

УДК 4.08

Автоматизированный системно-когнитивный анализ силы и направления влияния характеристик и особенностей героев игры Paladins на их принадлежность к определенному игровому классу

Гульков Иван Александрович
студент
jokerx573@gmail.com

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

Целью данной работы является изучение силы и направления влияния характеристик и особенностей героев игры Paladins на их принадлежность к определенному игровому классу. Достижение данной цели представляет интерес для игроков и разработчиков. Это позволяет выявить закономерности, благодаря которым герой оказался в том или ином игровом классе, что можно использовать для описания этих классов. Для достижения поставленной цели применяется автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

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

Automated system-cognitive analysis of the strength and the direction of the influence of characteristics and features of the Paladins heroes on their belonging to certain game class

Gulkov Ivan Aleksandrovich student
jokerx573@gmail.com

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

The aim of this work is to study the strength and the direction of the influence of characteristics and features of the Paladins heroes on their belonging to certain game class. Achieving this goal is of interest for gamers and developers. This allows to reveal trends that lead heroes to be in one game class or another, and they can help to describe the classes. To achieve this goal, we use automated system- cognitive analysis (ASC-analysis) and its software tool which is the intelligent system called "Eidos".

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

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	2
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	4
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ	5
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ	10
ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ.....	12
ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ И ПРИСВОЕНИЕ ЕЙ СТАТУСА ТЕКУЩЕЙ	15
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	16
Подзадача 4.1. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ (ДИАГНОСТИКА, КЛАССИФИКАЦИЯ, РАСПОЗНАВАНИЕ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ)	16
Подзадача 4.2. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (SWOT-АНАЛИЗ)	19
Подзадача 4.3. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ.....	25
Когнитивные диаграммы классов.....	25
Когнитивные диаграммы значений факторов.....	27
Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	28
Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	30
3d-интегральные когнитивные карты	31
Когнитивные функции	32
Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на принадлежность к игровым классам	35
Степень детерминированности принадлежности героев к игровым классам значениями их свойств ...	38
Устойчивость принадлежности к игровым классам от значений обуславливающих их характеристик и особенностей	39
ВЫВОДЫ	42
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	42

Введение

Целью данной работы является изучение силы и направления влияния характеристик и особенностей героев игры Paladins на их принадлежность к определенному игровому классу.

Достижение данной цели представляет интерес для игроков и разработчиков. Это позволяет выявить закономерности, благодаря которым герой оказался в том или ином игровом классе, что можно использовать для описания этих классов.

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 31 и более 165, 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 on-line среду накопления знаний и широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);

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

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

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

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

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

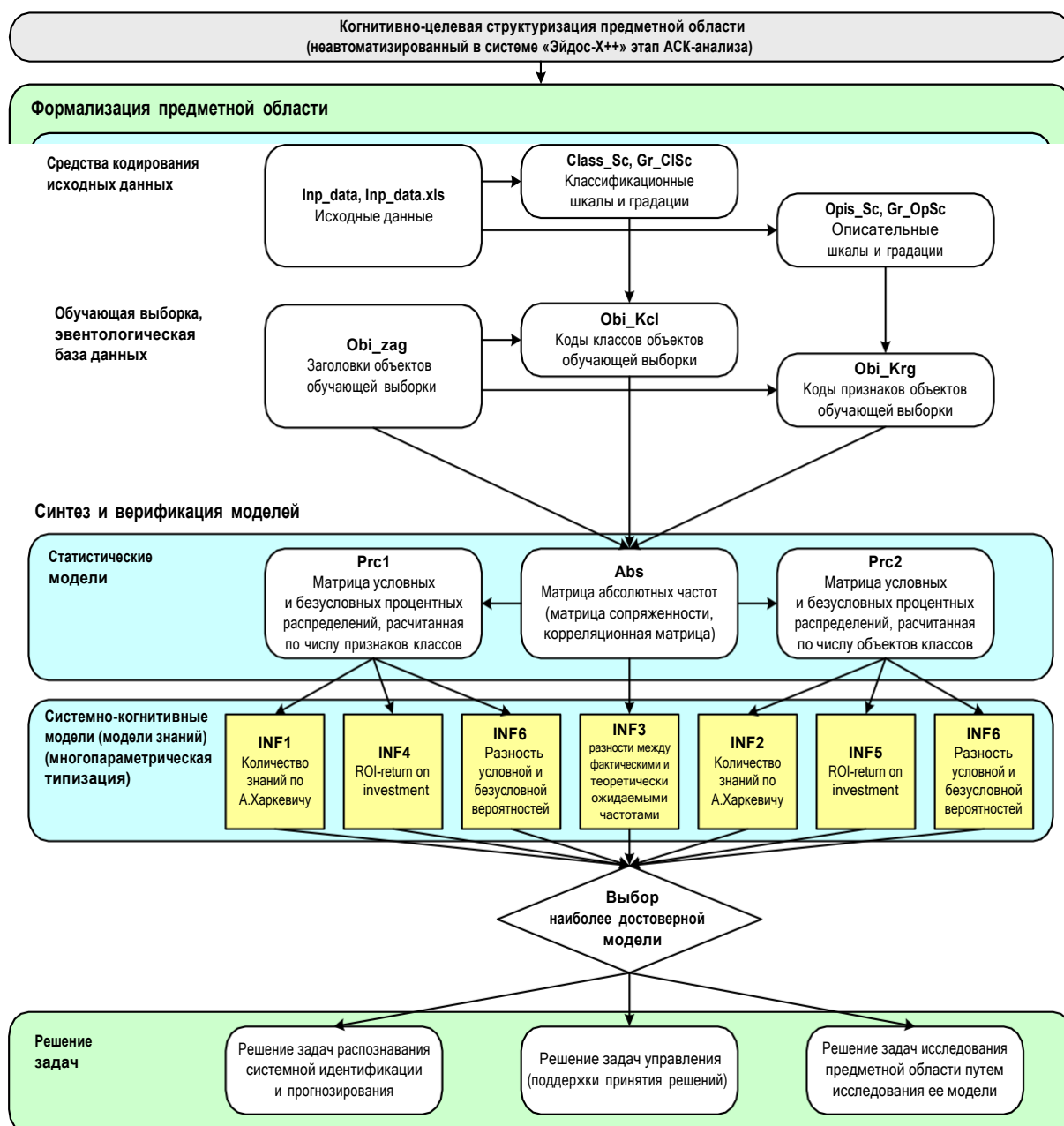


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в численном примере.

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области

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

При этом необходимо отметить, что системно-когнитивные модели (СК-модели) отражают лишь сам факт наличия зависимостей между значениями факторов и результатами их действия. Но они не отражают причин и механизмов такого влияния. Это значит, что содержательная интерпретация СК-моделей – это компетенция специалистов-экспертов хорошо разбирающихся в данной предметной области. Иногда встречается

ситуация, когда и то, что на первый взгляд является причинами, и то, что казалось бы является их последствиями, на самом деле является последствиями неких глубинных причин, которых мы не видим и никоим образом непосредственно не отражаем в модели.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем игровые роли (таблица 1), а в качестве факторов – различные характеристики и особенности героев (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационные шкалы

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	КЛАСС

Таблица 2 – Описательные шкалы

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	УРОН
2	ЖИВУЧЕСТЬ
3	МОБИЛЬНОСТЬ
4	СЛОЖНОСТЬ
5	ЧАСТОТА БАНА
6	ОРУЖИЕ
7	ТИП ГЕРОЯ

Задача 2: подготовка исходных данных **и формализация предметной области**

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены из лаунчера Паладинс:

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

Имя героя	Класс	Урон	Живучесть	Мобильность	Сложность	Частота бана	Оружие	Тип героя
Androxus	Фланк	Высокий	Низкая	Высокая	Высокая	Высокая	Револьвер	S
Ash	Танк	Средний	Средняя	Низкая	Низкая	Средняя	Пушка	C
Atlas	Танк	Низкий	Высокая	Низкая	Средняя	Высокая	Хроно-пушка	B
Azaan	Танк	Средний	Средняя	Низкая	Средняя	Низкая	Молот	B
Barik	Танк	Высокий	Средняя	Средняя	Средняя	Высокая	Мушкетон	C
Bomb King	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Высокая	Низкая	Бомбы	A
Buck	Фланк	Высокий	Высокая	Средняя	Высокая	Низкая	Дробовик	B
Cassie	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Высокая	Высокая	Арбалет	S
Corvus	Поддержка	Низкий	Низкая	Высокая	Низкая	Низкая	Пистолет-пулемёт	A
Dredge	Урон	Высокий	Средняя	Низкая	Средняя	Высокая	Гранатомёт	S
Drogos	Урон	Высокий	Низкая	Высокая	Средняя	Средняя	Ракетомёт	S
Evie	Фланк	Высокий	Низкая	Высокая	Высокая	Средняя	Ледяной посох	B
Fernando	Танк	Низкий	Высокая	Низкая	Низкая	Высокая	Огненное копьё	B
Furia	Поддержка	Средний	Средняя	Низкая	Средняя	Средняя	Дробовик	A
Grohk	Поддержка	Низкий	Средняя	Низкая	Низкая	Низкая	Электрический посох	F
Grover	Поддержка	Средний	Средняя	Средняя	Низкая	Высокая	Топор	D
Imani	Урон	Высокий	Низкая	Высокая	Высокая	Низкая	Огонь и лёд	B
Inara	Танк	Низкий	Высокая	Низкая	Средняя	Средняя	Каменное копьё	A
Io	Поддержка	Низкий	Средняя	Средняя	Низкая	Средняя	Лук	A
Jenos	Поддержка	Низкий	Низкая	Низкая	Низкая	Низкая	Автоматическая винтовка	C
Khan	Танк	Средний	Средняя	Низкая	Низкая	Высокая	Магазинный пистолет	A
Kinessa	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Высокая	Высокая	Снайперская винтовка	B
Koga	Фланк	Высокий	Низкая	Высокая	Высокая	Средняя	Пистолеты-пулемёты	A
Lex	Фланк	Высокий	Низкая	Средняя	Средняя	Низкая	Пистолеты	B
Lian	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Высокая	Высокая	Винтовка	A
Maeve	Фланк	Высокий	Низкая	Высокая	Высокая	Средняя	Кинжалы	D

Makoa	Танк	Средний	Средняя	Низкая	Средняя	Средняя	Пушка	A
Mal'Damba	Поддержка	Низкий	Средняя	Низкая	Низкая	Средняя	Яд	B
Moji	Фланк	Высокий	Средняя	Высокая	Низкая	Средняя	Магия	F
Octavia	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Высокая	Низкая	Винтовка	C
Pip	Поддержка	Средний	Низкая	Низкая	Средняя	Низкая	Зельемёт	C
Raum	Танк	Средний	Высокая	Низкая	Низкая	Средняя	Пулемёт	B
Rei	Поддержка	Низкий	Низкая	Средняя	Высокая	Средняя	Магия	A
Ruckus	Танк	Средний	Средняя	Средняя	Низкая	Средняя	Миниганы	D
Saati	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Средняя	Высокая	Пистолет	A
Seris	Поддержка	Средний	Низкая	Низкая	Низкая	Высокая	Магия	B
Sha Lin	Урон	Высокий	Низкая	Низкая	Высокая	Средняя	Лук	B
Skye	Фланк	Средний	Низкая	Низкая	Средняя	Средняя	Ручной арбалет	F
Strix	Урон	Высокий	Низкая	Низкая	Высокая	Средняя	Снайперская винтовка	A
Talus	Фланк	Высокий	Низкая	Средняя	Средняя	Низкая	Пистолет-пулемёт	B
Terminus	Танк	Средний	Средняя	Низкая	Средняя	Высокая	Топор	C
Tiberius	Урон	Высокий	Средняя	Средняя	Высокая	Низкая	Чакрамы	C
Torvald	Танк	Низкий	Средняя	Низкая	Низкая	Низкая	Магическая перчатка	B
Tyra	Урон	Высокий	Низкая	Низкая	Низкая	Высокая	Автоматическая винтовка	B
Vatu	Фланк	Высокий	Низкая	Высокая	Высокая	Высокая	Кунаи	A
Viktor	Урон	Высокий	Средняя	Средняя	Низкая	Низкая	Штурмовая винтовка	B
Vivian	Урон	Высокий	Средняя	Низкая	Низкая	Низкая	Лёгкий пулемёт	C
Vora	Фланк	Высокий	Низкая	Высокая	Высокая	Высокая	Коса	B
Willo	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Средняя	Средняя	Посох	A
Yagorath	Танк	Низкий	Высокая	Низкая	Средняя	Высокая	Кислота	S
Ying	Поддержка	Низкий	Средняя	Средняя	Высокая	Низкая	Магия	B
Zhin	Фланк	Высокий	Средняя	Низкая	Низкая	Высокая	Меч	B

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

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

2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "Эйдос-X++"

Автоматическая формализация предметной области: генерация классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки на основе базы исходных данных: "Inp_data"

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

☐ XLS - MS Excel 2003 Стандарт XLS-файла

☒ XLSX - MS Excel 2007(2010) Стандарт DBF-файла

☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт CSV-файла

☐ CSV - CSV => DBF конвертер

Задайте параметры:

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

☐ Создавать БД средних по классам "Inp_davi.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:

Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:

Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

☐ Генерации распознаваемой 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 ACK-анализа ☐ Применить сценарный метод ACK-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

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

ИНФОРМАЦИЯ О РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [4 x 62]

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	0	0	0,00	0	0	0,00
Текстовые	1	4	4,00	7	62	8,86
ВСЕГО:	1	4	4,00	7	62	8,86

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели

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-X++" 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 градами классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градами описательных шкал.
- Распознаваемая 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) 4 (рисунок 5) и 7 описательных шкал с суммарным числом градаций 62. С использованием классификационных и описательных шкал и градаций (рисунок 5 и 6) исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (рисунок 7):

