	30	184	80	Poland	FC Bayern Mi	89	ST	Right
Sergio Busquets	30	189	76	Spain	FC Barcelona	89	CDM, CM	Right
A. Griezmann	28	176	73	France	FC Barcelona	89	CF, ST, LW	Left
P. Dybala	25	177	75	Argentina	Juventus	88	CAM, RW	Left
P. Pogba	26	191	84	France	Manchester Un	88	CM, CDM	Right
Edinson	25	188	86	Brazil	Manchester Ci	88	GK	Left
R. Sterling	24	170	69	England	Manchester Ci	88	RW, LW	Right
C. Strikens	27	181	76	Denmark	Tottenham Ho	88	CAM, CM	Right
T. Courtois	27	199	96	Belgium	Real Madrid	88	GK	Left
Pique	32	194	85	Spain	FC Barcelona	88	CB	Right
S. Mandanovich	34	193	92	Slovenia	Inter	88	GK	Right
M. Neuer	33	193	92	Germany	FC Bayern Mi	88	GK	Right
H. Urrutia	32	188	82	France	Tottenham Ho	88	GK	Left
David Silva	33	173	67	Spain	Manchester Ci	88	CAM, CM	Left
E. Cavani	32	185	77	Uruguay	Paris Saint-Ger	88	ST	Right
D. Goffin	33	187	78	Uruguay	Inter	88	CB	Right
T. Kroos	29	183	76	Germany	Real Madrid	88	CM	Right
M. Reus	30	180	71	Germany	Borussia Dort	88	CAM, LM, ST	Right
P. Aubameyang	30	187	80	Gabon	Arsenal	88	ST, LM	Right
S. Mane	27	175	69	Senegal	Liverpool	88	LW, LM	Right
A. Laporte	25	189	85	France	Manchester Ci	87	CB, LB	Left
Bernardo Silva	24	173	64	Portugal	Manchester Ci	87	RW, CAM, CM	Left
Caicedo	27	185	84	Brazil	Real Madrid	87	CDM	Right
H. Son	26	183	78	Korea Republic	Tottenham Ho	87	CF, LM	Right
Fernandinho	34	179	67	Brazil	Manchester Ci	87	CDM	Right
Thiago Silva	34	183	82	Brazil	Paris Saint-Ger	87	CB	Right
K. Bonanza	31	185	81	France	Real Madrid	87	CF, ST	Right
J. Vertonghen	32	189	86	Belgium	Tottenham Ho	87	CB	Left
D. Mertens	32	169	61	Belgium	Napoli	87	CF, ST	Right

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

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.

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

☒ XLS - MS Excel 2003

☒ XLSX - MS Excel 2007(2010)

☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX)

☐ CSV - CSV => DBF конвертер

Стандарт XLS-файла

Стандарт DBF-файла

Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

☐ Создавать БД средин по классам "Inp_dev.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал: 2

Конечный столбец классификационных шкал: 3

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал: 4

Конечный столбец описательных шкал: 9

Задайте режим:

☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

☐ Генерации распознанной выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

☒ Равные интервалы с разным числом наблюдений

☐ Разные интервалы с равным числом наблюдений

Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp_data":

☒ Не применять сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить спец. интерпретацию текстовых полей классов

☐ Применить спец. интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:

Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

☒ Только интервальные числовые значения (например: "1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")

☐ Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")

☐ И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")

Ok

Cancel

На рисунке 4 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима

2.3.2.2. Задание размерности модели системы "ЭЙДОС-Х++"

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [6 x 80]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	2	6	3,00	2	20	10,00
Текстовые	0	0	0,00	4	60	15,00
ВСЕГО:	2	6	3,00	6	80	13,33

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

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

Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xls" в систему "Эйдос-Х++" и формализации предметной области.

Данный программный интерфейс обеспечивает формализацию предметной области, т.е. анализ файла исходных данных Inp_data.xls(x), формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а затем кодирование файла исходных с их использованием.

- Файл исходных данных должен иметь имя: Inp_data.xls(x), а файл распознаваемой выборки имя: Inp_rasp.xls(x). Файлы Inp_data.xls(x) и Inp_rasp.xls(x) должны находиться в папке .../AIDOS-X/AID_DATA/Inp_data/. Эти файлы имеют совершенно одинаковую структуру.
- 1-я строка этого файла должна содержать наименования колонок на любом языке, в т.ч. и русском. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.к. они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо обязательно указывать единицы измерения и число знаков после запятой в колонке должно быть одинаковое.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длиннее: до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel-2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel-2010 и более поздних возможно до 1048576 строк и 16384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).
- Столбцу присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбцу присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Столбцы со 2-го по N-й являются классификационными шкалами (выходными параметрами) и содержат данные о классах (будущих состояниях объекта управления), к которым принадлежат объекты обучающей выборки.
- Столбцы с N+1 по последний являются описательными шкалами (свойствами или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойств или значениях факторов), характеризующих объекты обучающей выборки.
- В результате работы режима формируется файл INP_NAME.TXT стандарта MS DOS (кириллица), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются их интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное числовое или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций кодируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных NP_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений классов с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градациями описательных шкал.
- Расознаваемая выборка формируется на основе файла INP_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в модели, и базы распознаваемой выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP_RASP были пустыми. Структура файла INP_RASP должна быть такая же, как INP_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по наименованиям столбцов, но могут иметь разное количество строк с разными значениями в них.

Принцип организации таблицы исходных данных:

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й классификационной шкалы	Наименование 2-й классификационной шкалы	...	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы	...
1-й объект обучающей выборки (1-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
2-й объект обучающей выборки (2-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
...	...	...	...	...	...	...

Определения основных терминов и профилактика типичных ошибок при подготовке Excel-файла исходных данных

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

В результате работы режима сформирована 1 классификационная шкала с суммарным количеством градаций (классов) 6 (рисунок 5) и 7 описательных шкал с суммарным числом градаций 77. С использованием классификационных и описательных шкал и градаций (рисунки 5 и 6) исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (рисунок 7):

[illegible]

Рисунок 6. Описательные шкалы и градации(Характеристики и особенности футболистов)

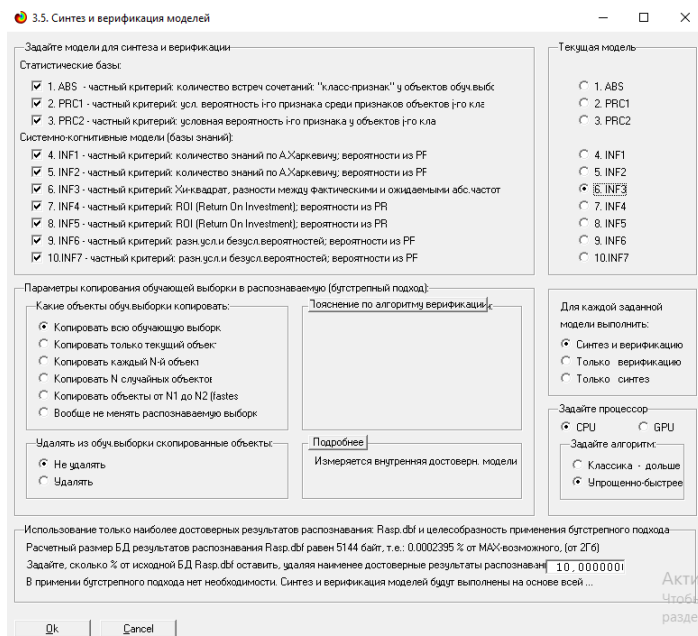


Рисунок 8. Экранная форма режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 8 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на графическом процессоре (GPU)».

Из рисунка 8 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 выборки"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. РОЛЬ ПОДДЕРЖКА	2. РОЛЬ ТАНК	3. РОЛЬ УРОН	Сумма	Среднее	Средн. квадрат.
1	УРОН-Высокий			15	15	5.00	8.66
2	УРОН-Низкий	4	2		6	2.00	2.00
3	УРОН-Средний	3	6	2	11	3.67	2.08
4	ЖИВУЧЕСТЬ-Высокая		2		2	0.67	1.15
5	ЖИВУЧЕСТЬ-Низкая	3		13	16	5.33	6.81
6	ЖИВУЧЕСТЬ-Средняя	4	6	4	14	4.67	1.15
7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая	1	3	6	10	3.33	2.52
8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая	4	5	5	14	4.67	0.58
9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя	2		6	8	2.67	3.06
10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая	3	3	5	11	3.67	1.15
11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая	2	2	4	8	2.67	1.15
12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя	2	3	8	13	4.33	3.21
13	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Высокая	4	4	2	10	3.33	1.15
14	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Низкая		1	10	11	3.67	5.51
15	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Средняя	3	3	5	11	3.67	1.15
16	ОРУЖИЕ-Автомат	1		1	2	0.67	0.58
17	ОРУЖИЕ-Антонные пушки		1		1	0.33	0.58
18	ОРУЖИЕ-Биотическая энергия	1			1	0.33	0.58
19	ОРУЖИЕ-Бластер	1			1	0.33	0.58
20	ОРУЖИЕ-Бластеры			1	1	0.33	0.58
21	ОРУЖИЕ-Винтовка	1		2	3	1.00	1.00
22	ОРУЖИЕ-Гвоздестрел			1	1	0.33	0.58
23	ОРУЖИЕ-Дробовики			1	1	0.33	0.58
24	ОРУЖИЕ-Зенитная пушка	1			1	0.33	0.58
25	ОРУЖИЕ-Лук			1	1	0.33	0.58
26	ОРУЖИЕ-Лучевая пушка		1	1	2	0.67	0.58
27	ОРУЖИЕ-Металлоидет		1		1	0.33	0.58

Рисунок 9. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.3. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1"

И. номер	Наименование описательной шкалы и градации	1. AGE 1/3 (20 0000000, 24 6666667)	2. AGE 2/3 (24 6666667, 29 3333333)	3. AGE 3/3 (29 3333333, 34 0000000)	4. HEIGHT_CM 1/3 (168 0000000, 178 3333333)	5. HEIGHT_CM 2/3 (178 3333333, 188 6666667)	6. HEIGHT_CM 3/3 (188 6666667, 199 0000000)	Сумма	Среднее	Средн. кв. откл.
1	WEIGHT_KG-1/10-(61.0000000, 64.5000000)	0.851		0.026	0.480			1.357	0.226	0.360
2	WEIGHT_KG-2/10-(64.5000000, 68.0000000)		-0.255	0.190	0.363	-0.255		0.042	0.007	0.244
3	WEIGHT_KG-3/10-(68.0000000, 71.5000000)	0.406	0.026	-0.139	0.316	-0.139		0.470	0.078	0.231
4	WEIGHT_KG-4/10-(71.5000000, 75.0000000)	0.406	0.142	-0.420	0.480			0.608	0.101	0.326
5	WEIGHT_KG-5/10-(75.0000000, 78.5000000)		0.026	0.026		0.233	-0.121	0.163	0.027	0.115
6	WEIGHT_KG-6/10-(78.5000000, 82.0000000)		-0.482	0.244		0.244	-0.183	-0.177	-0.030	0.276
7	WEIGHT_KG-7/10-(82.0000000, 85.5000000)		0.080	-0.037		0.080	0.262	0.385	0.064	0.108
8	WEIGHT_KG-8/10-(85.5000000, 89.0000000)		0.142	-0.139		0.233	-0.121	0.115	0.019	0.146
9	WEIGHT_KG-9/10-(89.0000000, 92.5000000)		0.026	0.026			0.606	0.657	0.109	0.243
10	WEIGHT_KG-10/10-(92.5000000, 96.0000000)		0.307				0.606	0.912	0.152	0.254
11	NATIONALITY-Argentina		-0.139	0.142	0.480			0.483	0.081	0.215
12	NATIONALITY-Belgium		0.100	-0.065	0.108	-0.346	0.234	0.031	0.005	0.200
13	NATIONALITY-Brazil		0.142	-0.139	-0.246	0.142	-0.121	-0.221	-0.037	0.159
14	NATIONALITY-Croatia			0.307	0.480			0.786	0.131	0.210
15	NATIONALITY-Denmark		0.307			0.307		0.613	0.102	0.158
16	NATIONALITY-Egypt		0.307		0.480			0.786	0.131	0.210
17	NATIONALITY-England	0.851	0.026		0.199	0.026		1.101	0.184	0.336
18	NATIONALITY-France	0.343	0.080	-0.201	0.136	-0.201	0.098	0.255	0.042	0.211
19	NATIONALITY-Gabon			0.307		0.307		0.613	0.102	0.158
20	NATIONALITY-Germany		0.026	0.026		0.190	0.044	0.285	0.047	0.072
21	NATIONALITY-Italy			0.307		0.307		0.613	0.102	0.158
22	NATIONALITY-Korea Republic		0.307			0.307		0.613	0.102	0.158
23	NATIONALITY-Netherlands		0.307				0.606	0.912	0.152	0.254
24	NATIONALITY-Poland			0.307		0.307		0.613	0.102	0.158

Рисунок 10. Матрица информативностей INF1 (фрагмент)

