

УДК 4.08

Автоматизированный системно-когнитивный анализ чемпионов игры League of Legend

Мурзин Вячеслав Михайлович
студент факультета ПИ, группы ИТ2001
kristofer.danial@mail.ru

Шепетило Константин Валерьевич
студент факультета ПИ, группы ИТ2001
k1mys@list.ru

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

Целью данной работы является изучение характеристик чемпионов из игры League of Legends. Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для нас это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-X++», а также получить зачет. 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 characteristics of weapons in the game League of Legends

Murzin Vyacheslav Mihailovich
student of the faculty of PI, group IT2002
kristofer.danial@mail.ru

Shepetilo Konstantin Valerievich
student of the faculty of PI, group IT2002
k1mys@list.ru

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

The purpose of this work is to study the characteristics of champions from the game League of Legends Offensive. The achievement of this goal is of great personal interest. For us, this will allow us to gain knowledge in working with the universal analytical system "Eidos-X ++", as well as get a credit. To achieve this goal, the Automated System-Cognitive Analysis (ASK-analysis) and its software tools are used - the intelligent system "Eidos".

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

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	2
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	6
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ	11
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	20
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)	20
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ).....	18
Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели	25
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов.....	25
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов.....	26
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов	28
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	29
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети.....	30
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты.....	31
4.3.7. Когнитивные функции	32
4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик чемпиона и сила влияния этих характеристик на класс чемпиона	36
4.3.9. Степень детерминированности классов чемпионов его характеристиками	38
7. ВЫВОДЫ.....	39
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	40

Введение

Целью данной работы является изучение характеристик чемпионов из игры League of Legends.

Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для нас это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-X++», а также получить зачет.

АСК-анализ предполагает, что для достижения поставленной 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 поэтому и предлагается применить для их решения.

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

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

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

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

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

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

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и 219, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

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

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

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

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

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

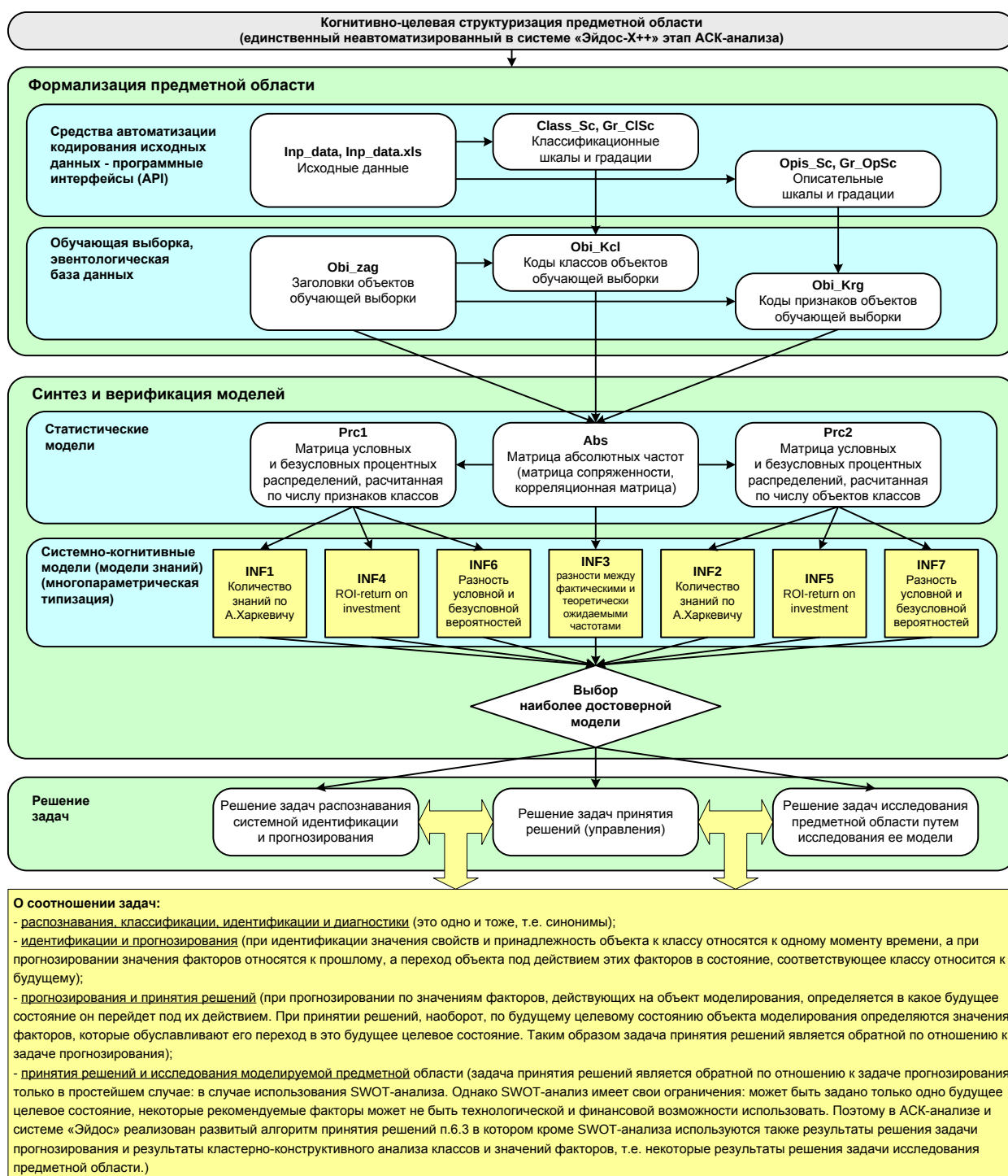
- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

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

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

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

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



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

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области

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

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

Это значит:

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

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

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем категорию чемпиона, как она обозначается в самой игре (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты –, Запас hp на 1 lvl, Hp на max lvl, Восстановление hp на 1 lvl, Восст. Hp на посл. lvl, Запас маны на 1 lvl, Мана на max lvl, Восстановление маны на 1 lvl, Восст. маны на посл. Lvl, Сред. Кол. Уб. (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	Имя

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	Запас hp на 1 lvl
2	Hp на max lvl
3	Восстановление hp на 1 lvl
4	Восст. Hp на посл. lvl
5	Запас маны на 1 lvl
6	Мана на max lvl
7	Восстановление маны на 1 lvl
8	Восст. маны на посл. lvl
9	Сред. Кол. Уб.

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены из самой игры, а также из других подробных таблиц по чемпионам в игре, найденных в интернете.

Таблица 3 – Исходные данные (полностью)

Имя	Имя	Запас hp на 1lvl	hp на max lvl	Восстановление hp на 1lvl	Восст. hp на посл. lvl	Запас маны на 1lvl	Мана на max lvl	Восстановление маны на 1lvl	Восст. маны на посл. lvl	Сред. Кол. Уб.
Aatrox	Aatrox	580	2110	3	20	0	0	0	0	5,4
Ahri	Ahri	526	2090	5,5	15,7	418	843	8	21,6	6,5
Akali	Akali	575	2190	8	16,5	200	200	50	50	3,5
Alistar	Alistar	600	2402	8,5	23	350	1030	8,5	22,1	6,4
Amumu	Amumu	613,1	2041,1	9	23,5	287,2	967,2	7,4	16,3	4,2
Anivia	Anivia	480	1874	5,5	14,9	495	920	8	21,6	5,2
Annie	Annie	524	2020	5,5	14,9	418	843	8	21,6	6,3
Aphelios	Aphelios	530	2026	3,3	12,6	348	1062	6,5	13,3	4,2
Ashe	Ashe	570	2049	3,5	12,9	280	824	7	13,8	4,3
Aurelion Sol	Aurelion Sol	575	2139	7	17,2	350	1200	6	19,6	5,2
Azir	Azir	552	2116	7	19,8	480	837	8	21,6	5
Bard	Bard	560	2073	5,5	14,9	350	1200	6	13,7	6,3
Blitzcrank	Blitzcrank	582,6	2197,6	8,5	21,3	267,2	947,2	8,5	22,1	5,2
Brand	Brand	519,7	2015,7	5,5	14,9	469	826	10,7	20,9	6
Braum	Braum	540	2206	8,5	25,5	310,6	1075,6	6	19,6	6
Caitlyn	Caitlyn	510	2091	3,5	12,9	313,7	908,7	7,4	16,8	4
Camille	Camille	575,6	2020,6	8,5	22,1	338,8	882,8	8,2	20,9	4,2
Cassiopeia	Cassiopeia	560	2090	5,5	14	350	1030	8	21,6	6,4
Cho'Gath	Cho'Gath	574,4	1934,4	9	23,5	272,2	952,2	7,2	14,9	3,9
Corki	Corki	518	1997	5,5	14,9	350,2	928,2	7,4	16,8	5,9
Darius	Darius	582,2	2282,2	10	26,2	263	900,5	6,6	12,6	6,3
Diana	Diana	570	2185	7,5	22	375	800	8	21,6	6,7
Dr. Mundo	Dr. Mundo	582,5	2095,5	8	20,8	0	0	0	0	6,3
Draven	Draven	605	2135	3,8	15,7	360,6	1023,6	8	19,1	4,4
Ekko	Ekko	585	2030	9	24,3	280	1130	7	20,6	6,4
Elise	Elise	534	2115	5,5	15,7	324	1174	6	19,6	6,5
Evelynn	Evelynn	572	2000	8,5	21,3	315,6	1029,6	8,1	18,3	3,9
Ezreal	Ezreal	530	2026	4	13,4	375	1225	8,5	19,6	4
Fiddlesticks	Fiddlesticks	580,4	2144,4	5,5	15,7	500	976	8	21,6	5,5
Fiora	Fiora	550	1995	8,5	17,9	300	980	8	19,9	5
Fizz	Fizz	570	2236	8	19,9	317,2	946,2	6	19,6	7
Galio	Galio	562	2466	8	21,6	500	1180	9,5	21,4	5,5
Gangplank	Gangplank	540	1934	6	16,2	282	962	7,5	19,4	4,4
Garen	Garen	620	2048	8	16,5	0	0	0	0	5,6
Gnar	Gnar	510	1615	4,5	34,3	100	100	0	0	6,3
Gragas	Gragas	600	2215	5,5	14	400	1199	6	19,6	6
Graves	Graves	555	2119	8	19,9	325	1005	8	19,9	5,5
Hecarim	Hecarim	580	2110	7	19,8	277,2	957,2	6,5	16,7	6,5
Heimerdinger	Heimerdinger	488	1967	7	16,4	385	725	8	21,6	3
Illaoi	Illaoi	585,6	2200,6	9,5	23,1	300	980	7,5	20,3	3,2
Irelia	Irelia	580	2195	8,5	23	350	860	8	21,6	5,8
Ivern	Ivern	585	2200	7	21,5	450	1470	6	18,8	4,8
Janna	Janna	500	1690	5,5	14,9	350	1438	11,5	18,3	4,7
Jarvan IV	Jarvan IV	570	2100	8	19,9	300	980	6,5	14,2	5,5
Jax	Jax	592,8	2037,8	8,5	17,9	338,8	882,8	7,6	6	6
Jayce	Jayce	560	2090	6	16,2	375	1140	6	19,6	5
Jhin	Jhin	585	2166	3,8	13,1	300	1150	6	19,6	4
Jinx	Jinx	610	2072	3,8	12,3	245	1010	6,7	23,7	3
Kai'Sa	Kai'Sa	600	2096	3,5	12,9	344,9	990,9	8,2	15,9	3,2
Kalista	Kalista	534	2234	3,8	13,1	250	1015	6,3	13,1	6,2
Karma	Karma	534	2149	5,5	14,9	374	1224	11,5	20	4,4
Karthus	Karthus	550	2029	6,5	15,9	467	985,5	8	21,6	5,6
Kassadin	Kassadin	576	2106	6	14,5	397,6	1536,6	6	6,2	4,5