Рисунок 5 – Классификационные шкалы и градации(Различные игровые классы)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	КЛАСС-Поддержка
2	КЛАСС-Танк
3	КЛАСС-Урон
4	КЛАСС-Фланк

Рисунок 6 – Описательные шкалы и градации(Характеристики и особенности чемпионов)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	УРОН-Высокий
2	УРОН-Низкий
3	УРОН-Средний
4	ЖИВУЧЕСТЬ-Высокая
5	ЖИВУЧЕСТЬ-Низкая
6	ЖИВУЧЕСТЬ-Средняя
7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая
8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая
9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя
10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая
11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая
12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя
13	ЧАСТОТА БАНА-Высокая
14	ЧАСТОТА БАНА-Низкая
15	ЧАСТОТА БАНА-Средняя
16	ОРУЖИЕ-Автоматическая винтовка
17	ОРУЖИЕ-Арбалет
18	ОРУЖИЕ-Бомбы
19	ОРУЖИЕ-Винтовка
20	ОРУЖИЕ-Гранатомёт
21	ОРУЖИЕ-Дробовик
22	ОРУЖИЕ-Зельемёт
23	ОРУЖИЕ-Каменное копьё
24	ОРУЖИЕ-Кинжалы
25	ОРУЖИЕ-Кислота
26	ОРУЖИЕ-Коса
27	ОРУЖИЕ-Кунаи
28	ОРУЖИЕ-Ледяной посох
29	ОРУЖИЕ-Лёгкий пулемёт

30	ОРУЖИЕ-Лук
31	ОРУЖИЕ-Магазинный пистолет
32	ОРУЖИЕ-Магическая перчатка
33	ОРУЖИЕ-Магия
34	ОРУЖИЕ-Меч
35	ОРУЖИЕ-Миниганы
36	ОРУЖИЕ-Молот
37	ОРУЖИЕ-Мушкетон
38	ОРУЖИЕ-Огненное копье
39	ОРУЖИЕ-Огонь и лёд
40	ОРУЖИЕ-Пистолет-пулемёт
41	ОРУЖИЕ-Пистолет
42	ОРУЖИЕ-Пистолеты-пулемёты
43	ОРУЖИЕ-Пистолеты
44	ОРУЖИЕ-Посох
45	ОРУЖИЕ-Пулемёт
46	ОРУЖИЕ-Пушка
47	ОРУЖИЕ-Ракетомёт
48	ОРУЖИЕ-Револьвер
49	ОРУЖИЕ-Ручной арбалет
50	ОРУЖИЕ-Снайперская винтовка
51	ОРУЖИЕ-Топор
52	ОРУЖИЕ-Хроно-пушка
53	ОРУЖИЕ-Чакрамы
54	ОРУЖИЕ-Штурмовая винтовка
55	ОРУЖИЕ-Электрический посох
56	ОРУЖИЕ-Яд
57	ТИР ГЕРОЯ-A
58	ТИР ГЕРОЯ-B
59	ТИР ГЕРОЯ-C
60	ТИР ГЕРОЯ-D
61	ТИР ГЕРОЯ-F
62	ТИР ГЕРОЯ-S

Рисунок 7 – Обучающая выборка

Герои	Коды градаций классификационных шкал		Коды градаций описательных шкал						
Androxus	4	1	5	7	10	13	48	62	
Ash	2	3	6	8	11	15	46	59	
Atlas	2	2	4	8	12	13	52	58	
Ataan	2	3	6	8	12	14	36	58	
Barik	2	1	6	9	12	13	37	59	
Bomb King	3	1	5	9	10	14	18	57	
Buck	4	1	4	9	10	14	21	58	
Cassie	3	1	5	9	10	13	17	62	
Corvus	1	2	5	7	11	14	40	57	
Dredge	3	1	6	8	12	13	20	62	
Drogoz	3	1	5	7	12	15	47	62	
Evie	4	1	5	7	10	15	28	58	
Fernando	2	2	4	8	11	13	38	58	
Furia	1	3	6	8	12	15	21	57	
Grohk	1	2	6	8	11	14	55	61	
Grover	1	3	6	9	11	13	51	60	
Imani	3	1	5	7	10	14	39	58	
Inara	2	2	4	8	12	15	23	57	
Io	1	2	6	9	11	15	30	57	
Jenos	1	2	5	8	11	14	16	59	
Khan	2	3	6	8	11	13	31	57	
Kinessa	3	1	5	9	10	13	50	58	
Koga	4	1	5	7	10	15	42	57	
Lex	4	1	5	9	12	14	43	58	
Lian	3	1	5	9	10	13	19	57	
Maeve	4	1	5	7	10	15	24	60	
Makoa	2	3	6	8	12	15	46	57	
Mal'Damba	1	2	6	8	11	15	56	58	
Moji	4	1	6	7	11	15	33	61	
Octavia	3	1	5	9	10	14	19	59	
Pip	1	3	5	8	12	14	22	59	

Raum	2	3	4	8	11	15	45	58
Rei	1	2	5	9	10	15	33	57
Ruckus	2	3	6	9	11	15	35	60
Saati	3	1	5	9	12	13	41	57
Seris	1	3	5	8	11	13	33	58
Sha Lin	3	1	5	8	10	15	30	58
Skye	4	3	5	8	12	15	49	61
Strix	3	1	5	8	10	15	50	57
Talus	4	1	5	9	12	14	40	58
Terminus	2	3	6	8	12	13	51	59
Tiberius	3	1	6	9	10	14	53	59
Torvald	2	2	6	8	11	14	32	58
Tyra	3	1	5	8	11	13	16	58
Vatu	4	1	5	7	10	13	27	57
Viktor	3	1	6	9	11	14	54	58
Vivian	3	1	6	8	11	14	29	59
Vora	4	1	5	7	10	13	26	58
Willo	3	1	5	9	12	15	44	57
Yagorath	2	2	4	8	12	13	25	62
Ying	1	2	6	9	10	14	33	58
Zhin	4	1	6	8	11	13	34	58

Обучающая выборка (рисунок 7), по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (рисунок 2), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (рисунок 5 и 6).

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

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 8).

Сами эти модели описаны в ряде работ [1-8].

3.5. Синтез и верификация моделей

— □ ×

— Задайте модели для синтеза и верификации

Статистические базы:

- ☒ 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс-признак" у объектов обуч. выборки
- ☒ 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса
- ☒ 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов i-го класса

Системно-когнитивные модели (базы знаний):

- ☒ 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC
- ☒ 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC
- ☒ 6. INF3 - частный критерий: "Хинкварт", разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотам
- ☒ 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- ☒ 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- ☒ 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC

Текущая модель:

- ☐ 1. ABS
- ☐ 2. PRC1
- ☐ 3. PRC2
- ☐ 4. INF1
- ☐ 5. INF2
- ☐ 6. INF3
- ☒ 7. INF4
- ☐ 8. INF5
- ☐ 9. INF6
- ☐ 10. INF7

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую (булстроппный подход):

Какие объекты обуч. выборки копировать:

- ☒ Копировать всю обучающую выборку
- ☐ Копировать только текущий объект
- ☐ Копировать каждый N-й объект
- ☐ Копировать N случайных объектов
- ☐ Копировать объекты от N1 до N2 (fastest)
- ☐ Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалять из обуч. выборки скопированные объекты:

- ☒ Не удалять
- ☐ Удалять

Пояснение по алгоритму верификации:

Измеряется внутренняя достоверн. модели

Для каждой заданной модели выполнять:

- ☒ Синтез и верификацию
- ☐ Только верификацию
- ☐ Только синтез

Задайте процессор:

- ☒ CPU
- ☐ GPU

Задайте алгоритм:

- ☐ Классика - дольше
- ☒ Упрощенно-быстрее

Использование только наиболее достоверных результатов распознавания: Rasp.dbf и целесообразность применения булстроппного подхода

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 5144 байт, т.е.: 0.0002395 % от MAX-возможного, (от 2Гб)

Задайте, сколько % от исходной БД Rasp.dbf оставить, удаляя наименее достоверные результаты распознавания:

В применении булстроппного подхода нет необходимости. Синтез и верификация моделей будут выполнены на основе всей выб...

Активировать раздел "Г"

Ok Cancel

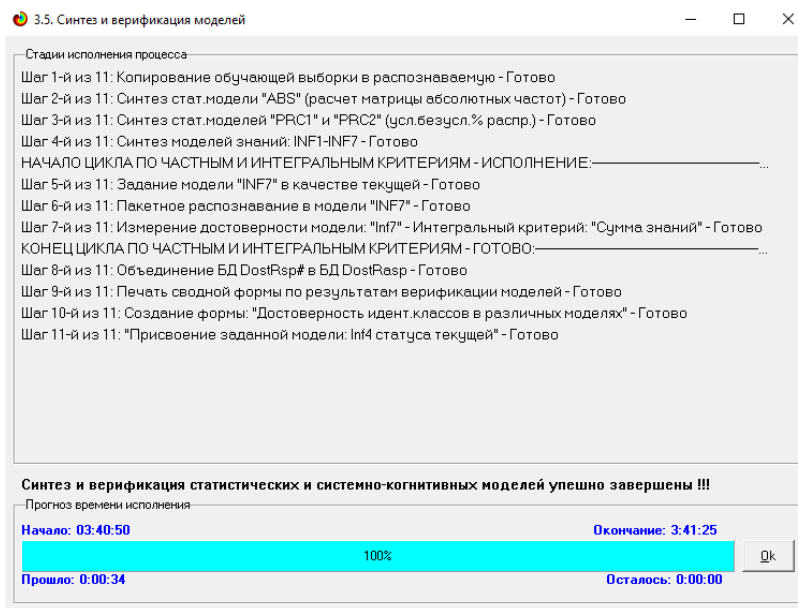


Рисунок 8. Экранная форма режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

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 обуч.выборки"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. КЛАСС ПОДДЕРЖКА	2. КЛАСС ТАНК	3. КЛАСС УРОН	4. КЛАСС ФЛАНК	Сумма	Среднее	Средн. квадрат
1	УРОН-Высокий		1	16	11	28	7.00	7.79
2	УРОН-Низкий	7	5			12	3.00	3.56
3	УРОН-Средний	4	7		1	12	3.00	3.16
4	ЖИВУЧЕСТЬ-Высокая		5		1	6	1.50	2.38
5	ЖИВУЧЕСТЬ-Низкая	5		12	9	26	6.50	5.20
6	ЖИВУЧЕСТЬ-Средняя	6	8	4	2	20	5.00	2.58
7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая	1		2	7	10	2.50	3.11
8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая	6	11	5	2	24	6.00	3.74
9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя	4	2	9	3	18	4.50	3.11
10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая	2		9	7	18	4.50	4.20
11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая	7	6	3	2	18	4.50	2.38
12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя	2	7	4	3	16	4.00	2.16
13	ЧАСТОТА БАНА-Высокая	2	6	6	4	18	4.50	1.91
14	ЧАСТОТА БАНА-Низкая	5	2	6	3	16	4.00	1.83
15	ЧАСТОТА БАНА-Средняя	4	5	4	5	18	4.50	0.58
16	ОРУЖИЕ-Автоматическая винтовка	1		1		2	0.50	0.58
17	ОРУЖИЕ-Арбалет			1		1	0.25	0.50
18	ОРУЖИЕ-Бомбы			1		1	0.25	0.50
19	ОРУЖИЕ-Винтовка			2		2	0.50	1.00
20	ОРУЖИЕ-Гранатомёт			1		1	0.25	0.50
21	ОРУЖИЕ-Дробовик	1			1	2	0.50	0.58
22	ОРУЖИЕ-Зельмёт	1				1	0.25	0.50
23	ОРУЖИЕ-Каменное копьё		1			1	0.25	0.50
24	ОРУЖИЕ-Кинжалы				1	1	0.25	0.50
25	ОРУЖИЕ-Кислота		1			1	0.25	0.50
26	ОРУЖИЕ-Коса				1	1	0.25	0.50
27	ОРУЖИЕ-Кунгаи				1	1	0.25	0.50

Рисунок 9. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. КЛАСС ПОДДЕРЖКА	2. КЛАСС ТАНК	3. КЛАСС УРОН	4. КЛАСС ФЛАНК	Сумма	Среднее	Средн. квадрат
1	УРОН-Высокий		-0.660	0.210	0.180	-0.270	-0.067	0.406
2	УРОН-Низкий	0.344	0.173			0.517	0.129	0.165
3	УРОН-Средний	0.154	0.287			-0.345	0.096	0.273
4	ЖИВУЧЕСТЬ-Высокая		0.408			-0.110	0.298	0.229
5	ЖИВУЧЕСТЬ-Низкая	-0.032		0.138		0.138	0.243	0.090
6	ЖИВУЧЕСТЬ-Средняя	0.118	0.159	-0.146	-0.284	-0.152	-0.038	0.212
7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая	-0.254		-0.146	0.376	-0.024	-0.006	0.275
8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая	0.057	0.206	-0.132	-0.345	-0.215	-0.054	0.239
9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя	0.017	-0.275	0.165	-0.110	-0.204	-0.051	0.187
10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая	-0.218		0.165	0.177	0.123	0.031	0.185
11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая	0.207	0.098	-0.208	-0.248	-0.152	-0.038	0.224
12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя	-0.178	0.190	-0.070	-0.070	-0.129	-0.032	0.157
13	ЧАСТОТА БАНА-Высокая	-0.218	0.098	0.027	-0.013	-0.106	-0.027	0.136
14	ЧАСТОТА БАНА-Низкая	0.132	-0.235	0.067	-0.070	-0.106	-0.027	0.163
15	ЧАСТОТА БАНА-Средняя	0.017	0.036	-0.110	0.063	0.005	0.001	0.077
16	ОРУЖИЕ-Автоматическая винт...	0.292		0.165		0.456	0.114	0.142
17	ОРУЖИЕ-Арбалет			0.400		0.400	0.100	0.200
18	ОРУЖИЕ-Бомбы			0.400		0.400	0.100	0.200
19	ОРУЖИЕ-Винтовка			0.400		0.400	0.100	0.200
20	ОРУЖИЕ-Гранатомёт			0.400		0.400	0.100	0.200
21	ОРУЖИЕ-Дробовик	0.292			0.262	0.554	0.138	0.160
22	ОРУЖИЕ-Зельмёт	0.527				0.527	0.132	0.263
23	ОРУЖИЕ-Каменное копьё		0.470			0.470	0.118	0.235
24	ОРУЖИЕ-Кинжалы				0.497	0.497	0.124	0.249
25	ОРУЖИЕ-Кислота		0.470			0.470	0.118	0.235
26	ОРУЖИЕ-Коса				0.497	0.497	0.124	0.249
27	ОРУЖИЕ-Кунай				0.497	0.497	0.124	0.249