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

И. номер	Наименование описательной шкалы и градации	1. AGE 1/3 (20 0000000, 24 6666667)	2. AGE 2/3 (24 6666667, 29 3333333)	3. AGE 3/3 (29 3333333, 34 0000000)	4. HEIGHT_CM 1/3 (168 0000000, 178 3333333)	5. HEIGHT_CM 2/3 (178 3333333, 188 6666667)	6. HEIGHT_CM 3/3 (188 6666667, 199 0000000)	Сумма	Среднее	Средн. кв. откл.
1	WEIGHT_KG-1/10-(61.0000000, 64.5000000)	0.878	-0.939	0.061	1.388	-0.939		-0.449		0.966
2	WEIGHT_KG-2/10-(64.5000000, 68.0000000)	-0.245	-0.878	1.122	1.776	-0.878	-0.898			1.168
3	WEIGHT_KG-3/10-(68.0000000, 71.5000000)	0.633	0.184	-0.816	2.163	-0.816	-1.347			1.285
4	WEIGHT_KG-4/10-(71.5000000, 75.0000000)	0.633	1.184	-1.816	4.163	-2.816	-1.347			2.537
5	WEIGHT_KG-5/10-(75.0000000, 78.5000000)	-0.367	0.184	0.184	-1.837	2.184	-0.347			1.301
6	WEIGHT_KG-6/10-(78.5000000, 82.0000000)	-0.429	-2.286	2.714	-2.143	2.714	-0.571			2.239
7	WEIGHT_KG-7/10-(82.0000000, 85.5000000)	-0.429	0.714	-0.286	-2.143	0.714	1.429			1.258
8	WEIGHT_KG-8/10-(85.5000000, 89.0000000)	-0.367	1.184	-0.816	-1.837	2.184	-0.347			1.447
9	WEIGHT_KG-9/10-(89.0000000, 92.5000000)	-0.245	0.122	0.122	-1.224	-1.878	3.102			1.717
10	WEIGHT_KG-10/10-(92.5000000, 96.0000000)	-0.061	0.531	-0.469	-0.306	-0.469	0.776			0.533
11	NATIONALITY-Argentina	-0.184	-0.408	0.592	2.082	-1.408	-0.673			1.210
12	NATIONALITY-Belgium	-0.306	0.653	-0.347	0.469	-1.347	0.878			0.830
13	NATIONALITY-Brazil	-0.367	1.184	-0.816	-0.837	1.184	-0.347			0.941
14	NATIONALITY-Croatia	-0.061	-0.469	0.531	0.694	-0.469	-0.224			0.502
15	NATIONALITY-Denmark	-0.061	0.531	-0.469	-0.306	0.531	-0.224			0.432
16	NATIONALITY-Egypt	-0.061	0.531	-0.469	0.694	-0.469	-0.224			0.502
17	NATIONALITY-England	0.878	0.061	-0.939	0.388	0.061	-0.449			0.634
18	NATIONALITY-France	0.571	0.714	-1.286	0.857	-1.286	0.429			1.006
19	NATIONALITY-Gabon	-0.061	-0.469	0.531	-0.306	0.531	-0.224			0.432
20	NATIONALITY-Germany	-0.245	0.122	0.122	-1.224	1.122	0.102			0.756
21	NATIONALITY-Italy	-0.061	-0.469	0.531	-0.306	0.531	-0.224			0.432
22	NATIONALITY-Korea Republic	-0.061	0.531	-0.469	-0.306	0.531	-0.224			0.432
23	NATIONALITY-Netherlands	-0.061	0.531	-0.469	-0.306	-0.469	0.776			0.533
24	NATIONALITY-Poland	-0.061	-0.469	0.531	-0.306	0.531	-0.224			0.432

Рисунок 11. Модель INF3 (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных черт игрового класса рассматривается с одной единственной точки зрения: какое *количество информации* содержится в них о том, какими характеристиками и особенностями обладает футболист [2]. Поэтому не играет никакой роли в каких единицах измерения измеряются те или иные характеристики героев [2]. Это и есть решение проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий.

3.1. 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 Ризбергена, 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 12).

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модулей условной сход. истинно-полож. решений (STP)	Сумма услов. истин. реш.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Корреляция абс.частот с обр...	98	98	1	18		0.845	1.000	0.916	63.275	
1. ABS - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма абс.частот по признак...	98	98	19			0.838	1.000	0.912	63.818	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	98	98	1	18		0.845	1.000	0.916	63.275	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по при...	98	98		19		0.838	1.000	0.912	54.659	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	98	98	1	18		0.845	1.000	0.916	63.273	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по при...	98	98		19		0.838	1.000	0.912	54.659	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	98	68	17	2	30	0.971	0.694	0.810	16.333	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	98	91	10	9	7	0.910	0.929	0.919	19.772	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	98	68	17	2	30	0.971	0.694	0.810	16.333	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	98	91	10	9	7	0.910	0.929	0.919	19.772	
6. INF3 - частный критерий: Уинквэдарт, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	98	94	15	4	4	0.959	0.959	0.959	33.060	
6. INF3 - частный критерий: Уинквэдарт, разности между факти...	Сумма знаний	98	94	15	4	4	0.959	0.959	0.959	36.508	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	98	62	17	2	36	0.969	0.633	0.765	18.403	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	98	97	8	11	1	0.898	0.990	0.942	10.345	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	98	62	17	2	36	0.969	0.633	0.765	18.403	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	98	97	8	11	1	0.898	0.990	0.942	10.345	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	98	76	15	4	22	0.950	0.776	0.854	27.551	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Сумма знаний	98	94	8	11	4	0.895	0.959	0.926	14.332	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	98	76	15	4	22	0.950	0.776	0.854	27.551	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Сумма знаний	98	94	8	11	4	0.895	0.959	0.926	14.332	

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

Рисунок 12. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

Из рисунка 12 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергена наиболее достоверными являются СК- модели INF3 с интегральным критерием «Резонанс знаний» ($F=0,969$ при максимуме 1,000) и INF3 с интегральным значением «Сумма знаний» ($F=0,969$ при максимуме 1,000), что неплохо, а по критерию L1 проф.Е.В.Луценко [3] наиболее достоверными также являются СК-модели INF4 и INF5 ($L1=0,856$ при максимуме 1,000 в обоих случаях), что является очень хорошим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК- модели сильной причинно-следственной зависимости между характеристиками и особенностями чемпионов и игровыми классами.

На рисунке 9 приведено частотное распределение числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам прогнозирования принадлежности футболистов к игровым ролям на основе их характеристик и особенностей в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

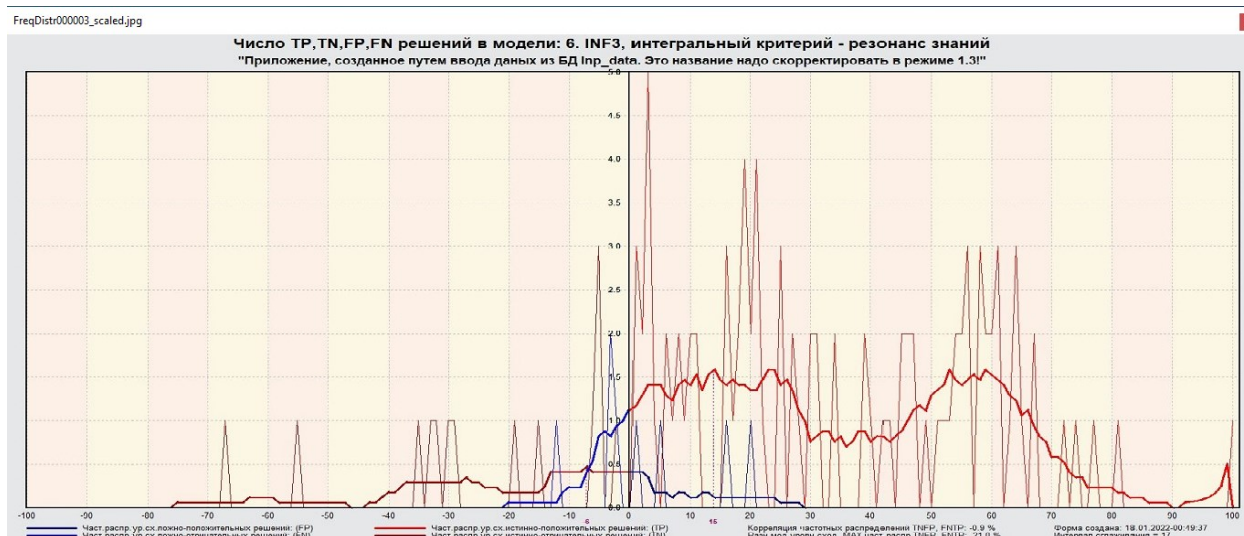


Рисунок 13. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их суммы в СК-модели Inf3

Рисунок 13 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 95% 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 5% количество ложных решений больше числа истинных;

2) при уровнях сходства от 5% до примерно 63% 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 63% встречаются только истинные положительные решения.

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

Помощь по режимам: 3.4, 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-X++".

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ

Предположим, модель дает такой прогноз, что выпадет все: и 1, и 2, и 3, и 4, и 5, и 6. Понятно, что из всего этого выпадет лишь что-то одно. В этом случае модель не предскажет, что не выпадет, но зато она обязательно предскажет, что выпадет. Однако при этом очень много объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся. Тогда вероятность истинно-положительных решений у модели будет 1/6, а вероятность ложно-положительных решений - 5/6. Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и назван мной псевдопрогнозом.

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ

Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что ниже не выпадет, т.е. не выпадет ни 1, ни 2, ни 3, ни 4, ни 5, ни 6, но что-то из этого, естественно, обязательно выпадет. Конечно, модель не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо предсказала, что не выпадет. Вероятность истинно-отрицательных решений у модели будет 5/6, а вероятность ложно-отрицательных решений - 1/6. Такой прогноз гораздо достовернее, чем положительный псевдопрогноз, но тоже бесполезен.

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ

Если в случае с кубиком мы прогнозируем, что выпадет, например 1, и соответственно прогнозируем, что не выпадет 2, 3, 4, 5, и 6, то это идеальный прогноз, имеющий, если он осуществляется, 100% достоверность идентификации и не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ

На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой. Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно и 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не осуществится один или несколько из прогнозируемых вариантов, то возникнет и ошибка не идентификации, т.к. это не прогнозировалось моделью. Теперь представьте себе, что у Вас не 1 кубик и прогноз его поведения, а тысячи. Тогда можно посчитать средневзвешенные характеристики всех этих видов прогнозов.

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:

$$L_1 = \frac{TP + TN - FP - FN}{TP + TN + FP + FN} \quad (\text{нормировка: } \{-1, +1\})$$

$$L_b = \frac{1 + (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)}{2} \quad (\text{нормировка: } \{0, 1\})$$

где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):

F-мера = $2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall)$ - достоверность модели

Precision = $TP / (TP + FP)$ - точность модели;

Recall = $TP / (TP + FN)$ - полнота модели;

L1-мера проф.Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):

L1-мера = $2 * (SPrecision * SRecall) / (SPrecision + SRecall)$

SPrecision = $STP / (STP + SFP)$ - точность с учетом сумм уровней сходства;

SRecall = $STP / (STP + SFN)$ - полнота с учетом сумм уровней сходства;

STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;

SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф.Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):

L2-мера = $2 * (APrecision * ARecall) / (APrecision + ARecall)$

APrecision = $ATP / (ATP + AFP)$ - точность с учетом средних уровней сходства;

ARecall = $ATP / (ATP + AFN)$ - полнота с учетом средних уровней сходства;

ATP=STP/TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;

AFP=SFP/FP - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

Строки с максимальными значениями F-меры, L1-меры и L2-меры выделены фоном цвета, соответствующего колонке.

Из графиков частотных распределений истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложно-положительных и ложно-отрицательных решений видно, что чем выше модуль уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модуль уровня сходства является адекватной мерой истинности решения и степени уверенности системы в этом решении. Поэтому система "Эйдос" имеет адекватный критерий достоверности собственных решений, с помощью которого она может отфильтровать заведомо ложные решения.

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 // Полиграфический 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.