Katarina	Katarina	602	2200	7,5	19,4	0	0	0	0	6,2
Kayle	Kayle	600	2045	5	13,5	330	1180	8	21,6	4,3
Kayn	Kayn	585	2030	8	20,8	410	1260	11,5	27,7	5,1
Kennen	Kennen	541	1969	5,5	16,6	200	200	50	50	5
Kha'Zix	Kha'Zix	572,8	2017,8	7,5	20,3	327,2	1007,2	7,6	16,1	5,4
Kindred	Kindred	540	1985	7	16,4	300	895	7	13,8	6,4
Kled	Kled	340	1530	6	18,8	100	100	0	0	5
Kog'Maw	Kog'Maw	565	2010	3,8	13,1	325	1005	8,8	20,7	5,4
LeBlanc	LeBlanc	528	2092	7,5	16,9	334	1184	6	19,6	5,7
Lee Sin	Lee Sin	575	2020	7,5	19,4	200	200	50	50	6,4
Leona	Leona	576,2	2055,2	8,5	23	302,2	982,2	6	19,6	4,4
Lillia	Lillia	580	2110	9	21,8	410	1260	11,5	27,7	4,3
Lissandra	Lissandra	550	2080	7	16,4	475	985	8	14,8	5
Lucian	Lucian	571	2033	3,8	14,8	348,9	994,9	8,2	20,1	4
Lulu	Lulu	525	1783	6	16,2	350	1285	11	21,2	5,3
Lux	Lux	490	1935	5,5	14,9	480	879,5	8	21,6	6,1
Malphite	Malphite	574,2	2104,2	7	16,4	282,2	962,2	7,3	16,7	2,4
Malzahar	Malzahar	537	2016	6	16,2	375	842,5	8	21,6	3,9
Maokai	Maokai	565	2180	5	17,8	375	1106	7,2	17,4	4,5
Master Yi	Master Yi	598,6	2162,6	7,5	18,6	250,6	964,6	7,3	14,9	6,6
Miss Fortune	Miss Fortune	570	2151	3,8	14,8	325,8	920,8	8	19,1	6,2
Mordekaiser	Mordekaiser	575	2105	5	17,8	100	100	0	0	5
Morgana	Morgana	560	2090	5,5	12,3	340	1360	11	17,8	4,8
Nami	Nami	475	1733	5,5	14,9	365	1096	11,5	18,3	6
Nasus	Nasus	561,2	2091,2	9	24,3	325,6	1039,6	7,4	15,9	5,4
Nautilus	Nautilus	576,5	2038,5	8,5	17,9	400	1199	8,6	17,1	5,6
Neeko	Neeko	540	2070	7,5	20,3	450	960	7	18,9	5
Nidalee	Nidalee	545	1990	6	16,2	295,6	1060,6	6	19,6	6
Nocturne	Nocturne	585	2030	7	19,8	275	870	7	14,7	6,4
Nunu & Willump	Nunu & Willump	570	1964	5	18,6	280	994	7	15,5	5,6
Olaf	Olaf	597,2	2178,2	8,5	23,8	315,6	1029,6	7,5	17,2	4,9
Orianna	Orianna	530	2077	7	16,4	418	843	8	21,6	5,5
Ornn	Ornn	590	2205	9	24,3	340,6	1105,6	8	18,2	6
Pantheon	Pantheon	580	2195	10	21,1	317,1	844,1	7,4	15	3
Poppy	Poppy	540	2070	8	21,6	280	960	7	18,9	4,5
Pyke	Pyke	600	2130	7	15,5	415	1265	8	25	3,6
Qiyana	Qiyana	590	2120	8,5	19,6	320	1170	8	19,9	5,5
Quinn	Quinn	532,8	1977,8	5,5	14,9	268,8	863,8	7	13,8	6,1
Rakan	Rakan	540	1985	5	13,5	315	1165	8,8	17,3	4,9
Rammus	Rammus	564,5	2179,5	8	17,4	310,4	871,4	7,8	16,3	2,9
Rek'Sai	Rek'Sai	570	2015	7,5	18,6	100	100	0	0	4
Renekton	Renekton	575	2054	8	20,8	100	100	0	0	5
Rengar	Rengar	585	2115	7	15,5	4	4	0	0	4,5
Riven	Riven	560	2022	8,5	17	0	0	0	0	5,6
Rumble	Rumble	589	2034	8	18,2	100	100	0	0	6,1
Ryze	Ryze	575	2241	8	21,6	300	1150	8	25	5
Samira	Samira	530	2026	3,3	12,6	348,9	994,9	8,2	20,1	5,2
Sejuani	Sejuani	560	2260	8,5	25,5	400	1080	7	18,9	5,2
Senna	Senna	520	1795	3,5	12,9	350	1115	11,5	18,3	5,7
Sett	Sett	600	2181	7	15,5	0	0	0	0	6,1
Shaco	Shaco	587	2100	8,5	17,9	297,2	977,2	7,2	14,8	4,3
Shen	Shen	540	1985	8,5	21,3	400	400	50	50	6,2
Shyvana	Shyvana	595	2210	8,5	22,1	100	100	0	0	5,5
Singed	Singed	580	2025	9,5	18,9	330	1095	7,5	16,9	4,4
Sion	Sion	545	1786	7,5	21,1	330	1044	8	18,2	5,1
Sivir	Sivir	562	2092	3,3	12,6	284	1134	8	23,3	5,1
Skarner	Skarner	601,3	2131,3	9	23,5	320	1000	7,2	14,9	4,1
Sona	Sona	480	1789	5,5	14,9	340	1105	11,5	18,3	5,4
Soraka	Soraka	535	1793	2,5	11	425	1105	11,5	18,3	4
Swain	Swain	525	1970	7	18,1	468	952,5	8	21,6	4
Sylas	Sylas	525	2480	9	24,3	280	1130	7	20,6	3
Syndra	Syndra	523	2053	6,5	16,7	480	1160	8	21,6	6
Tahm Kench	Tahm Kench	600	2300	6,5	15,9	325	1005	8	25	4,3
Taliyah	Taliyah	532	2062	7	18,9	425	935	9,3	23,8	5,6
Talon	Talon	588	2203	8,5	21,3	377,2	1006,2	7,6	21,2	5,9
Taric	Taric	575	2020	6	14,5	300	1320	8,5	22,1	4,9
Teemo	Teemo	528	2058	5,5	16,6	334	674	9,6	17,3	4,3
Thresh	Thresh	560,5	2141,5	7	16,4	273,9	1021,9	6	19,6	3,2
Tristana	Tristana	559	2055	3,8	14,8	250	794	7,2	14,9	4
Trundle	Trundle	616	2248	6	18,8	281	1046	7,5	17,7	5
Tryndamere	Tryndamere	625,6	2291,6	8,5	23,8	100	100	0	0	5,7
Twisted Fate	Twisted Fate	534	2132	5,5	15,7	333	656	8	21,6	3,7
Twitch	Twitch	612	2074	3,8	14	287,2	967,2	7,3	14,9	2,8
Udyr	Udyr	594	2277	6	18,8	271	781	7,5	15,2	6,4
Urgot	Urgot	585	2081	7,5	19,4	340	1105	7,3	20,9	4,4
Varus	Varus	530	2077	3,5	12,9	360	921	8	21,6	2,9
Vayne	Vayne	515	2028	3,5	12,9	231,8	826,8	7	13,8	3
Veigar	Veigar	505	2103	6,5	16,7	490	932	8	21,6	4
Vel'Koz	Vel'Koz	520	2016	5,5	14,9	469	826	8	21,6	5
Vi	Vi	585	2030	10	27	295	1060	8	19,1	6,5

Viktor	Viktor	530	2060	8	19,1	405	830	8	21,6	6,1
Vladimir	Vladimir	537	2169	7	17,2	2	2	0	0	5,2
Volibear	Volibear	580	2110	9	21,8	350	1200	6,3	14,8	5,3
Warwick	Warwick	550	1995	4	16,8	280	875	7,5	17,2	4,6
Wukong	Wukong	540	1985	4	15,1	300	1065	8	19,1	6,3
Xayah	Xayah	590	2086	3,3	16	340	1020	8,3	21	4,2
Xerath	Xerath	526	2090	5,5	14,9	459	833	8	21,6	5
Xin Zhao	Xin Zhao	570	2134	8	19,9	273,8	868,8	7,3	14,9	4,3
Yasuo	Yasuo	490	1969	6,5	21,8	100	100	0	0	3
Yone	Yone	550	1995	7,5	20,3	500	500	0	0	3
Yorick	Yorick	580	2280	8	21,6	300	980	7,5	20,3	6,1
Yuumi	Yuumi	480	1670	7	16,4	400	1165	10	16,8	4,3
Zac	Zac	615	2230	8	16,5	0	0	0	0	5,4
Zed	Zed	584	2029	7	18,1	200	200	50	50	8,9
Ziggs	Ziggs	536	2100	6,5	16,7	480	879,5	8	21,6	4,3
Zilean	Zilean	504	1898	5,5	14	452	962	11,3	24,9	4,5
Zoe	Zoe	560	2124	6,5	16,7	425	850	8	19,1	5,5
Zyra	Zyra	504	1847	5,5	14	418	843	13	19,8	6,4

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

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

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 XLSX-файла

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

☐ CSV - CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

☐ Создавать БД средних по классам "Inp_davr.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 АСК-анализа

☐ Применить сценарный метод АСК-анализа

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

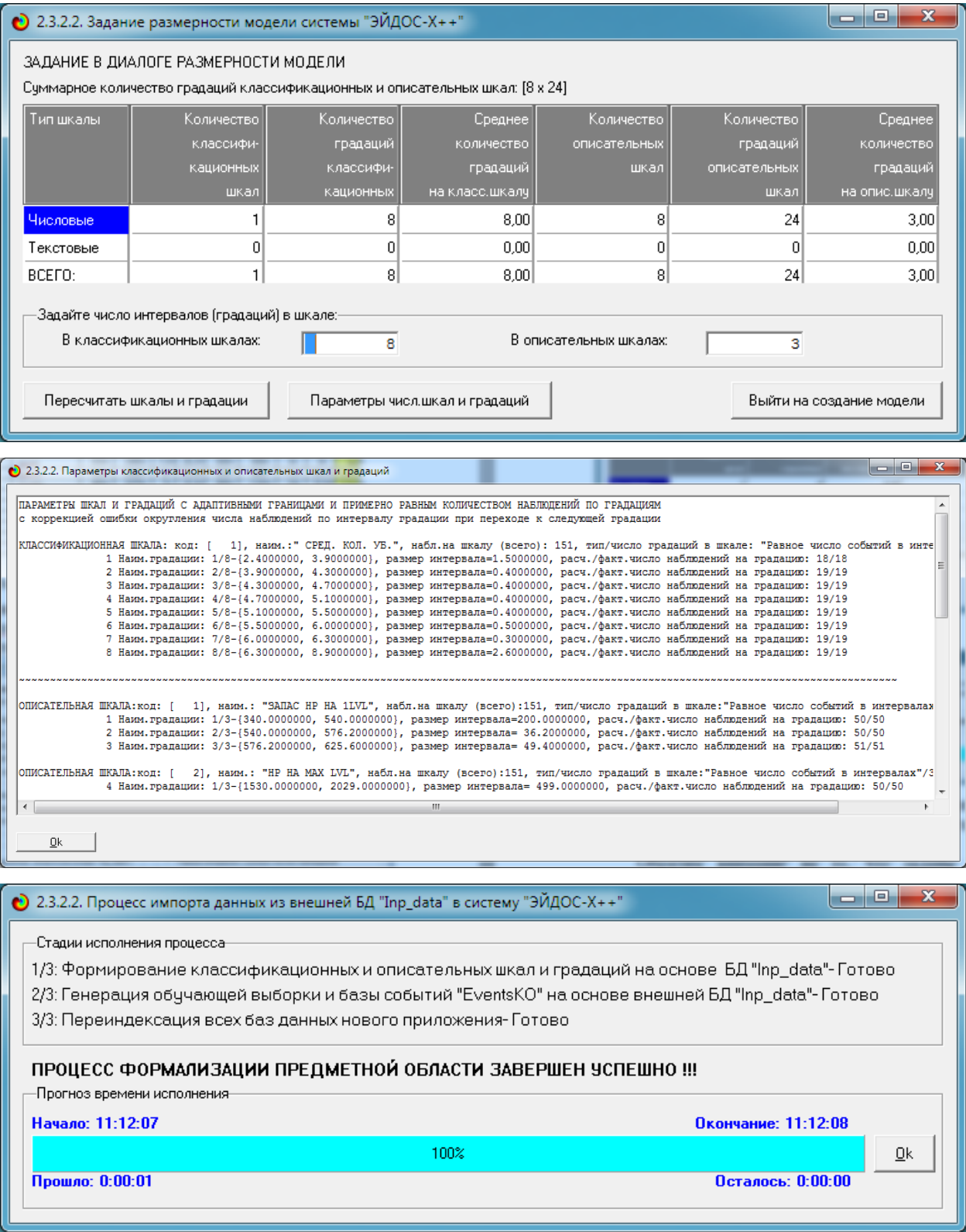


Рисунок 3. Экранные форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

Обратим внимание на то, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений, что важно при относительно небольшом числе наблюдений. Если бы интервалы были заданы равными по величине, то в них бы учитывалось

сильно отличающееся число наблюдений, а в некоторых интервалах их бы могло не оказаться вовсе. В описательных шкалах задано 3 числовых интервальных значения.

На рисунке 4 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима. Здесь же обратим внимание на то, что в таблице 3 значения параметров могут быть представлены как числовыми, так и текстовыми значениями.

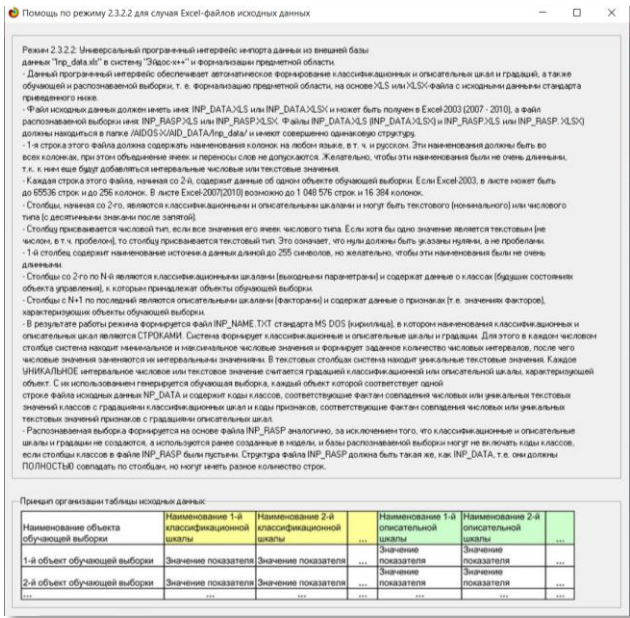


Рисунок 4. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформирована 8 описательных шкал с суммарным числом градаций 24 (таблица 3). С использованием классификационных и описательных шкал и градаций исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (таблица 4):

Таблица 3 – Классификационные шкалы и градации
(число убийств)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	СРЕД. КОЛ. УБ.-1/8-{2.4000000, 3.9000000}
2	СРЕД. КОЛ. УБ.-2/8-{3.9000000, 4.3000000}
3	СРЕД. КОЛ. УБ.-3/8-{4.3000000, 4.7000000}
4	СРЕД. КОЛ. УБ.-4/8-{4.7000000, 5.1000000}
5	СРЕД. КОЛ. УБ.-5/8-{5.1000000, 5.5000000}
6	СРЕД. КОЛ. УБ.-6/8-{5.5000000, 6.0000000}
7	СРЕД. КОЛ. УБ.-7/8-{6.0000000, 6.3000000}
8	СРЕД. КОЛ. УБ.-8/8-{6.3000000, 8.9000000}

**Таблица 4 – Описательные шкалы и градации
(характеристики чемпионов)**

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ЗАПАС HP НА 1LVL-1/3-{340.0000000, 540.0000000}
2	ЗАПАС HP НА 1LVL-2/3-{540.0000000, 576.2000000}
3	ЗАПАС HP НА 1LVL-3/3-{576.2000000, 625.6000000}
4	HP НА MAX LVL-1/3-{1530.0000000, 2029.0000000}
5	HP НА MAX LVL-2/3-{2029.0000000, 2110.0000000}
6	HP НА MAX LVL-3/3-{2110.0000000, 2480.0000000}
7	ВОССТАНОВЛЕНИЕ HP НА 1LVL-1/3-{2.5000000, 5.5000000}
8	ВОССТАНОВЛЕНИЕ HP НА 1LVL-2/3-{5.5000000, 7.5000000}
9	ВОССТАНОВЛЕНИЕ HP НА 1LVL-3/3-{7.5000000, 10.0000000}
10	ВОССТ. HP НА ПОСЛ. LVL-1/3-{11.0000000, 15.7000000}
11	ВОССТ. HP НА ПОСЛ. LVL-2/3-{15.7000000, 19.4000000}
12	ВОССТ. HP НА ПОСЛ. LVL-3/3-{19.4000000, 34.3000000}
13	ЗАПАС МАНЫ НА 1LVL-1/3-{2.0000000, 300.0000000}
14	ЗАПАС МАНЫ НА 1LVL-2/3-{300.0000000, 350.0000000}
15	ЗАПАС МАНЫ НА 1LVL-3/3-{350.0000000, 500.0000000}
16	МАНА НА MAX LVL-1/3-{2.0000000, 895.0000000}
17	МАНА НА MAX LVL-2/3-{895.0000000, 1030.0000000}
18	МАНА НА MAX LVL-3/3-{1030.0000000, 1536.6000000}
19	ВОССТАНОВЛЕНИЕ МАНЫ НА 1LVL-1/3-{6.0000000, 7.4000000}
20	ВОССТАНОВЛЕНИЕ МАНЫ НА 1LVL-2/3-{7.4000000, 8.0000000}
21	ВОССТАНОВЛЕНИЕ МАНЫ НА 1LVL-3/3-{8.0000000, 50.0000000}
22	ВОССТ. МАНЫ НА ПОСЛ. LVL-1/3-{6.0000000, 18.2000000}
23	ВОССТ. МАНЫ НА ПОСЛ. LVL-2/3-{18.2000000, 20.9000000}
24	ВОССТ. МАНЫ НА ПОСЛ. LVL-3/3-{20.9000000, 50.0000000}