Рисунок 10. Матрица информативностей INF1 (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. КЛАСС ПОДДЕРЖКА	2. КЛАСС ТАНК	3. КЛАСС УРОН	4. КЛАСС ФЛАНК	Сумма	Среднее	Средн. квадрат
1	УРОН-Высокий	-5.923	-6.000	7.385	4.538			6.981
2	УРОН-Низкий	4.462	2.000	-3.692	-2.769			3.882
3	УРОН-Средний	1.462	4.000	-3.692	-1.769			3.411
4	ЖИВУЧЕСТЬ-Высокая	-1.269	3.500	-1.846	-0.385			2.410
5	ЖИВУЧЕСТЬ-Низкая	-0.500	-6.500	4.000	3.000			4.743
6	ЖИВУЧЕСТЬ-Средняя	1.769	3.000	-2.154	-2.615			2.805
7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая	-1.115	-2.500	-1.077	4.692			3.197
8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая	0.923	5.000	-2.385	-3.538			3.832
9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя	0.192	-2.500	3.462	-1.154			2.556
10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая	-1.808	4.500	3.462	2.846			3.812
11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая	3.192	1.500	-2.538	-2.154			2.800
12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя	-1.385	3.000	-0.923	-0.692			2.021
13	ЧАСТОТА БАНА-Высокая	-1.808	1.500	0.462	-0.154			1.385
14	ЧАСТОТА БАНА-Низкая	1.615	-2.000	1.077	-0.692			1.658
15	ЧАСТОТА БАНА-Средняя	0.192	0.500	-1.538	0.846			1.060
16	ОРУЖИЕ-Автоматическая винт...	0.577	-0.500	0.385	-0.462			0.561
17	ОРУЖИЕ-Арбалет	-0.212	-0.250	0.692	-0.231			0.462
18	ОРУЖИЕ-Бомбы	-0.212	-0.250	0.692	-0.231			0.462
19	ОРУЖИЕ-Винтовка	-0.423	-0.500	1.385	-0.462			0.924
20	ОРУЖИЕ-Гранатомёт	-0.212	-0.250	0.692	-0.231			0.462
21	ОРУЖИЕ-Дробовик	0.577	-0.500	-0.615	0.538			0.646
22	ОРУЖИЕ-Зельмёт	0.788	-0.250	-0.308	-0.231			0.527
23	ОРУЖИЕ-Каменное копьё	-0.212	0.750	-0.308	-0.231			0.502
24	ОРУЖИЕ-Кинжалы	-0.212	-0.250	-0.308	0.769			0.514
25	ОРУЖИЕ-Кислота	-0.212	0.750	-0.308	-0.231			0.502
26	ОРУЖИЕ-Коса	-0.212	-0.250	-0.308	0.769			0.514
27	ОРУЖИЕ-Кунай	-0.212	-0.250	-0.308	0.769			0.514

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 персонаж [2]. Поэтому не играет никакой роли в каких единицах измерения измеряются те или иные характеристики чемпионов [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 12).

3.4. Обобщенная форма по достов.моделям 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 Ризбергера	Сумма мод. уровней ско. истинно-полож. решений (ST)	Сумма мод. уровней ско. истинно-отриц. решений (ST)	Сумма мод. уровней ско. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма мод. уровней ско. ложно-отриц. решений (SFN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	52	52	1	14		0.788	1.000	0.881	38.116	0.059	4.490	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признакам...	52	52		15		0.776	1.000	0.874	35.186		5.593	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	52	52	1	14		0.788	1.000	0.881	38.116	0.059	4.490	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по признакам...	52	52		15		0.776	1.000	0.874	40.555		6.529	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	52	52	1	14		0.788	1.000	0.881	38.116	0.059	4.490	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по признакам...	52	52		15		0.776	1.000	0.874	40.555		6.529	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	52	41	13	2	11	0.953	0.788	0.863	13.914	8.174	0.132	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу; в...	Сумма знаний	52	51	11	4	1	0.927	0.981	0.953	30.927	3.618	1.066	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	52	41	13	2	11	0.953	0.788	0.863	13.914	8.174	0.132	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу; в...	Сумма знаний	52	51	11	4	1	0.927	0.981	0.953	30.927	3.618	1.066	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	52	50	11	4	2	0.926	0.962	0.943	28.873	4.849	1.706	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Сумма знаний	52	50	11	4	2	0.926	0.962	0.943	28.304	4.562	1.616	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	52	41	15		11	1.000	0.788	0.882	13.525	9.221		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	52	52	10	5		0.912	1.000	0.954	32.572	1.278	0.994	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	52	41	15		11	1.000	0.788	0.882	13.524	9.221		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	52	52	10	5		0.912	1.000	0.954	32.572	1.278	0.994	
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	52	49	11	4	3	0.925	0.942	0.933	28.559	4.002	1.641	
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	52	50	10	5	2	0.909	0.962	0.935	29.684	2.403	1.740	
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	52	49	11	4	3	0.925	0.942	0.933	28.559	4.002	1.641	
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	52	50	10	5	2	0.909	0.962	0.935	29.684	2.403	1.740	

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

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

Из рисунка 12 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверными являются СК-модели INF4 с интегральным критерием «Резонанс знаний» ($F=0,764$ при максимуме 1,000) и INF5 с интегральным значением «Резонанс знаний» ($F=0,764$ 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 героев и игровыми классами.

На рисунке 13 приведено частотное распределение числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам прогнозирования принадлежности героев к игровым классам на основе их характеристик и особенностей в СК-модели INF4 по данным обучающей выборки:



Рисунок 13. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf4

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 14 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-Х++".

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 ничего 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}:

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

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

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

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

$$F\text{-мера} = 2(Precision \cdot Recall) / (Precision + Recall) \text{ - достоверность модели}$$

$$Precision = TP / (TP + FP) \text{ - точность модели;}$$

$$Recall = TP / (TP + FN) \text{ - полнота модели;}$$

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

$$L1\text{-мера} = 2(SPrecision \cdot SRecall) / (SPrecision + SRecall)$$

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

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

$$STP \text{ - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; } STN \text{ - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;}$$

$$SFP \text{ - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; } SFN \text{ - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.}$$

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

$$L2\text{-мера} = 2(APrecision \cdot ARecall) / (APrecision + ARecall)$$

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

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

$$ATP = STP / TP \text{ - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; } AFN = SFN / FN \text{ - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;}$$

$$AFP = SFP / FP \text{ - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; } AFN = SFN / FN \text{ - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.}$$

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 модель уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модуль уровня сходства является адекватной мерой степени 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 Ризбергера в АСК-анализе и системе "Эйдос" // 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.

Рисунок 14. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера 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 INF4 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 15):

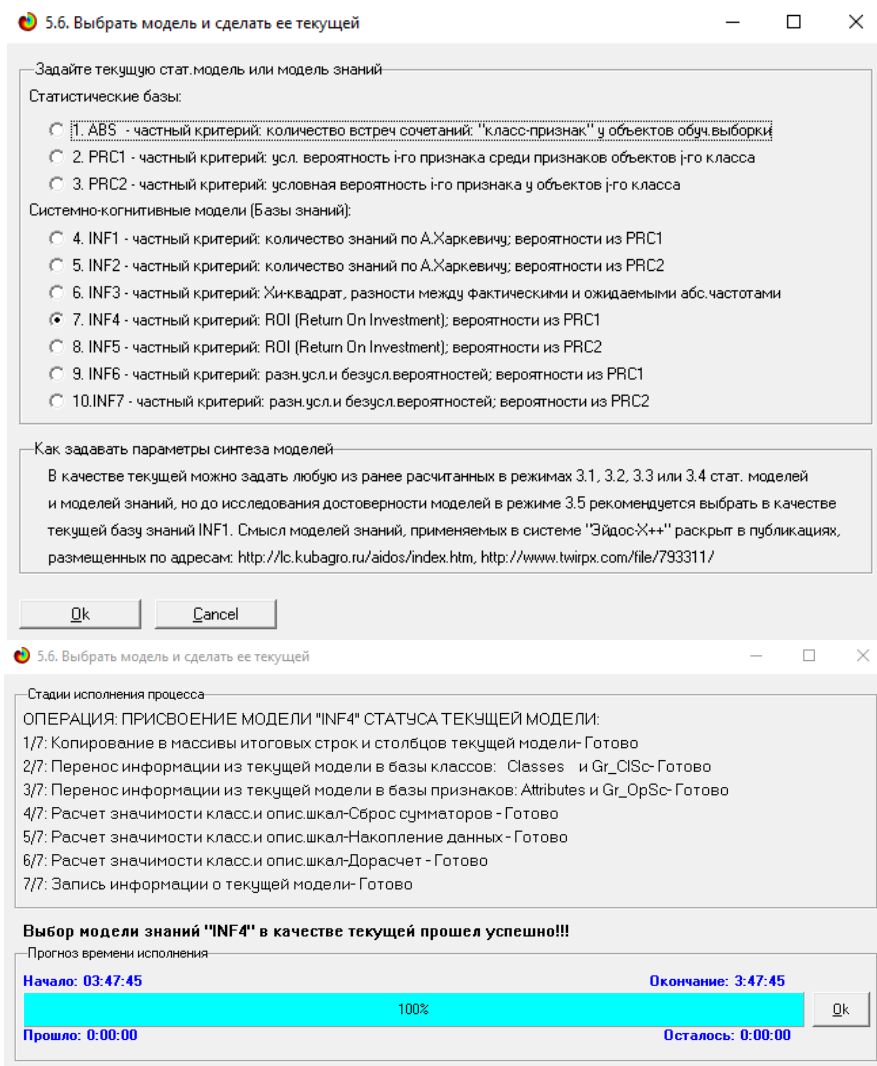


Рисунок 15. Экранные формы придания наиболее достоверной по L2-критерию СК-модели Inf4 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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 INF4 на GPU. Для этого запустим режим 4.1.2 (рисунок 16).

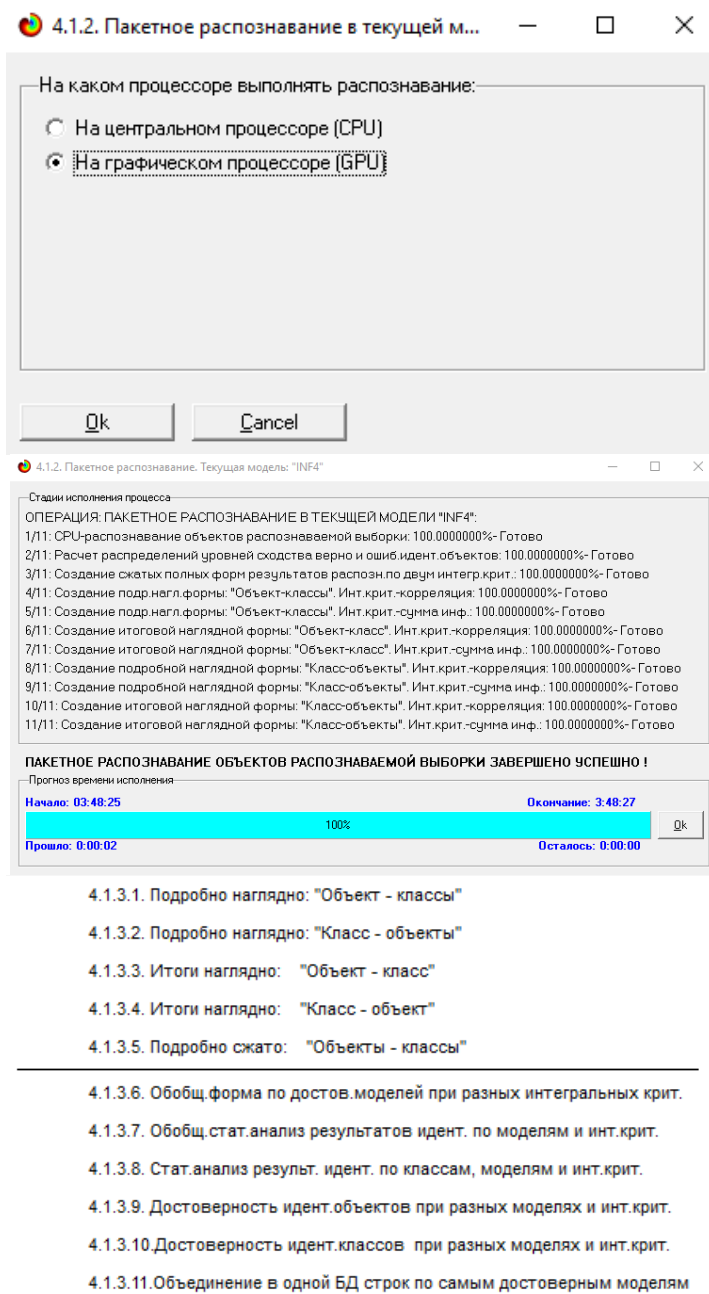


Рисунок 16. Экранные формы отображения процесса решения задачи прогнозирования в текущей модели

Из рисунка 16 видно, что прогнозирование заняло 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 17).