Рисунок 14. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

3.2. 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 15):

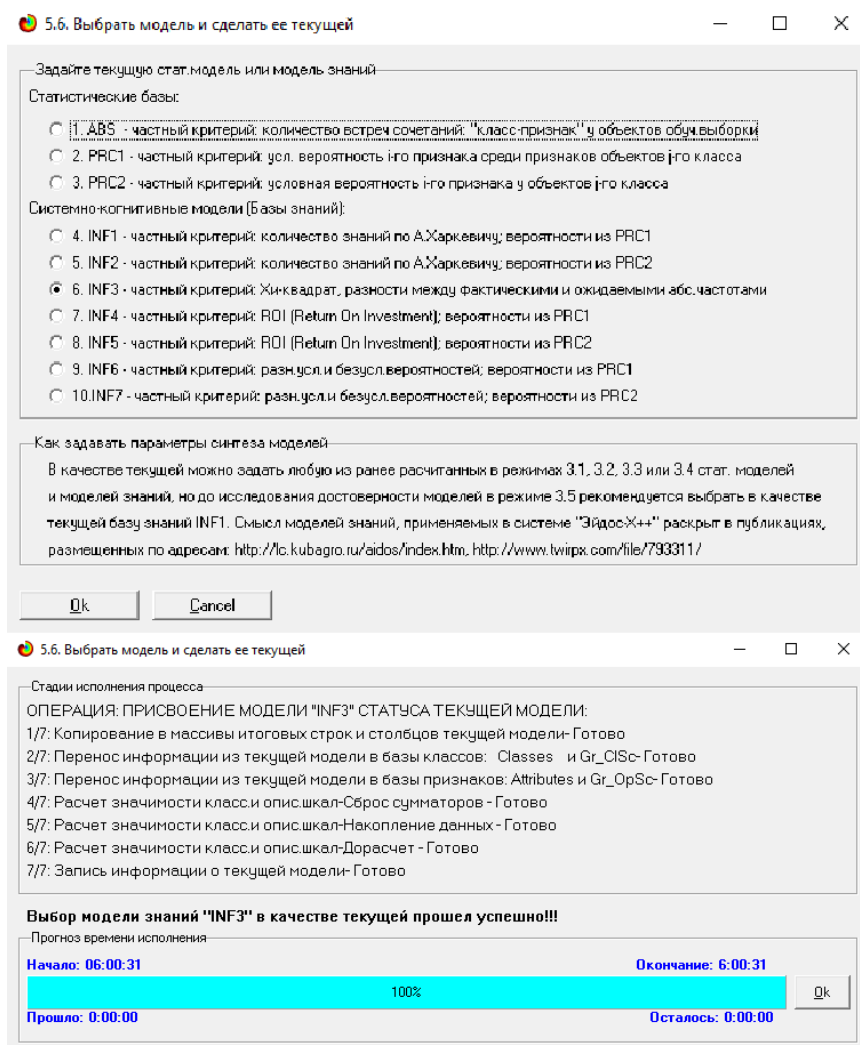


Рисунок 15. Экранные формы придания наиболее достоверной по L2-критерию СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

Решим задачу прогнозирования принадлежности героя к определенной игровой роли на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на CPU. Для этого запустим режим 4.1.2 (рисунок 16).

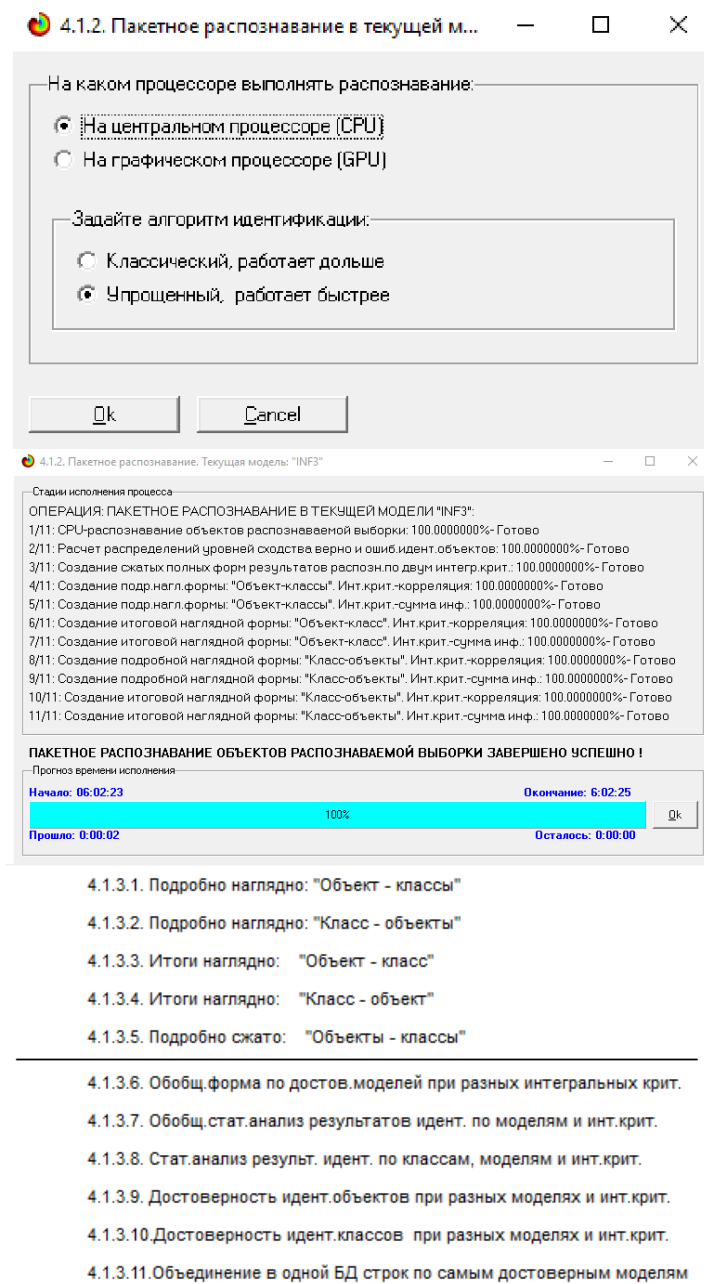


Рисунок 16. Экранные формы отображения процесса решения задачи прогнозирования в текущей модели

Из рисунка 16 видно, что прогнозирование заняло 2 секунды. Отметим, что 99,999% этого времени заняло не само прогнозирование 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 17).

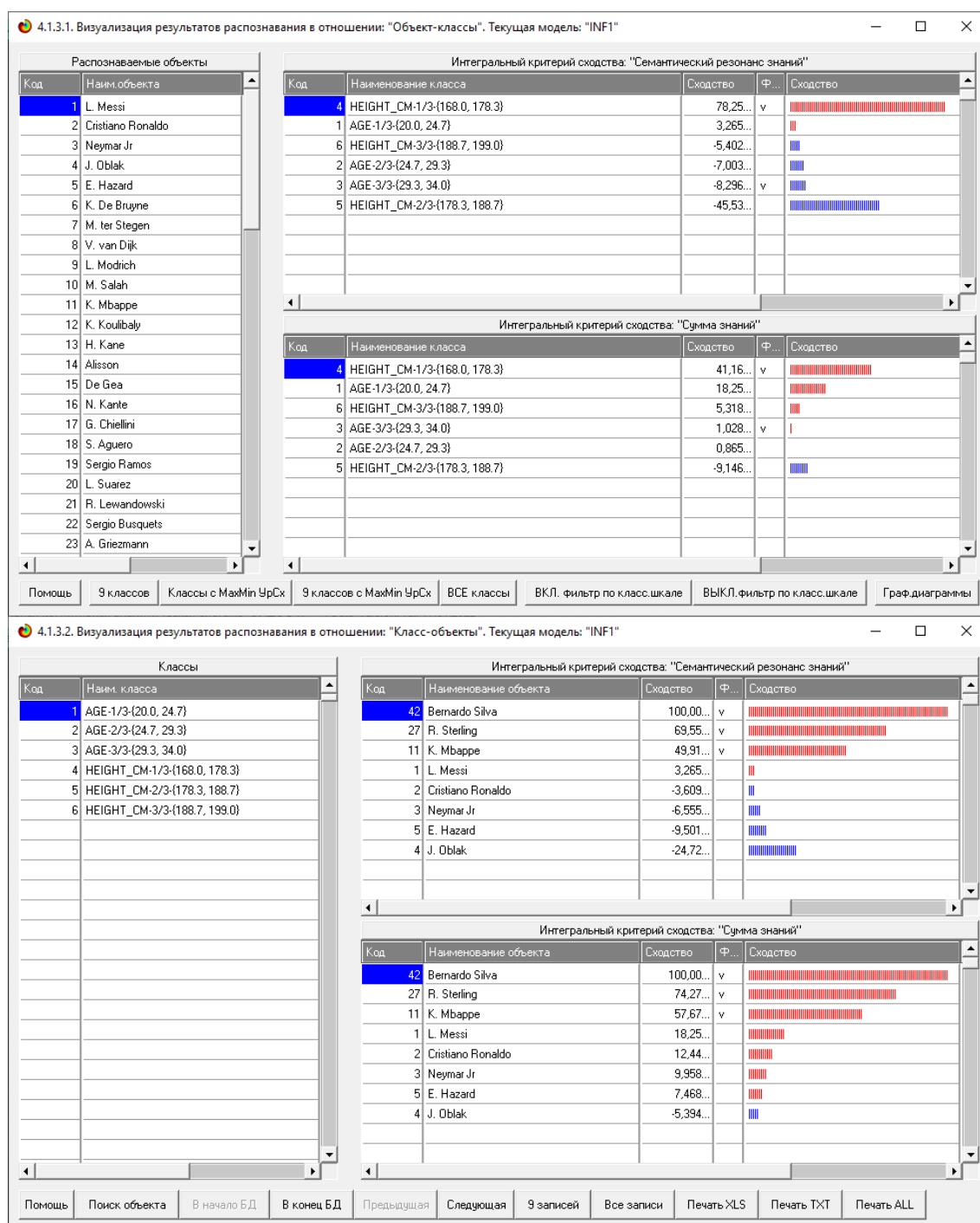


Рисунок 17. Выходные формы по результатам прогнозирования принадлежности героев к игровым ролям на основе их характеристик и особенностей.

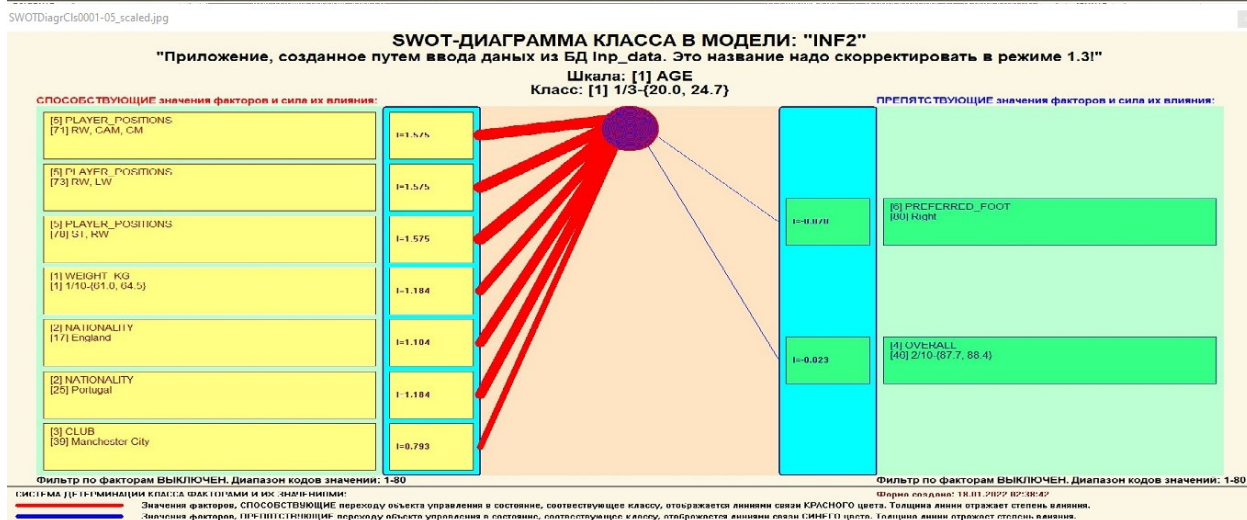
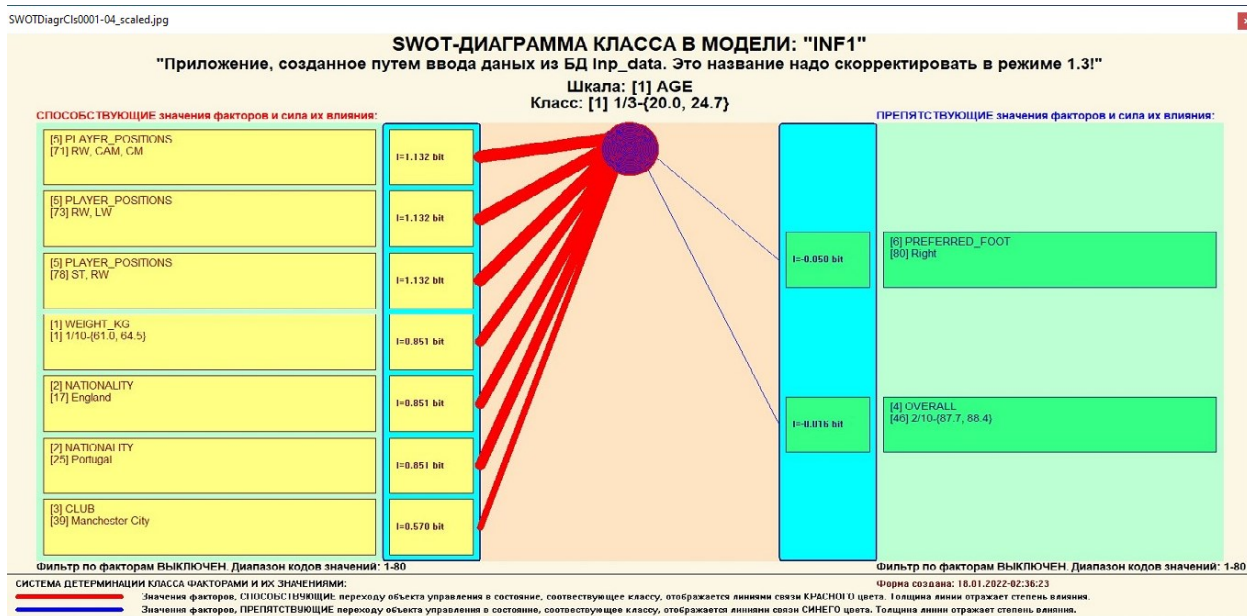
Символ «√» стоит против тех результатов прогнозирования, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 17 видно, что результаты прогнозирования являются очень хорошими, естественно при учете информации из рисунка 9 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 5%, т.е. по сути прогнозы с более низки уровнем сходства надо просто игнорировать.