Таблица 5 – Обучающая выборка

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11
Aatrox		3	5	7	12					5
Ahri		1	5	7	10	15	16	20	24	8
Akali		2	6	9	11	13	16	21	24	1
Alistar		3	6	9	12	14	17	21	24	8
Amumu		3	5	9	12	13	17	19	22	2
Anivia		1	4	7	10	15	17	20	24	5
Annie		1	4	7	10	15	16	20	24	7
Aphelios		1	4	7	10	14	18	19	22	2
Ashe		2	5	7	10	13	16	19	22	2
Aurelion Sol		2	6	8	11	14	18	19	23	5
Azir		2	6	8	12	15	16	20	24	4
Bard		2	5	7	10	14	18	19	22	7
Blitzcrank		3	6	9	12	13	17	21	24	5
Brand		1	4	7	10	15	16	21	23	6
Braum		1	6	9	12	14	18	19	23	6
Caitlyn		1	5	7	10	14	17	19	22	2
Camille		2	4	9	12	14	16	21	23	2
Cassiopeia		2	5	7	10	14	17	20	24	8
Cho'Gath		2	4	9	12	13	17	19	22	1
Corki		1	4	7	10	15	17	19	22	6
Darius		3	6	9	12	13	17	19	22	7
Diana		2	6	8	12	15	16	20	24	8
Dr. Mundo		3	5	9	12					7
Draven		3	6	7	10	15	17	20	23	3
Ekko		3	5	9	12	13	18	19	23	8
Elise		1	6	7	10	14	18	19	23	8
Evelynn		2	4	9	12	14	17	21	23	1
Ezreal		1	4	7	10	15	18	21	23	2
Fiddlesticks		3	6	7	10	15	17	20	24	5
Fiora		2	4	9	11	13	17	20	23	4
Fizz		2	6	9	12	14	17	19	23	8
Galio		2	6	9	12	15	18	21	24	5
Gangplank		1	4	8	11	13	17	20	23	3
Garen		3	5	9	11					6
Gnar		1	4	7	12	13	16			7
Gragas		3	6	7	10	15	18	19	23	6
Graves		2	6	9	12	14	17	20	23	5
Hecarim		3	5	8	12	13	17	19	22	8
Heimerdinger		1	4	8	11	15	16	20	24	1
Illaoi		3	6	9	12	13	17	20	23	1
Irelia		3	6	9	12	14	16	20	24	6
Ivern		3	6	8	12	15	18	19	23	4

Janna		1	4	7	10	14	18	21	23	3
Jarvan IV		2	5	9	12	13	17	19	22	5
Jax		3	5	9	11	14	16	20	22	6
Jayce		2	5	8	11	15	18	19	23	4
Jhin		3	6	7	10	13	18	19	23	2
Jinx		3	5	7	10	13	17	19	24	1
Kai'Sa		3	5	7	10	14	17	21	22	1
Kalista		1	6	7	10	13	17	19	22	7
Karma		1	6	7	10	15	18	21	23	3
Karthus		2	4	8	11	15	17	20	24	6
Kassadin		2	5	8	10	15	18	19	22	3
Katarina		3	6	8	11					7
Kayle		3	5	7	10	14	18	20	24	2
Kayn		3	5	9	12	15	18	21	24	4
Kennen		2	4	7	11	13	16	21	24	4
Kha'Zix		2	4	8	12	14	17	20	22	5
Kindred		1	4	8	11	13	16	19	22	8
Kled		1	4	8	11	13	16			4
Kog'Maw		2	4	7	10	14	17	21	23	5
LeBlanc		1	5	8	11	14	18	19	23	6
Lee Sin		2	4	8	11	13	16	21	24	8
Leona		2	5	9	12	14	17	19	23	3
Lillia		3	5	9	12	15	18	21	24	2
Lissandra		2	5	8	11	15	17	20	22	4
Lucian		2	5	7	10	14	17	21	23	2
Lulu		1	4	8	11	14	18	21	24	5
Lux		1	4	7	10	15	16	20	24	7
Malphite		2	5	8	11	13	17	19	22	1
Malzahar		1	4	8	11	15	16	20	24	1
Maokai		2	6	7	11	15	18	19	22	3
Master Yi		3	6	8	11	13	17	19	22	8
Miss Fortune		2	6	7	10	14	17	20	23	7
Mordekaiser		2	5	7	11	13	16			4
Morgana		2	5	7	10	14	18	21	22	4
Nami		1	4	7	10	15	18	21	23	6
Nasus		2	5	9	12	14	18	19	22	5
Nautilus		3	5	9	11	15	18	21	22	6
Neeko		1	5	8	12	15	17	19	23	4
Nidalee		2	4	8	11	13	18	19	23	6
Nocturne		3	5	8	12	13	16	19	22	8
Nunu & Willump		2	4	7	11	13	17	19	22	6
Olaf		3	6	9	12	14	17	20	22	4
Orianna		1	5	8	11	15	16	20	24	5
Ornn		3	6	9	12	14	18	20	22	6
Pantheon		3	6	9	12	14	16	19	22	1
Poppy		1	5	9	12	13	17	19	23	3
Pyke		3	6	8	10	15	18	20	24	1
Qiyana		3	6	9	12	14	18	20	23	5
Quinn		1	4	7	10	13	16	19	22	7
Rakan		1	4	7	10	14	18	21	22	4
Rammus		2	6	9	11	14	16	20	22	1
Rek'Sai		2	4	8	11	13	16			2
Renekton		2	5	9	12	13	16			4
Rengar		3	6	8	10	13	16			3
Riven		2	4	9	11					6
Rumble		3	5	9	11	13	16			7
Ryze		2	6	9	12	13	18	20	24	4
Samira		1	4	7	10	14	17	21	23	5
Sejuani		2	6	9	12	15	18	19	23	5
Senna		1	4	7	10	14	18	21	23	6
Sett		3	6	8	10					7
Shaco		3	5	9	11	13	17	19	22	2
Shen		1	4	9	12	15	16	21	24	7
Shyvana		3	6	9	12	13	16			5
Singed		3	4	9	11	14	18	20	22	3
Sion		2	4	8	12	14	18	20	22	4
Sivir		2	5	7	10	13	18	20	24	4
Skarner		3	6	9	12	14	17	19	22	2
Sona		1	4	7	10	14	18	21	23	5
Soraka		1	4	7	10	15	18	21	23	2
Swain		1	4	8	11	15	17	20	24	2
Sylas		1	6	9	12	13	18	19	23	1
Syndra		1	5	8	11	15	18	20	24	6
Tahm Kench		3	6	8	11	14	17	20	24	2
Taliyah		1	5	8	11	15	17	21	24	6

Talon		3	6	9	12	15	17	20	24	6
Taric		2	4	8	10	13	18	21	24	4
Teemo		1	5	7	11	14	16	21	22	2
Thresh		2	6	8	11	13	17	19	23	1
Tristana		2	5	7	10	13	16	19	22	2
Trundle		3	6	8	11	13	18	20	22	4
Tryndamere		3	6	9	12	13	16			6
Twisted Fate		1	6	7	10	14	16	20	24	1
Twitch		3	5	7	10	13	17	19	22	1
Udyr		3	6	8	11	13	16	20	22	8
Urgot		3	5	8	11	14	18	19	23	3
Varus		1	5	7	10	15	17	20	24	1
Vayne		1	4	7	10	13	16	19	22	1
Veigar		1	5	8	11	15	17	20	24	2
Vel'Koz		1	4	7	10	15	16	20	24	4
Vi		3	5	9	12	13	18	20	23	8
Viktor		1	5	9	11	15	16	20	24	7
Vladimir		1	6	8	11	13	16			5
Volibear		3	5	9	12	14	18	19	22	5
Warwick		2	4	7	11	13	16	20	22	3
Wukong		1	4	7	10	13	18	20	23	7
Xayah		3	5	7	11	14	17	21	24	2
Xerath		1	5	7	10	15	16	20	24	4
Xin Zhao		2	6	9	12	13	16	19	22	2
Yasuo		1	4	8	12	13	16			1
Yone		2	4	8	12	15	16			1
Yorick		3	6	9	12	13	17	20	23	7
Yuumi		1	4	8	11	15	18	21	22	2
Zac		3	6	9	11					5
Zed		3	4	8	11	13	16	21	24	8
Ziggs		1	5	8	11	15	16	20	24	2
Zilean		1	4	7	10	15	17	21	24	3
Zoe		2	6	8	11	15	16	20	23	5
Zyra		1	4	7	10	15	16	21	23	8

Обучающая выборка (таблица 5), по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (рисунок 2), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 3 и 4). Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 5).

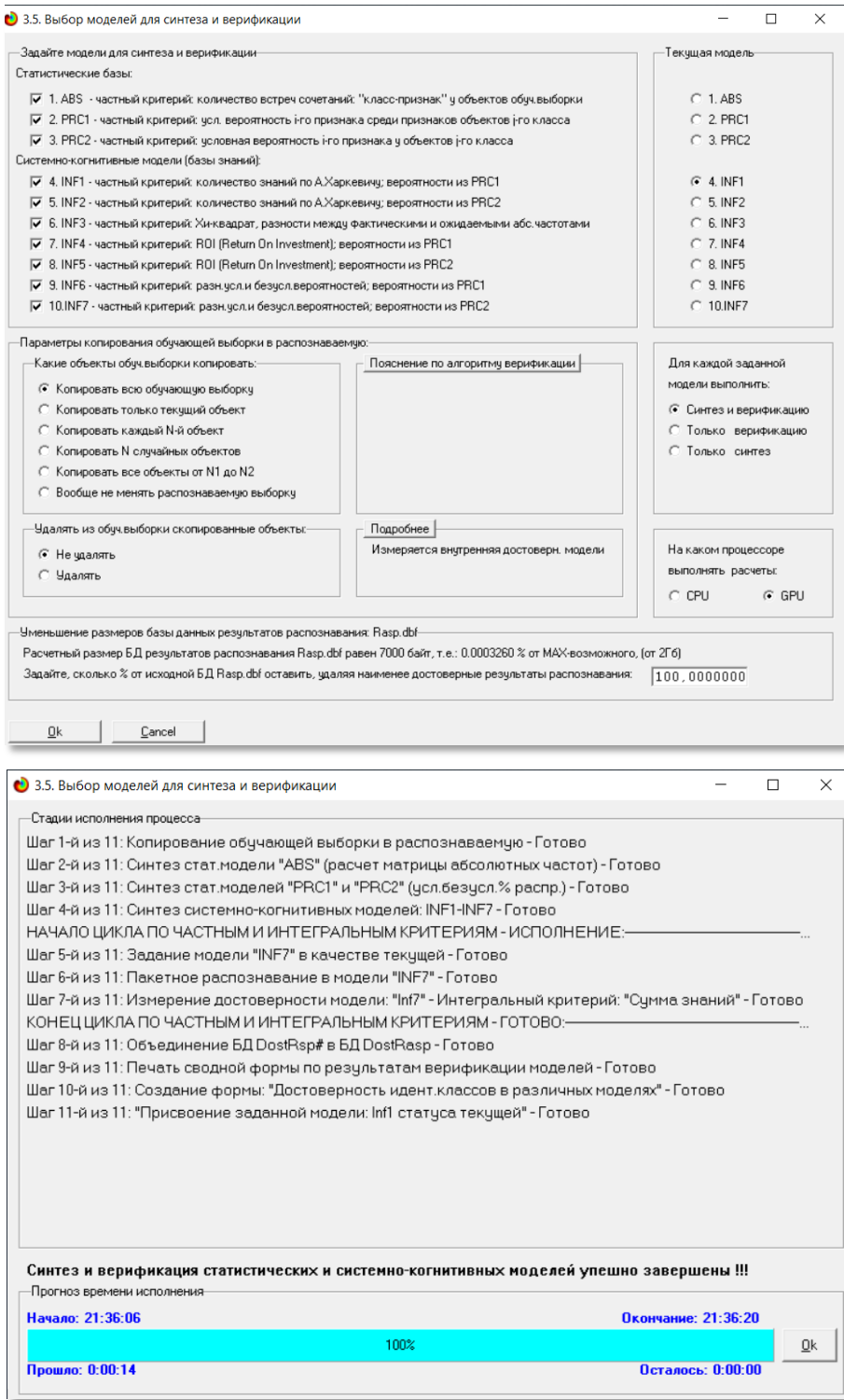


Рисунок 5. Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

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

Из рисунка 5 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 14 секунд. Отметим, что при синтезе и верификации моделей использовался графический процессор (GPU) видеокарты. На центральном процессоре (CPU) выполнение этих операций занимает значительно большее

время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз дольше). Таким образом, неграфические вычисления на графических процессорах видеокарты делает возможной обработку больших объемов исходных данных за разумное время. В процесс синтеза и верификации моделей осуществляется также расчет 10 выходных форм, на что уходит более 99% времени исполнения.

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

3.5. Модели: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Класс-признак" у объектов обучающей выборки"

Код признака	Наименование описательных признаков и градаций	1. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 1/3 (2.400000000, 3.900000000)	2. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 2/3 (3.900000000, 4.300000000)	3. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 3/3 (4.300000000, 4.700000000)	4. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 4/3 (4.700000000, 5.100000000)	5. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 5/3 (5.100000000, 5.500000000)	6. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 6/3 (5.500000000, 6.000000000)	7. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 7/3 (6.000000000, 6.300000000)	8. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 8/3 (6.300000000, 6.900000000)	Сумма	Среднее
1	ЗАПАС НР НА ТЛVL-1/3 (340.0000000, 540.0000000)	7	9	5	5	6	8	8	4	52	6.50
2	ЗАПАС НР НА ТЛVL-2/3 (540.0000000, 576.2000000)	7	6	4	12	9	4	2	4	48	6.00
3	ЗАПАС НР НА ТЛVL-3/3 (576.2000000, 625.6000000)	6	8	4	4	7	8	6	8	51	6.38
4	НР НА МАК ЛVL-1/3 (1530.0000000, 2029.0000000)	7	7	5	7	6	8	6	4	50	6.25
5	НР НА МАК ЛVL-2/3 (2029.0000000, 2110.0000000)	5	12	4	9	5	6	4	6	51	6.38
6	НР НА МАК ЛVL-3/3 (2110.0000000, 2480.0000000)	8	4	4	5	11	6	6	6	50	6.25
7	ВОССТАНОВЛЕНИЕ НР НА ТЛVL-1/3 (2.5000000, 5.5000000)	6	11	6	7	6	6	8	4	54	6.75
8	ВОССТАНОВЛЕНИЕ НР НА ТЛVL-2/3 (5.5000000, 7.5000000)	7	6	4	9	6	5	2	8	47	5.88
9	ВОССТАНОВЛЕНИЕ НР НА ТЛVL-3/3 (7.5000000, 10.0000000)	7	6	3	5	10	9	6	4	50	6.25
10	ВОСТ. НР НА ПОСЛ. ЛVL-1/3 (11.0000000, 15.7000000)	7	9	6	6	5	5	8	4	50	6.25
11	ВОСТ. НР НА ПОСЛ. ЛVL-2/3 (15.7000000, 19.4000000)	6	9	5	7	6	10	3	5	51	6.38
12	ВОСТ. НР НА ПОСЛ. ЛVL-3/3 (19.4000000, 34.3000000)	7	5	2	8	11	5	5	7	50	6.25
13	ЗАПАС МАНЫ НА ТЛVL-1/3 (2.0000000, 300.0000000)	10	7	4	9	4	3	7	9	53	6.63
14	ЗАПАС МАНЫ НА ТЛVL-2/3 (300.0000000, 350.0000000)	5	9	4	4	10	6	2	4	44	5.50
15	ЗАПАС МАНЫ НА ТЛVL-3/3 (350.0000000, 500.0000000)	5	7	5	8	6	9	4	3	47	5.88
16	МАН НА МАК ЛVL-1/3 (2.0000000, 895.0000000)	9	7	2	7	4	4	7	8	48	6.00
17	МАН НА МАК ЛVL-2/3 (895.0000000, 1030.0000000)	9	9	5	4	8	5	4	5	49	6.13
18	МАН НА МАК ЛVL-3/3 (1030.0000000, 1536.0000000)	2	7	6	10	8	9	2	3	47	5.88
19	ВОССТАНОВЛЕНИЕ МАН НА ТЛVL-1/3 (6.0000000, 7.4000000)	8	9	5	3	5	6	4	7	47	5.88
20	ВОССТАНОВЛЕНИЕ МАН НА ТЛVL-2/3 (7.4000000, 8.0000000)	7	5	4	10	7	6	6	5	50	6.25
21	ВОССТАНОВЛЕНИЕ МАН НА ТЛVL-3/3 (8.0000000, 50.0000000)	3	8	3	5	6	5	1	4	35	4.38
22	ВОСТ. МАН НА ПОСЛ. ЛVL-1/3 (6.0000000, 18.2000000)	7	10	4	6	4	5	4	5	45	5.63