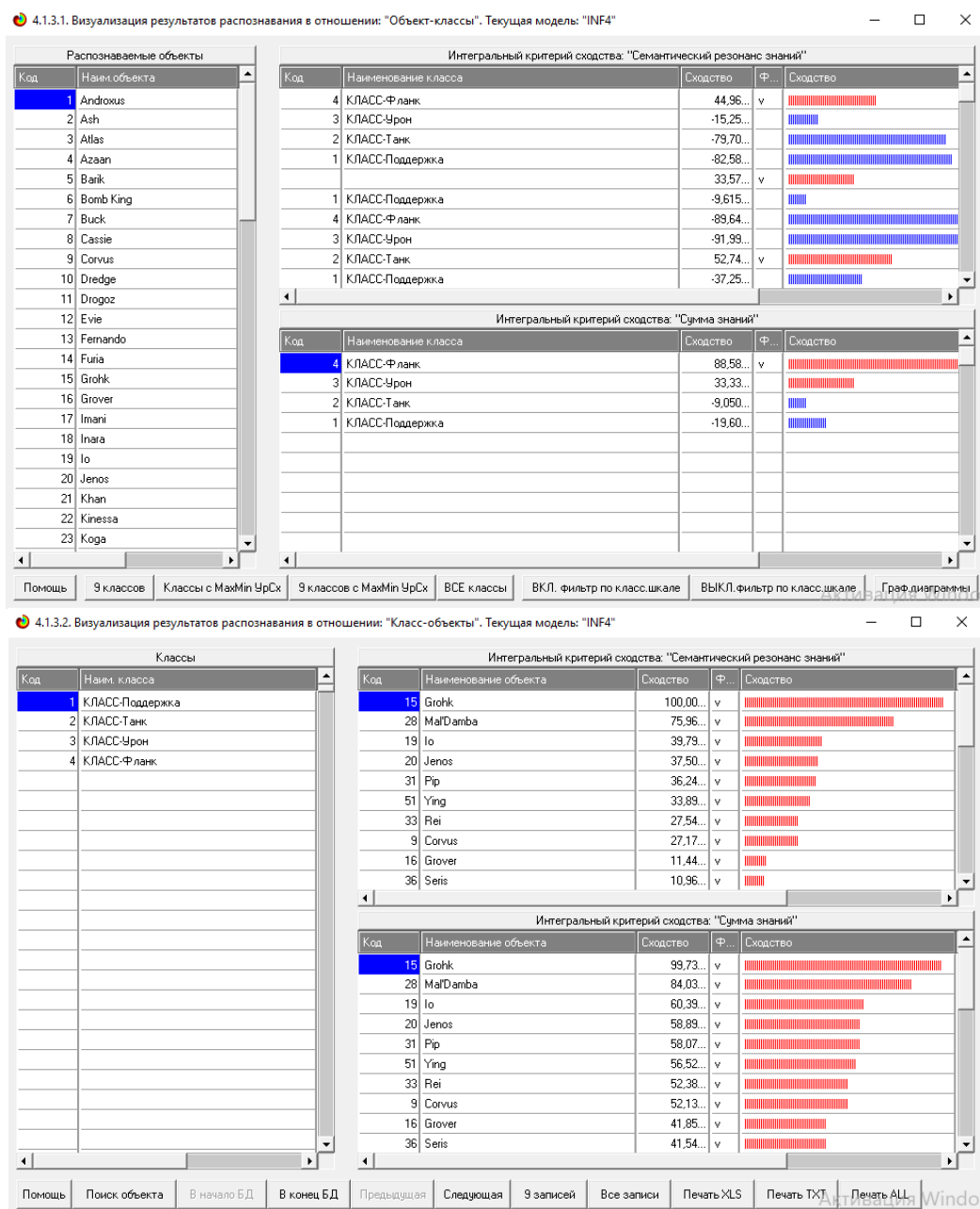


Рисунок 17. Выходные формы по результатам прогнозирования принадлежности героев к игровым ролям на основе их характеристик и особенностей.

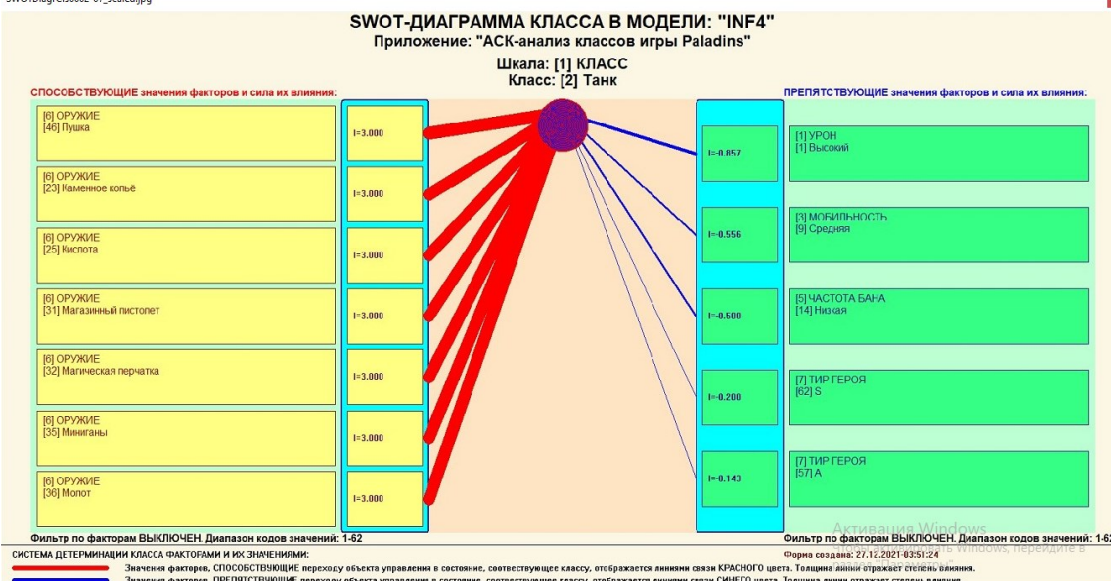
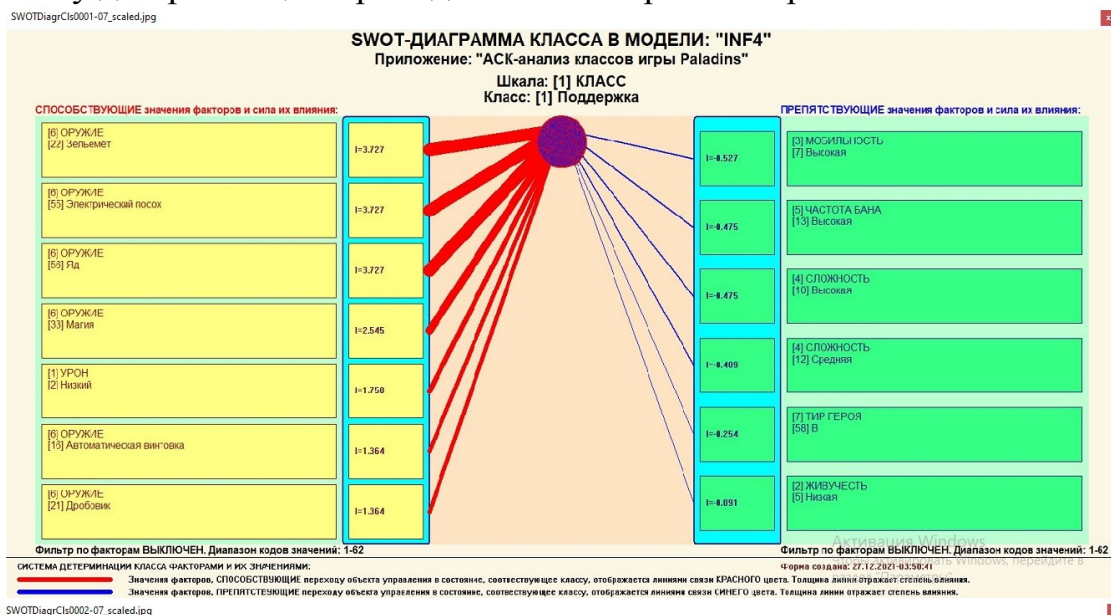
Символ «v» стоит против тех результатов прогнозирования, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 17 видно, что результаты прогнозирования являются очень хорошими, естественно при учете информации из рисунка 13 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 5%, т.е. по сути прогнозы с более низки уровнем сходства надо просто игнорировать.

Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

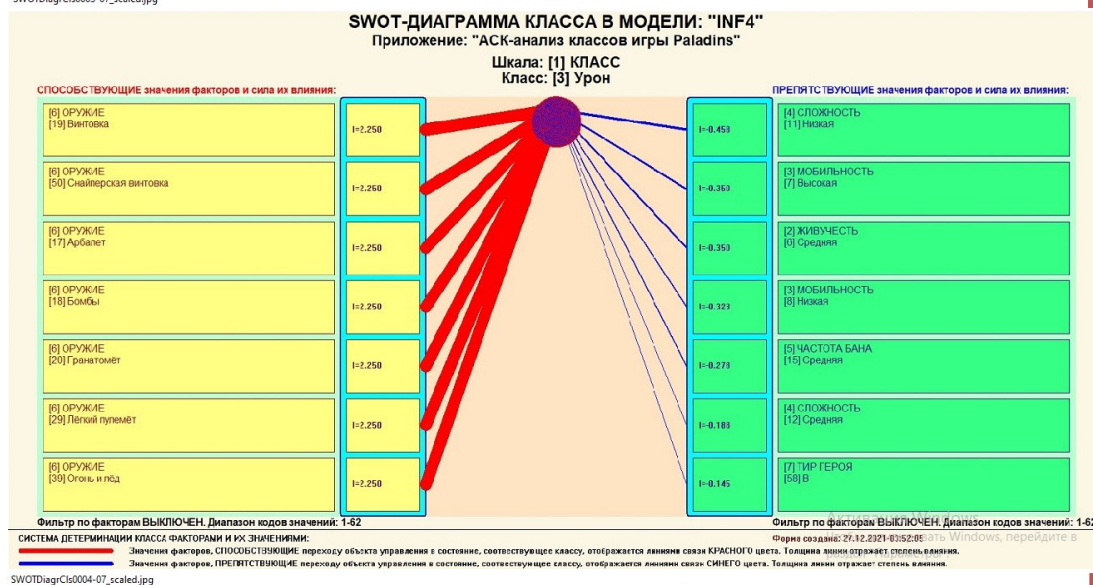
При принятии решений определяется сила и направление влияния факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути это решение задачи SWOT-анализа [4].

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

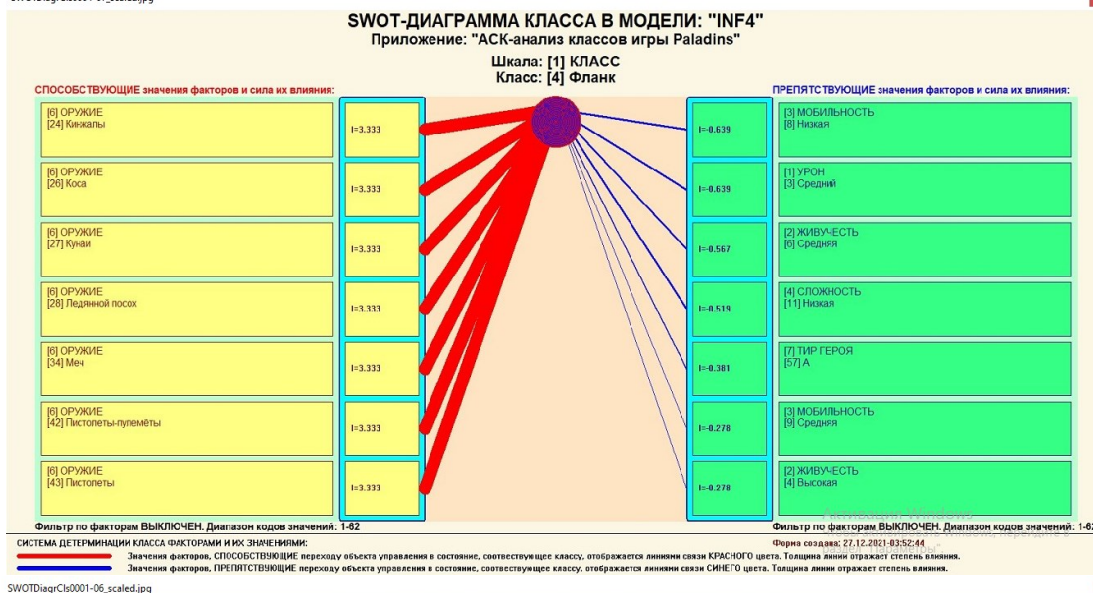
В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом *выявляется система детерминации заданного класса*, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу. На рисунках 18 приведены SWOT-диаграммы,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