4.2. Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений(SWOT-анализ)

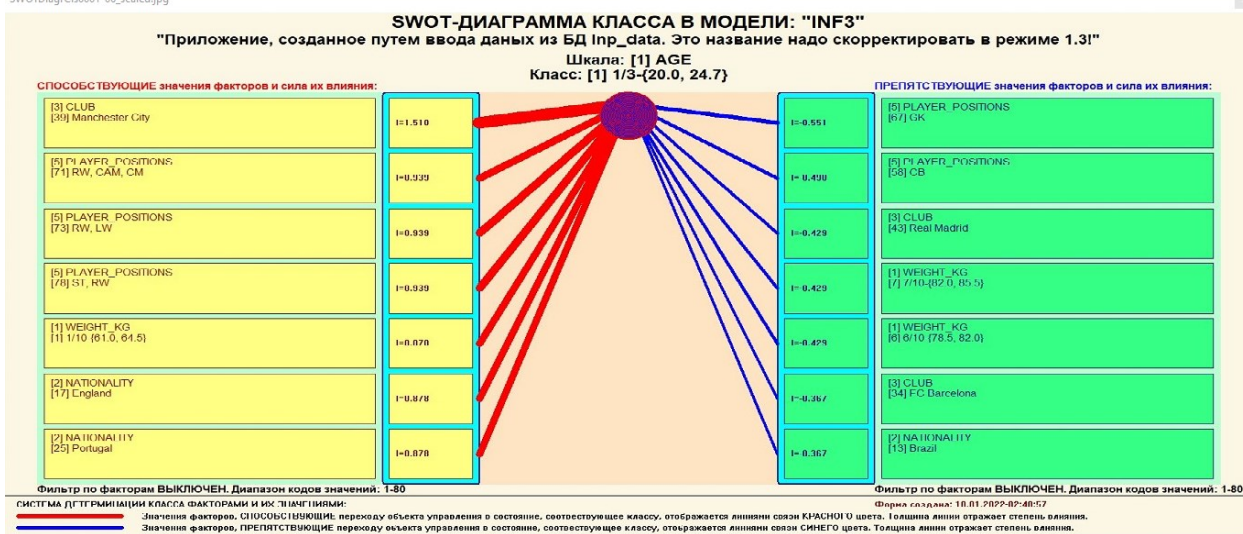
При принятии решений определяется сила и направление влияния факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути это решение задачи SWOT-анализа [4].

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных характеристик и особенностей героев на их принадлежность к игровым ролям.

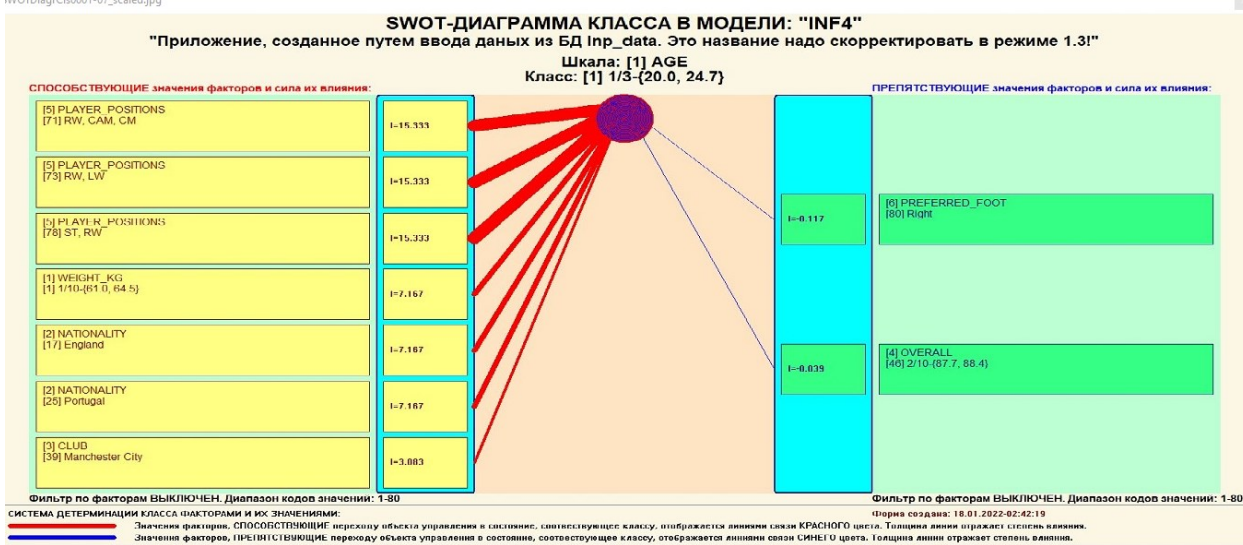
В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом *выявляется система детерминации заданного класса*, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу. На рисунках 18 приведены SWOT-диаграммы, отражающие систему детерминации принадлежности героев к игровым ролям.



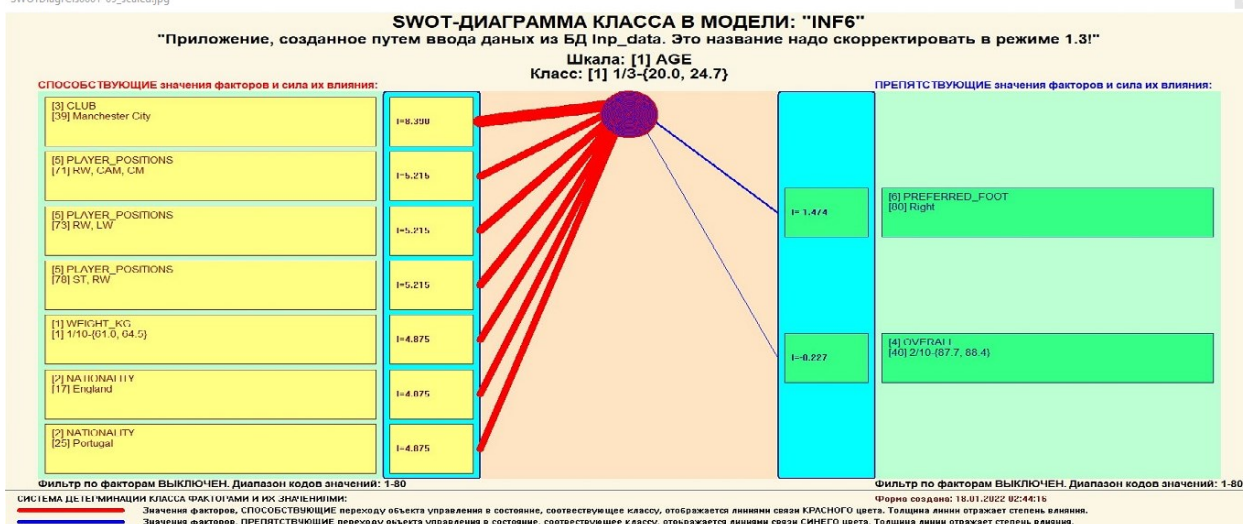
SWOTDiagrCls0001-06_scaled.jpg



SWOTDiagrCls0001-07_scaled.jpg



SWOTDiagrCls0001-09_scaled.jpg



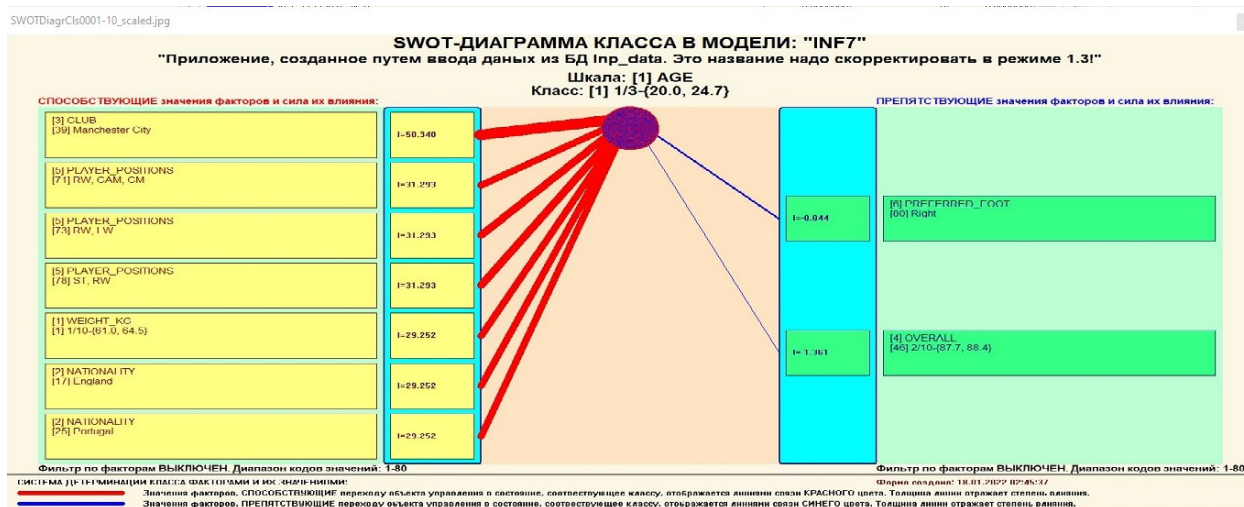


Рисунок 18. SWOT-диаграммы, отражающие силу и направление влияния различных характеристик и особенностей героев на их принадлежность к игровым ролям

(СК-модель INF4 приведена для демонстрации влияния различного оружия персонажей на их принадлежность к игровым ролям, а не в основном характеристик, которые показывает СК-модель INF3).

Эти диаграммы наглядно показывают, какие значения характеристик футболистов с какой силой способствуют или препятствуют их принадлежности к той или иной игровой роли.

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####Inf4.DBF, где:

«####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой проблемы *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.
Э.М. Трахов
19.05 1987г.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

Главный конструктор проекта
Е.В. Луценко
19.05.87 1987г.

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

На рисунке 19 приведены примеры инвертированных SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния характеристик и особенностей героев на их принадлежность к игровым ролям:

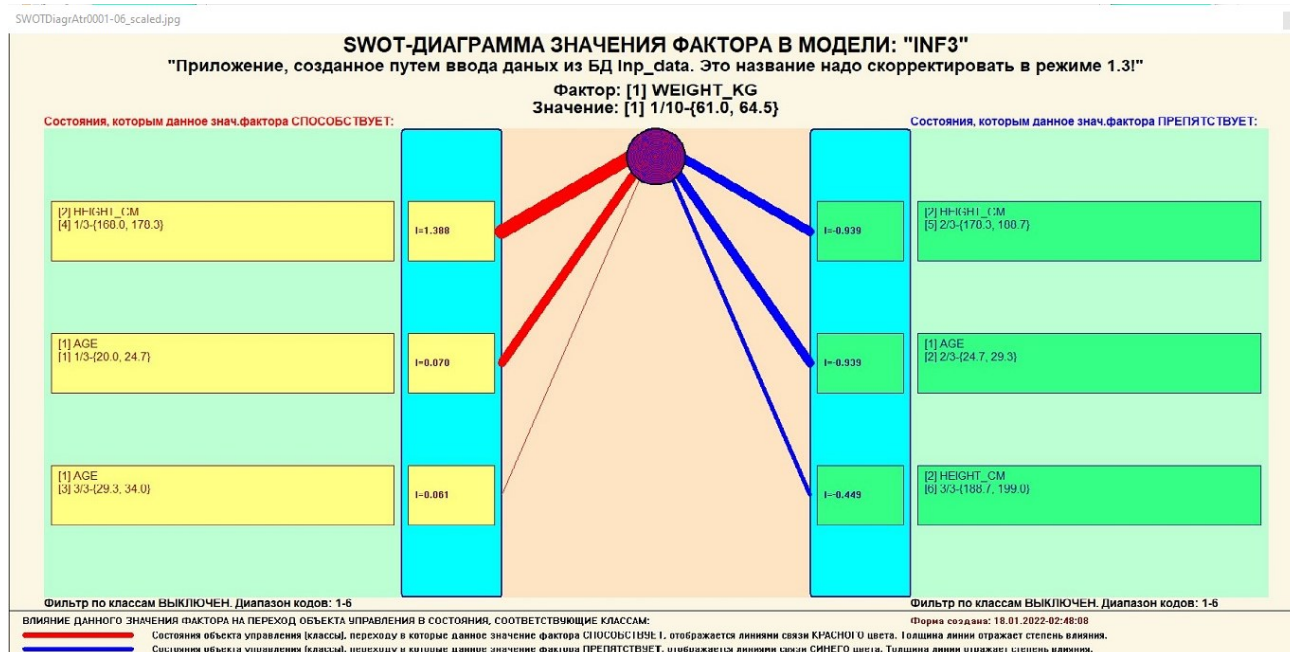


Рисунок 19. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных характеристик и особенностей героев на их принадлежность к той или иной роли

Из рисунка 19 видно, как возраст или рост футболиста влияет на определение его роли.