Рисунок 6. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

3.5. Модели: "10.INF3 - частный критерий: разность безусловностей вероятности из PRC2"

Код признака	Наименование описательных признаков и градаций	1. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 1/3 (2.400000000, 3.900000000)	2. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 2/3 (3.900000000, 4.300000000)	3. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 3/3 (4.300000000, 4.700000000)	4. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 4/3 (4.700000000, 5.100000000)	5. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 5/3 (5.100000000, 5.500000000)	6. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 6/3 (5.500000000, 6.000000000)	7. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 7/3 (6.000000000, 6.300000000)	8. СРЕД. КОЛ. ВЕ. 8/3 (6.300000000, 6.900000000)	Сумма	Среднее
1	ЗАПАС НР НА ТЛVL-1/3 (340.0000000, 540.0000000)	0.563	4.693	4.024	-10.628	-7.164	5.563	15.563	-9.437	3.178	
2	ЗАПАС НР НА ТЛVL-2/3 (540.0000000, 576.2000000)	3.212	-5.701	-1.019	25.355	9.121	-11.788	-19.288	-6.788	-6.896	
3	ЗАПАС НР НА ТЛVL-3/3 (576.2000000, 625.6000000)	-3.775	1.008	-3.006	-14.727	-1.957	6.225	3.725	16.225	3.719	
4	НР НА МАК ЛVL-1/3 (1530.0000000, 2029.0000000)	1.887	-2.678	5.349	0.221	-5.840	6.887	4.387	-8.113	2.102	
5	НР НА МАК ЛVL-2/3 (2029.0000000, 2110.0000000)	-8.775	18.399	-3.006	9.082	-11.048	-3.775	-8.775	3.725	-4.171	
6	НР НА МАК ЛVL-3/3 (2110.0000000, 2480.0000000)	6.887	-15.721	-2.343	-9.303	16.887	-3.113	4.387	4.387	2.069	
7	ВОССТАНОВЛЕНИЕ НР НА ТЛVL-1/3 (2.5000000, 5.5000000)	-5.762	12.064	10.392	-2.428	-8.489	-5.762	14.238	-10.762	3.493	
8	ВОССТАНОВЛЕНИЕ НР НА ТЛVL-2/3 (5.5000000, 7.5000000)	3.874	-5.039	-0.357	11.731	-3.853	-6.126	-18.626	18.874	0.479	
9	ВОССТАНОВЛЕНИЕ НР НА ТЛVL-3/3 (7.5000000, 10.0000000)	1.887	-7.026	-10.036	-9.303	12.342	11.887	4.387	-8.113	-3.973	
10	ВОСТ. НР НА ПОСЛ. ЛVL-1/3 (11.0000000, 15.7000000)	1.887	6.018	13.041	-4.541	-10.385	-8.113	16.887	-8.113	6.682	
11	ВОСТ. НР НА ПОСЛ. ЛVL-2/3 (15.7000000, 19.4000000)	-3.775	5.354	4.407	-0.442	-4.502	16.225	-15.025	-2.525	-2.001	
12	ВОСТ. НР НА ПОСЛ. ЛVL-3/3 (19.4000000, 34.3000000)	1.887	-11.373	-17.728	4.983	16.887	-8.113	-1.863	10.637	-4.682	
13	ЗАПАС МАН НА ТЛVL-1/3 (2.0000000, 300.0000000)	14.901	-4.665	-4.330	7.758	-16.918	-20.099	8.451	21.151	6.448	
14	ЗАПАС МАН НА ТЛVL-2/3 (300.0000000, 350.0000000)	-4.139	9.991	1.630	-10.091	16.315	0.861	-16.639	-4.139	-6.211	
15	ЗАПАС МАН НА ТЛVL-3/3 (350.0000000, 500.0000000)	-6.126	-0.691	7.336	6.969	-3.853	13.874	-6.126	-12.376	-0.992	
16	МАН НА МАК ЛVL-1/3 (2.0000000, 895.0000000)	13.212	-1.353	-16.403	1.545	-13.606	-11.788	11.962	18.212	1.780	
17	МАН НА МАК ЛVL-2/3 (895.0000000, 1030.0000000)	12.550	6.680	6.011	-13.403	3.913	-7.450	-1.200	-0.349		
18	МАН НА МАК ЛVL-3/3 (1030.0000000, 1536.0000000)	-21.126	-0.691	15.028	16.493	5.238	13.874	-18.626	-12.376	-2.185	
19	ВОССТАНОВЛЕНИЕ МАН НА ТЛVL-1/3 (6.0000000, 7.4000000)	8.874	8.005	7.336	-16.840	-8.399	-1.126	-6.126	12.624	4.348	
20	ВОССТАНОВЛЕНИЕ МАН НА ТЛVL-2/3 (7.4000000, 8.0000000)	1.887	-11.373	-2.343	14.506	-1.294	-3.113	4.387	-1.863	0.795	
21	ВОССТАНОВЛЕНИЕ МАН НА ТЛVL-3/3 (8.0000000, 50.0000000)	-8.179	11.604	-0.102	0.631	4.094	1.821	-16.929	1.821	-5.239	
22	ВОСТ. МАН НА ПОСЛ. ЛVL-1/3 (6.0000000, 18.2000000)	5.199	13.677	0.968	-1.230	-11.620	-4.801	-4.801	1.449	-1.160	

Рисунок 7. Модель INF3 (фрагмент)

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

Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергера, а также по критериям L1-L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 8).

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма знаний	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 знаний, уровень спад, истинно-положительных (STR)
1. ABS - частный критерий: количество истинных решений, "Лямбда"	Корреляция абсолютных частот с обр.	151	119	56	49	32	0,708	0,708	0,746	45,304
2. ABS - частный критерий: количество истинных решений, "Лямбда"	Сумма абсолютных частот по признакам	151	151		105		0,590	1,000	0,742	101,000
3. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред.	Корреляция усл.отн.частот с о.	151	120	55	50	31	0,706	0,795	0,749	45,304
4. PFC2 - частный критерий: усл.вероятность его признака сред.	Корреляция усл.отн.частот с о.	151	119		105		0,590	1,000	0,762	114,139
5. PFC3 - частный критерий: усл.вероятность его признака сред.	Сумма усл.отн.частот по признакам	151	151		105		0,590	1,000	0,746	45,305
6. INF1 - частный критерий: количество знаний по A/Одноклассу, в.	Семантический резонанс ана.	151	120	54	51	31	0,702	0,795	0,745	46,965
7. INF2 - частный критерий: количество знаний по A/Одноклассу, в.	Сумма знаний	151	106	49	36	45	0,746	0,702	0,754	22,179
8. INF3 - частный критерий: количество знаний по A/Одноклассу, в.	Семантический резонанс ана.	151	120	54	51	31	0,702	0,795	0,745	46,965
9. INF4 - частный критерий: количество знаний по A/Одноклассу, в.	Сумма знаний	151	97	48	37	54	0,724	0,642	0,691	19,094
10. INF5 - частный критерий: "Интеграция, разности между фактами"	Семантический резонанс ана.	151	119	57	48	32	0,713	0,708	0,748	45,647
11. INF6 - частный критерий: "Интеграция, разности между фактами"	Сумма знаний	151	119	57	48	32	0,713	0,708	0,748	29,121
12. INF7 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно.	Семантический резонанс ана.	151	116	57	48	35	0,707	0,760	0,739	45,968
13. INF8 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно.	Сумма знаний	151	119	58	47	32	0,717	0,788	0,751	43,605
14. INF9 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно.	Семантический резонанс ана.	151	116	57	48	35	0,707	0,760	0,739	45,968
15. INF10 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно.	Сумма знаний	151	116	58	47	35	0,712	0,760	0,739	29,049
16. INF11 - частный критерий: разности между фактами, вер.	Семантический резонанс ана.	151	119	57	48	32	0,713	0,708	0,748	45,647
17. INF12 - частный критерий: разности между фактами, вер.	Сумма знаний	151	119	57	48	32	0,713	0,708	0,748	44,139
18. INF13 - частный критерий: разности между фактами, вер.	Семантический резонанс ана.	151	119	57	48	32	0,713	0,708	0,748	45,959
19. INF14 - частный критерий: разности между фактами, вер.	Сумма знаний	151	119	59	48	32	0,721	0,748	0,753	29,021

Рисунок 8. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1-критерию проф. Е.В.Луценко

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний» ($F=0,810$ при максимуме 1,000), что является довольно хорошим результатом, по критерию L1 проф. Е.В.Луценко та же модель является наиболее достоверной ($L1=0,960$ при максимуме 1,000), что является отличным результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF3 сильной причинно-следственной зависимости между видом чемпионов и его характеристиками.

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

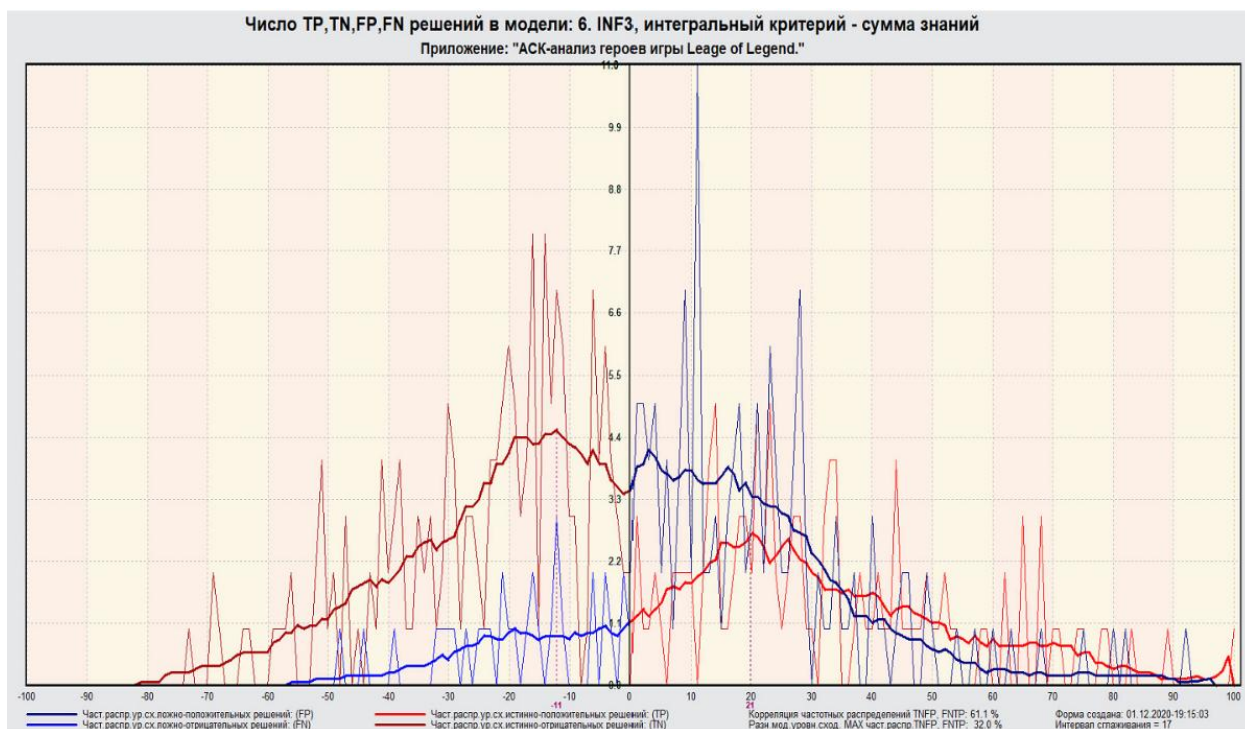


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

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

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

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

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

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

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

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

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

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

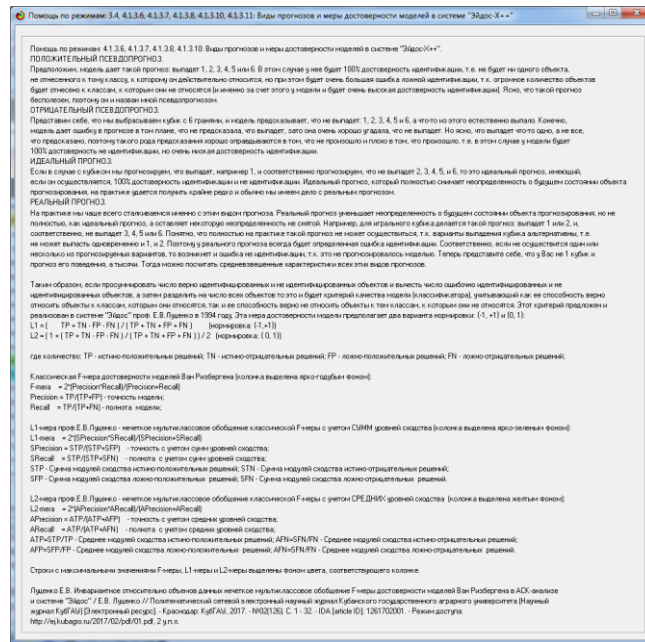
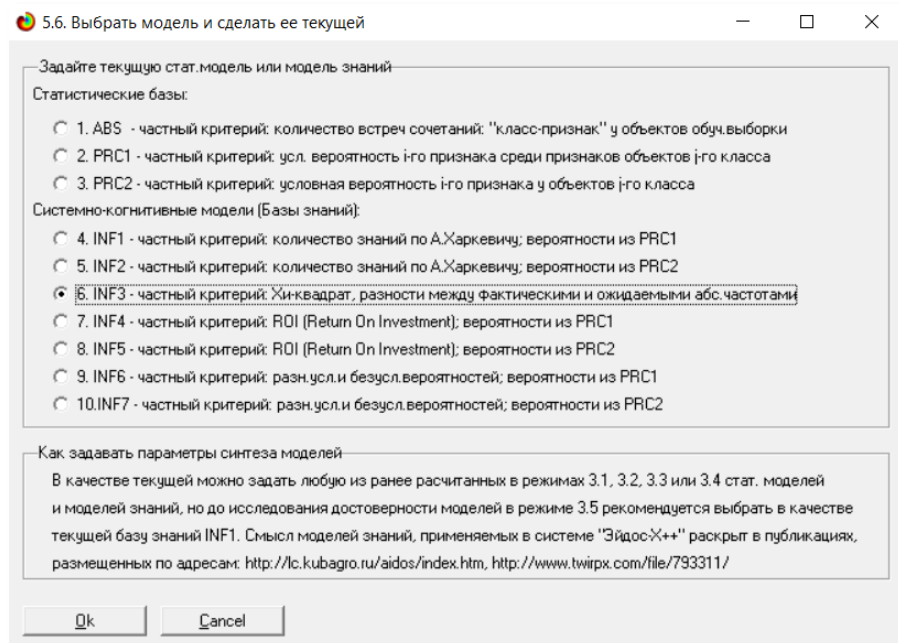