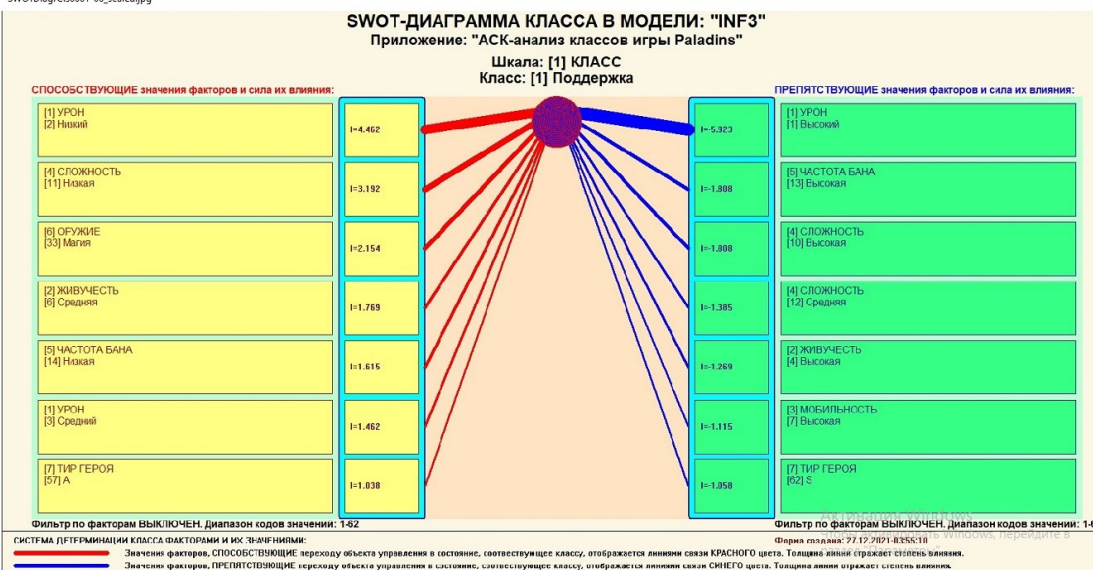
SWOTDiagrCls0003-07_scaled.jpg



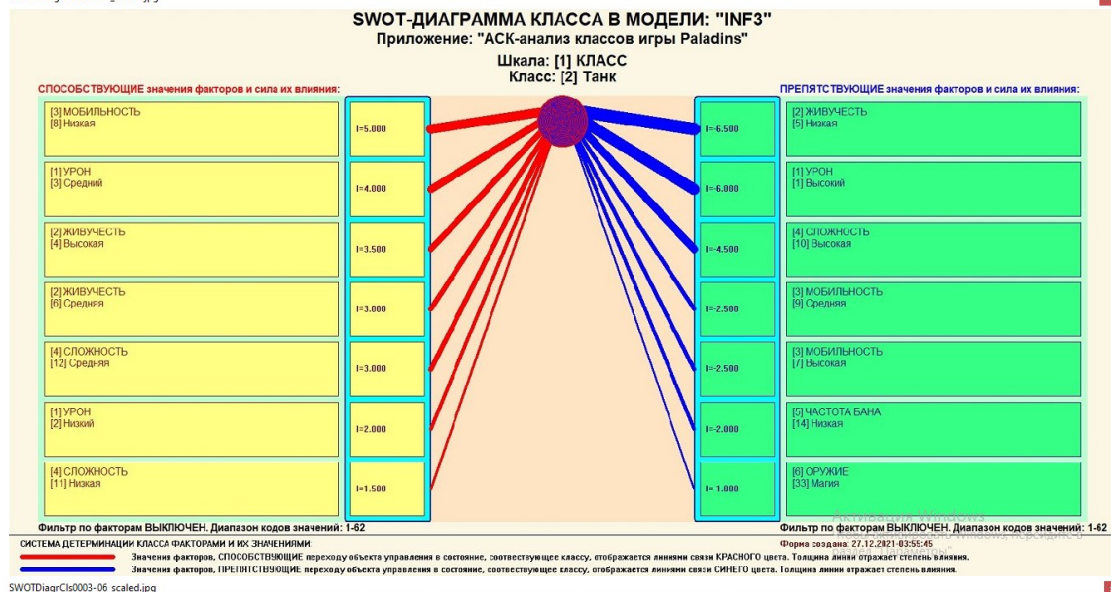
SWOTDiagrCls0004-07_scaled.jpg



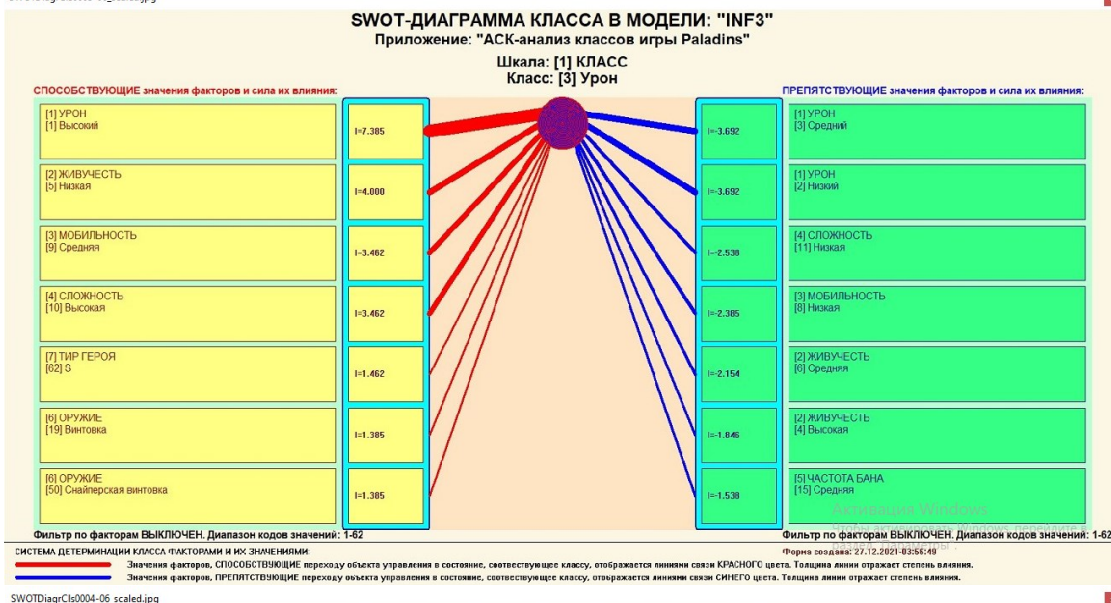
SWOTDiagrCls0001-06_scaled.jpg



SWOTDiagrCls0002-06_scaled.jpg



SWOTDiagrCls0003-06_scaled.jpg



SWOTDiagrCls0004-06_scaled.jpg

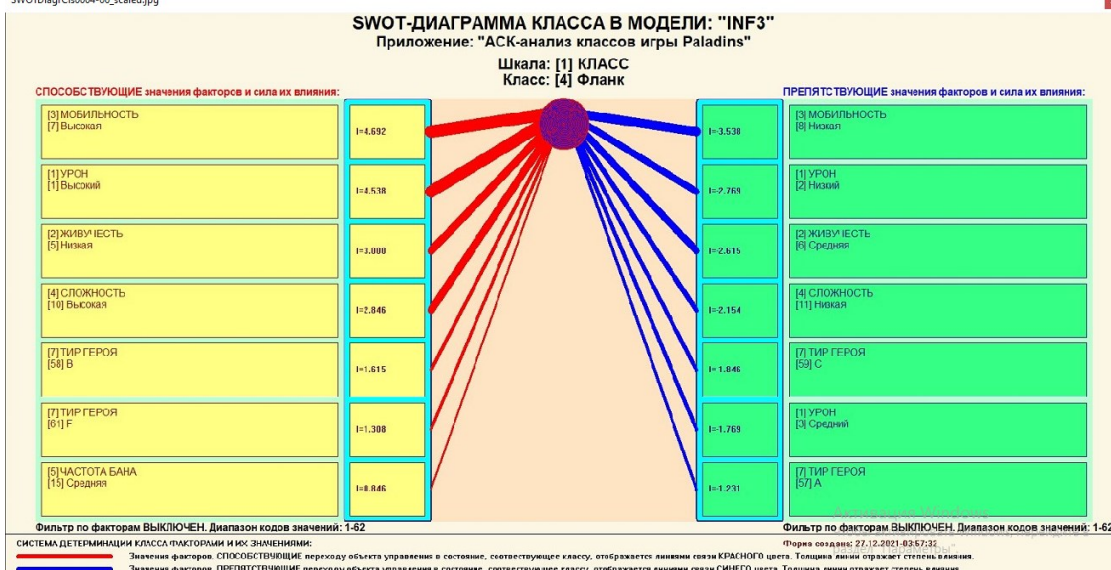


Рисунок 18. SWOT-диаграммы, отражающие силу и направление влияния различных характеристик и особенностей героев на их принадлежность к игровым классам (СК-модель INF3 приведена для демонстрации влияния различных характеристик персонажей на их принадлежность к игровым ролям, а не в основном оружия, которое показывает СК-модель INF4).

Эти диаграммы наглядно показывают, какие значения характеристик героев с какой силой способствуют или препятствуют их принадлежности к тому или иному игровому классу.

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 18, 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:\AidosX\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
ВНИИ "АИУС-агроресурсы", к.э.н.
Э.М. Трахов
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

Кириченко М.М. Кириченко
19.05.1987г.

Мл.научный сотрудник

Ляшко Г.А. Ляшко
19.05.1987г.

От СКФ ВНИИ "АИУС-агроресурсы":

Зав.отделом аэрокосмических и тематических изысканий №4, к.э.н.

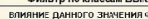
Самсонов Г.А. Самсонов
19.05.1987г.

Главный конструктор проекта
Коренец В.И. Коренец
19.05.87г.

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

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 классам:



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

автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже более 30 лет, но к сожалению она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос» [4, 9, 10].

Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

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

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

Когнитивные диаграммы классов

Эти диаграммы отражают сходство/различие классов. 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 16, показаны **количественные** оценки сходства/различия различных игровых классов 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 20. Для этого используется диалоговое окно, приведенное на рисунке 21.

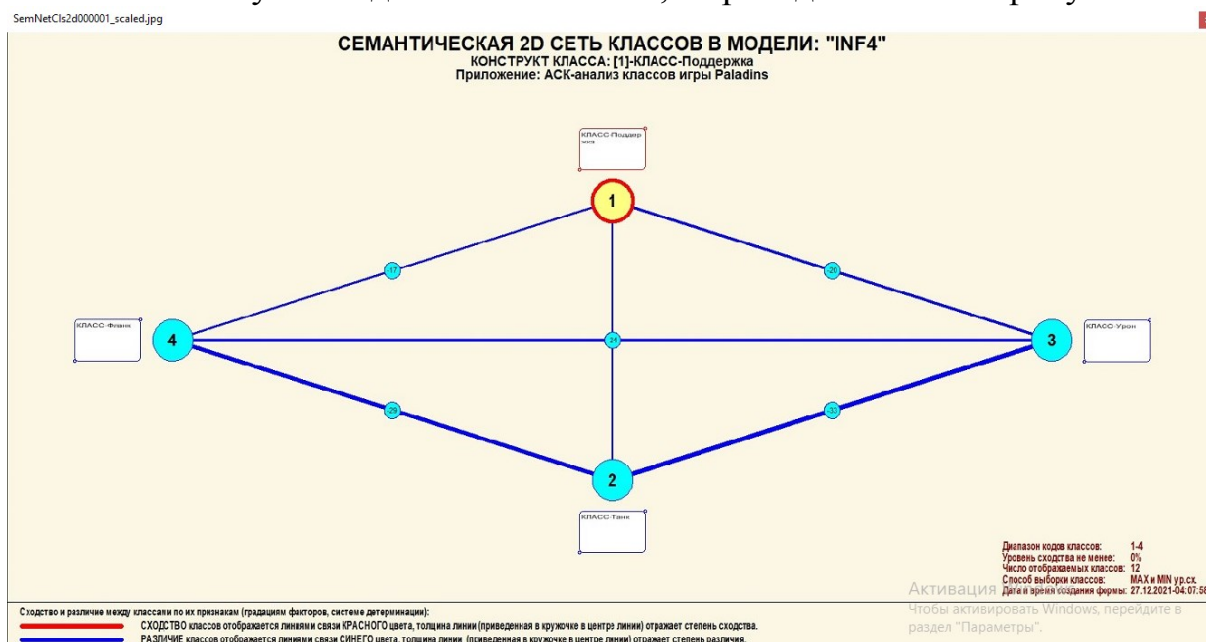


Рисунок 20. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходство/различие игровых классов по системе детерминирующих (обуславливающих) их характеристик и особенностей.

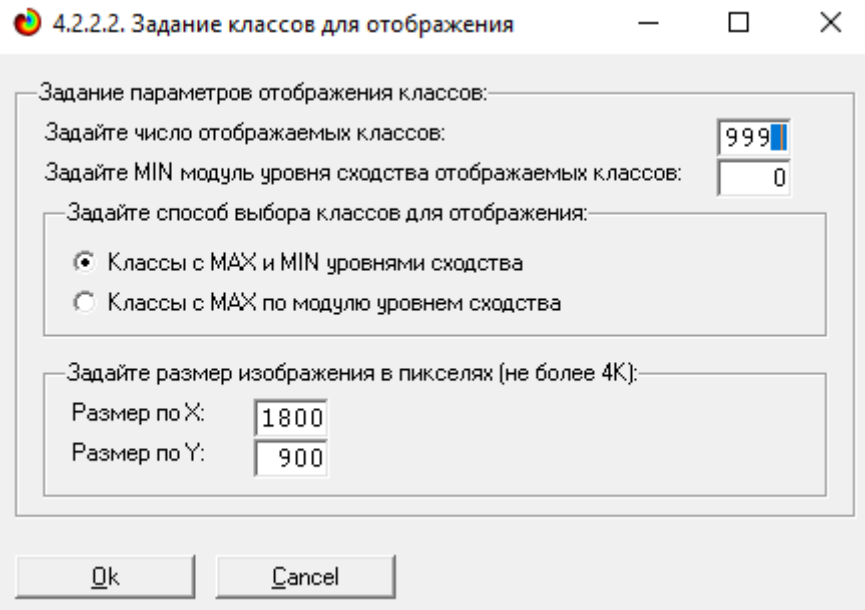


Рисунок 21. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.1. 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 20, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате *когнитивной кластеризации* [5] (рисунок 22):

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

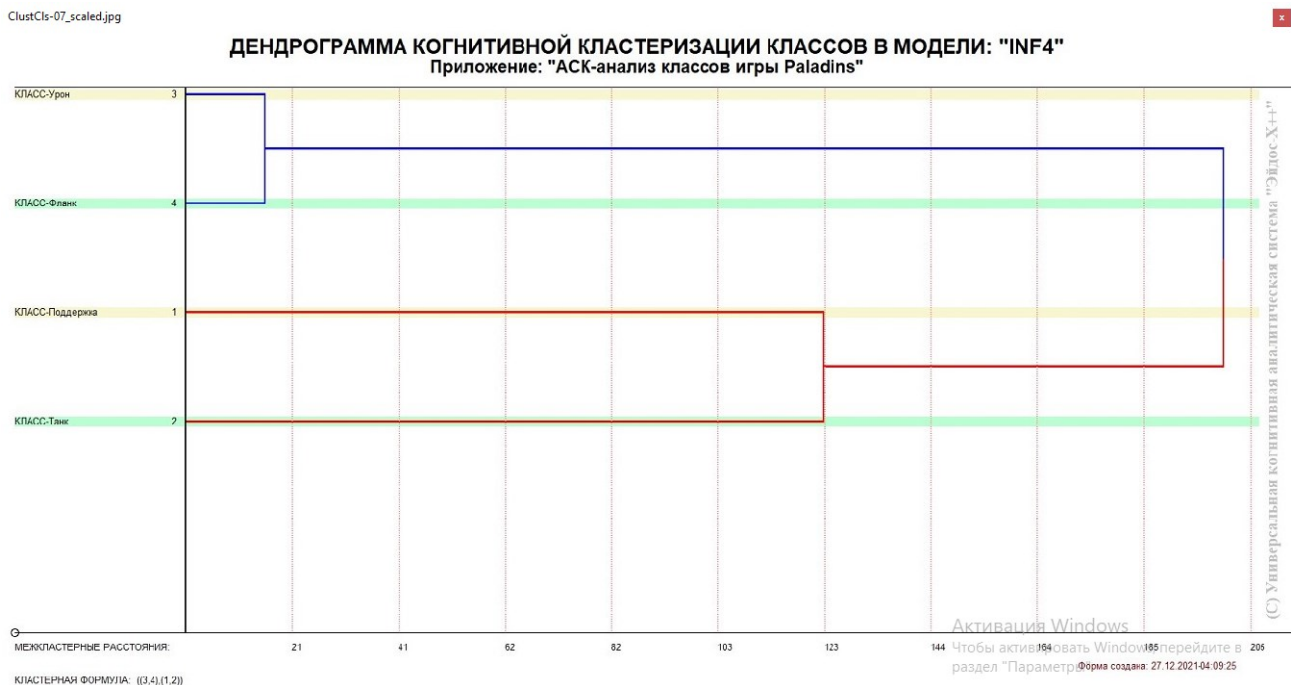


Рисунок 22. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации классов, отражающая сходство/различие игровых классов по системе детерминирующих (обуславливающих) их характеристик и особенностей.

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 героя к одному классу нужны одни свойства, а к другому – другие.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 22, мы видим также, что все игровые классы образуют два противоположных кластера по системе обуславливающих их характеристик и особенностей, являющихся полюсами конструкта.

На рисунке 23 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

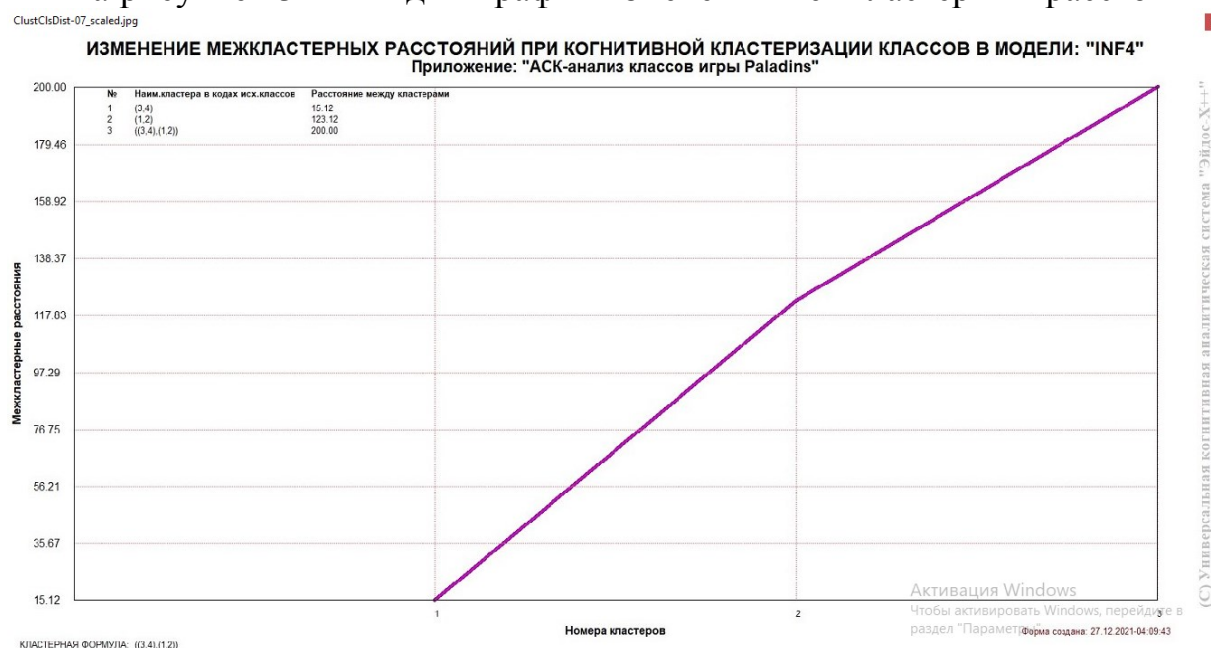


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний

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 тому или иному игровому классу. 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.

SemNetAtr2d000001_scaled.jpg

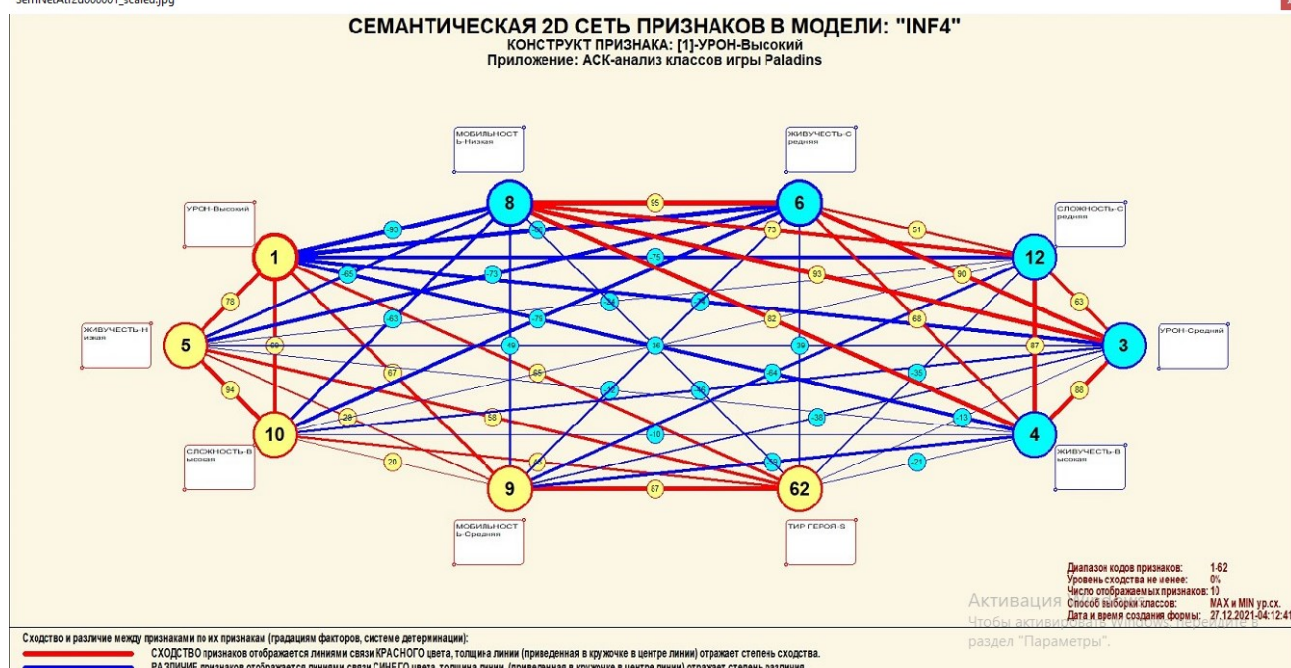


Рисунок 24. Когнитивная диаграмма и конструкт значений сходства/различия некоторых характеристик и особенностей героев по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о принадлежности героя к тому или иному игровому классу

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

4.3.2.2. Задание признаков для отображения

Задание параметров отображения признаков:

Задайте число отображаемых признаков:

Задайте MIN модуль уровня сходства отображаемых признаков:

Задайте способ выбора признаков для отображения:

☒ Признаки с MAX и MIN уровнями сходства

☐ Признаки с MAX по модулю уровнем сходства

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

Размер по X:

Размер по Y:

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

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 24.

ClustAtr-07_scaled.jpg

ДЕНДРОГРАММА КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF4" Приложение: "АСК-анализ классов игры Paladins"

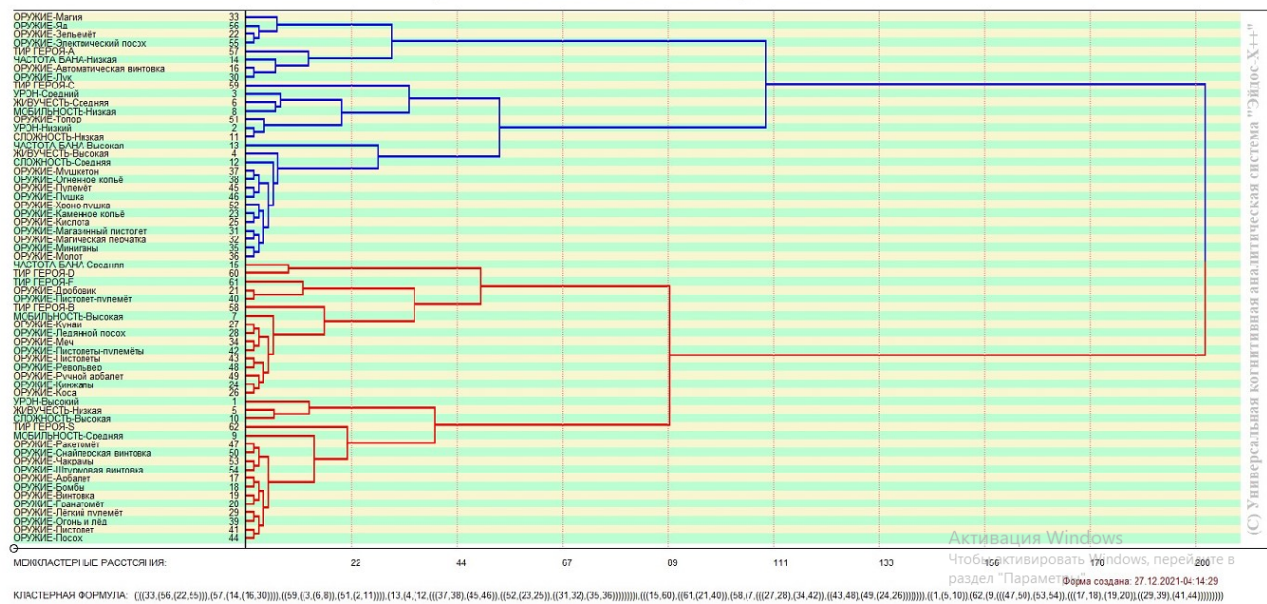


Рисунок 26. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации характеристик и особенностей героев по их смыслу, т.е. по сходству/различию содержащейся в них информации о принадлежности героя к тому или иному классу.