В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых чаще всего является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего опыта и профессиональной компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это

сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже более 30 лет, но к сожалению она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос» [4, 9, 10].

4.3. 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 ролей. Мы получаем их в режимах 4.2.2.1 и 4.2.2.2 (рисунок 20).

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 20, показаны **количественные** оценки сходства/различия различных игровых ролей 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 «Эйдос» есть возможность управлять параметрами формирования и вывода изображения, приведенного на рисунке 16. Для этого используется диалоговое окно, приведенное на рисунке 17.

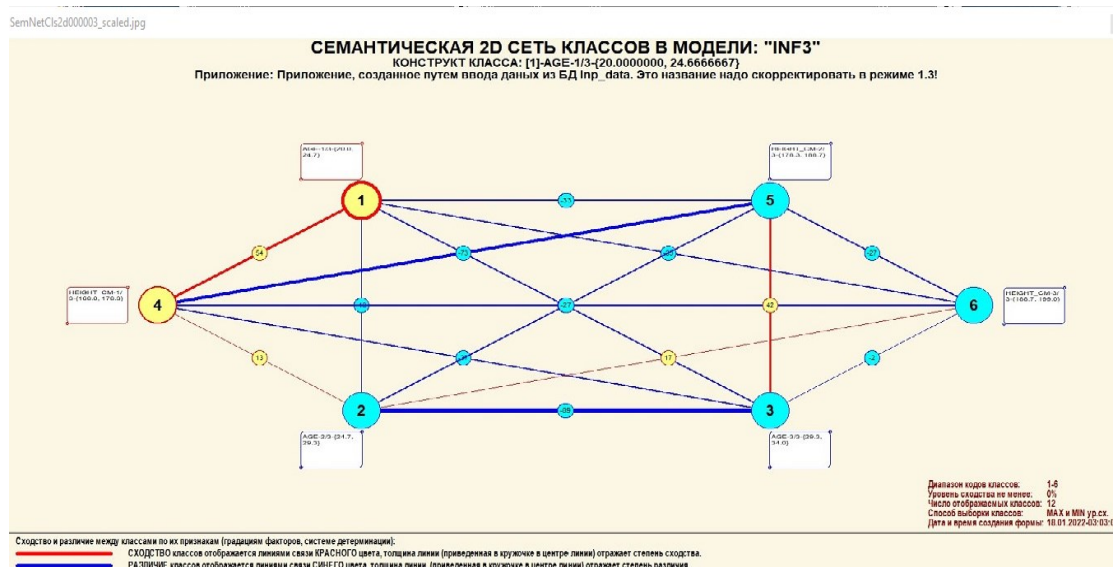


Рисунок 20. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходство/различие игровых ролей по системе детерминирующих (обуславливающих) их характеристик и особенностей.

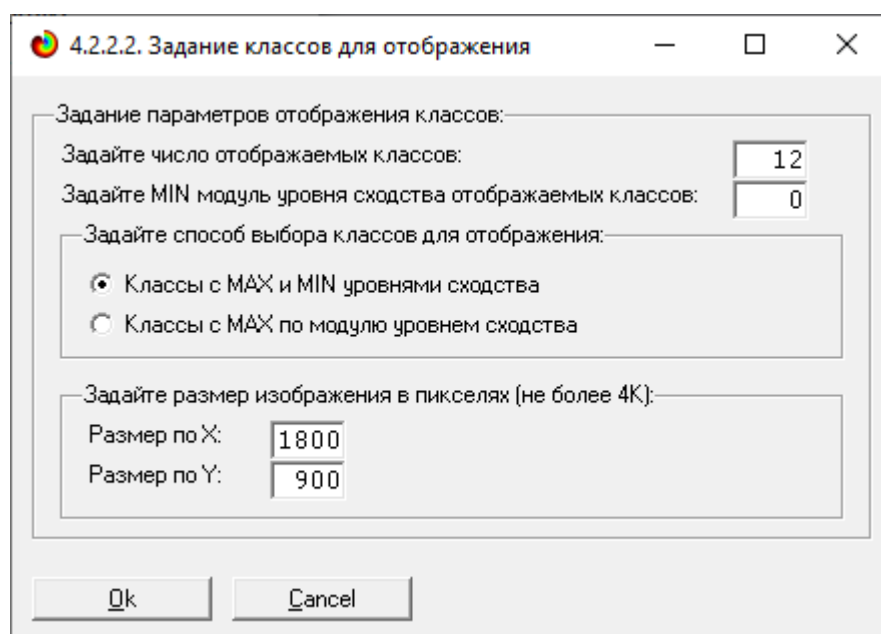


Рисунок 21. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии ролей, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме когнитивных диаграмм, пример которой приведен на рисунке 20, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате **когнитивной кластеризации** [5] (рисунок 22):

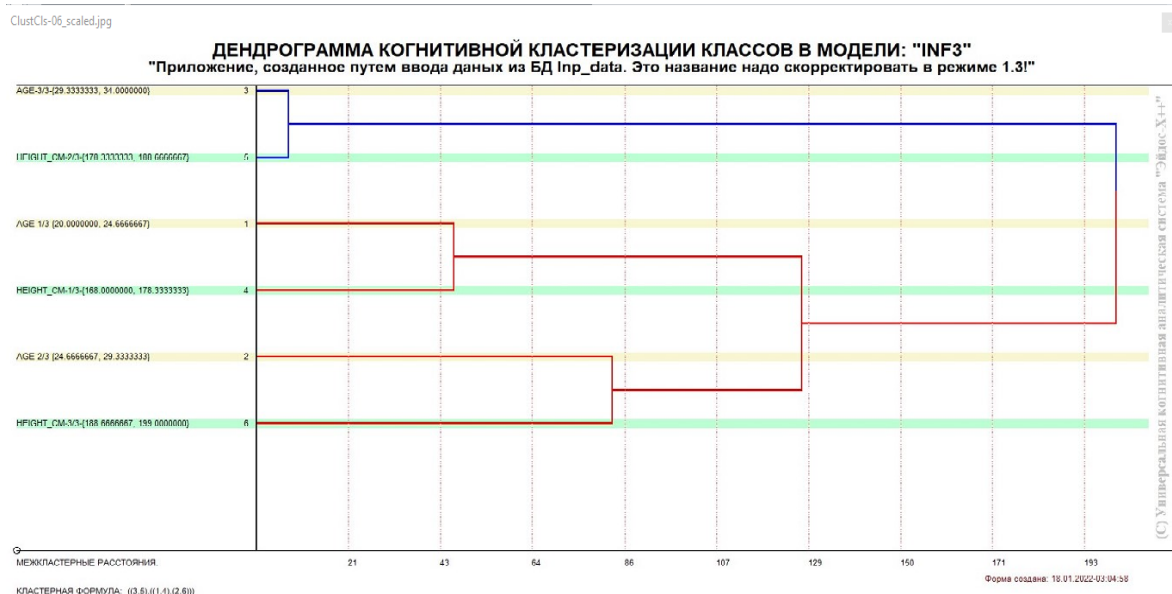


Рисунок 22. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации классов, отражающая сходство/различие игровых ролей по системе детерминирующих (обуславливающих) их характеристик и особенностей.

Из рисунков 20 и 22 мы видим, что некоторые игровые роли сходны по детерминирующей их системе характеристик и особенностей, а другие по этой системе сильно отличаются, и, следовательно, для принадлежности футболиста к одной роли нужны одни свойства, а к другой – другие.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 18, мы видим также, что все игровые роли образуют два противоположных кластера по системе обуславливающих их характеристик и особенностей, являющихся полюсами конструкта.

На рисунке 23 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

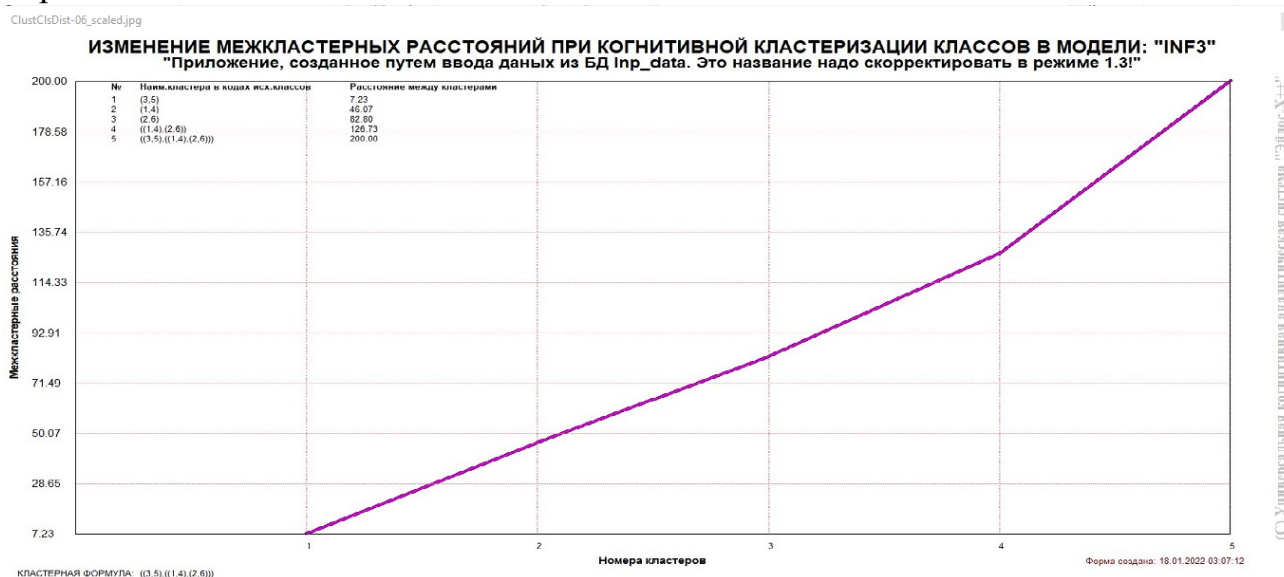


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходства/различия некоторых характеристик и особенностей героев по их смыслу, т.е. по содержащейся в

них информации о принадлежности героя к той или иной игровой роли. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 24).

Из рисунка 24 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 24, показаны **количественные** оценки сходства/различия свойств героев 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.

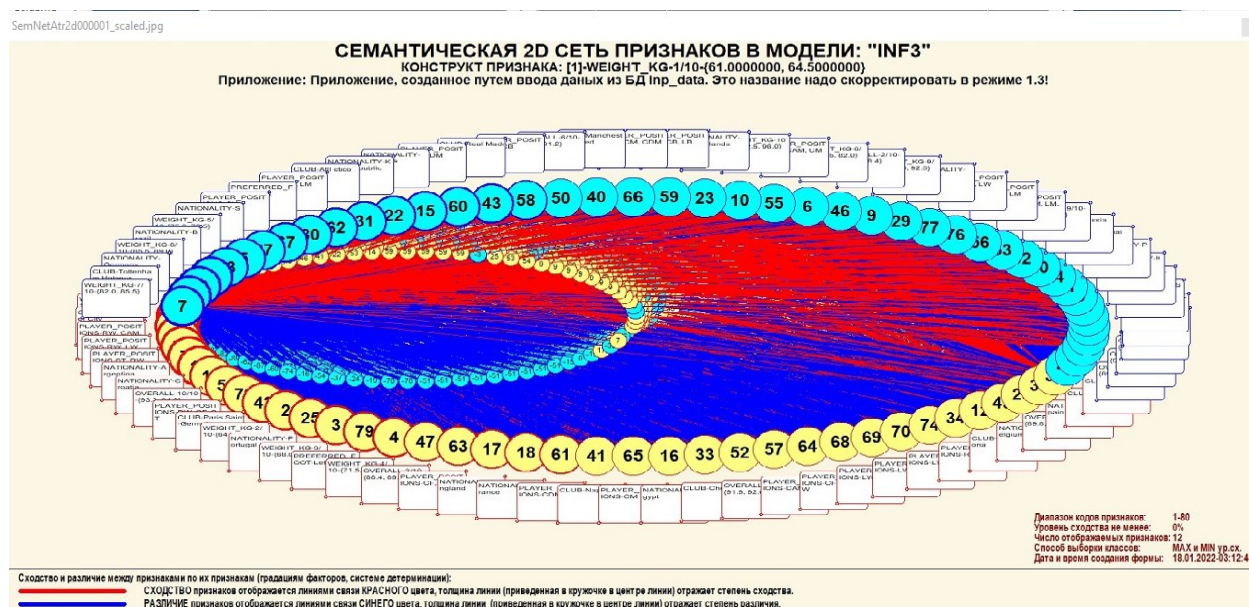


Рисунок 24. Когнитивная диаграмма и конструкт значений сходства/различия некоторых характеристик и особенностей героев по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о принадлежности футболиста к той или иной игровой роли

Диаграмма, приведенная на рисунке 24, получена при параметрах, приведенных на рисунке 25.