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф. Е.В.Луценко

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

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



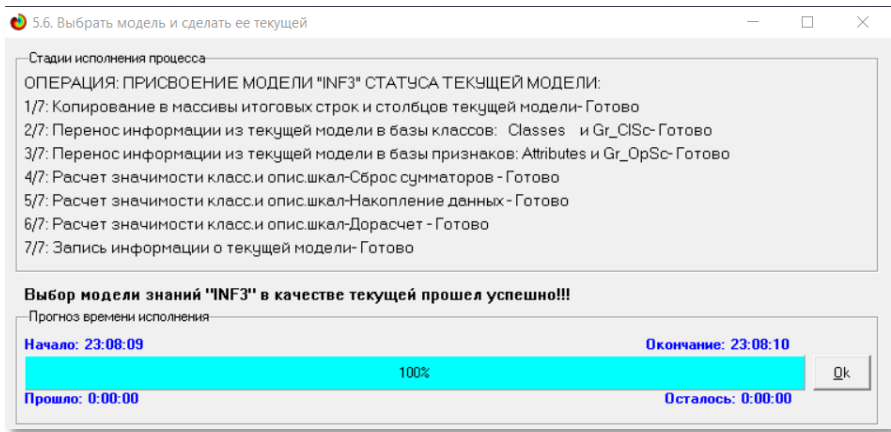


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение класса чемпионов на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на GPU (рисунок 12).

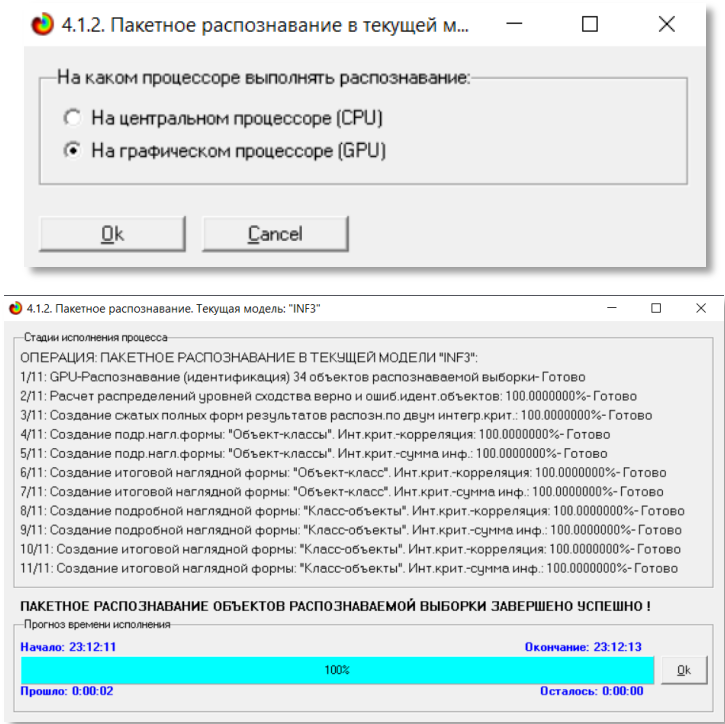


Рисунок 12. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Из рисунка 12 видно, что процесс идентификации занял 2 секунды.

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

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

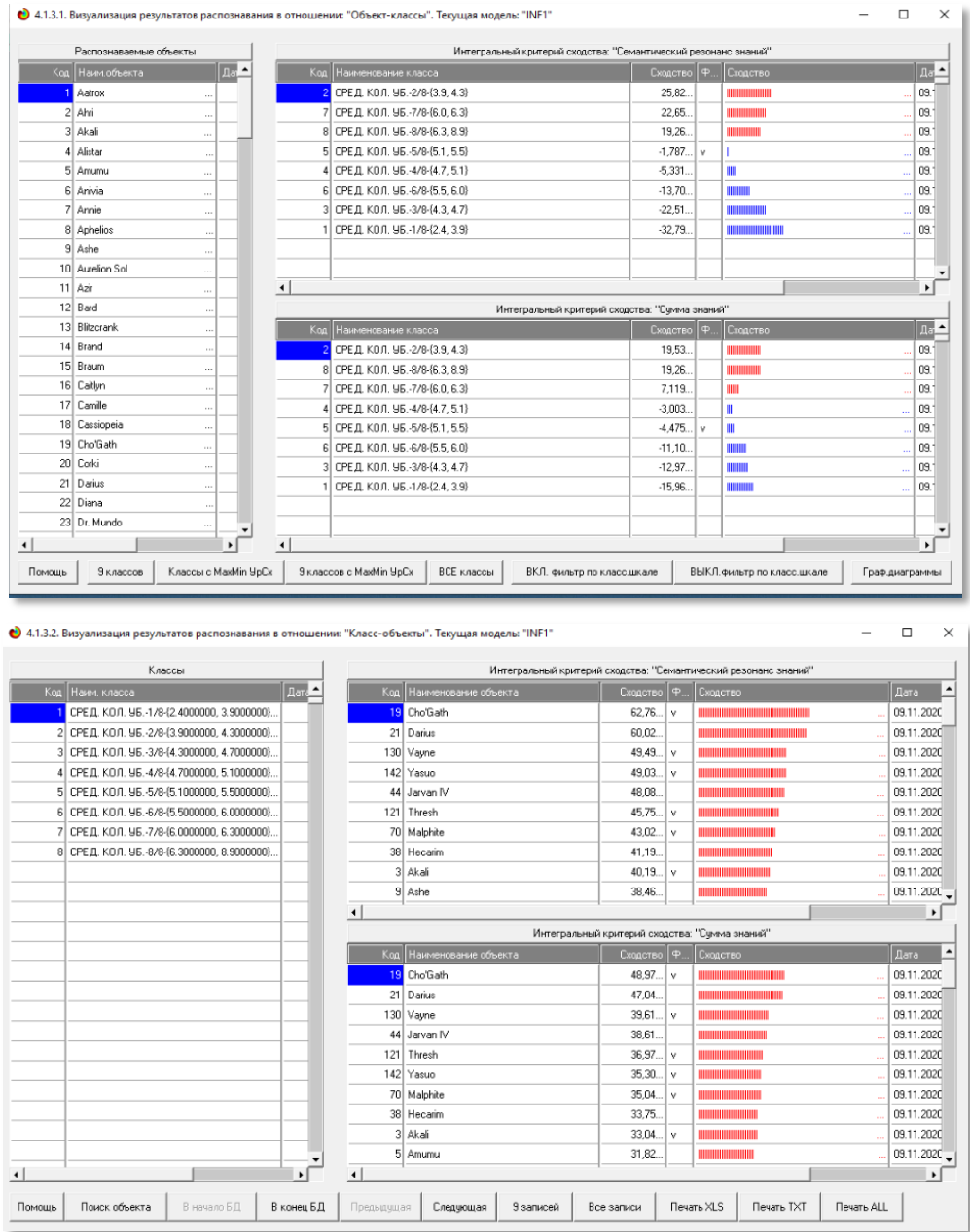


Рисунок 13. Выходные формы по результатам идентификации вида чемпионов по его характеристикам

Символ «v» стоит против тех результатов идентификации, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 13 видно, что результаты идентификации являются отличными, естественно при учете информации из рисунка 9 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 42%, т.е., по сути, результаты с более низки уровнем сходства надо просто игнорировать.

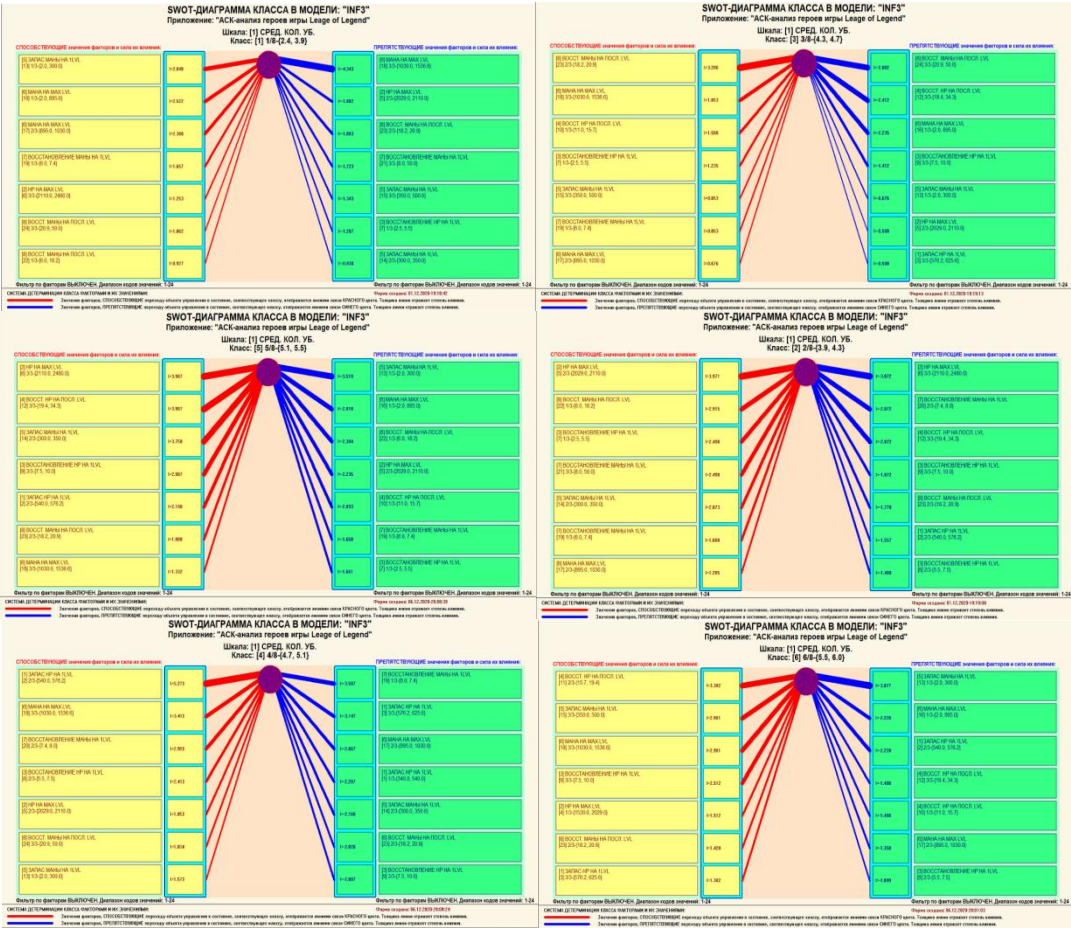
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

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

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений характеристик чемпионов на его вид.

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, а также препятствующих этому переходу.

На рисунках 14 приведены SWOT-диаграммы наглядно отражающие силу и направление влияния различных значений характеристик чемпионов на его вид.



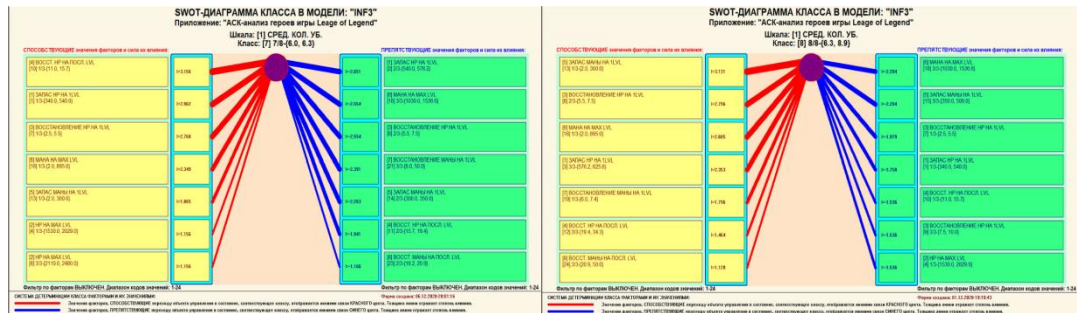


Рисунок 14. SWOT-диаграммы детерминации характеристик чемпионов

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

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

УТВЕРЖДАЮ

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

УТВЕРЖДАЮ

Директор Северо-Кавказского филиала
ВНИЦ "АИУС-агроресурсы", к.э.н.
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 ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" и Краснодарским сектором Института социологических исследований АН СССР Северо-Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" выполнены следующие работы:

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

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

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

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

От ИСИ АН СССР:

Мл.научный сотрудник

Кириченко М.М. Кириченко
19.05.87 1987г.

Мл.научный сотрудник

Ляшко Г.А. Ляшко
19.05.87 1987г.

От СКФ ВНИЦ "АИУС-агроресурсы":

Зав.отделом аэрокосмических и
тематических исследований №4, к.э.н.
Самсонов Г.А. Самсонов
19.05.87 1987г.

Главный конструктор проекта
Коренец В.И. Коренец
19.05.87 1987г.