Из дендрограммы на рисунке 26 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красными 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-07_scaled.jpg

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF4" Приложение: "АСК-анализ классов игры Paladins"

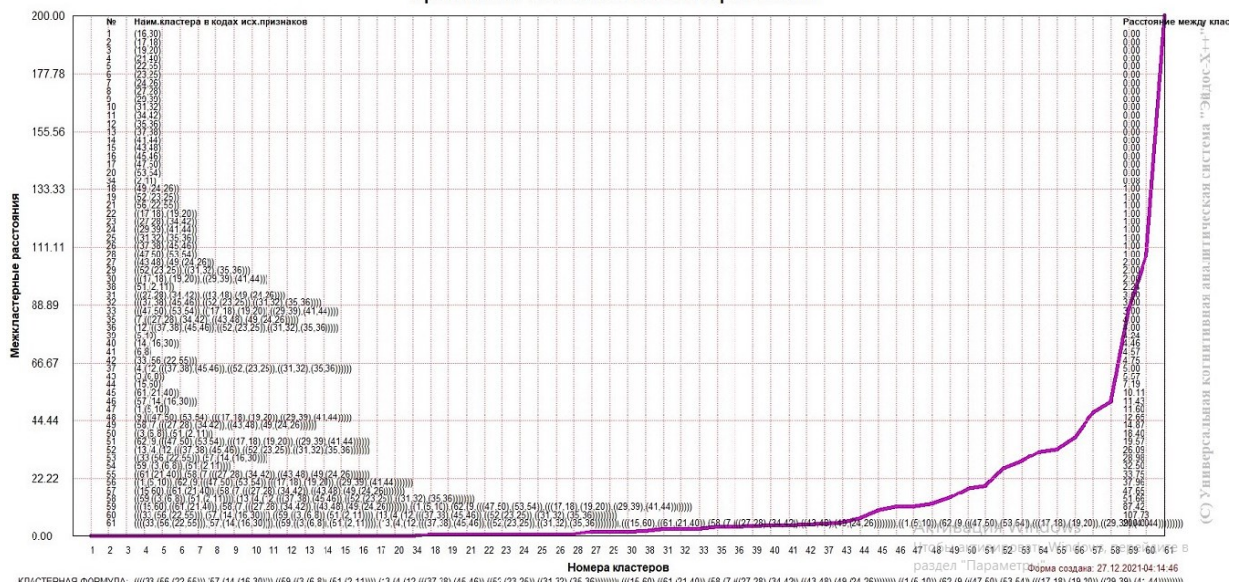
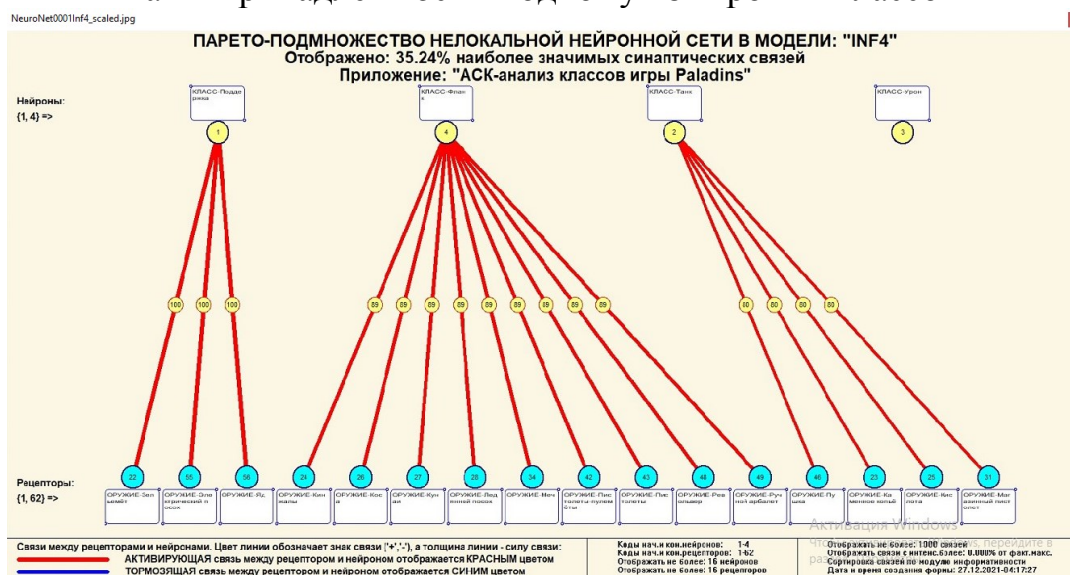
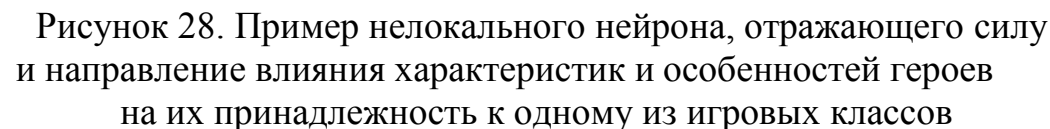


Рисунок 27. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

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



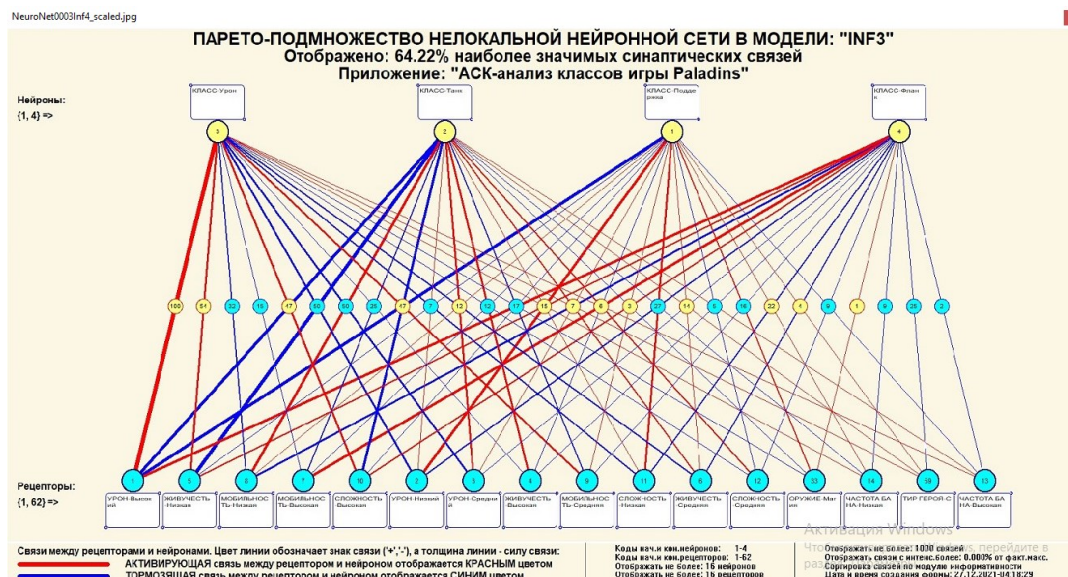


Рисунок 29. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния свойств героев на их принадлежность к игровым классам (модель INF3 используется для большей наглядности).

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют игровым классам, а рецепторы – характеристикам и особенностям героев. 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 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».

3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 30 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающая СК-модель Inf4. 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 Inf4

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].

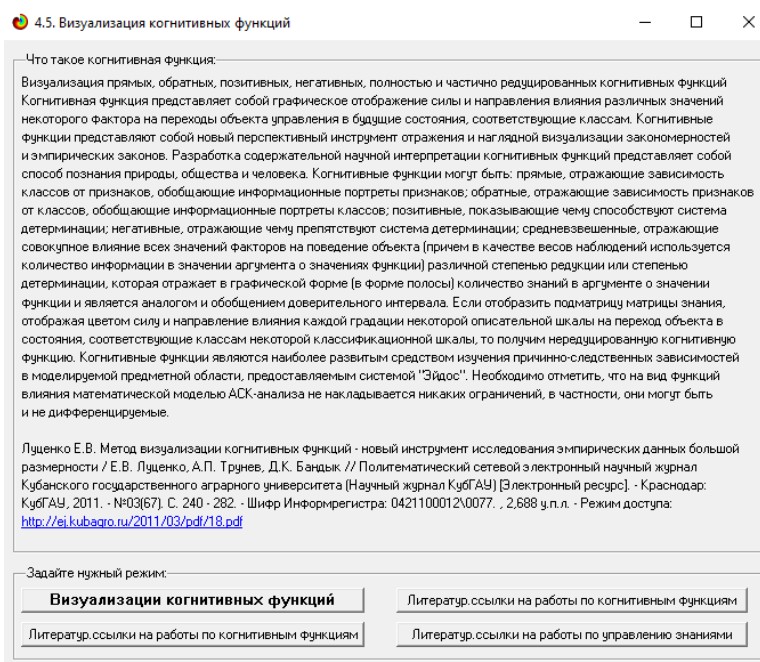
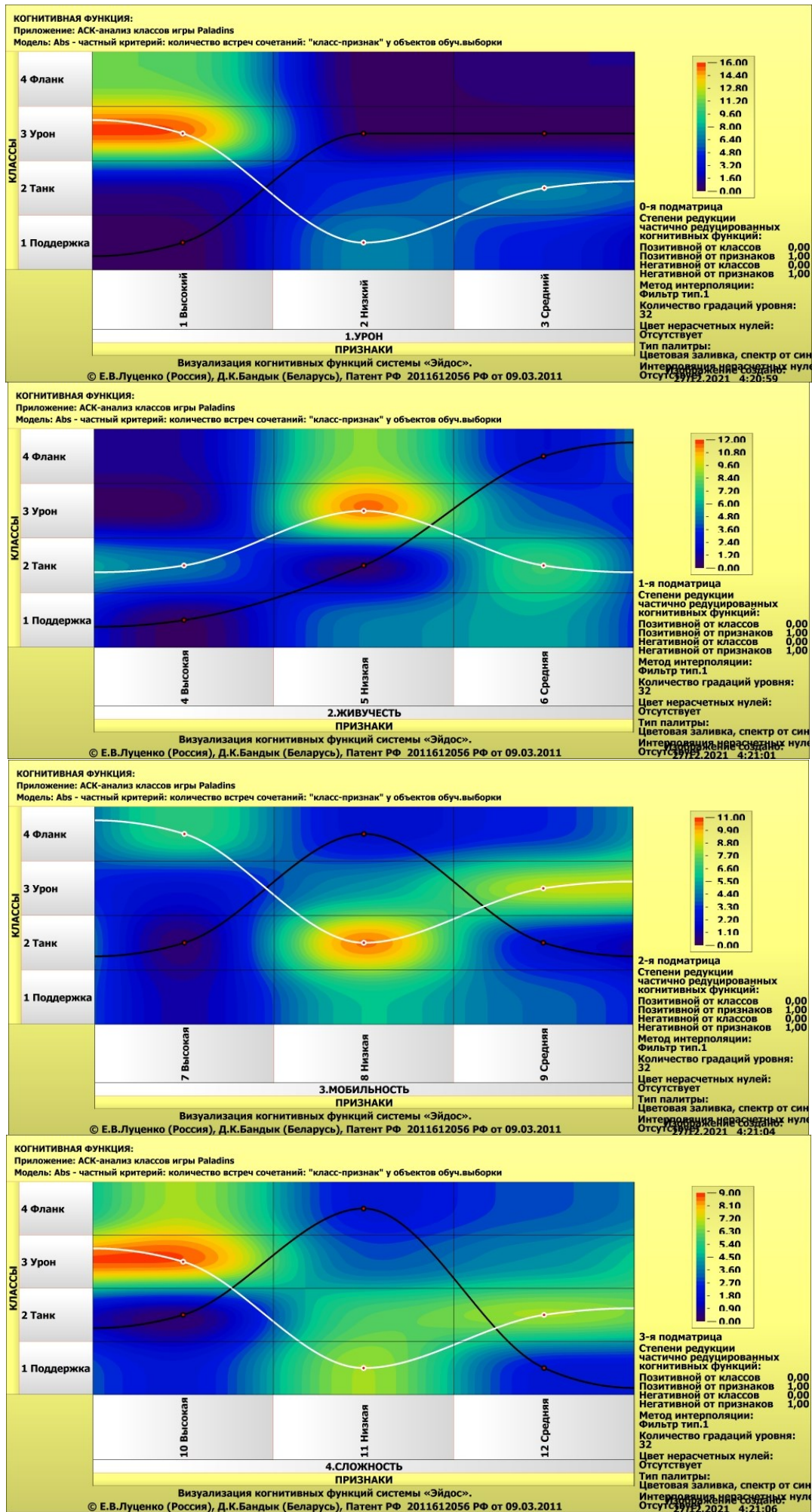


Рисунок 31. Help режима визуализации когнитивных функций

На рисунках 32² приведены примеры некоторых когнитивных функций, наглядно отражающих силу и направление влияния характеристик и особенностей героев на их принадлежность к тому или иному игровому классу.



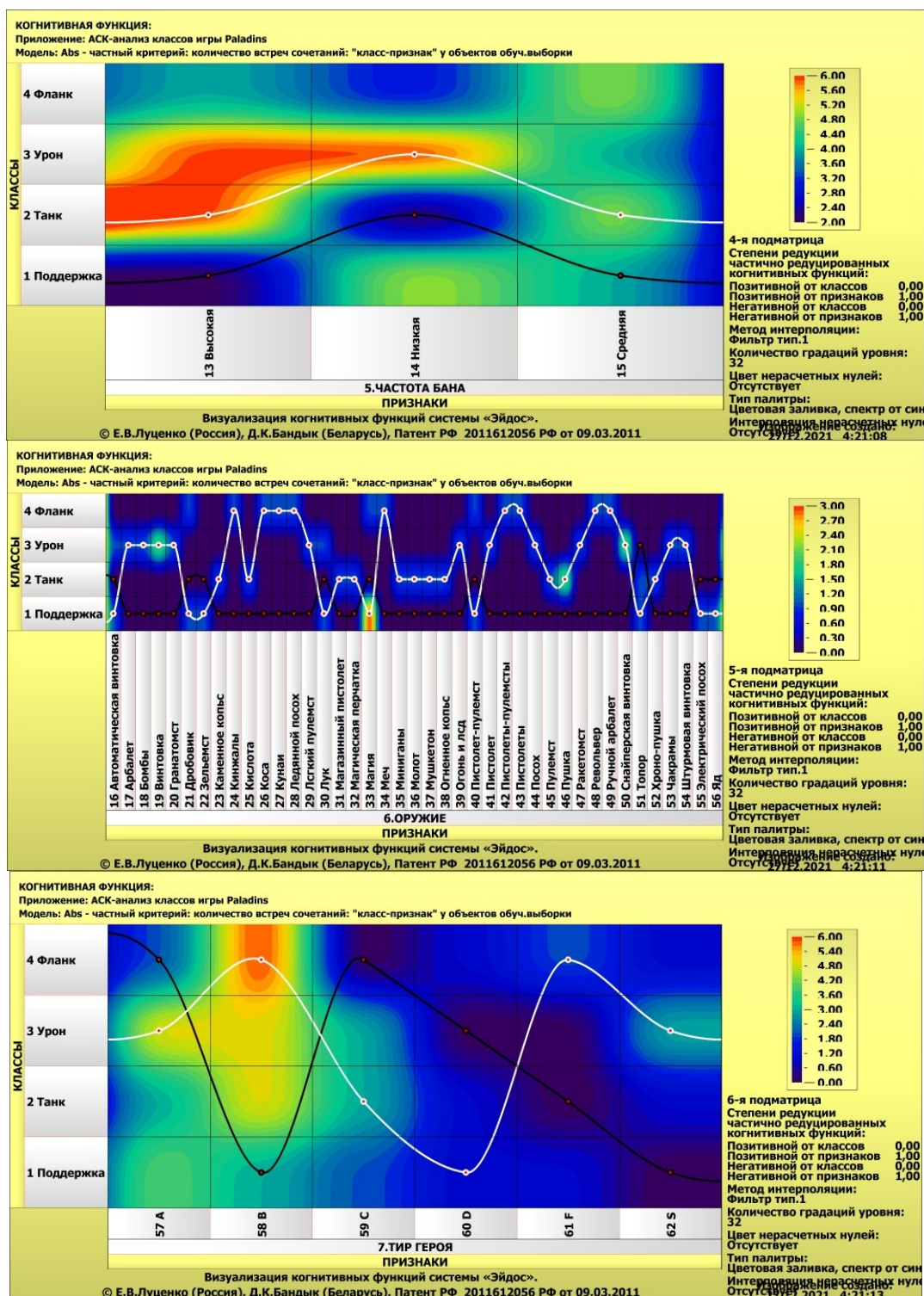


Рисунок 32. Примеры когнитивных функций, отражающих силу и направление влияния характеристик и особенностей чемпионов на их принадлежность к тому или иному игровому классу.

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.

Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на принадлежность к игровым классам

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 чемпионов (градации описательных шкал).

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

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

Если какое-то значение свойства героя слабо влияет на принадлежность к игровому классу, 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 героя способствует принадлежности к игровому классу, 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 игровому классу (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 героя, соответствующих строке, для решения задач прогнозирования принадлежности героя 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 и 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).

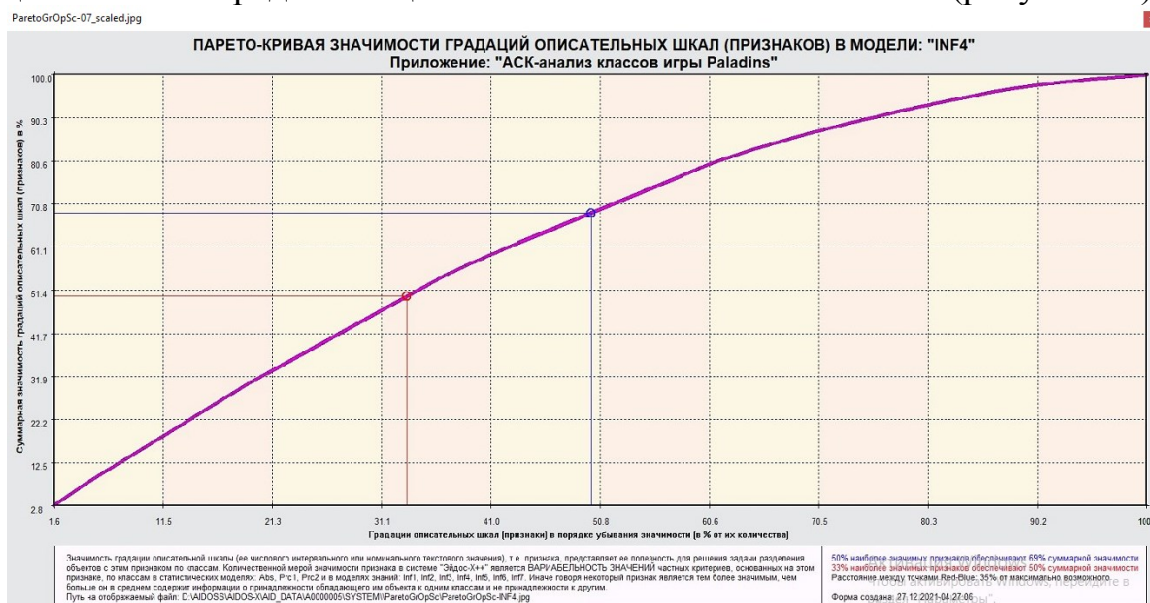


Рисунок 33. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Рисунок 34 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния характеристик и особенностей героев

на их принадлежность к тому или иному игровому классу в СК-модели
INF4

№	Код	Наименование характеристик и особенностей	Коды характеристик и особенностей	Значимости характеристик и особенностей	Значимости характеристик и особенностей нарастающим
1	22	ОРУЖИЕ-Зельемёт	6	2,7655666	2,7655666
2	55	ОРУЖИЕ-Электрический посох	6	2,7655666	5,5311331
3	56	ОРУЖИЕ-Яд	6	2,7655666	8,2966997
4	24	ОРУЖИЕ-Кинжалы	6	2,4732709	10,7699705
5	26	ОРУЖИЕ-Коса	6	2,4732709	13,2432414
6	27	ОРУЖИЕ-Кунаи	6	2,4732709	15,7165123
7	28	ОРУЖИЕ-Ледяной посох	6	2,4732709	18,1897832
8	34	ОРУЖИЕ-Меч	6	2,4732709	20,6630541
9	42	ОРУЖИЕ-Пистолеты-пулемёты	6	2,4732709	23,1363249
10	43	ОРУЖИЕ-Пистолеты	6	2,4732709	25,6095958
11	48	ОРУЖИЕ-Револьвер	6	2,4732709	28,0828667
12	49	ОРУЖИЕ-Ручной арбалет	6	2,4732709	30,5561376
13	23	ОРУЖИЕ-Каменное копьё	6	2,2259437	32,7820813
14	25	ОРУЖИЕ-Кислота	6	2,2259437	35,0080250
15	31	ОРУЖИЕ-Магазинный пистолет	6	2,2259437	37,2339687
16	32	ОРУЖИЕ-Магическая перчатка	6	2,2259437	39,4599124
17	35	ОРУЖИЕ-Миниганы	6	2,2259437	41,6858561
18	36	ОРУЖИЕ-Молот	6	2,2259437	43,9117998
19	37	ОРУЖИЕ-Мушкетон	6	2,2259437	46,1377435
20	38	ОРУЖИЕ-Огненное копьё	6	2,2259437	48,3636873
21	45	ОРУЖИЕ-Пулемёт	6	2,2259437	50,5896310
22	46	ОРУЖИЕ-Пушка	6	2,2259443	52,8155753
23	52	ОРУЖИЕ-Хроно-пушка	6	2,2259437	55,0415190
24	33	ОРУЖИЕ-Магия	6	1,8689786	56,9104976
25	4	ЖИВУЧЕСТЬ-Высокая	2	1,8104503	58,7209479
26	7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая	3	1,7560244	60,4769723
27	17	ОРУЖИЕ-Арбалет	6	1,6694577	62,1464300
28	18	ОРУЖИЕ-Бомбы	6	1,6694577	63,8158877
29	19	ОРУЖИЕ-Винтовка	6	1,6694583	65,4853460
30	20	ОРУЖИЕ-Гранатомёт	6	1,6694577	67,1548037
31	29	ОРУЖИЕ-Лёгкий пулемёт	6	1,6694577	68,8242614
32	39	ОРУЖИЕ-Огонь и лёд	6	1,6694577	70,4937191
33	41	ОРУЖИЕ-Пистолет	6	1,6694577	72,1631769
34	44	ОРУЖИЕ-Посох	6	1,6694577	73,8326346
35	47	ОРУЖИЕ-Ракетомёт	6	1,6694577	75,5020923
36	50	ОРУЖИЕ-Снайперская винтовка	6	1,6694583	77,1715506
37	53	ОРУЖИЕ-Чакрамы	6	1,6694577	78,8410083
38	54	ОРУЖИЕ-Штурмовая винтовка	6	1,6694577	80,5104660
39	61	ТИР ГЕРОЯ-Г	7	1,3219705	81,8324365
40	3	УРОН-Средний	1	1,2457335	83,0781700
41	2	УРОН-Низкий	1	1,2309675	84,3091375
42	1	УРОН-Высокий	1	1,1619824	85,4711199
43	21	ОРУЖИЕ-Дробовик	6	1,0904879	86,5616078
44	40	ОРУЖИЕ-Пистолет-пулемёт	6	1,0904879	87,6520957
45	51	ОРУЖИЕ-Топор	6	1,0362305	88,6883262
46	11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая	4	0,9706207	89,6589469
47	16	ОРУЖИЕ-Автоматическая винтовка	6	0,9622752	90,6212220
48	30	ОРУЖИЕ-Лук	6	0,9622752	91,5834972
49	8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая	3	0,9537640	92,5372612
50	6	ЖИВУЧЕСТЬ-Средняя	2	0,8463839	93,3836451
51	10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая	4	0,8177519	94,2013970
52	62	ТИР ГЕРОЯ-С	7	0,7969346	94,9983316
53	12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя	4	0,7662563	95,7645879
54	9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя	3	0,7531511	96,5177390
55	14	ЧАСТОТА БАНА-Низкая	5	0,6415908	97,1593298
56	13	ЧАСТОТА БАНА-Высокая	5	0,5014467	97,6607765
57	57	ТИР ГЕРОЯ-А	7	0,4803077	98,1410842
58	5	ЖИВУЧЕСТЬ-Низкая	2	0,4705612	98,6116453
59	58	ТИР ГЕРОЯ-В	7	0,4051616	99,0168069
60	60	ТИР ГЕРОЯ-Д	7	0,3656337	99,3824406
61	15	ЧАСТОТА БАНА-Средняя	5	0,3108494	99,6932900
62	59	ТИР ГЕРОЯ-С	7	0,3067100	100,0000000

Рисунок 35 – Парето-таблица значимости описательных шкал,
т.е. сила влияния характеристик и особенностей героев на их
принадлежность к тому или иному игровому классу в СК-модели INF4

№	Код	Наименование характеристик и особенностей	Значимости характеристик и особенностей	Значимости характеристик и особенностей нарастающим
1	6	ОРУЖИЕ	27,1996590	27,1996590
2	1	УРОН	16,4779276	43,6775866
3	3	МОБИЛЬНОСТЬ	15,6820633	59,3596499
4	2	ЖИВУЧЕСТЬ	14,1625379	73,5221878
5	4	СЛОЖНОСТЬ	11,5687410	85,0909288
6	7	ТИП ГЕРОЯ	8,3250846	93,4160134
7	5	ЧАСТОТА БАНА	6,5839866	100,0000000

Из рисунка 35 видно, что наиболее сильное влияние на то, к какому игровому классу принадлежит герой, оказывают такие характеристики и особенности, как:

ОРУЖИЕ
УРОН
МОБИЛЬНОСТЬ
ЖИВУЧЕСТЬ

а наименьшее:

СЛОЖНОСТЬ
ТИП ГЕРОЯ
ЧАСТОТА БАНА

Степень детерминированности принадлежности героев к игровым классам 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

Рисунок 37 – Парето-таблица степеней детерминированности (обусловленности) классов в СК-модели INF4, т.е. принадлежности героев к тому или иному игровому классу.

№	Код	Классы	Степень детерминированности	Сумма степени детерминированности
1		4 КЛАСС-Фланк	28,9951495	28,9951495
2		2 КЛАСС-Танк	27,7158019	56,7109515
3		1 КЛАСС-Поддерж	22,0726096	78,7835611
4		3 КЛАСС-Урон	21,2164389	100,0000000

Из рисунка 37 мы видим, что характеристики и особенности героев наиболее сильно (жестко) детерминируют (обуславливают) принадлежность к следующим игровым классам: фланк, танк.

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

Устойчивость принадлежности к игровым классам от значений обуславливающих их характеристик и особенностей

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

Непрерывность зависимостей принадлежности к игровым классам 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 игровому классу: увеличение значения фактора приводит к увеличению результатов прогнозирования принадлежности;

– если фактор **препятствует** принадлежности к игровому классу: 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 знакоопределенность 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):

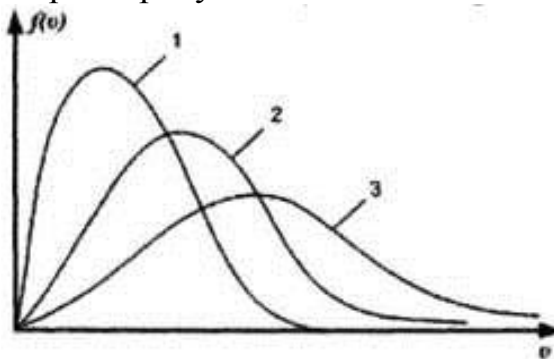


Рисунок 38. Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на нелинейный объект управления⁴.

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 38).*

Нарушение монотонности управления может приводить к **различным видам зависимостей** результатов от значений управляющих факторов:

это могут быть зависимости, типа показанных на рисунке 38; *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 классам, 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).

³ Это вызывает ассоциации с классическими 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

4. *Способствующие* получению более высоких результатов.
5. *Препятствующие* получению более высоких результатов.
6. *Действующие сложным и неоднозначным образом* (случайным нелинейным или периодическим).

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 героев 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 данное интеллектуальное облачное Эйдос-приложение № 307 в режиме 1.3 системы «Эйдос». Саму систему можно скачать с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm.

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.