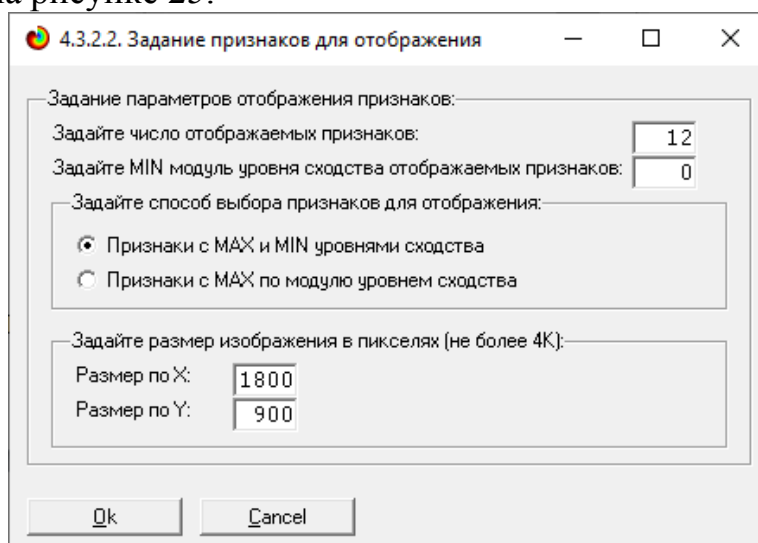


Рисунок 25. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 27

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 26 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 26.



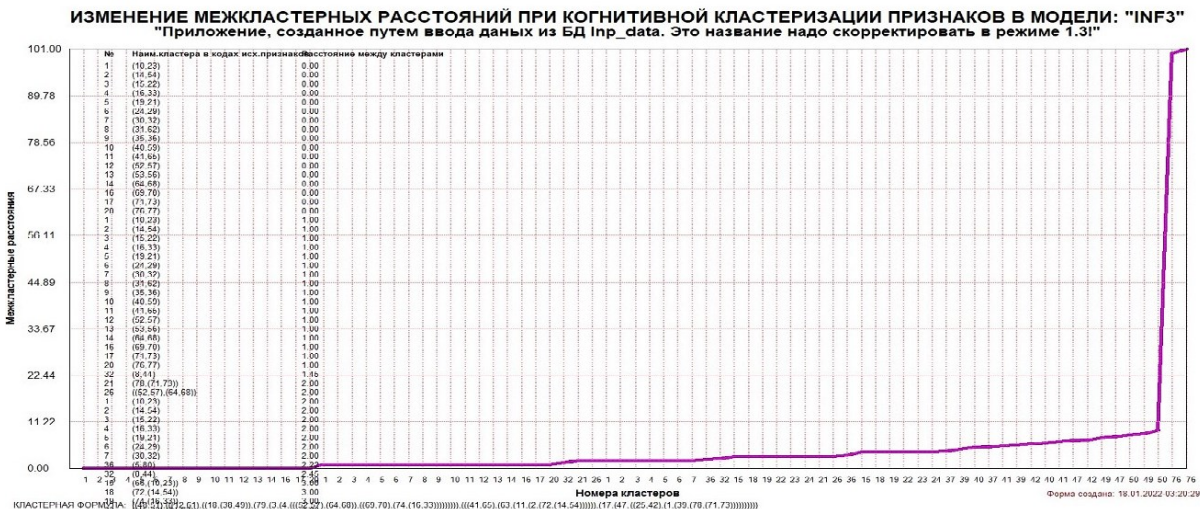
Рисунок 26. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации характеристик и особенностей героев по их смыслу, т.е. по сходству/различию содержащейся в них информации о принадлежности футболистов к той или иной роли.

Из дендрограммы на рисунке 26 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами).

Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 26) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 20 и 32).

На рисунке 27 приведен график изменения межкластерных расстояний.

ClustAtrDist-06_scaled.jpg



(С) Универсальная когнитивная аналитическая система "Эдос X-1"

Рисунок 27. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 28 приведен пример нелокального нейрона, а на рисунке 29 и фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:

Neuron001Inf1_scaled.jpg

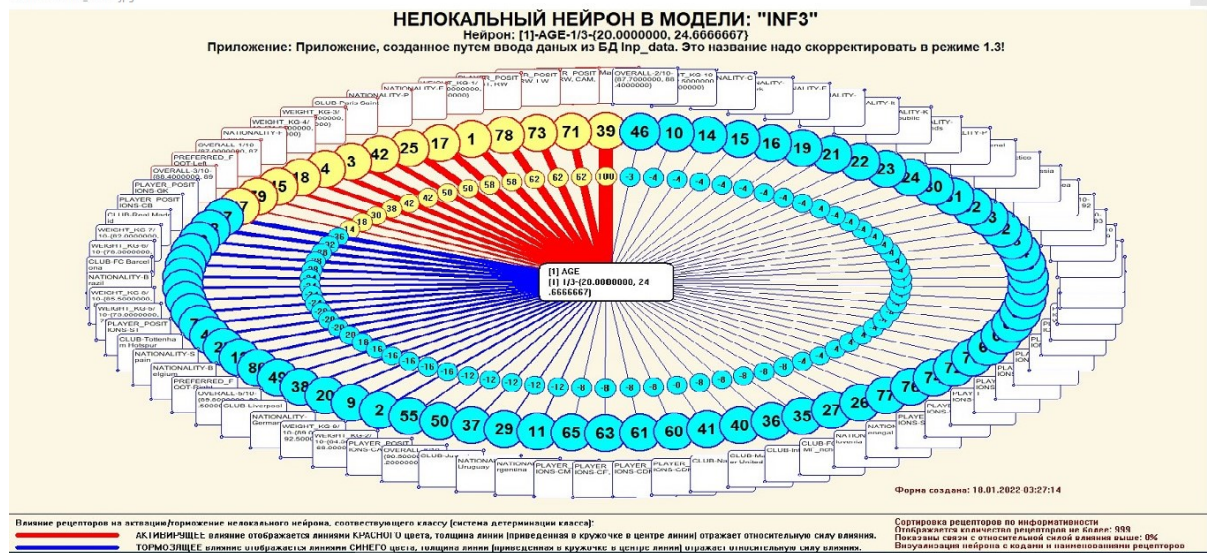


Рисунок 28. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния характеристик и особенностей героев на их принадлежность к одной из игровых ролей

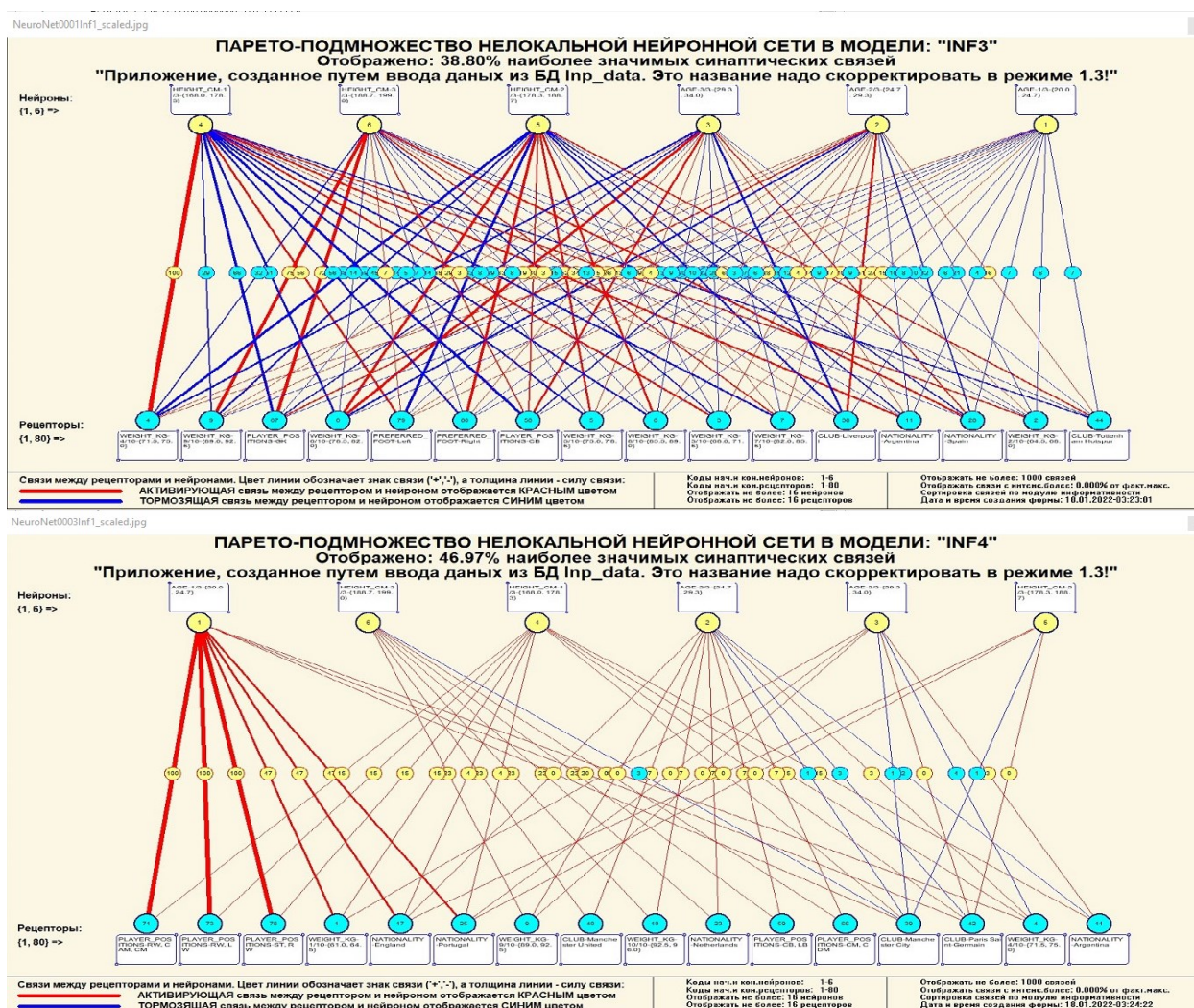


Рисунок 29. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния свойств героев на их принадлежность к игровым ролям (модель INF4 используется для большей наглядности).

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют игровым ролям, а рецепторы – характеристикам и особенностям футболиста. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания силы детерминации.

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 распро-транения 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 30 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 20 и 24, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 29.



Рисунок 30. 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 31) и сошлемся на работу, в которой это описано [7].

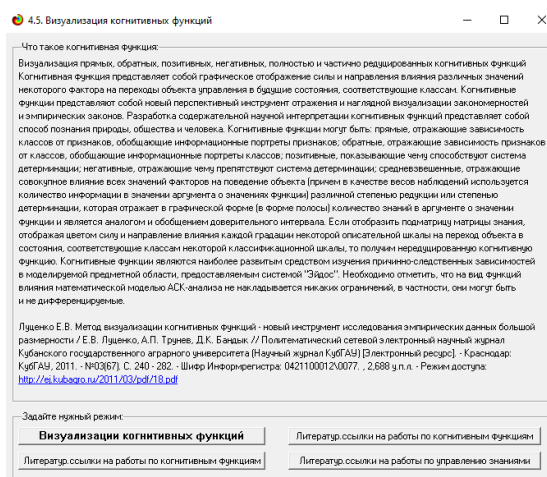
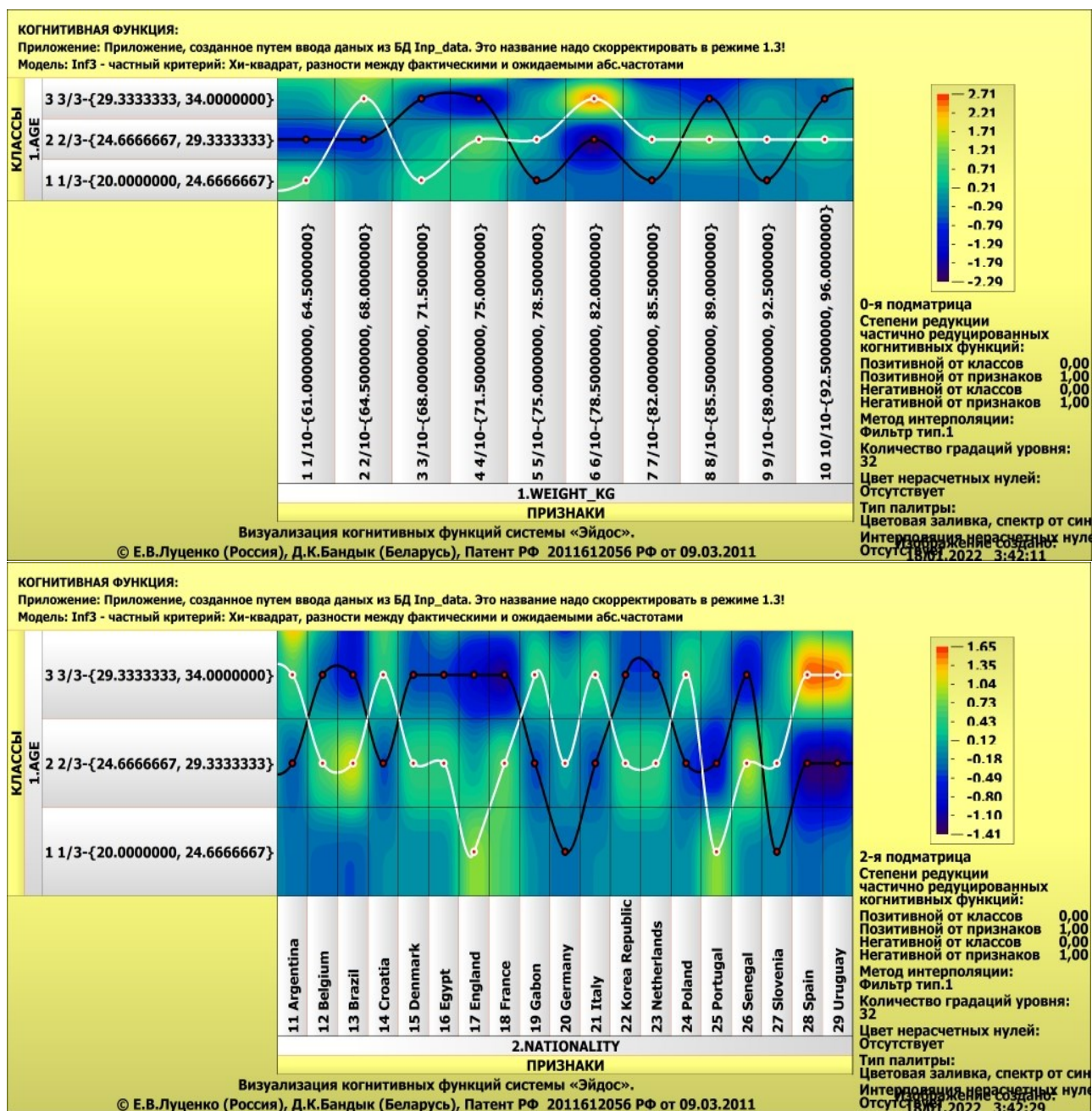
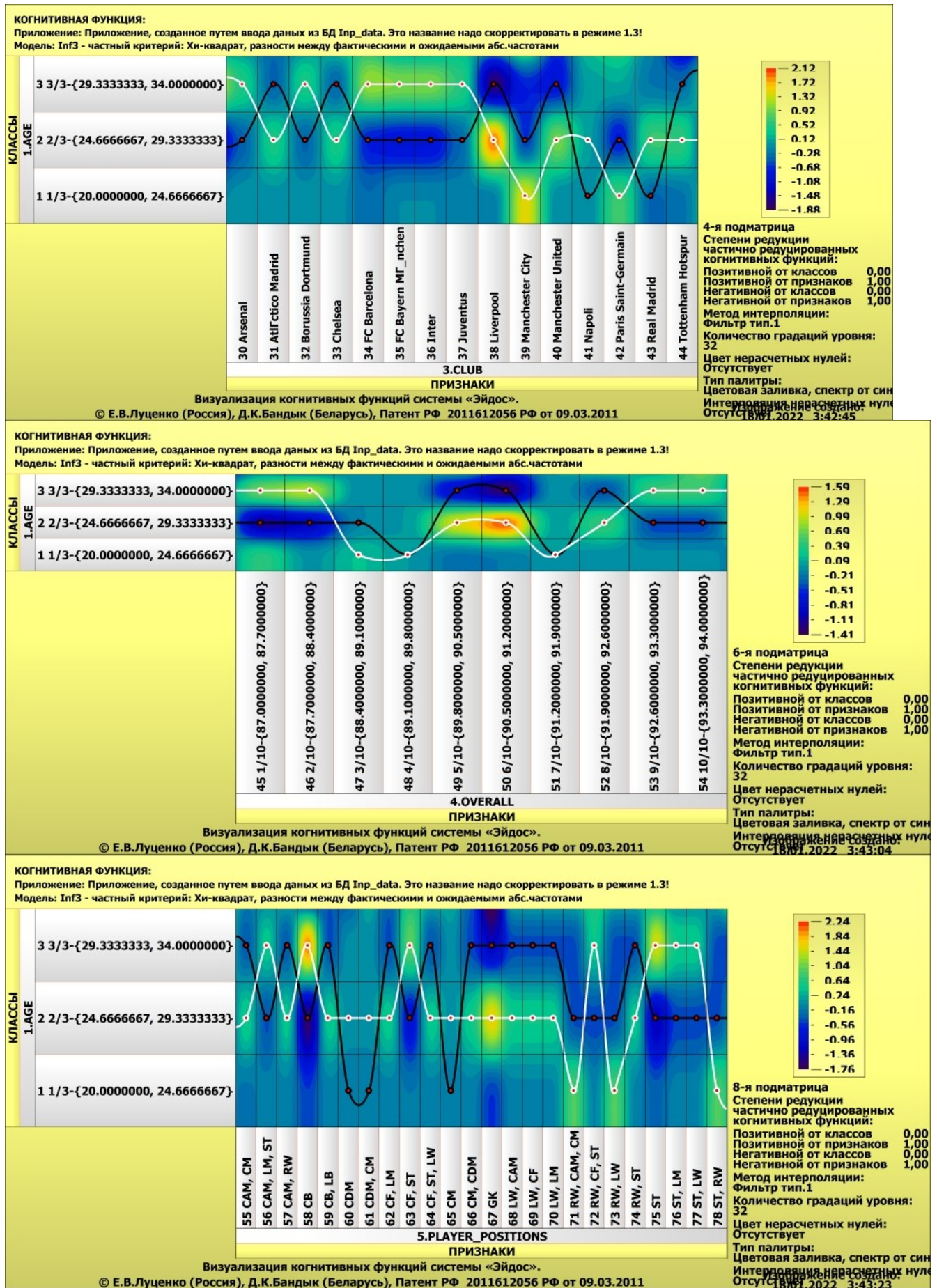
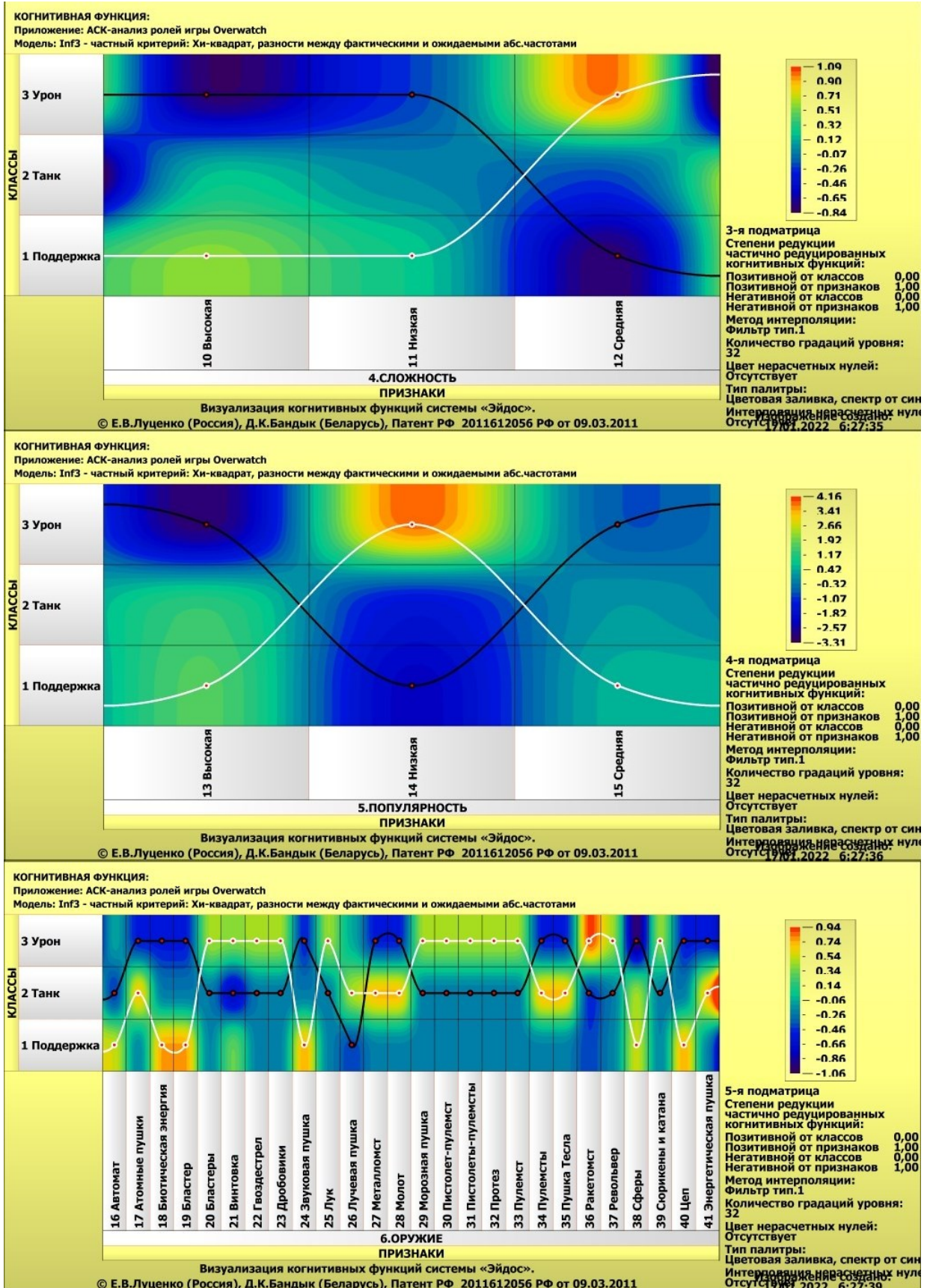


Рисунок 31. Help режима визуализации когнитивных функций

На рисунках 32 приведены примеры некоторых когнитивных функций, наглядно отражающих силу и направление влияния характеристик и особенностей героев на их принадлежность к той или иной игровой роли.







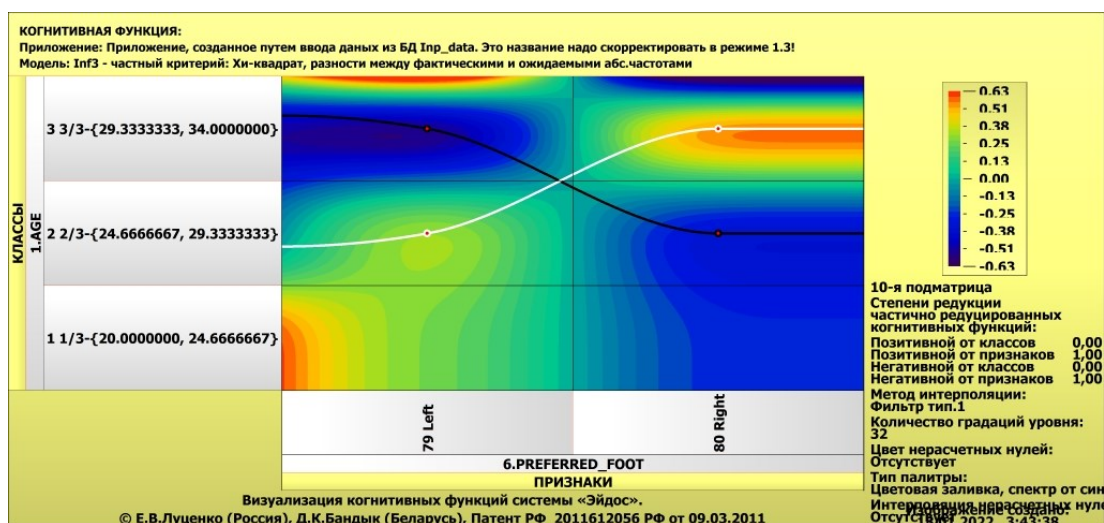


Рисунок 32. Примеры когнитивных функций, отражающих силу и направление влияния характеристик и особенностей чемпионов на их принадлежность к тому или иному игровому классу.

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 принадлежность к игровым ролям.

На рисунках 9, 10, 11 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. степени выраженности различных характеристик и особенностей героев (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим принадлежность футболистов к игровым ролям (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения свойства футболиста, соответствующего строке, на принадлежность к игровой роли, соответствующего колонке.

Если какое-то значение свойства футболиста слабо влияет на принадлежность к игровой роли, 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 свойства футболиста способствует принадлежности к игровой роли, 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 свойства героя на принадлежность к игровой роли (т.е. ценность данного значения свойства героя 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 9, 10, 11 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность характеристики или особенности футболиста, соответствующих строке, для решения задач прогнозирования принадлежности футболиста к той или иной игровой роли.

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 33, рисунок 34).

Ценность же характеристики или особенности (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого свойства (рисунок 35).

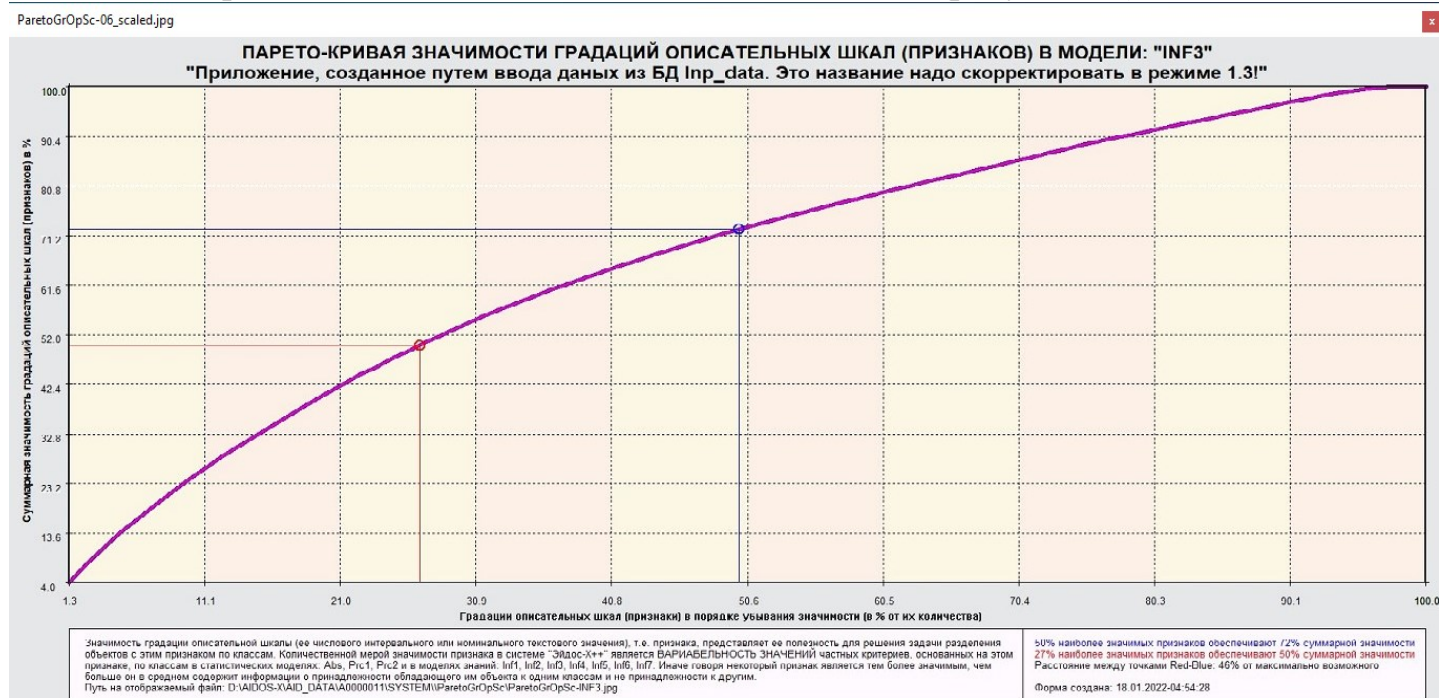


Рисунок 33. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

4.3.9. Степень детерминированности принадлежности героев к игровым ролям значениями их свойств

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью вариабельности значений** описательных шкал в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (рисунок 37). На рисунке 36 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов нарастающим итогом.

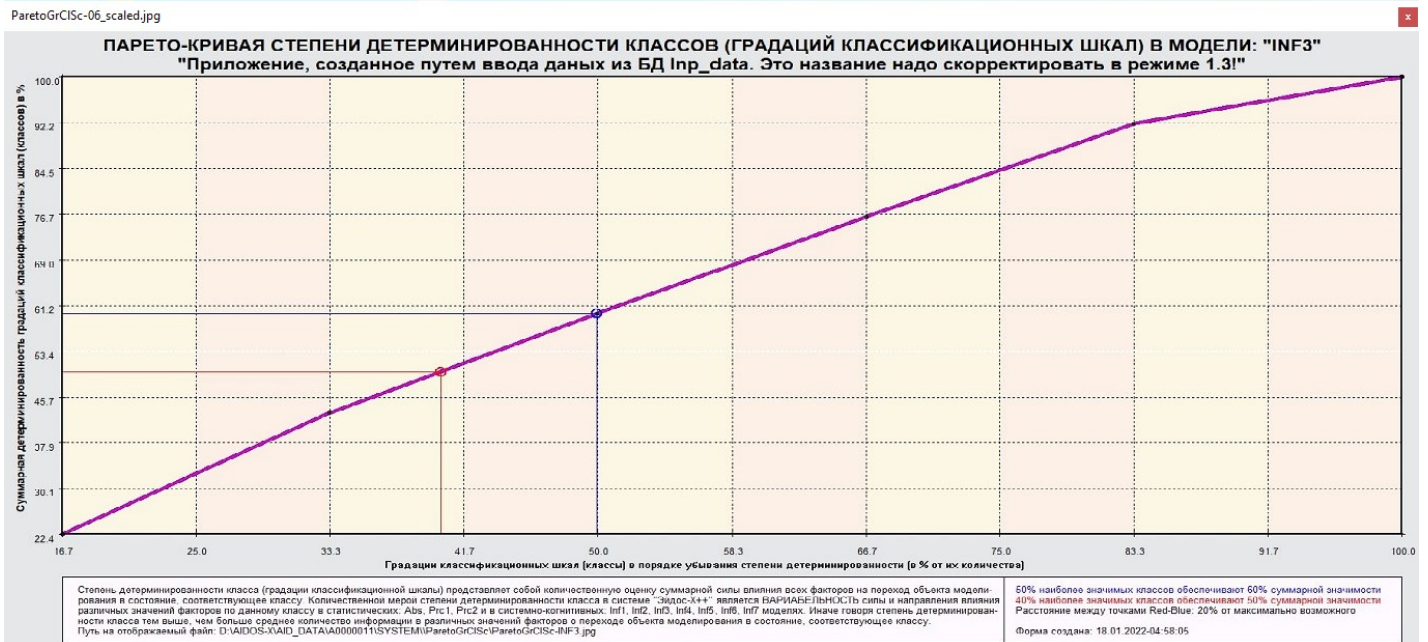


Рисунок 36. Парето-кривая степени детерминированности классов

4.3.10. Устойчивость принадлежности к игровым ролям от значений обуславливающих их характеристик и особенностей.

Устойчивость зависимостей принадлежности к игровым ролям от обуславливающих их характеристик и особенностей предполагает и подразумевает **непрерывность** и **монотонность** этих зависимостей.

Непрерывность зависимостей принадлежности к игровым ролям от обуславливающих их характеристик и особенностей означает, что малые изменения значений характеристик и особенностей детерминируют малые изменения результатов прогнозирования принадлежности, а более значительные изменения значения факторов обуславливают и более существенные изменения прогнозирования, т.е. степень изменения результатов прогнозирования принадлежности к игровым классам соответствует степени изменения обуславливающих их значений характеристик и особенностей.

Если непрерывность нарушается, то незначительное изменение значения действующего свойства 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 принадлежности к игровым классам от обуславливающих их характеристик и особенностей означает, что:

- если фактор **способствует** принадлежности к игровой роли увеличение значения фактора приводит к увеличению результатов прогнозирования принадлежности;
- если фактор **препятствует** принадлежности к игровой роли: увеличение значения фактора приводит к уменьшению результатов прогнозирования принадлежности.

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 знак определенность этой первой производной**³. 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 38 показаны 3 из них):

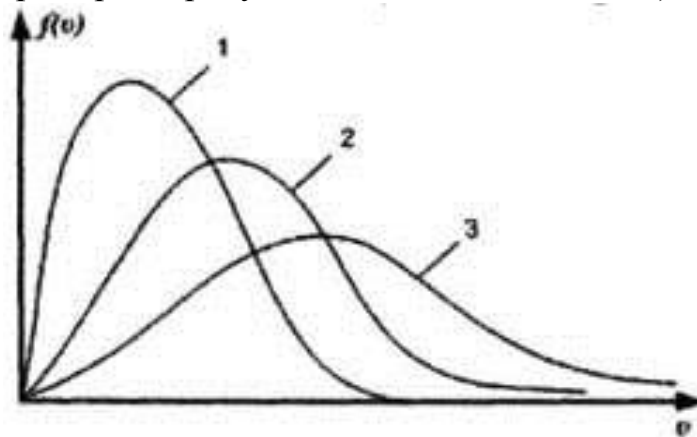


Рисунок 38. Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на нелинейный объект управления⁴.

Например, если по оси X показать интенсивность полива какой-либо конкретной культуры, а по Y урожайность, то график на рисунке 38 можно интерпретировать таким образом, что при полном отсутствии полива урожайность будет минимальной, при его увеличении урожайность будет возрастать сначала быстро, потом все медленнее, затем достигнет максимума, а потом при дальнейшем увеличении полива она начнет уменьшаться пока опять не достигнет минимума, когда все поле превратится в озеро. Принципиально важно, что один и тот же полив 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;

³ Это вызывает ассоциации с классическим понятием устойчивости управления по Ляпунову.

⁴ 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

периодические зависимости (ярким примером является таблица Д.И.Менделеева, в которой свойства химических элементов изменяются периодически при линейном увеличении заряда ядра), а также сложные зависимости, в которых трудно найти какую-либо закономерность (напоминающие *случайные*).

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

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

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 результатам прогнозирования принадлежности футболистов к игровым ролям, изучено влияние значений различных характеристик и особенностей на эти результаты, и, на основе этого, решены задачи идентификации, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение в режиме 1.3 системы «Эйдос».

Список литературы

1. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. –605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
2. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.

3. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №02(126). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.
4. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.
5. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.
6. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.
7. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>
8. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.рег.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 у.п.л.
9. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online среда для обучения и научных исследований на базе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf
10. Луценко Е. В., Лойко В. И., Лаптев В. Н. Системы представления и приобретения знаний : учеб. пособие / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 513 с. ISBN 978-5-94215-415-8. <https://elibrary.ru/item.asp?id=35641755>
11. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-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 [article ID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 у.п.л.

Spisok literatury`

1. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v upravlenii aktivny`mi ob`ektami (sistemnaya teoriya informacii i ee primenenie v issledovanii e`konomicheskix, social`no-psixologicheskix, texnologicheskix i organizacionno-texnicheskix sistem): Monografiya (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2002. – 605 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
2. Lucenko E.V. Metrizaciya izmeritel`ny`x shkal razlichny`x tipov i sovmestnaya sopostavimaya kolichestvennaya obrabotka raznorodny`x faktorov v sistemno-kognitivnom analize i sisteme «E`jdoss» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj e`lektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №08(092). S. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 u.p.l.
3. Lucenko E.V. Invariantnoe otnositel`no ob`emov danny`x nechetkoe mul`tiklassovoe obobshhenie F-mery` dostovernosti modelej Van Rizbergena v ASK-analize i sisteme «E`jdoss» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj e`lektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №02(126). S. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 u.p.l.
4. Lucenko E.V. Kolichestvennyj avtomatizirovannyj SWOT- i PEST-analiz sredstvami ASK-analiza i intellektual`noj sistemy` «E`jdoss-X++» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj e`lektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №07(101). S. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 u.p.l.
5. Lucenko E.V. Metod kognitivnoj klasterizacii ili klasterizaciya na osnove znaniy (klasterizaciya v sistemno-kognitivnom analize i intellektual`noj sisteme «E`jdoss») / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoj e`lektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №07(071). S. 528 – 576. – Shifr Informregistra: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 u.p.l.
6. Lucenko E.V. Sistemnaya teoriya informacii i nelokal`ny`e interpretiruemy`e nejronny`e seti pryamogo scheta / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj e`lektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2003. – №01(001). S. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 u.p.l.
7. Orlov A.I., Lucenko E.V. Sistemnaya nechetkaya interval`naya matematika. Monografiya (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2014. – 600 s. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>
9. Lucenko E.V., Otkry`taya masshtabiruemaya interaktivnaya intellektual`naya on-line sreda «E`jdoss» («E`jdoss-online»). Svid. RosPatenta RF na programmu dlya E`VM, Zayavka № 2017618053 ot 07.08.2017, Gos.reg.№ 2017661153, zaregistr. 04.10.2017. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 u.p.l.
10. Lucenko E.V. Otkry`taya masshtabiruemaya interaktivnaya intellektual`naya on-line sreda dlya obucheniya i nauchny`x issledovanij na baze ASK-analiza i sistemy` «E`jdoss» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj e`lektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2018. – №03(138). S. 115 – 125. – IDA [article ID]: 1381030115. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2018/03/pdf/15.pdf>, 0,812 u.p.l.

darstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchny`j zhurnal KubGAU) [E`lektronny`j resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №06(130). S. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 u.p.l. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

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

12. Lucenko E.V. Modelirovanie slozhny`x mnogofaktorny`x nelinejny`x ob`ektov upravleniya na osnove fragmentirovanny`x zashumlenny`x e`mpiricheskix danny`x bol`shoj razmernosti v sistemno-kognitivnom analize i intellektual`noj sisteme «E`jdos-X++» / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoy e`lektronny`j nauchny`j zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchny`j zhurnal KubGAU) [E`lektronny`j resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №07(091). S. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 u.p.l.