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

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

Информация о системе значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, может быть приведена не только в диаграммах, показанных на рисунках 14, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности в этих формах может быть выведена значительно более полная информация (в т. ч. вообще вся имеющая в модели). Подобная подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути: \Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\SWOTCls####Inf3.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

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

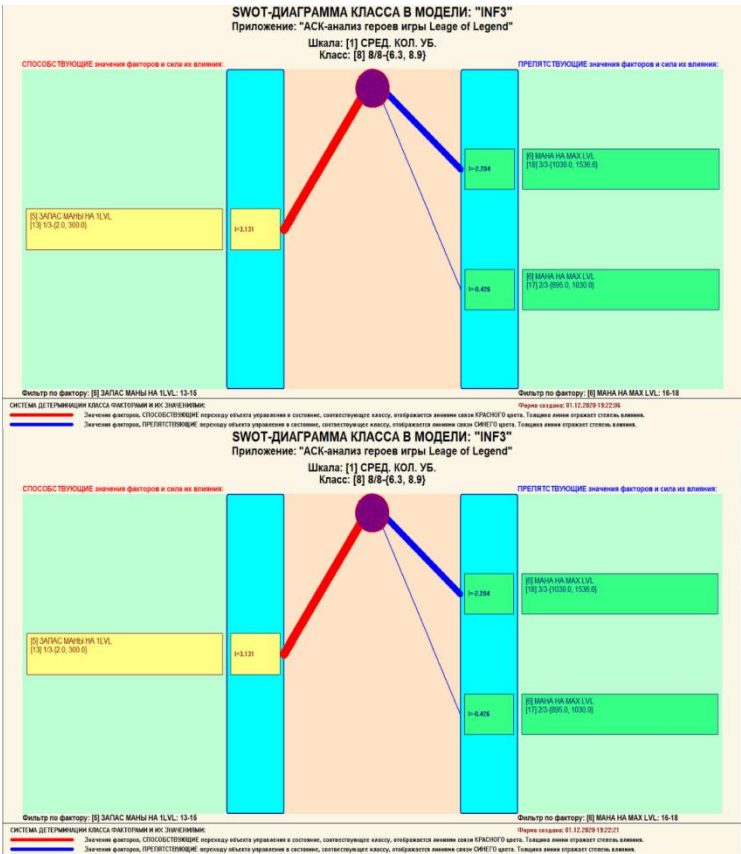


Рисунок 15. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных видов чемпионов на его характеристики

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

В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического

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

Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

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

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

4.3.1. Когнитивные диаграммы классов

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

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 16, показаны **количественные** оценки сходства/различия видов чемпионов из League of Legends по связанным с ними значениям их характеристик. Важно, что эти результаты сравнения получены с применением системно-когнитивной модели, созданной *непосредственно на основе эмпирических данных*, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

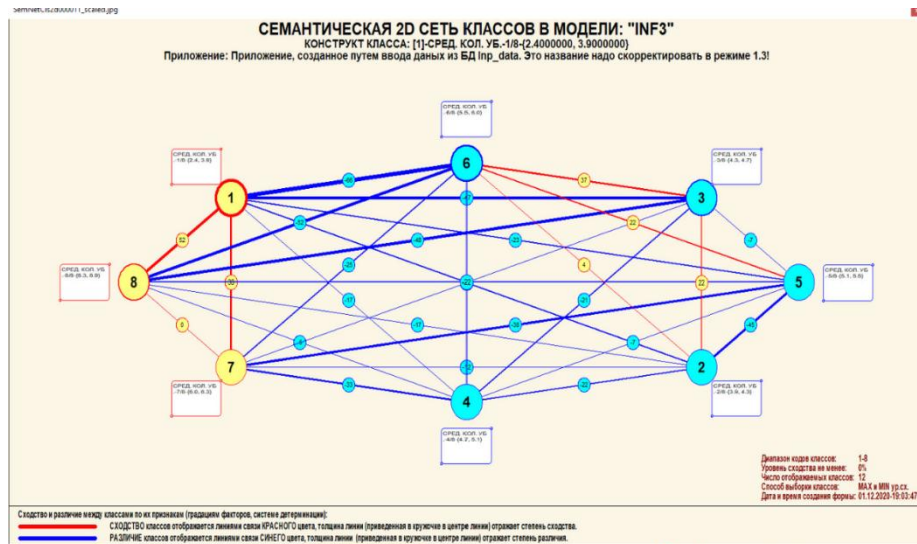


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходства/различия видов чемпионов по связанным с ними значениям их характеристик.

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

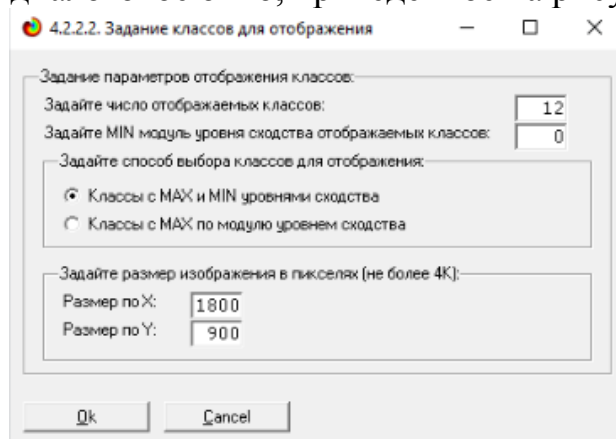


Рисунок 17. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

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

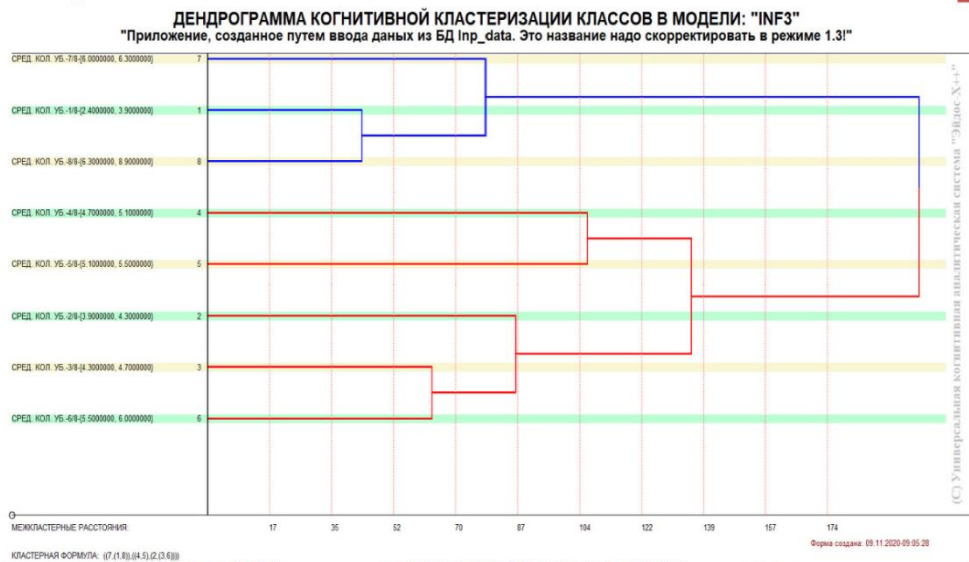


Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие видов чемпионов

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые виды чемпионов сходны по детерминирующей их системе значений характеристик, и, следовательно, корректно ставить задачу их одновременного достижения, а другие по системе значений этих параметров сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. альтернативными и цель их одновременного достижения является некорректной и недостижимой, т.к. для достижения одного из альтернативных результатов необходимы одни значения характеристик, а для достижения другого – совершенно другие, которые не могут наблюдаться одновременно с первыми.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 18, мы видим также, что все классы образуют два противоположных кластера, являющихся полюсами конструкта, по системе значений обуславливающих значениям параметров их характеристик.

На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

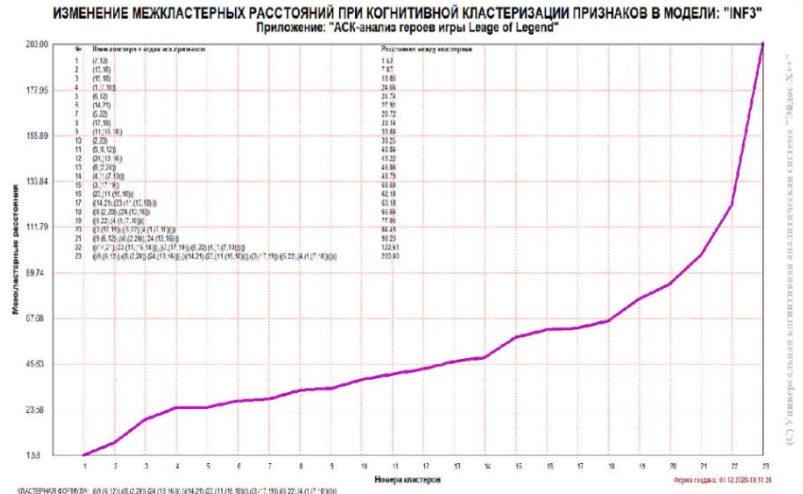


Рисунок 19. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

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

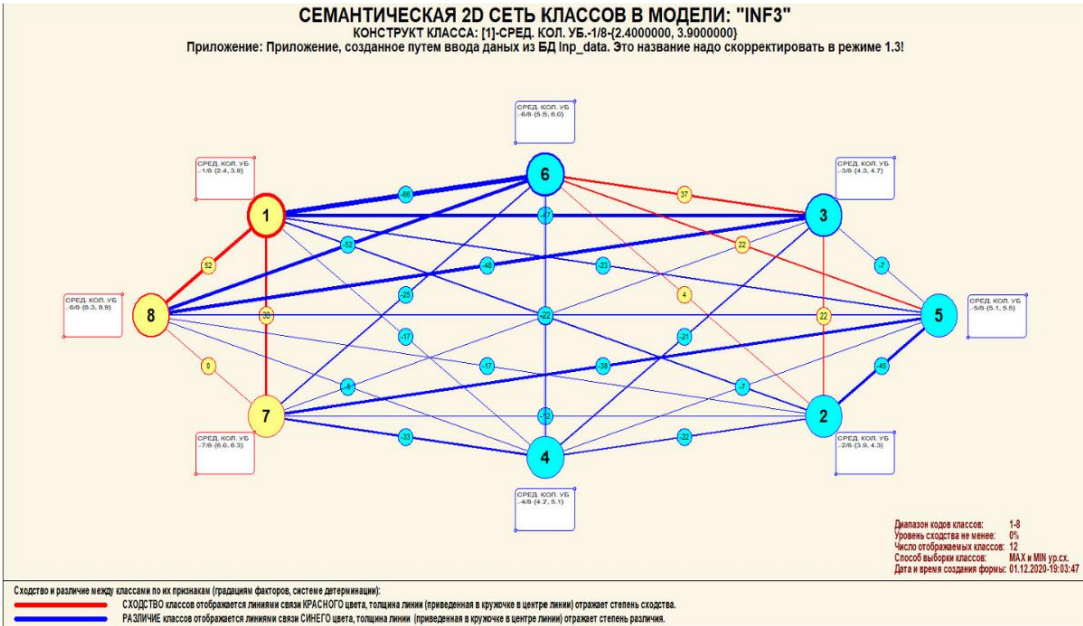


Рисунок 20. сходство/различие признаков чемпионов в соответствии с их характеристиками

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

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

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

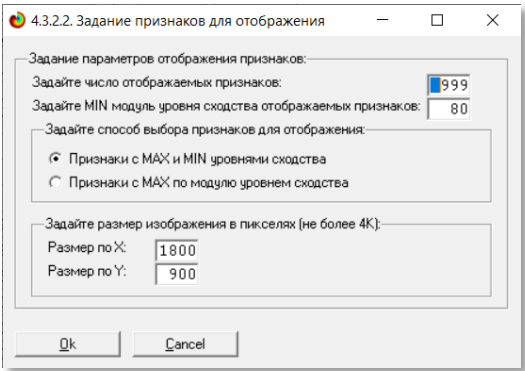


Рисунок 10. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 20

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 22 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах, пример которой приведен на рисунке 20.

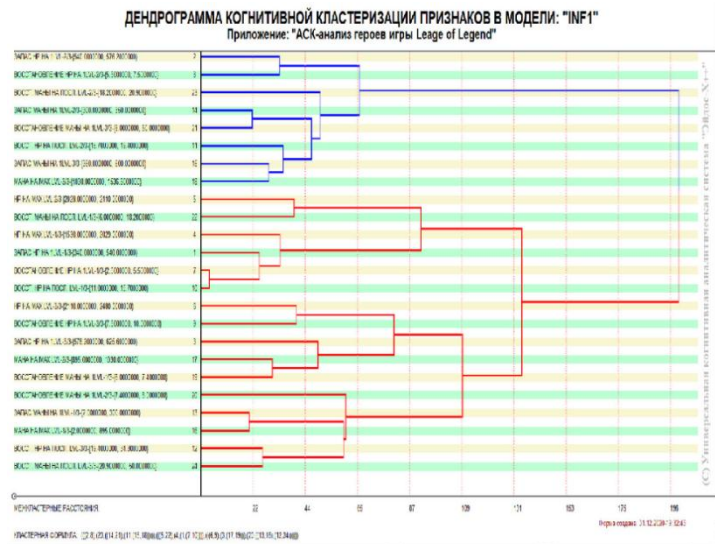


Рисунок 11. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации признаков

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

Хорошо видна группировка признаков по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о чемпионах. *Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 18 и 20).*

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений признаков.



Рисунок 12. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

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

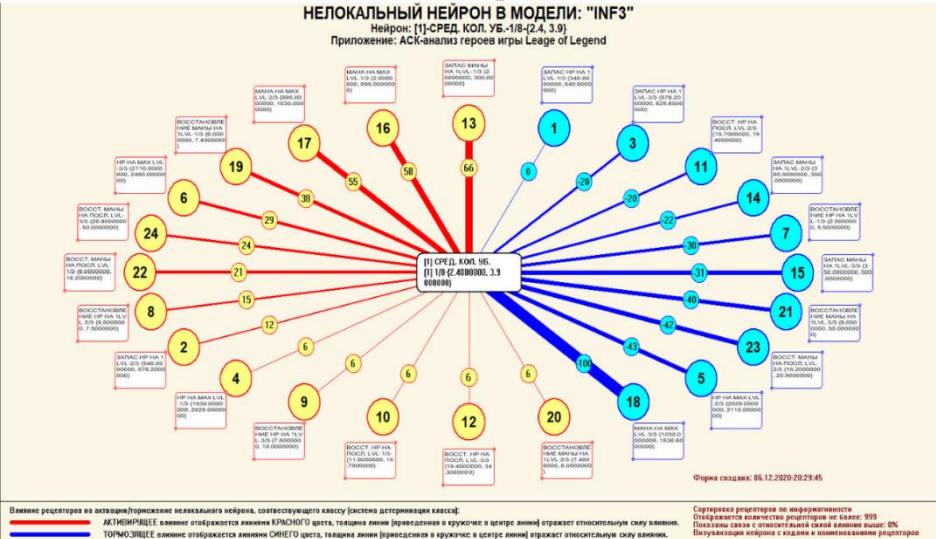


Рисунок 13. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений характеристик чемпионов на его вид

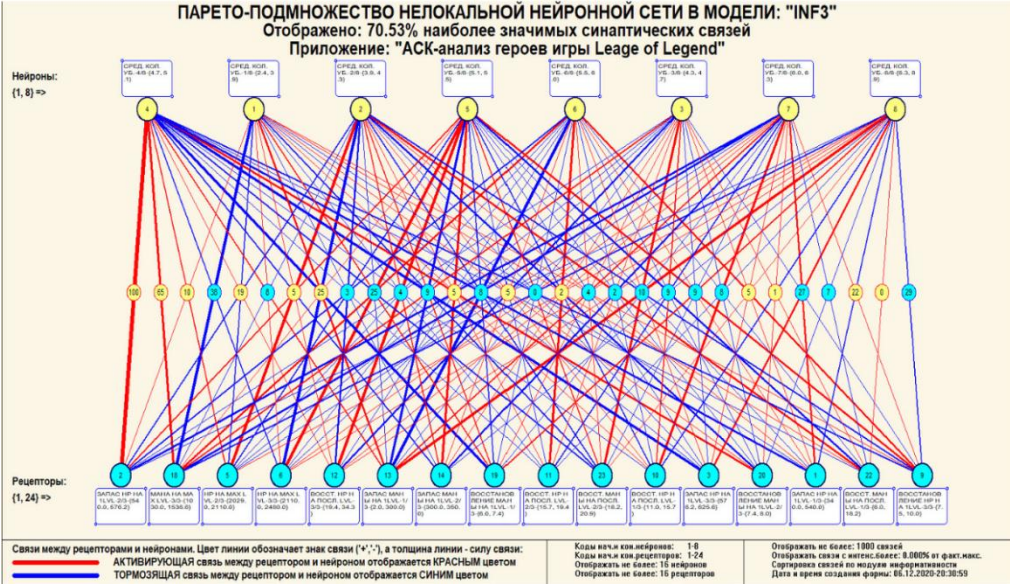


Рисунок 14. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений характеристик чемпионов на его вид (фрагмент 70% сети)

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

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

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

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

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

4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты

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

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отображенных соответственно на рисунках 16 и 20, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 25.

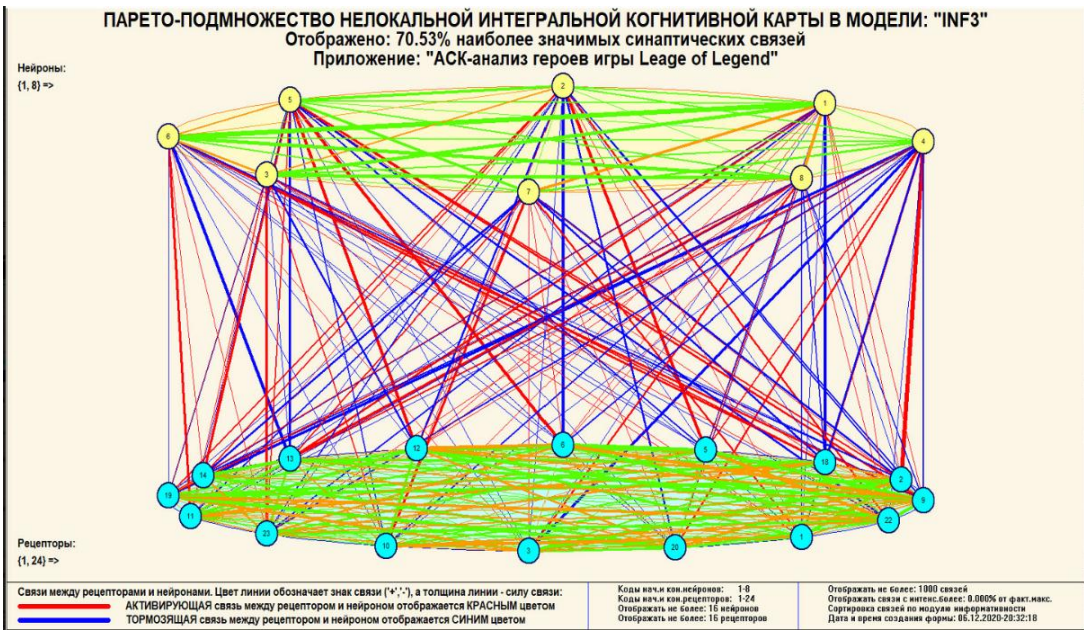


Рисунок 15. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

4.3.7. Когнитивные функции

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

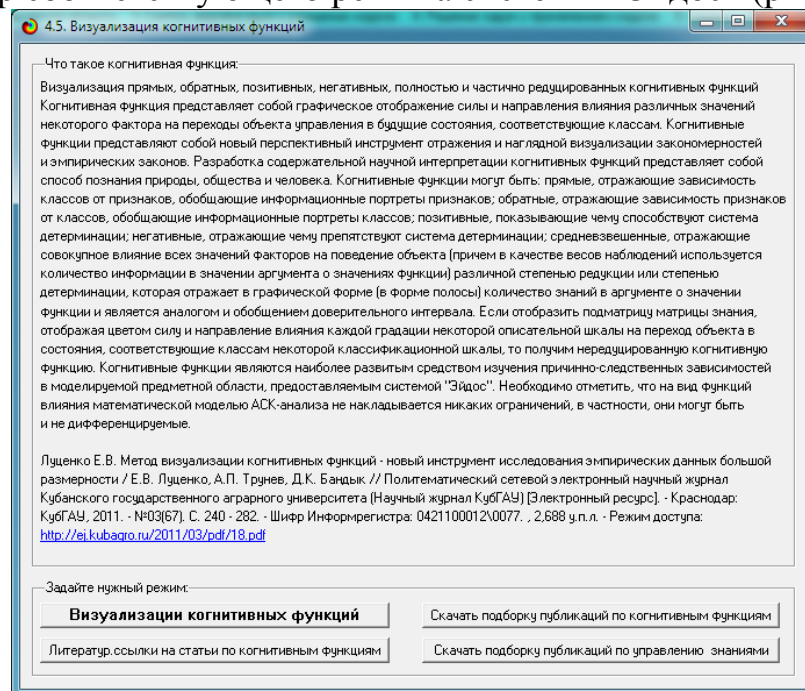


Рисунок 16. Help режима визуализации когнитивных функций

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

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

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

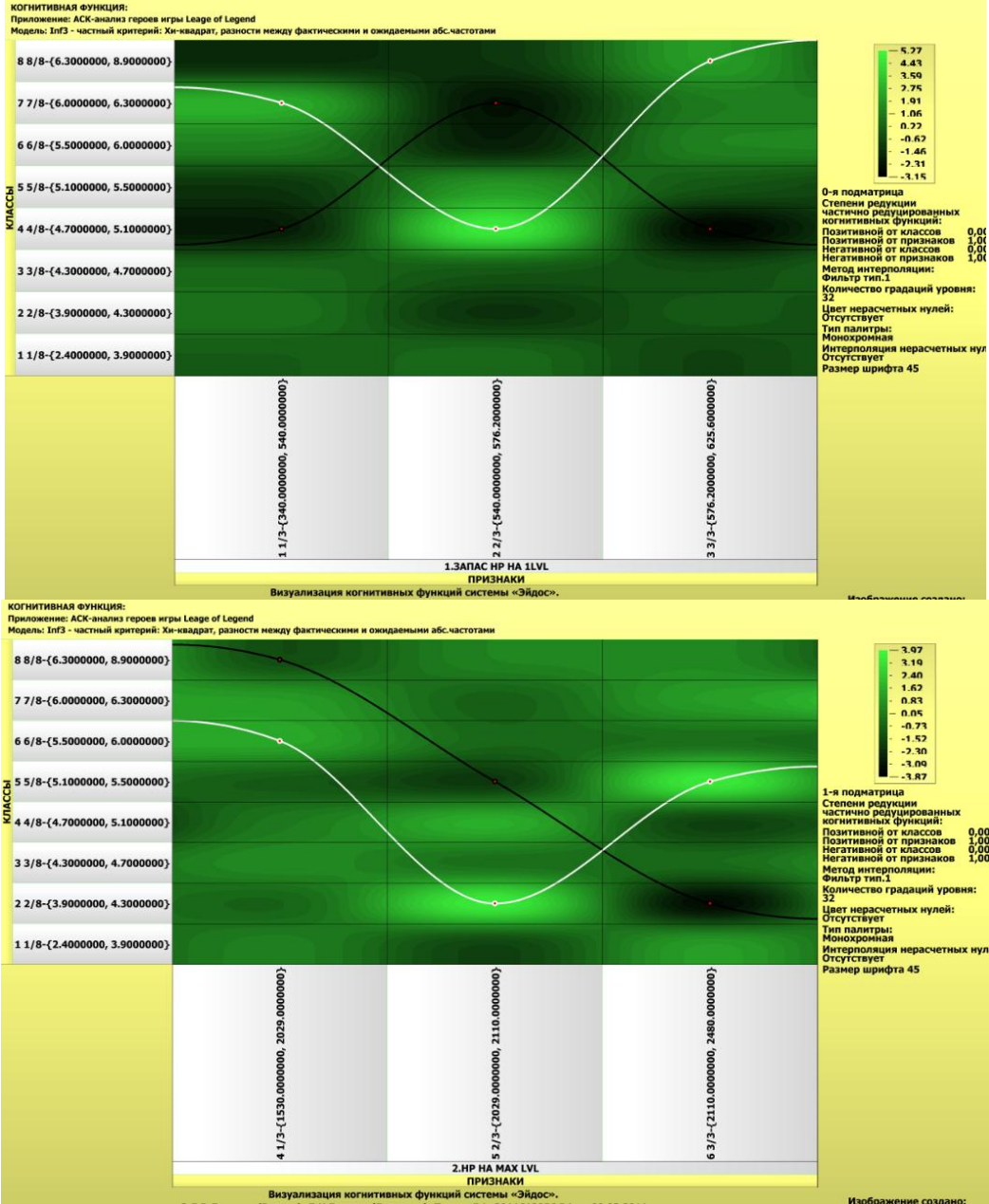
Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на

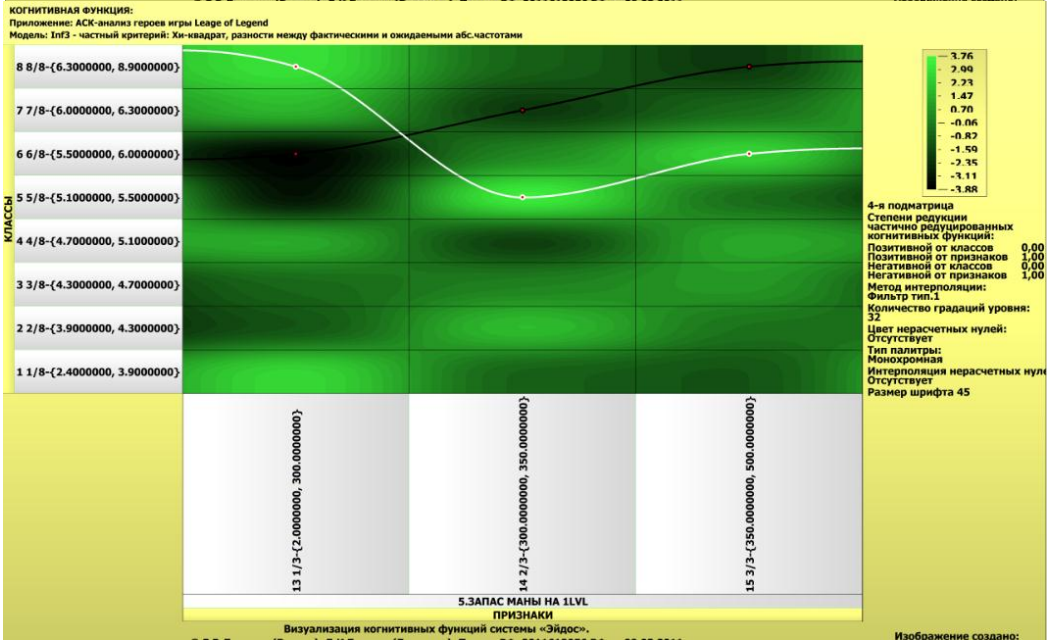
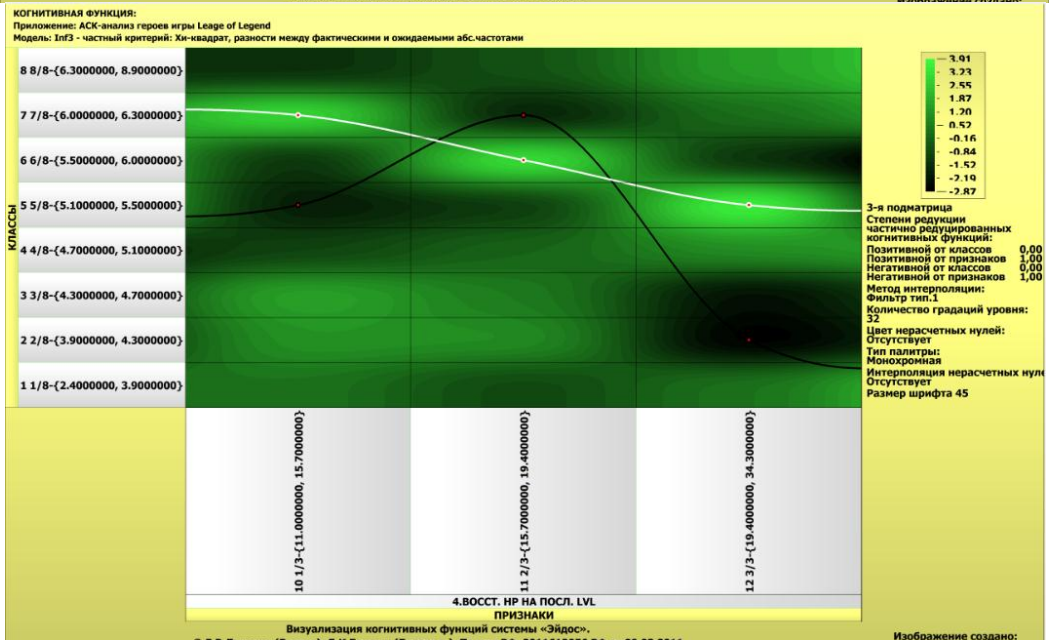
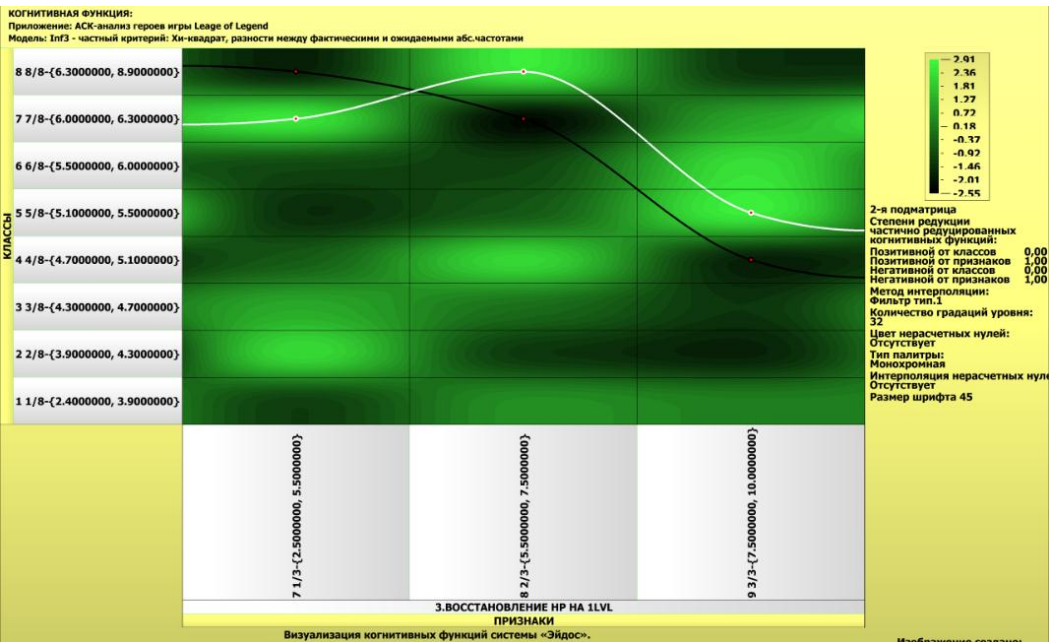
переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию.

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

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

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





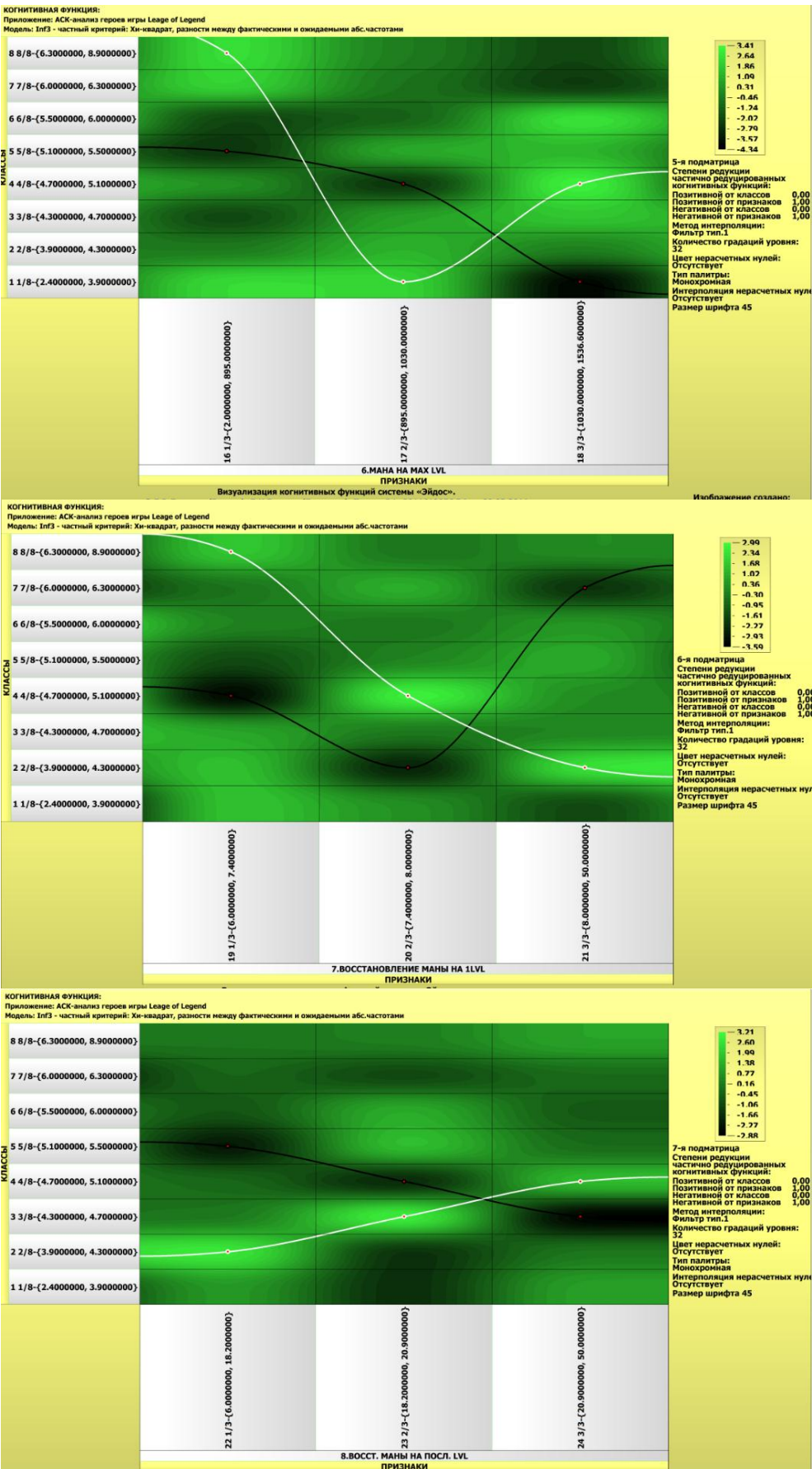


Рисунок 17. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3, отражающих силу и направление влияния значений характеристик чемпионов на его вид

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

4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик чемпионов и сила влияния этих характеристик на класс (вид) чемпионов

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

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

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

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

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

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

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

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 6, 7 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность

значения характеристики чемпионов, соответствующего строке, для решения задачи квалитметрии и других задач, рассмотренных в работе.

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

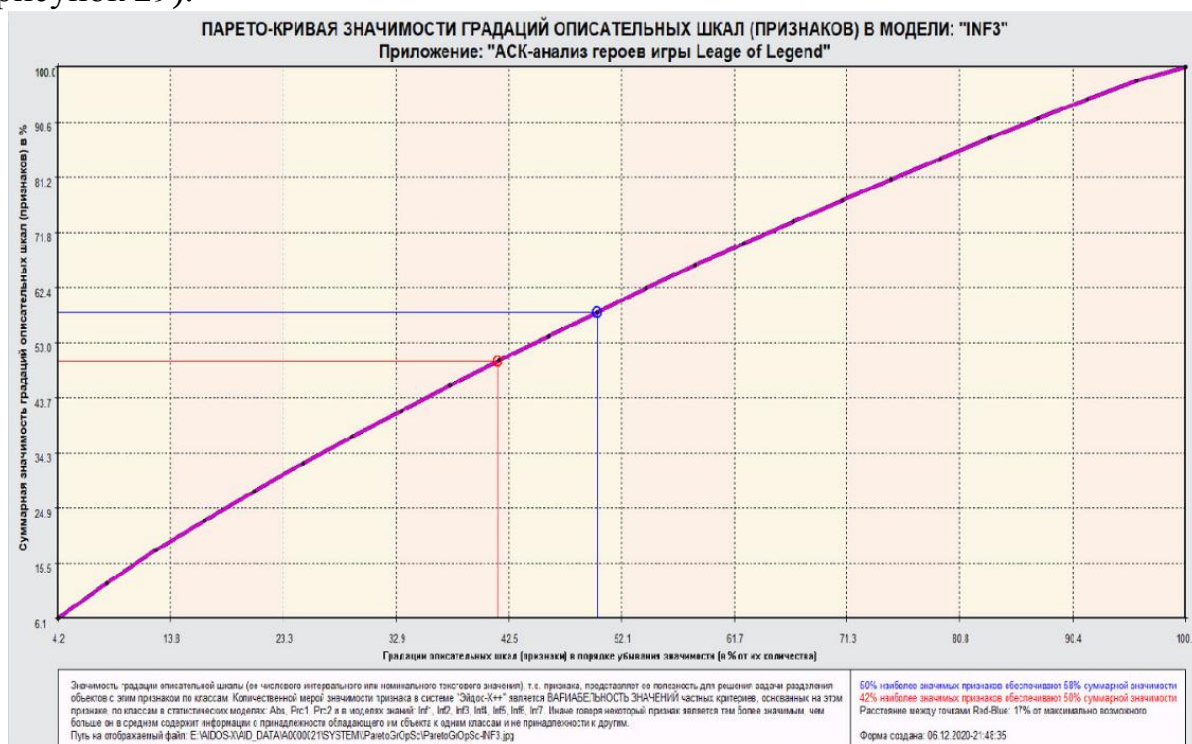


Рисунок 29. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

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

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

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

- Запас hp на max lvl-1/3-{200.0000000, 1050.0000000};
- Восст. hp на посл. lvl-1/3-{0.2000000, 0.6000000};
- Мана на max lvl-2/3-{52.0000000, 90.0000000};
- Восст. Маны на посл. lvl-1/3-{0.0000000, 1.0000000};

а наиболее низкое:

- Запас hp на 1 lvl-2/3-{21.0000000, 28.0000000};
- Восстановление hp на 1 lvl-{30.0000000, 36.0000000};
- Запас маны на 1 lvl-3/3-{30.0000000, 150.0000000};

– Восст. Маны на 1 lvl-2/3-{220.0000000, 230.0000000};

Ценность же характеристик чемпионов (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого параметра (таблица 5).

Таблица 5 – Парето-таблица значимости описательных шкал, т.е. сила влияния характеристик чемпионов на его класс в СК-модели INF3

№	Код	Название описательной шкалы	Значи_мость, %	Значимость нарастающим итогом
1	1	Запас hp на max lvl	9,0180131	9,0180131
2	11	Мана на max lvl	8,8327181	17,8507312
3	3	Восст. маны на посл. lvl	7,9655013	25,8162325
4	15	Восст. Hp на посл. lvl	7,9548449	33,7710774
5	7	Запас маны на 1 lvl	7,2461256	41,0172030
6	9	Запас hp на 1 lvl	7,1311344	48,1483374
7	14	Сред. Кол. Уб.	6,8430810	54,9914185
8	4	Восстановление hp на 1 lvl	6,5226557	61,5140742
9	5	Восст. Маны на 1 lvl	6,3525106	67,8665848

Из таблицы 7 видно, что наиболее сильное влияние на вид чемпионов оказывают его Запас hp на max lvl и Мана на max lvl, а наиболее низкое – Восстановление hp на 1 lvl и Восст. Маны на 1 lvl.

4.3.9. Степень детерминированности класса (вида) чемпионов

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью вариабельности значений факторов* (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (таблица 6).

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

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

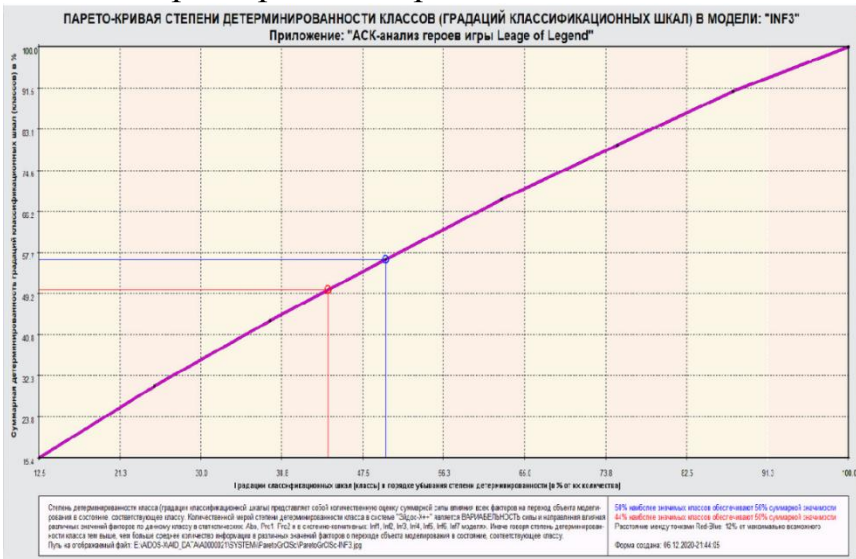


Рисунок 30. Парето-кривая степени детерминированности классов

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

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, поставленная проблема решена.

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

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение №220 в режиме 1.3 системы «Эйдос».

Литература

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. Универсальный информационный вариационный принцип развития систем / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №07(041). С. 117 – 193. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf>, 4,812 у.п.л.
3. Lutsenko E. V. System analysis and decision-making (Automated system-cognitive analysis and solving problems of identification, decision-making and research of the simulated subject area): textbook / E. V. Lutsenko. - Krasnodar: ECSC "Eidos", 2020. - 1031 p. // August 2020, DOI: [10.13140/RG.2.2.27247.05289](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.27247.05289), License [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/), https://www.researchgate.net/publication/343998862_SYSTEM_ANALYSIS_AND_DECISION_MAKING_Automated_system-cognitive_analysis_and_solving_problems_of_identification_decision-making_and_research_of_the_simulated_subject_area, см. учебный вопрос-2.8.5. Повышение уровня системности объекта управления как цель управления.
4. Lutsenko E.V. On higher forms of consciousness, the prospects of man, technology and society (selected works) // August 2019, DOI: [10.13140/RG.2.2.21336.24320](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21336.24320), License [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/), https://www.researchgate.net/publication/335057548_On_HIGHER_FORMS_of_CONSCIOUSNESS_the_PROSPECTS_of_MAN_TECHNOLOGY_AND_SOCIETY_selected_works

5. Lutsenko E.V. ABOUT THE INTERFACE: "SOUL-COMPUTER» (artificial intelligence: problems and solutions within the system information and functional paradigm of society development) // April 2019, DOI: [10.13140/RG.2.2.23132.85129](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.23132.85129), https://www.researchgate.net/publication/332464278_ABOUT_THE_INTERFACE_SOUL-COMPUTER_artificial_intelligence_problems_and_solutions_within_the_system_information_and_functional_paradigm_of_society_development

6. 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>

7. Луценко Е.В. Количественные меры возрастания эмерджентности в процессе эволюции систем (в рамках системной теории информации) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2006. – №05(021). С. 355 – 374. – Шифр Информрегистра: 0420600012\0089, IDA [article ID]: 0210605031. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2006/05/pdf/31.pdf>, 1,25 у.п.л.

8. Луценко Е.В. Существование, несуществование и изменение как эмерджентные свойства систем // Квантовая Магия, том 5, вып. 1, стр. 1215-1239, 2008. <http://quantmagic.narod.ru/volumes/VOL512008/p1215.html>

9. Луценко Е.В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №03(127). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1271703001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.

10. Сайт проф.Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>

11. Страницка проф.Е.В.Луценко: https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko

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

13. ПАМЯТИ ПРОФЕССОРА О.Г. КУКОСЯНА // – Режим доступа: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=20266263>

14. Луценко Е.В. Формирование субъективных (виртуальных) моделей физической и социальной реальности сознанием человека и неоправданное приращение им онтологического статуса (гипостазирование) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №09(113). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1131509001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/09/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.

15. Луценко Е.В. Принципы и перспективы корректной содержательной интерпретации субъективных (виртуальных) моделей физической и социальной реальности, формируемых сознанием человека / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №01(115). С. 22 – 75. – IDA [article ID]: 1151601003. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/01/pdf/03.pdf>, 3,375 у.п.л.

16. Луценко Е.В. Сценарный АСК-анализ как метод разработки на основе эмпирических данных базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния объекта или ситуации по теореме А.Н.Колмогорова (1957) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №07(161). С. 76 – 120. – IDA [article ID]: 1612007009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/07/pdf/09.pdf>, 2,812 у.п.л.

17. Луценко Е.В. Системное обобщение принципа Эшби и повышение уровня системности модели объекта познания как необходимое условие адекватности процесса его познания / Луценко Е.В. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №09(163). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/09/pdf/09.pdf>, 2,125 у.п.л. – IDA [article ID]: 1632009009. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-163-009>

18. Луценко Е.В. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина, А.Э. Сергеев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №06(160). С. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf>, 1,25 у.п.л.

19. Ссылка на подборку публикаций проф.Е.В.Луценко с соавторами по информационным мерам сложности систем (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm