

УДК 004.8

09.03.02 Информационные системы и технологии

Автоматизированный системно-когнитивный анализ матчей в игре Rocket League

Луценко Евгений Вениаминович
д.э.н., к.т.н., профессор
Scopus Author ID: 57188763047
РИНЦ SPIN-код: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>

Богачёв Александр Сергеевич
студент факультета ПИ, группы ИТ1722
SashaJCV@yandex.ru

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

Целью данной работы является разработка интеллектуальных моделей, отражающих реально существующие причинно-следственные взаимосвязи между некоторыми характеристиками игроков и их рейтингом в компьютерной игре Rocket League. Выявление зависимостей между наблюдаемыми данными и уровнем игры позволит определить наиболее важные аспекты игры и, как следствие, облегчить процесс обучения новых игроков и повышения умения опытных игроков. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос». Подробно рассмотрен также численный пример, основанный на реальных данных.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: АСК-АНАЛИЗ, АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС», КОМПЬЮТЕРНАЯ ИГРА, СТАТИСТИКА, МАТЧ

UDC 004.8

09.03.02 Information systems and technologies

Automated system-cognitive analysis of Rocket League matches

Lutsenko Evgeniy Veniaminovich
Dr.Sci.Econ., Cand.Tech.Sci., professor
Scopus Author ID: 57188763047
RSCI SPIN-code: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>

Bogachyov Alexandr Sergeevich
student of faculty of Applied Informatics
SashaJCV@yandex.ru

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

The purpose of this work is to develop intelligent models that reflect the actual causal relationships between some characteristics of players and their rating in the computer game Rocket League. Identifying the relationships between the observed data and the level of play will identify the most important aspects of the game and, as a result, facilitate the process of training new players and improve the skills of experienced players. To achieve this goal in the work we have applied Automated System-Cognitive analysis (ASC-analysis) and its software tool which is an intelligent system called "Eidos". A numerical example based on real data has been considered in detail as well.

Keywords: ASC-ANALYSIS, AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM, A COMPUTER GAME, STATS, MATCH

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
Задача 1: когнитивная структуризация предметной области	9
Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области	11
Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной из них для решения задач	19
Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели	27
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация).....	27
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)	29
Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели	35
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов	36
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов.....	37
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов	39
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	41
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	43
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты.....	45
4.3.7. Когнитивные функции	46
4.3.8. Сила и направление влияния значений параметров игровой статистики и сила влияния самих параметров игровой статистики на звание и счёт игрока в матче	51
4.3.9. Степень детерминированности уровня игры игрока значениями параметров игровой статистики.....	57
Выводы	60
Список литературы	61

ВВЕДЕНИЕ

Технологии искусственного интеллекта активно развиваются и находят применение в самых разных областях науки, техники и повседневной жизни. На сегодняшний день системы искусственного интеллекта используются:

- в экономике (алгоритмическая торговля, исследования рынка и интеллектуальный анализ данных, управление личными финансами, управление финансовым портфелем);
- в тяжелой промышленности (применение роботов в работе, которая считается опасной для людей, в рутинной работе и т.д.);
- в медицине (ИИ для принятия решений медицинской диагностики, интерпретации медицинских изображений, роботы по уходу за больными и престарелыми, создание планов лечения и т.д.);
- в области управления человеческими ресурсами и рекрутинга (ИИ для просмотра резюме кандидатов, для прогнозирования успеха кандидата, для создания чатов-ботов повторяющих задачи);
- в музыке для создания оригинальных композиций, неотличимых от работ настоящих композиторов;
- для автоматизации написания новостных статей, в издательстве и писательстве;
- в онлайн и телефонных службах поддержки клиентов для обслуживания клиентов (чат-боты);
- в компьютерных играх;
- для создания автономных самоуправляемых автомобилей;
- для распознавания объектов (лица, голоса, эмоций);
- в быту ("умный" дом с обязанностями по установлению температуры в помещении, автоматической регулировке освещения, открытию/закрытию въездных ворот, поддержанию чистоты и порядка и т.п.);

– для прогнозирования реальных событий и явлений, нахождения взаимосвязей в прогнозируемых процессах и определения влияния определённых факторов на эти процессы.

Именно решению задачи прогнозирования и посвящена данная работа, а именно прогнозированию званий игроков в игре Rocket League по некоторым статистическим характеристикам их игры. Выявление зависимостей между наблюдаемыми данными и уровнем игры позволит определить наиболее важные аспекты игры и, как следствие, облегчить процесс обучения новых игроков и повышения умения опытных игроков.

Из всего вышесказанного можно выделить цель работы. Целью данной работы является разработка интеллектуальных моделей, отражающих реально существующие причинно-следственные взаимосвязи между некоторыми характеристиками игроков и их рейтингом.

Для достижения поставленной цели в данной работе будет применена технология автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), который будет осуществлён с помощью интеллектуальной системы «AidosX++».

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 и др.).

Эти задачи, по сути, представляют собой этапы Автоматизированного системно-когнитивный анализа (АСК-анализ).

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>);

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

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

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

– содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время их 31 и 195, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

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

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

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

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

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

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

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

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

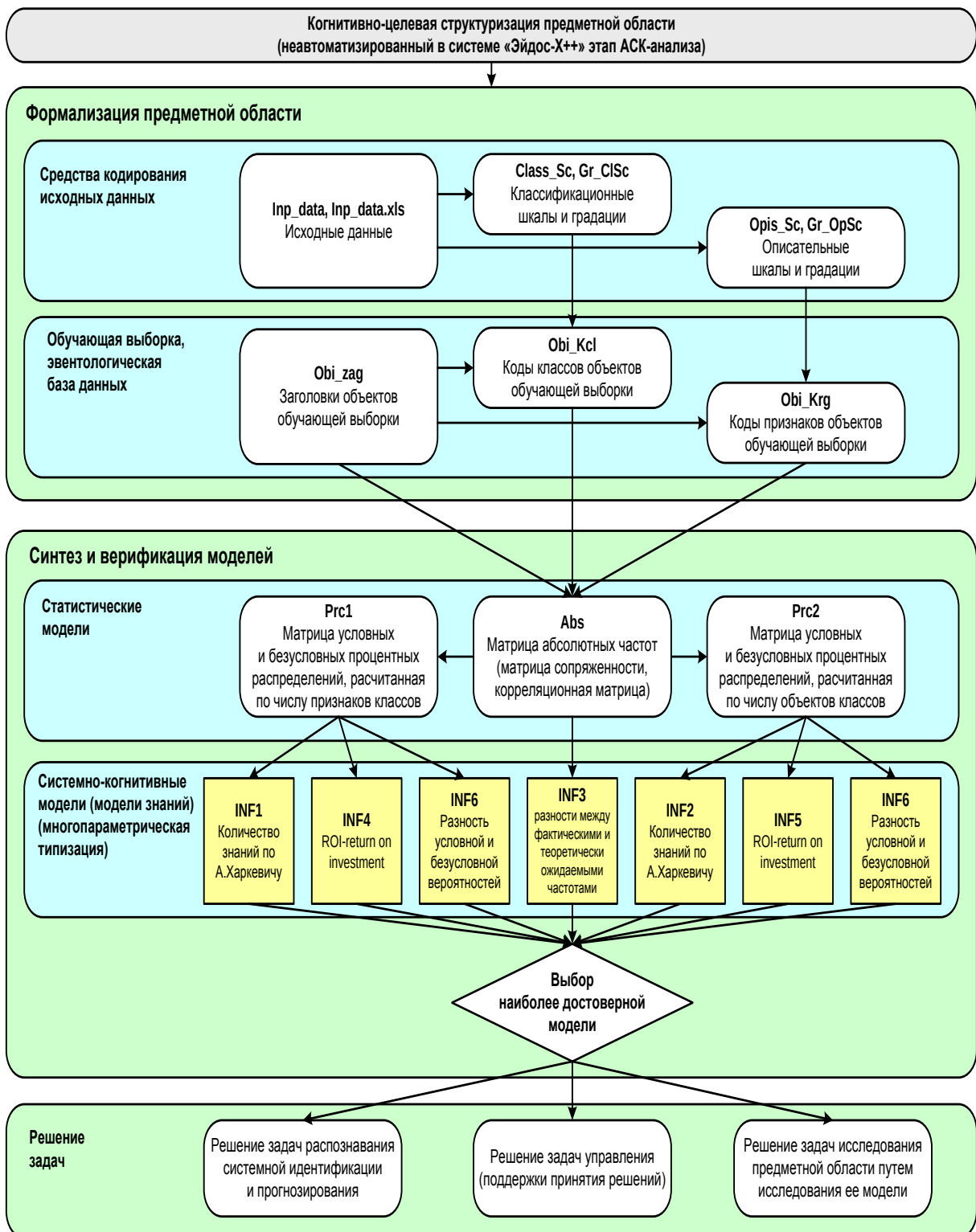


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

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:

1. rank – реальное звание игрока.
2. predicted – звание, предсказанное игрой.
3. score – счёт игрока в матче.

В качестве описательных шкал были выбраны:

1. goals – количество забитых игроком голов.
2. assists – количество голевых передач.

3. saves – количество сохранений.
4. shots – количество ударов по воротам.
5. dribbles – количество дриблов.
6. time close to ball – время около мяча.
7. time low boost – время с количеством ускорителя меньше 25.
8. num stolen boosts – количество украденных больших ускорителей (собранных на вражеской половине).
9. speed – средняя скорость машины на протяжении всего матча.
10. time at super sonic – время на сверхзвуковой скорости.
11. possession time – время владения мячом.
12. time low in air – время низко в воздухе.
13. time high in air – время высоко в воздухе.
14. total boost efficiency – эффективность собирания и использования ускорителей.
15. aerial efficiency – эффективность игрока в воздухе.

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной работы (рисунки 2 - 5) были получены путём анализа 20 матчей в соревновательном режиме в формате 3 на 3 игрока.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
1	id	rank	predicted	score	goals	assists	saves	shots	dribbles	time close to ball	time low boost	num stolen boosts	speed	time at super sonic	possession time	time low in air	time high in air	total boost efficiency	aerial efficiency
2	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19	15	15	348	1	1	0	3	6	23,61	98,75	0	14219,31	28,34	67,41	132,61	7,14	0,70	18,23
3	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19	15	14	222	0	0	2	1	6	29,59	73,05	0	13734,12	22,44	57,14	108,37	12,76	0,87	26,82
4	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19	13	12	238	1	0	0	2	1	21,80	91,10	0	14428,58	30,44	43,17	112,06	3,75	0,82	9,35
5	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19	15	12	383	2	0	0	3	9	40,72	61,15	1	14523,49	40,44	62,85	114,08	7,23	0,65	14,75
6	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19	15	13	160	0	0	1	1	5	28,31	152,34	0	13378,24	17,91	49,56	87,25	6,56	0,78	31,04
7	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19	16	14	392	1	2	0	3	12	38,74	81,82	3	14814,71	39,68	67,65	124,42	11,96	0,63	29,36
8	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF	15	12	390	1	0	1	1	4	18,93	83,52	0	13405,22	16,03	57,72	109,95	3,25	0,77	16,37
9	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF	15	12	160	0	0	1	1	4	20,42	72,98	0	13619,93	26,13	31,56	104,99	10,07	0,66	10,74
10	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF	12	11	280	0	0	0	3	8	37,16	112,11	0	13541,40	16,43	60,39	98,69	4,20	0,81	24,01
11	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF	13	11	100	0	0	1	0	5	21,12	108,88	0	11252,50	5,70	50,23	72,26	0,00	0,78	4,27
12	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF	13	11	250	1	0	1	1	3	18,80	65,30	0	9738,72	2,48	34,36	59,63	0,00	0,78	0,00
13	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF	0	11	380	1	0	1	2	5	24,52	73,83	0	12170,20	6,90	65,78	95,38	0,62	0,70	6,43
14	B475913A11EA0AEBBEA3C7816452EB4A	15	15	252	0	2	1	1	3	17,24	94,65	0	13222,22	21,59	36,33	140,75	8,94	0,78	14,58
15	B475913A11EA0AEBBEA3C7816452EB4A	15	13	524	3	0	1	3	2	15,34	68,55	0	13461,71	13,21	35,45	95,22	6,56	0,86	24,75
16	B475913A11EA0AEBBEA3C7816452EB4A	15	12	351	1	1	1	1	6	25,20	82,79	0	12903,75	19,69	60,71	64,52	0,08	0,79	29,24
17	B475913A11EA0AEBBEA3C7816452EB4A	15	15	260	1	0	0	0	5	25,28	95,33	1	14283,00	19,80	40,93	99,41	13,07	0,77	25,19
18	B475913A11EA0AEBBEA3C7816452EB4A	15	16	312	1	1	1	1	5	21,48	87,36	0	13615,10	17,37	54,59	109,70	12,87	0,85	20,55
19	B475913A11EA0AEBBEA3C7816452EB4A	15	14	343	1	2	0	2	3	21,99	93,20	1	14439,38	32,28	66,72	132,73	12,65	0,78	19,49
20	5AD6126811E8E38624954387D234FDAF	15	12	310	2	0	0	2	3	19,83	109,92	0	13941,60	43,76	47,81	113,67	4,80	0,70	15,68
21	5AD6126811E8E38624954387D234FDAF	15	12	220	0	1	1	2	0	16,10	35,05	0	13330,91	19,40	43,69	84,25	3,37	0,78	10,60
22	5AD6126811E8E38624954387D234FDAF	15	11	50	0	0	0	2	6	35,16	85,66	0	14031,84	22,96	51,63	114,86	4,53	0,76	7,78
23	5AD6126811E8E38624954387D234FDAF	15	14	365	1	0	2	3	8	33,83	111,08	1	14864,86	36,51	59,87	110,68	8,07	0,74	25,81
24	5AD6126811E8E38624954387D234FDAF	16	12	210	0	1	2	0	4	17,90	56,12	1	11319,44	10,47	44,28	81,35	2,52	0,74	11,07
25	5AD6126811E8E38624954387D234FDAF	0	12	60	0	0	0	1	3	25,36	67,47	0	11722,26	8,17	55,46	73,59	2,47	0,57	12,10
26	04046D0611E89B4F43F8258537BB68A4	15	12	230	1	0	1	1	2	10,79	107,50	0	12700,83	21,20	25,78	91,93	7,16	0,82	9,41
27	04046D0611E89B4F43F8258537BB68A4	0	12	460	1	0	0	4	4	25,04	39,42	0	13883,68	21,73	65,83	87,08	5,90	0,66	13,50
28	04046D0611E89B4F43F8258537BB68A4	15	11	240	0	1	0	0	6	29,75	119,96	0	13522,75	18,60	63,89	123,09	4,83	0,84	17,17
29	04046D0611E89B4F43F8258537BB68A4	0	11	170	0	0	0	1	2	12,40	56,13	0	13939,30	37,38	31,21	69,45	2,60	0,60	8,71
30	04046D0611E89B4F43F8258537BB68A4	0	12	510	1	0	2	3	5	19,86	44,31	1	14619,41	19,31	70,67	80,97	3,63	0,65	18,55
31	04046D0611E89B4F43F8258537BB68A4	13	12	70	0	0	0	0	3	19,37	82,50	1	14240,13	26,42	48,84	99,49	6,51	0,73	20,72
32	B5DF1B3E11EA0AEDD42E4A88A9813356	15	12	38	0	0	0	0	3	13,05	44,37	0	13823,62	11,06	19,08	54,21	4,03	0,88	8,94

Рисунок 2. Исходные данные

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	
33	B5DF1B3E11EA0AEDD42E4A88A9813356	15	14	124	0	0	1	1	3	12,64	36,59	0	14752,71	20,28	22,60	60,55	0,40	0,70	6,55	
34	B5DF1B3E11EA0AEDD42E4A88A9813356	15	12	46	0	0	0	0	0	2,96	6,14	0	11296,98	0,00	8,20	26,15	0,00	0,90	7,13	
35	B5DF1B3E11EA0AEDD42E4A88A9813356	12	15	296	1	1	1	2	2	9,08	47,99	1	15843,95	12,92	27,64	42,20	2,06	0,83	6,01	
36	B5DF1B3E11EA0AEDD42E4A88A9813356	13	13	94	0	1	0	1	1	7,69	37,56	1	13882,90	14,32	24,71	45,28	0,00	0,70	5,88	
37	B5DF1B3E11EA0AEDD42E4A88A9813356	12	12	350	2	1	0	3	2	11,99	30,66	0	15343,68	11,52	23,75	54,50	0,92	0,81	4,80	
38	80E3D7E411E8D2FE8A29E3A4E8FBC013	15	12	310	2	1	0	2	3	11,82	54,90	0	13745,79	9,56	18,70	53,50	0,00	0,61	2,85	
39	80E3D7E411E8D2FE8A29E3A4E8FBC013	15	12	210	1	1	0	3	3	9,53	27,59	0	13836,88	11,20	22,83	43,84	0,00	0,73	0,00	
40	80E3D7E411E8D2FE8A29E3A4E8FBC013	0	12	370	2	1	1	4	5	15,29	40,80	0	14526,66	12,58	36,60	59,96	4,96	0,81	11,97	
41	80E3D7E411E8D2FE8A29E3A4E8FBC013	0	11	50	0	1	0	0	0	8,32	51,16	0	12030,80	2,97	16,08	29,28	2,22	0,81	4,93	
42	80E3D7E411E8D2FE8A29E3A4E8FBC013	14	11	225	0	0	3	1	4	12,41	29,41	0	12435,73	11,56	30,84	34,10	0,00	0,83	8,94	
43	80E3D7E411E8D2FE8A29E3A4E8FBC013	15	11	180	1	0	1	1	1	7,36	15,15	0	13105,29	7,16	13,73	48,72	0,00	0,76	6,38	
44	79F98CE611E9FFB5FE3128FE7DDF912	15	13	332	1	0	0	4	6	34,64	91,70	0	14571,26	66,61	66,56	192,74	9,92	0,70	24,90	
45	79F98CE611E9FFB5FE3128FE7DDF912	15	12	432	1	0	2	1	6	30,87	188,33	0	13287,38	23,08	88,71	170,70	9,72	0,75	37,54	
46	79F98CE611E9FFB5FE3128FE7DDF912	15	13	702	1	0	5	2	9	45,65	125,56	0	14055,99	59,17	119,12	164,84	10,08	0,79	35,49	
47	79F98CE611E9FFB5FE3128FE7DDF912	14	13	485	2	0	1	4	5	40,93	239,09	0	13524,13	37,32	66,36	191,35	4,72	0,80	20,15	
48	79F98CE611E9FFB5FE3128FE7DDF912	16	17	624	1	2	1	5	7	43,72	138,12	0	14057,65	58,81	97,93	185,36	17,72	0,71	58,06	
49	79F98CE611E9FFB5FE3128FE7DDF912	14	14	474	1	1	1	4	5	50,36	215,26	1	14392,00	43,21	99,05	224,42	23,40	0,84	31,88	
50	625411B811E8FEDC5CEBFD9D90E3C53A	15	16	384	2	0	0	1	3	6	21,91	98,79	0	14500,12	38,57	34,10	120,18	5,87	0,76	4,95
51	625411B811E8FEDC5CEBFD9D90E3C53A	15	12	88	0	0	0	1	4	18,64	67,76	0	13654,62	20,42	38,85	87,94	1,77	0,83	10,53	
52	625411B811E8FEDC5CEBFD9D90E3C53A	15	13	375	0	1	3	1	3	21,00	93,62	0	14219,31	17,34	61,79	113,84	6,40	0,78	15,71	
53	625411B811E8FEDC5CEBFD9D90E3C53A	0	12	332	1	1	1	1	6	21,30	53,50	0	12577,47	13,42	45,17	85,61	8,69	0,76	16,70	
54	625411B811E8FEDC5CEBFD9D90E3C53A	16	11	106	0	0	0	2	2	13,36	35,70	1	13844,73	13,66	38,37	66,67	5,98	0,82	12,75	
55	625411B811E8FEDC5CEBFD9D90E3C53A	19	14	633	3	0	1	6	14	43,09	59,10	1	15257,07	54,59	81,87	136,15	4,69	0,64	19,94	
56	97F36D4211E89766CF5BF49595AD6FD9	15	11	210	0	1	1	0	3	20,24	128,33	0	12554,58	8,45	56,20	84,16	4,33	0,78	10,72	
57	97F36D4211E89766CF5BF49595AD6FD9	15	12	370	2	0	0	3	5	27,11	43,89	0	13541,74	25,94	39,68	79,42	5,04	0,55	22,46	
58	97F36D4211E89766CF5BF49595AD6FD9	16	11	330	0	0	1	2	4	32,05	54,79	0	14428,45	26,01	45,08	124,48	7,85	0,71	21,50	
59	97F36D4211E89766CF5BF49595AD6FD9	15	12	780	3	0	1	4	3	18,09	88,07	0	12966,78	13,85	43,54	84,71	1,03	0,75	3,69	
60	97F36D4211E89766CF5BF49595AD6FD9	0	11	120	0	1	0	1	4	33,70	102,58	1	14285,69	29,82	53,15	122,50	3,65	0,75	7,52	
61	97F36D4211E89766CF5BF49595AD6FD9	14	11	370	1	2	1	2	9	36,21	66,49	0	13468,07	24,08	54,49	122,32	6,34	0,69	2,46	
62	FF32A80411E947E9A24714A69539603F	15	13	418	2	1	1	2	3	19,04	128,06	0	13859,54	15,18	35,80	71,57	17,32	0,78	18,12	
63	FF32A80411E947E9A24714A69539603F	15	15	501	1	1	3	1	6	22,09	62,82	0	12643,40	11,32	48,50	97,05	7,29	0,78	27,53	
64	FF32A80411E947E9A24714A69539603F	15	12	335	0	1	2	3	7	30,93	75,53	0	12903,60	10,73	55,97	65,55	3,72	0,71	23,25	
65	FF32A80411E947E9A24714A69539603F	15	14	541	2	1	3	1	3	14,20	119,50	0	14235,31	38,14	41,53	107,91	2,92	0,79	14,40	
66	FF32A80411E947E9A24714A69539603F	15	12	460	2	1	0	6	4	21,65	86,17	0	14382,91	24,86	62,85	98,07	8,52	0,75	15,11	
67	FF32A80411E947E9A24714A69539603F	15	14	242	0	1	0	6	4	25,05	91,47	0	14814,12	32,18	54,53	118,42	15,61	0,71	24,04	
68	05AAEEB211E9D3FE9E0D1DAF8BF616A9	15	13	440	1	0	3	1	7	33,46	47,53	0	12272,37	15,38	54,16	93,87	3,92	0,74	32,61	
69	05AAEEB211E9D3FE9E0D1DAF8BF616A9	15	12	567	2	2	1	4	7	24,54	58,62	0	13719,12	17,02	57,39	87,82	5,96	0,75	13,73	
70	05AAEEB211E9D3FE9E0D1DAF8BF616A9	0	11	274	1	1	1	1	2	17,88	54,00	0	10556,93	10,65	24,10	62,19	3,56	0,81	19,59	

Рисунок 3. Исходные данные

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
71	05AAEEB211E9D3FE9E0D1DAF8BF616A9	0	14	260	1	1	1	0	2	14,85	113,89	2	14149,04	22,17	45,10	95,13	0,32	0,84	3,31
72	05AAEEB211E9D3FE9E0D1DAF8BF616A9	15	13	312	1	0	1	3	7	31,54	54,55	0	14565,52	27,49	59,48	104,57	16,36	0,70	29,29
73	05AAEEB211E9D3FE9E0D1DAF8BF616A9	0	15	326	1	1	0	4	3	27,91	87,11	0	13932,96	22,85	61,69	107,74	13,49	0,81	26,56
74	E4472EC011E9226E06B01483CFA29187	15	15	370	1	2	0	2	5	25,43	118,29	0	14260,06	26,15	43,95	106,00	5,50	0,79	5,69
75	E4472EC011E9226E06B01483CFA29187	15	12	220	1	1	0	2	4	28,58	82,43	0	13967,73	27,96	56,34	117,36	11,75	0,78	14,60
76	E4472EC011E9226E06B01483CFA29187	15	12	500	2	0	2	3	5	29,03	97,91	0	14950,29	34,88	65,81	119,33	8,42	0,67	17,38
77	E4472EC011E9226E06B01483CFA29187	0	12	240	1	1	0	2	1	19,88	40,72	1	10357,29	5,84	24,15	51,78	0,57	0,88	12,00
78	E4472EC011E9226E06B01483CFA29187	0	13	316	1	0	1	3	3	20,14	82,34	0	14280,29	34,38	69,78	99,59	8,03	0,73	20,63
79	E4472EC011E9226E06B01483CFA29187	17	11	72	0	0	0	0	9	26,51	80,10	0	11220,57	11,50	36,46	67,67	4,30	0,76	8,81
80	4C3F797E11E948260B3C788C06FF7F13	15	12	170	0	0	0	3	8	40,04	111,28	0	14600,97	45,42	76,22	149,36	10,48	0,78	18,57
81	4C3F797E11E948260B3C788C06FF7F13	15	12	418	2	1	0	3	5	33,01	129,38	0	13028,42	35,14	69,07	121,77	7,96	0,74	22,88
82	4C3F797E11E948260B3C788C06FF7F13	15	13	418	1	2	0	5	1	29,34	79,11	0	13622,96	31,73	47,59	139,50	8,64	0,80	28,62
83	4C3F797E11E948260B3C788C06FF7F13	16	13	437	2	0	1	2	3	22,90	122,76	1	13922,91	40,34	32,28	168,11	1,77	0,77	12,48
84	4C3F797E11E948260B3C788C06FF7F13	15	14	488	1	1	2	6	7	34,34	127,71	0	14735,25	37,26	101,83	167,53	11,69	0,81	27,99
85	4C3F797E11E948260B3C788C06FF7F13	15	15	426	1	1	1	2	4	34,98	117,62	3	14729,41	37,67	66,42	143,61	18,32	0,77	31,42
86	8156E8EE11E89CE29E0DECBE8BF616A9	15	11	370	0	2	1	2	4	23,59	88,26	0	15117,44	41,56	51,81	81,97	4,67	0,67	10,37
87	8156E8EE11E89CE29E0DECBE8BF616A9	15	11	210	0	0	2	1	1	13,73	43,76	0	11778,20	10,78	24,47	51,41	0,77	0,81	11,60
88	8156E8EE11E89CE29E0DECBE8BF616A9	0	12	530	2	0	0	4	7	24,83	80,09	0	14985,02	32,93	55,70	91,75	1,05	0,71	9,68
89	8156E8EE11E89CE29E0DECBE8BF616A9	0	11	790	1	2	3	2	8	28,15	106,56	0	11825,98	14,66	67,75	99,72	3,23	0,80	26,44
90	8156E8EE11E89CE29E0DECBE8BF616A9	0	12	610	2	1	0	3	3	22,22	53,37	0	12785,90	13,61	41,33	97,10	2,15	0,73	14,94
91	8156E8EE11E89CE29E0DECBE8BF616A9	0	12	670	3	1	0	3	0	19,82	80,31	2	13562,48	12,37	38,73	85,92	2,63	0,72	13,66
92	7576EDC811E94118EDF152AA38FAFC7A	15	12	64	0	0	0	2	4	19,45	45,43	0	12458,51	17,01	44,41	68,95	6,32	0,61	29,77
93	7576EDC811E94118EDF152AA38FAFC7A	15	14	338	1	0	1	3	6	30,63	92,23	0	13979,74	42,09	78,81	141,98	12,93	0,76	16,88
94	7576EDC811E94118EDF152AA38FAFC7A	15	11	332	1	1	1	0	8	26,71	71,13	0	13547,00	15,13	49,74	99,63	5,52	0,75	21,32
95	7576EDC811E94118EDF152AA38FAFC7A	15	15	126	0	0	1	0	5	21,27	166,14	0	14397,07	32,91	55,82	152,48	10,01	0,71	20,53
96	7576EDC811E94118EDF152AA38FAFC7A	0	13	273	0	1	1	1	5	33,21	90,56	0	14199,54	31,12	73,48	141,66	8,33	0,73	17,43
97	7576EDC811E94118EDF152AA38FAFC7A	13	13	300	1	0	1	3	5	27,86	84,75	0	13839,97	23,13	57,20	122,92	3,69	0,78	23,60
98	347AE42211EA0AEF1D94FDB07D913D63	15	14	313	0	2	2	1	7	28,95	129,91	0	13375,95	27,82	60,71	152,84	7,23	0,77	13,22
99	347AE42211EA0AEF1D94FDB07D913D63	15	16	696	2	0	5	4	6	29,29	100,54	0	14126,01	30,87	58,33	131,92	22,81	0,75	30,09
100	347AE42211EA0AEF1D94FDB07D913D63	15	14	506	2	0	1	2	13	47,02	139,59	0	14264,74	45,73	84,99	172,20	21,71	0,78	39,01
101	347AE42211EA0AEF1D94FDB07D913D63	15	12	412	2	0	1	5	2	17,68	118,34	0	12619,29	9,20	55,22	98,16	4,56	0,81	24,55
102	347AE42211EA0AEF1D94FDB07D913D63	15	13	202	0	1	0	4	7	31,79	99,64	1	14387,31	34,80	65,86	111,21	7,12	0,76	31,97
103	347AE42211EA0AEF1D94FDB07D913D63	14	14	447	1	1	1	5	10	32,46	137,17	2	13414,14	22,68	72,21	148,46	16,88	0,76	22,88
104	CA3EDDD611EA0AECCB19C08CDEE4DFF5	15	12	164	0	0	1	2	10	29,24	99,98	0	13455,95	23,12	50,09	104,01	6,80	0,68	11,06
105	CA3EDDD611EA0AECCB19C08CDEE4DFF5	15	13	152	0	0	0	2	4	22,66	67,60	0	14398,29	27,54	57,27	115,33	16,20	0,69	20,96
106	CA3EDDD611EA0AECCB19C08CDEE4DFF5	15	13	136	0	0	1	0	7	31,84	86,40	0	13377,58	18,31	33,24	97,94	7,93	0,75	20,25
107	CA3EDDD611EA0AECCB19C08CDEE4DFF5	15	12	272	0	1	2	0	3	20,75	53,92	0	13429,01	10,88	38,59	62,35	5,32	0,67	22,63
108	CA3EDDD611EA0AECCB19C08CDEE4DFF5	15	16	570	3	0	1	4	8	24,56	58,08	1	14036,08	22,66	55,00	146,58	2,80	0,67	24,61

Рисунок 4. Исходные данные

109	CA3EDDD611EA0AECCB19C08CDEE4DFF5	15	13	318	0	2	1	1	3	19,63	46,27	1	14027,44	23,11	66,06	113,17	8,48	0,79	17,62
110	A4E8669E11EA0AEAC0458AB535A4062F	15	15	302	1	0	2	2	4	21,52	125,64	0	14182,21	26,00	51,11	95,43	1,36	0,75	18,66
111	A4E8669E11EA0AEAC0458AB535A4062F	17	15	308	1	1	0	3	4	26,65	65,44	0	13756,46	21,62	57,51	98,06	10,00	0,70	25,07
112	A4E8669E11EA0AEAC0458AB535A4062F	15	14	138	0	1	0	0	4	24,21	87,13	0	14344,41	23,48	55,04	104,82	5,84	0,76	13,60
113	A4E8669E11EA0AEAC0458AB535A4062F	15	12	311	1	0	1	2	5	18,11	61,49	0	11506,11	12,84	42,77	78,39	5,43	0,76	10,77
114	A4E8669E11EA0AEAC0458AB535A4062F	15	13	521	3	1	0	4	0	26,41	79,63	1	14671,11	23,40	38,28	89,87	6,20	0,73	15,67
115	A4E8669E11EA0AEAC0458AB535A4062F	15	12	441	1	2	1	1	3	31,17	109,03	2	13721,61	21,31	44,01	73,19	2,76	0,75	20,02

Рисунок 5. Исходные данные

Для загрузки базы исходных данных в систему “Эйдос” необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз данных табличного вида, режима 2.3.2.2 (рисунок 6).

2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "ЭЙДОС-Х++"

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 - Comma-Separated Values

Стандарт CSV-файла

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:

2

Конечный столбец классификационных шкал:

4

Задайте режим:

☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте параметры формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp_data":

☒ Не применять сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить спец. интерпретацию текстовых полей классов

☐ Применить спец. интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

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

Интерпретация TXT-полей признаков:

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

☒ Только интервальные числовые значения

(например: "1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

☐ Только наименования интервальных числовых значений

(например: "Минимальное")

☐ И интервальные числовые значения, и их наименования

(например: "Минимальное: 1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

Ok

Cancel

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [9 x 60]

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	3	9	3,00	15	60	4,00
Текстовые	0	0	0,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	3	9	3,00	15	60	4,00

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

2.3.2.2. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data" в систему "ЭЙДОС-Х++"

Стадии исполнения процесса:

1/3: Формирование классификационных и описательных шкал и градаций на основе БД "Inp_data"- Готово

2/3: Генерация обучающей выборки и базы событий "EventsKO" на основе БД "Inp_data"- Готово

3/3: Переиндексация всех баз данных нового приложения- Готово

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 19:26:41 Окончание: 19:26:56

100%

Ok

Прошло: 0:00:15 Осталось: 0:00:00

Рисунок 6. Экранные формы программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

На рисунке 7 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима. Здесь же обратим внимание на то, что в исходных данных как классификационные, так и описательные шкалы могут быть представлены как числовыми, так и текстовыми значениями.

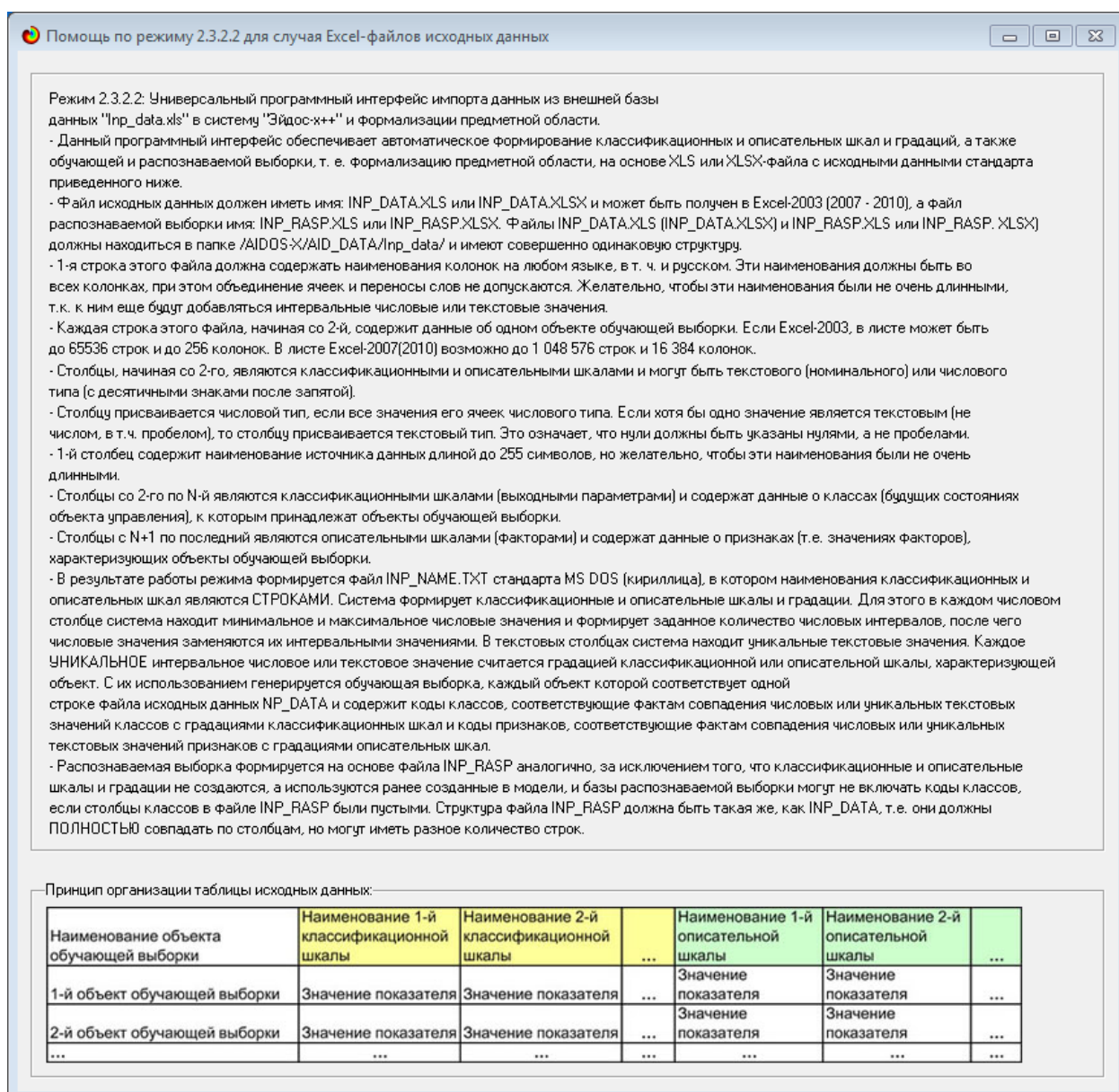


Рисунок 7. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформировано 3 классификационных шкалы с суммарным количеством градаций (классов) 9 (таблица 1) и 15 описательных шкал с суммарным числом градаций 60 (таблица 2). С использованием классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 1 и 2) исходные данные (рисунки 2 - 5) были закодированы и в результате получена обучающая выборка, фрагмент которой представлен на рисунке 8.

Таблица 1 – Классификационные шкалы и градации

Код	Наименование
1	RANK-1/3-{12.0000000, 14.3333333}
2	RANK-2/3-{14.3333333, 16.6666667}
3	RANK-3/3-{16.6666667, 19.0000000}
4	PREDICTED-1/3-{11.0000000, 13.0000000}
5	PREDICTED-2/3-{13.0000000, 15.0000000}
6	PREDICTED-3/3-{15.0000000, 17.0000000}
7	SCORE-1/3-{38.0000000, 288.6666667}
8	SCORE-2/3-{288.6666667, 539.3333333}
9	SCORE-3/3-{539.3333333, 790.0000000}

Таблица 2 – Описательные шкалы и градации

Код	Наименование
1	GOALS-1/4-{1.0000000, 1.5000000}
2	GOALS-2/4-{1.5000000, 2.0000000}
3	GOALS-3/4-{2.0000000, 2.5000000}
4	GOALS-4/4-{2.5000000, 3.0000000}
5	ASSISTS-1/4-{1.0000000, 1.2500000}
6	ASSISTS-2/4-{1.2500000, 1.5000000}
7	ASSISTS-3/4-{1.5000000, 1.7500000}
8	ASSISTS-4/4-{1.7500000, 2.0000000}
9	SAVES-1/4-{1.0000000, 2.0000000}
10	SAVES-2/4-{2.0000000, 3.0000000}
11	SAVES-3/4-{3.0000000, 4.0000000}
12	SAVES-4/4-{4.0000000, 5.0000000}
13	SHOTS-1/4-{1.0000000, 2.2500000}
14	SHOTS-2/4-{2.2500000, 3.5000000}
15	SHOTS-3/4-{3.5000000, 4.7500000}
16	SHOTS-4/4-{4.7500000, 6.0000000}
17	DRIBBLES-1/4-{1.0000000, 4.2500000}
18	DRIBBLES-2/4-{4.2500000, 7.5000000}
19	DRIBBLES-3/4-{7.5000000, 10.7500000}
20	DRIBBLES-4/4-{10.7500000, 14.0000000}
21	TIME CLOSE TO BALL-1/4-{2.9600000, 14.8100000}
22	TIME CLOSE TO BALL-2/4-{14.8100000, 26.6600000}
23	TIME CLOSE TO BALL-3/4-{26.6600000, 38.5100000}
24	TIME CLOSE TO BALL-4/4-{38.5100000, 50.3600000}
25	TIME LOW BOOST-1/4-{6.1400000, 64.3775000}
26	TIME LOW BOOST-2/4-{64.3775000, 122.6150000}
27	TIME LOW BOOST-3/4-{122.6150000, 180.8525000}
28	TIME LOW BOOST-4/4-{180.8525000, 239.0900000}
29	NUM STOLEN BOOSTS-1/4-{1.0000000, 1.5000000}
30	NUM STOLEN BOOSTS-2/4-{1.5000000, 2.0000000}
31	NUM STOLEN BOOSTS-3/4-{2.0000000, 2.5000000}
32	NUM STOLEN BOOSTS-4/4-{2.5000000, 3.0000000}
33	SPEED-1/4-{9738.7200000, 11265.0275000}
34	SPEED-2/4-{11265.0275000, 12791.3350000}
35	SPEED-3/4-{12791.3350000, 14317.6425000}
36	SPEED-4/4-{14317.6425000, 15843.9500000}
37	TIME AT SUPER SONIC-1/4-{2.4800000, 18.5125000}
38	TIME AT SUPER SONIC-2/4-{18.5125000, 34.5450000}
39	TIME AT SUPER SONIC-3/4-{34.5450000, 50.5775000}

40	TIME AT SUPER SONIC-4/4-{50.5775000, 66.6100000}
41	POSSESSION TIME-1/4-{8.2000000, 35.9300000}
42	POSSESSION TIME-2/4-{35.9300000, 63.6600000}
43	POSSESSION TIME-3/4-{63.6600000, 91.3900000}
44	POSSESSION TIME-4/4-{91.3900000, 119.1200000}
45	TIME LOW IN AIR-1/4-{26.1500000, 75.7175000}
46	TIME LOW IN AIR-2/4-{75.7175000, 125.2850000}
47	TIME LOW IN AIR-3/4-{125.2850000, 174.8525000}
48	TIME LOW IN AIR-4/4-{174.8525000, 224.4200000}
49	TIME HIGH IN AIR-1/4-{0.0800000, 5.9100000}
50	TIME HIGH IN AIR-2/4-{5.9100000, 11.7400000}
51	TIME HIGH IN AIR-3/4-{11.7400000, 17.5700000}
52	TIME HIGH IN AIR-4/4-{17.5700000, 23.4000000}
53	TOTAL BOOST EFFICIENCY-1/4-{0.5500000, 0.6375000}
54	TOTAL BOOST EFFICIENCY-2/4-{0.6375000, 0.7250000}
55	TOTAL BOOST EFFICIENCY-3/4-{0.7250000, 0.8125000}
56	TOTAL BOOST EFFICIENCY-4/4-{0.8125000, 0.9000000}
57	AERIAL EFFICIENCY-1/4-{2.4600000, 16.3600000}
58	AERIAL EFFICIENCY-2/4-{16.3600000, 30.2600000}
59	AERIAL EFFICIENCY-3/4-{30.2600000, 44.1600000}
60	AERIAL EFFICIENCY-4/4-{44.1600000, 58.0600000}

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"

Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19		
2	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19		
3	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19		
4	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19		
5	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19		
6	0F59130011EA0AE8B17DBC9EB9532C19		
7	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF		
8	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF		
9	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF		
10	FB8E647A11E874BA63B9F680D0E3FCAF		

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4
1	2	5	8	0

Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	1	5	14	18	22	26	35
1	38	43	47	50	54	58	0

Помощь Скопировать обуч.выб.в расп. Добавить объект Добавить классы Добавить признаки Удалить объект Удалить классы Удалить признаки Очистить БД

Рисунок 8. Фрагмент обучающей выборки

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 9).

3.5. Выбор моделей для синтеза и верификации

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 j-го класса
- ☒ 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

Системно-когнитивные модели (базы знаний):

- ☒ 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- ☒ 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- ☒ 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- ☒ 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 PRC1
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

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:

Какие объекты обуч. выборки копировать:

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

Удалять из обуч. выборки скопированные объекты:

- ☒ Не удалять
- ☐ Удалять

Пояснение по алгоритму верификации

Для каждой заданной модели выполнять:

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

На каком процессоре выполнять расчеты:

- ☐ CPU
- ☒ GPU

Уменьшение размеров базы данных результатов распознавания: Rasp.dbf

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 45320 байт, т.е.: 0.0021104 % от MAX-возможного, (от 2Гб)

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

Ok Cancel

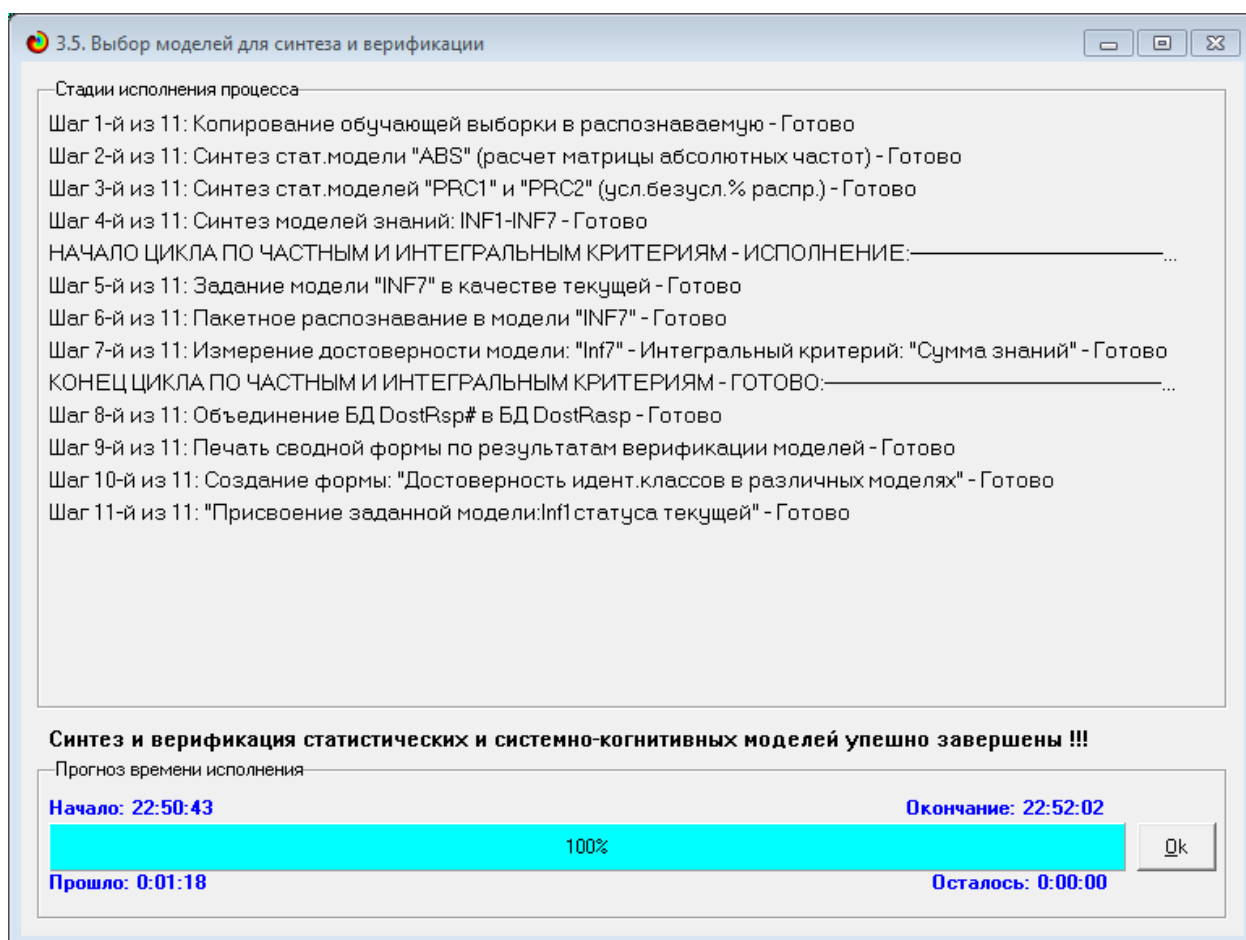


Рисунок 9. Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Фрагменты самих созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 10, 11, 12.

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. RANK 1/3 (12.0, 14.3)	2. RANK 2/3 (14.3, 16.7)	3. RANK 3/3 (16.7, 19.0)	4. PREDICTED 1/3 (11.0, 13.0)	5. PREDICTED 2/3 (13.0, 15.0)	6. PREDICTED 3/3 (15.0, 17.0)	7. SCORE 1/3 (30.0, 288.7)	8. SCORE 2/3 (288.7, 539.3)	9. SCORE 3/3 (539.3, 790.0)	Сумма	Среднее
1	GOALS-1/4-(1.0000000, 1.5000000)	7	28	1	27	17	2	10	33	3	128	14.2
2	GOALS-2/4-(1.5000000, 2.0000000)	2	15		16	2	2		16	4	57	6.3
3	GOALS-3/4-(2.0000000, 2.5000000)		4	1	4	1	1		2	4	17	1.8
4	GOALS-4/4-(2.5000000, 3.0000000)											
5	ASSISTS-1/4-(1.0000000, 1.2500000)	5	25	1	28	13	1	17	22	3	115	12.7
6	ASSISTS-2/4-(1.2500000, 1.5000000)											
7	ASSISTS-3/4-(1.5000000, 1.7500000)											
8	ASSISTS-4/4-(1.7500000, 2.0000000)	1	11		7	5	1	1	9	3	38	4.2
9	SAVES-1/4-(1.0000000, 2.0000000)	8	44	1	41	16	4	20	36	5	175	19.4
10	SAVES-2/4-(2.0000000, 3.0000000)	1	4		4	2		1	3	2	17	1.8
11	SAVES-3/4-(3.0000000, 4.0000000)											
12	SAVES-4/4-(4.0000000, 5.0000000)		2		1		1			2	6	0.6
13	SHOTS-1/4-(1.0000000, 2.2500000)	6	40		42	12	1	26	26	3	156	17.3
14	SHOTS-2/4-(2.2500000, 3.5000000)	3	14	1	16	5	1	3	17	2	62	6.8
15	SHOTS-3/4-(3.5000000, 4.7500000)	2	7		9	2	2	1	8	4	35	3.8
16	SHOTS-4/4-(4.7500000, 6.0000000)	1	6	1	3	4	1	1	5	2	24	2.6
17	DRIBBLES-1/4-(1.0000000, 4.2500000)	7	37	1	43	12		29	23	3	155	17.2
18	DRIBBLES-2/4-(4.2500000, 7.5000000)	4	29		25	10	4	10	26	3	111	12.3
19	DRIBBLES-3/4-(7.5000000, 10.7500000)	3	7	1	9	2	1	4	5	3	35	3.8
20	DRIBBLES-4/4-(10.7500000, 14.0000000)		2	1		3			2	1	9	1.0
21	TIME CLOSE TO BALL-1/4-(2.9600000, 14.8100000)	4	10		13	3		12	3	1	46	5.1
22	TIME CLOSE TO BALL-2/4-(14.8100000, 26.6600000)	4	36	2	40	12	3	22	28	5	152	16.8

Рисунок 10. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. RANK 1/3 (12.0, 14.3)	2. RANK 2/3 (14.3, 16.7)	3. RANK 3/3 (16.7, 19.0)	4. PREDICTED 1/3 (11.0, 13.0)	5. PREDICTED 2/3 (13.0, 15.0)	6. PREDICTED 3/3 (15.0, 17.0)	7. SCORE 1/3 (38.0, 288.7)	8. SCORE 2/3 (288.7, 539.3)	9. SCORE 3/3 (539.3, 790.0)	Сумма	Ср.
1	GOALS-1/4-(1.000000, 1.500000)	0.091	-0.037	-0.056	-0.063	0.157	-0.024	-0.198	0.125	-0.169	-0.174	
2	GOALS-2/4-(1.500000, 2.000000)	-0.078	0.033		0.046	-0.350	0.284		0.158	0.249	0.342	
3	GOALS-3/4-(2.000000, 2.500000)											
4	GOALS-4/4-(2.500000, 3.000000)		-0.009	0.713	-0.021	-0.153	0.481		-0.174	0.711	1.547	
5	ASSISTS-1/4-(1.000000, 1.250000)	0.003	-0.040	-0.016	-0.008	0.096	-0.248	0.045	0.012	-0.128	-0.283	
6	ASSISTS-2/4-(1.250000, 1.500000)											
7	ASSISTS-3/4-(1.500000, 1.750000)											
8	ASSISTS-4/4-(1.750000, 2.000000)	-0.188	0.070		-0.115	0.154	0.175	-0.613	0.093	0.294	-0.130	
9	SAVES-1/4-(1.000000, 2.000000)	0.022	0.016	-0.176	-0.023	0.015	0.121	-0.053	0.039	-0.093	-0.131	
10	SAVES-2/4-(2.000000, 3.000000)	0.119	-0.009		-0.021	0.111		-0.306	-0.019	0.446	0.320	
11	SAVES-3/4-(3.000000, 4.000000)											
12	SAVES-4/4-(4.000000, 5.000000)		0.123		-0.153		0.878			0.843	1.692	
13	SHOTS-1/4-(1.000000, 2.250000)	-0.043	0.023		0.030	-0.051	-0.364	0.091	-0.041	-0.244	-0.599	
14	SHOTS-2/4-(2.250000, 3.500000)	0.044	-0.025	0.220	0.014	-0.033	-0.012	-0.380	0.149	-0.047	-0.071	
15	SHOTS-3/4-(3.500000, 4.750000)	0.108	-0.071		0.013	-0.164	0.470	-0.581	0.079	0.435	0.288	
16	SHOTS-4/4-(4.750000, 6.000000)	-0.013	0.014	0.582	-0.262	0.244	0.350	-0.437	0.044	0.315	0.835	
17	DRIBBLES-1/4-(1.000000, 4.250000)	0.018	-0.004	-0.129	0.042	-0.048		0.135	-0.085	-0.242	-0.314	
18	DRIBBLES-2/4-(4.250000, 7.500000)	-0.068	0.030		-0.038	0.009	0.294	-0.143	0.089	-0.114	0.059	
19	DRIBBLES-3/4-(7.500000, 10.750000)	0.262	-0.071	0.438	0.013	-0.164	0.206	-0.053	-0.100	0.326	0.856	
20	DRIBBLES-4/4-(10.750000, 14.000000)		-0.031	0.956		0.508			0.069	0.425	1.926	
21	TIME CLOSE TO BALL-1/4-(2.960000, 14.810000...)	0.268	-0.040		0.049	-0.114		0.262	-0.399	-0.197	-0.171	
22	TIME CLOSE TO BALL-2/4-(14.810000, 26.660000...)	-0.188	-0.007	0.142	0.021	-0.041	0.065	0.037	-0.003	-0.039	-0.012	

Рисунок 11. Матрица информативностей INF1 (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. RANK 1/3 (12.0, 14.3)	2. RANK 2/3 (14.3, 16.7)	3. RANK 3/3 (16.7, 19.0)	4. PREDICTED 1/3 (11.0, 13.0)	5. PREDICTED 2/3 (13.0, 15.0)	6. PREDICTED 3/3 (15.0, 17.0)	7. SCORE 1/3 (38.0, 288.7)	8. SCORE 2/3 (288.7, 539.3)	9. SCORE 3/3 (539.3, 790.0)	Сумма	Ср.
1	GOALS-1/4-(1.000000, 1.500000)	1.484	-2.872	-0.160	-4.843	5.748	-0.131	-6.799	9.243	-1.670		
2	GOALS-2/4-(1.500000, 2.000000)	-0.456	1.252	-0.516	1.820	-3.011	1.051	-7.481	5.421	1.920		
3	GOALS-3/4-(2.000000, 2.500000)											
4	GOALS-4/4-(2.500000, 3.000000)	-0.733	-0.100	0.846	-0.229	-0.494	0.717	-2.231	-1.155	3.380		
5	ASSISTS-1/4-(1.000000, 1.250000)	0.044	-2.736	-0.042	-0.609	2.891	-0.915	1.907	0.656	-1.196		
6	ASSISTS-2/4-(1.250000, 1.500000)											
7	ASSISTS-3/4-(1.500000, 1.750000)											
8	ASSISTS-4/4-(1.750000, 2.000000)	-0.638	1.835	-0.344	-2.453	1.660	0.367	-3.987	1.947	1.614		
9	SAVES-1/4-(1.000000, 2.000000)	0.458	1.793	-0.585	-2.536	0.617	1.086	-2.968	3.520	-1.385		
10	SAVES-2/4-(2.000000, 3.000000)	0.267	-0.100	-0.154	-0.229	0.506		-1.231	-0.155	1.380		
11	SAVES-3/4-(3.000000, 4.000000)											
12	SAVES-4/4-(4.000000, 5.000000)	-0.259	0.553	-0.054	-0.493	-0.527	0.900	-0.787	-1.114	1.781		
13	SHOTS-1/4-(1.000000, 2.250000)	-0.723	2.375	-1.413	3.191	-1.713	-1.597	5.526	-2.954	-2.691		
14	SHOTS-2/4-(2.250000, 3.500000)	0.328	-0.953	0.438	0.576	-0.450	-0.032	-5.137	5.493	-0.262		
15	SHOTS-3/4-(3.500000, 4.750000)	0.492	-1.441	-0.317	0.293	-1.077	1.417	-3.594	1.504	2.723		
16	SHOTS-4/4-(4.750000, 6.000000)	-0.034	0.212	0.783	-2.971	1.890	0.600	-2.150	0.546	1.124		
17	DRIBBLES-1/4-(1.000000, 4.250000)	0.320	-0.384	-0.404	4.440	-1.625	-2.581	8.657	-5.768	-2.655		
18	DRIBBLES-2/4-(4.250000, 7.500000)	-0.784	2.228	-1.006	-2.614	0.243	2.152	-4.568	5.398	-1.050		
19	DRIBBLES-3/4-(7.500000, 10.750000)	1.492	-1.441	0.683	0.293	-1.077	0.417	-0.594	-1.496	1.723		
20	DRIBBLES-4/4-(10.750000, 14.000000)	-0.388	-0.171	0.918	-2.239	2.209	-0.150	-1.181	0.330	0.672		
21	TIME CLOSE TO BALL-1/4-(2.960000, 14.810000...)	2.018	-1.095	-0.417	1.556	-1.044	-0.766	5.963	-5.538	-0.678		
22	TIME CLOSE TO BALL-2/4-(14.810000, 26.660000...)	-2.550	-0.660	0.623	2.186	-1.361	0.469	2.051	-0.212	-0.546		

Рисунок 12. 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 Ризбергена, 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 13).

Из рисунка 13 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении и по F-критерию Ван Ризбергена, и по критерию L1 проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF2 с интегральным критерием «Семантический резонанс знаний» ($F=0,736$ и $L1=0,822$ при максимуме 1,000), что является хорошим результатом, а по критерию L2 проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной также является СК-модель ABS с интегральным критерием «Сумма абс.частот по признакам» ($L2=0,840$ при максимуме 1,000), что тоже является хорошим результатом.

3.4. Обобщенная форма доверия моделей при разн. 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 модул. уровней сход. истинно-полож. решений (STR)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней ложно-полож. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч соигравшей "класс"	Корреляция абс. частот с обр...	323	321	46	657	2	0.328	0.994	0.493	195.239	4.217	309
1. ABS - частный критерий: количество встреч соигравшей "класс"	Сумма абс. частот по признакам	323	323	703	703	2	0.315	1.000	0.479	177.086		147
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред.	Корреляция усл.отн. частот с о...	323	321	46	657	2	0.328	0.994	0.493	195.239	4.217	309
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред.	Сумма усл.отн. частот по признакам	323	323	703	703	2	0.315	1.000	0.479	238.854		451
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность того признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	323	321	46	657	2	0.328	0.994	0.493	195.239	4.217	309
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность того признака...	Сумма усл.отн. частот по признакам	323	323	703	703	2	0.315	1.000	0.479	236.699		455
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс зна...	323	254	586	117	69	0.685	0.786	0.732	73.964	202.118	19
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	323	217	509	194	106	0.528	0.672	0.591	24.373	65.603	18
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс зна...	323	255	588	115	68	0.689	0.789	0.736	73.856	202.441	18
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	323	224	474	229	99	0.494	0.693	0.577	23.699	55.349	21
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	323	248	542	161	75	0.606	0.768	0.678	94.049	176.009	33
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат, разности между факти...	Сумма знаний	323	248	542	161	75	0.606	0.768	0.678	76.005	86.723	22
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веро...	Семантический резонанс зна...	323	216	622	81	107	0.727	0.669	0.697	75.108	201.814	13
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веро...	Сумма знаний	323	243	402	301	80	0.447	0.752	0.561	13.798	12.097	16
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веро...	Семантический резонанс зна...	323	218	625	78	105	0.736	0.675	0.704	75.140	206.231	12
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веро...	Сумма знаний	323	234	384	319	89	0.423	0.724	0.534	13.139	9.892	16
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	323	239	558	145	84	0.622	0.740	0.676	89.326	188.384	31
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	323	248	471	232	75	0.517	0.768	0.618	36.397	78.980	30
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	323	245	548	155	78	0.613	0.759	0.678	90.092	184.297	32
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	323	252	446	257	71	0.495	0.780	0.606	38.912	69.446	38

Помощь по меркам достоверности | Помощь по частотным распределениям | TP, TN, FP, FN | (TP-FP), (TN-FN) | (TP-FN)/(TP+FN) | Задать интервал сглаживания

Рисунок 13. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по

F-критерию Ван Ризбергера и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко

Это позволяет сделать обоснованные выводы о том, что:

1. Существует причинно-следственная зависимость между статистическими данными и уровнем мастерства игроков.

2. Эта причинно-следственная зависимость адекватно отражена в системно-когнитивных моделях INF2 и ABS.

На рисунке 14 приведено частотное распределение числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений в СК-модели INF2 по данным обучающей выборки:

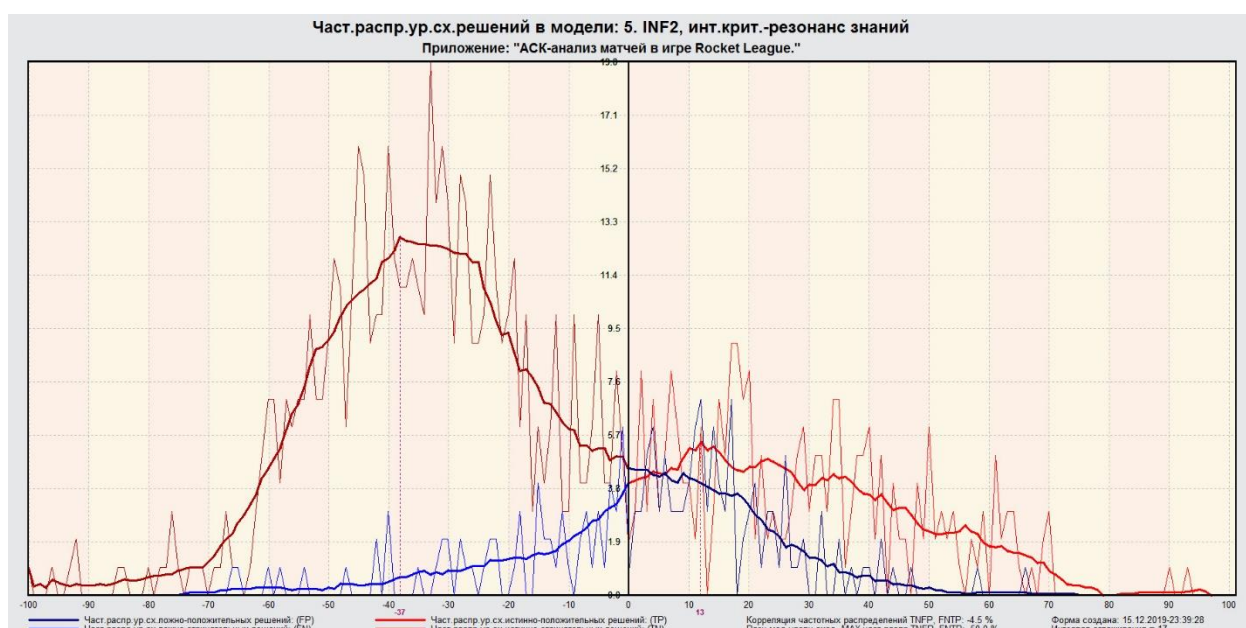


Рисунок 14. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf2

Рисунок 14 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 звания игрока по статистическим характеристикам его игры и другие задачи.

Видно, что для отрицательных решений количество истинных решений всегда значительно превосходит количество ложных решений, причем при уровнях различия больше примерно 40% 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 примерно 3% количество ложных решений больше числа истинных;

- 2) при уровнях сходства от 4% до примерно 45% 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 46% встречаются ложных положительных решений практически не встречается.

На рисунке 15 приведен Help по режиму 3.4, в котором описаны меры достоверности моделей, применяемые в системе «Эйдос»:

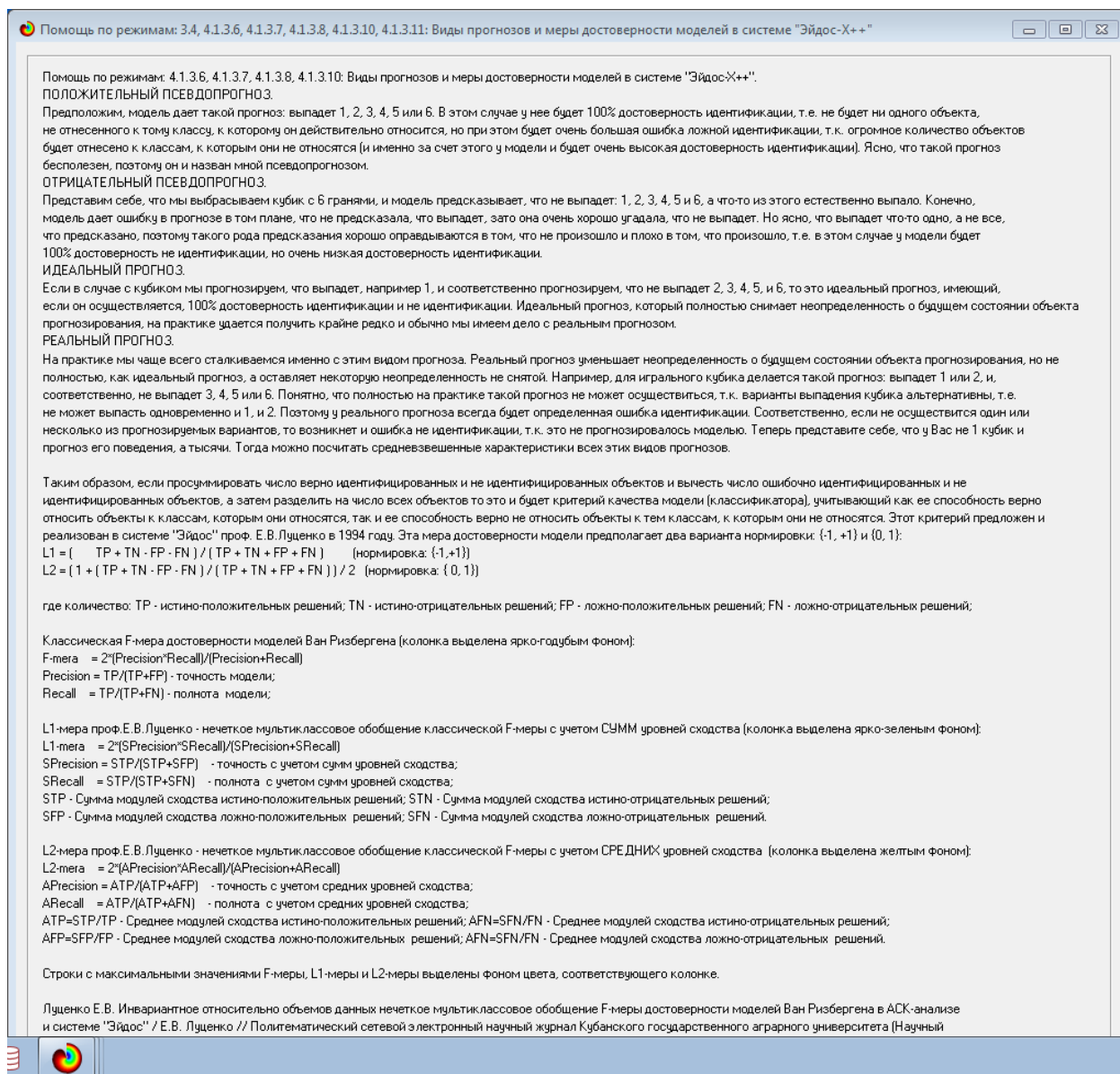


Рисунок 15. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко

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 INF2 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 16):

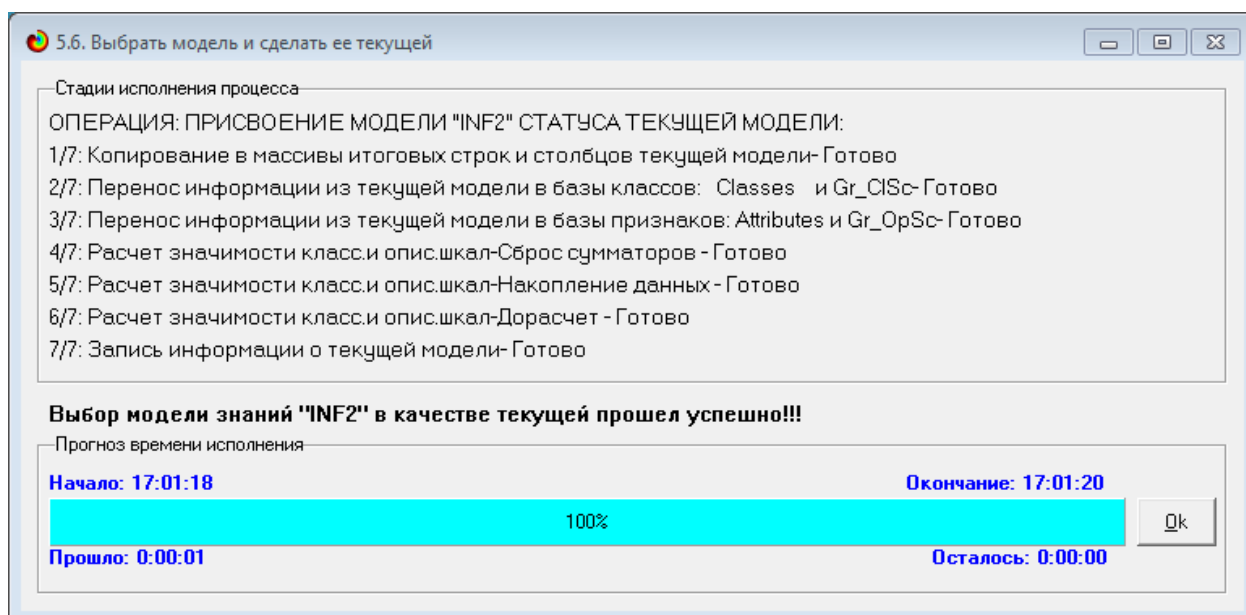
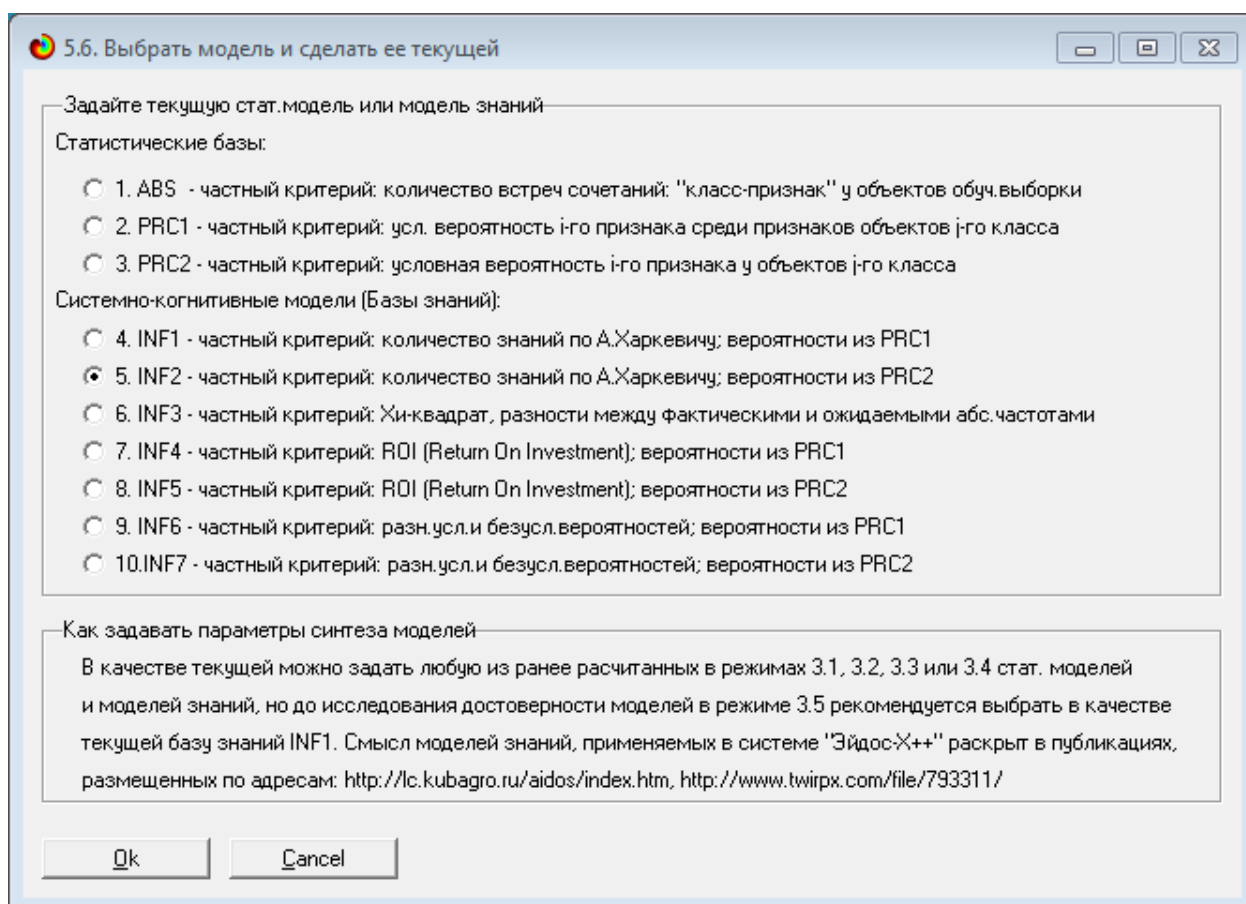


Рисунок 16. Экранные формы придания наиболее достоверной по F-критерию СК-модели Inf2 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение звания игрока на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF2 (рисунок 17).

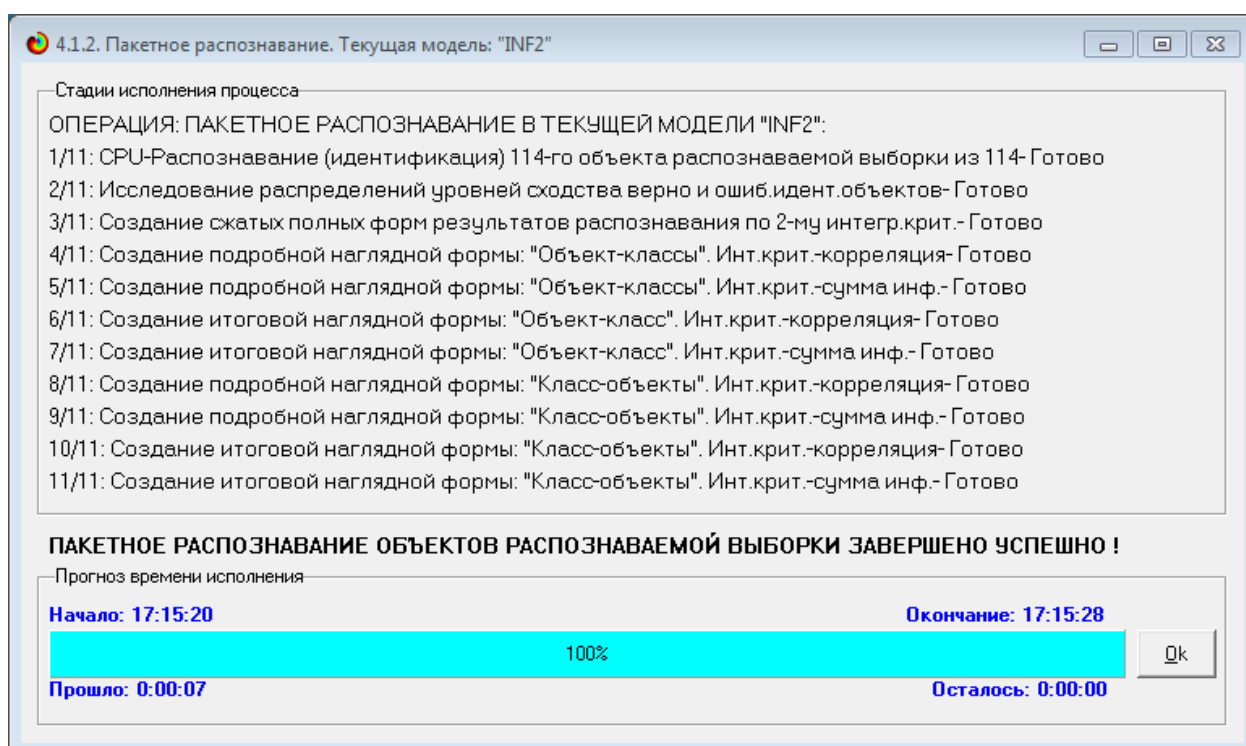


Рисунок 17. Экранные формы отображения процесса решения задачи системной идентификации в текущей модели

Отметим, что 99,999% 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 18).

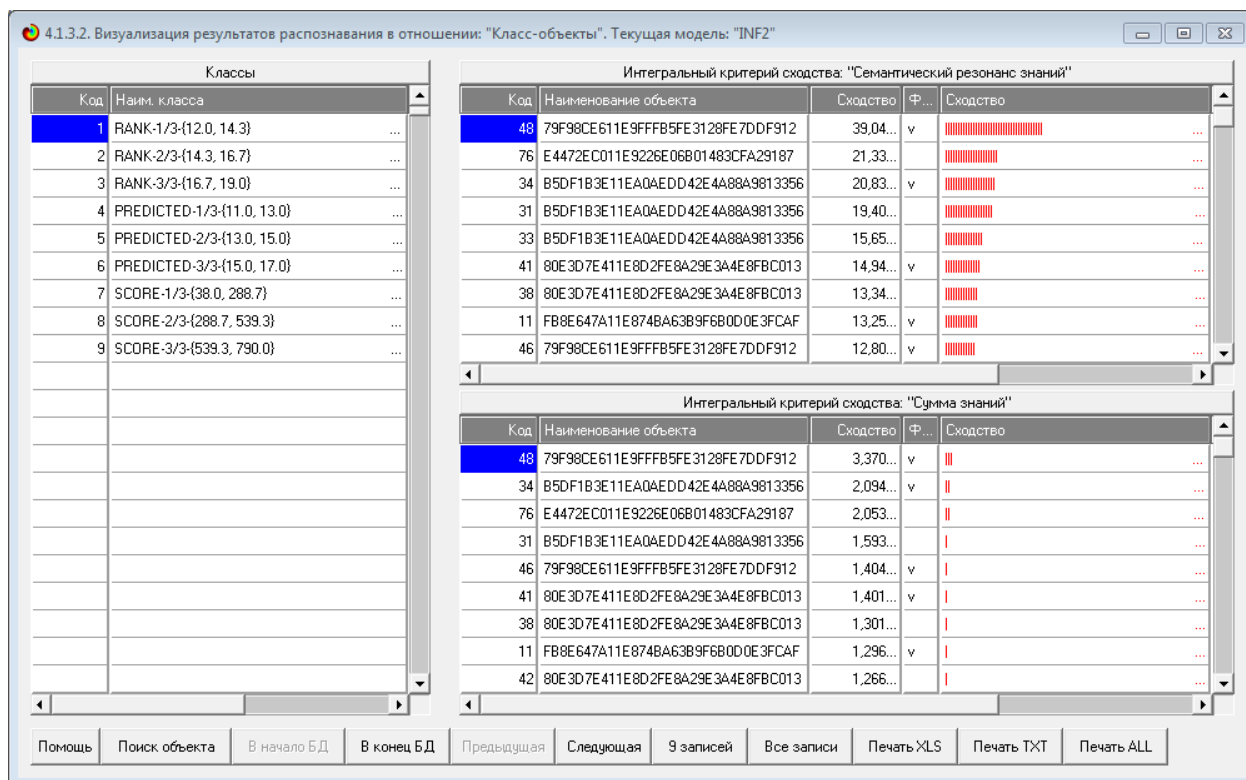
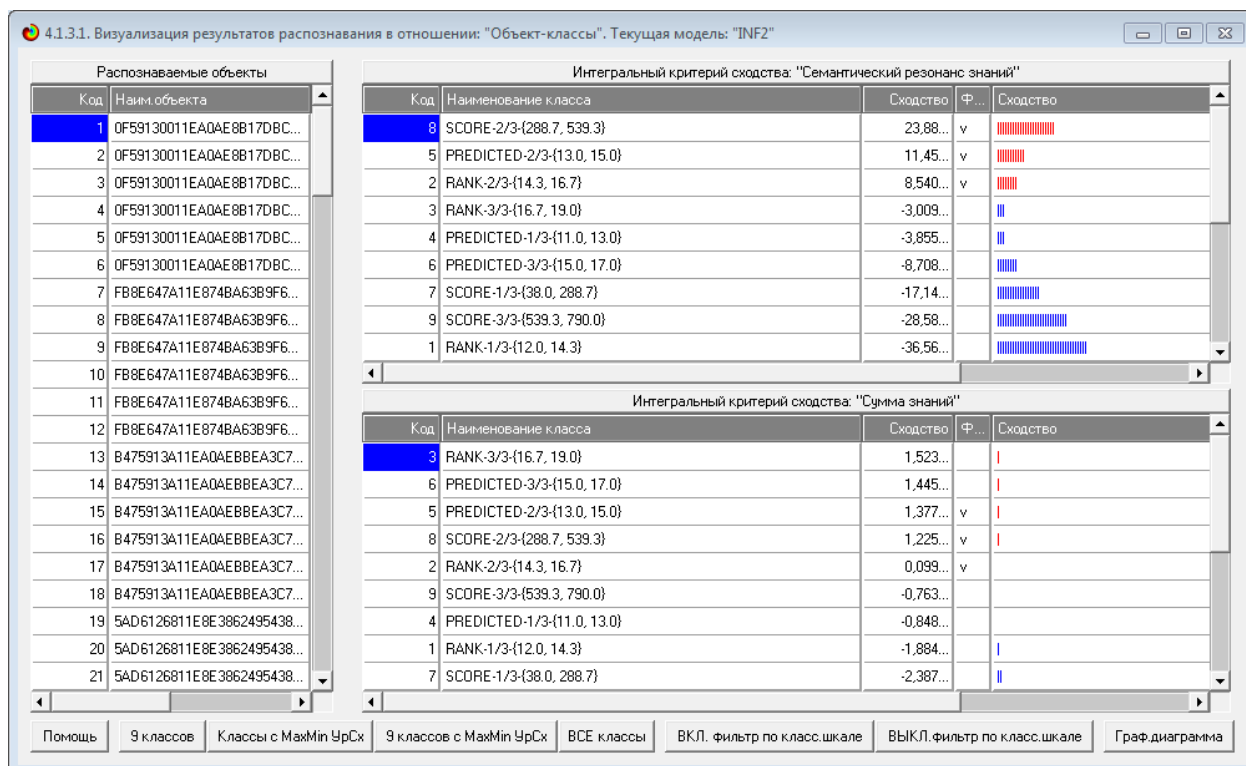


Рисунок 18. Выходные формы по результатам прогнозирования звания игрока на основе статистических данных его игры

Символ «√» стоит против тех результатов идентификации, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 18 видно, что

результаты идентификации являются хорошими, естественно при учете информации из рисунка 14 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 46%, т.е. по сути результаты с более низки уровнем сходства надо просто игнорировать.

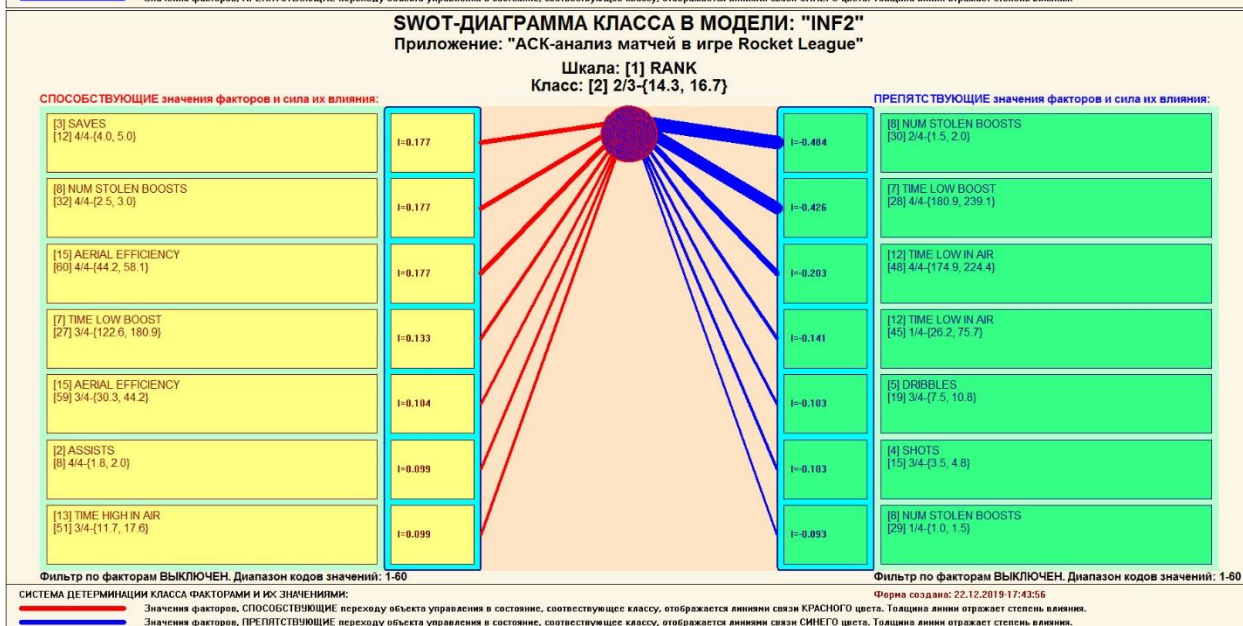
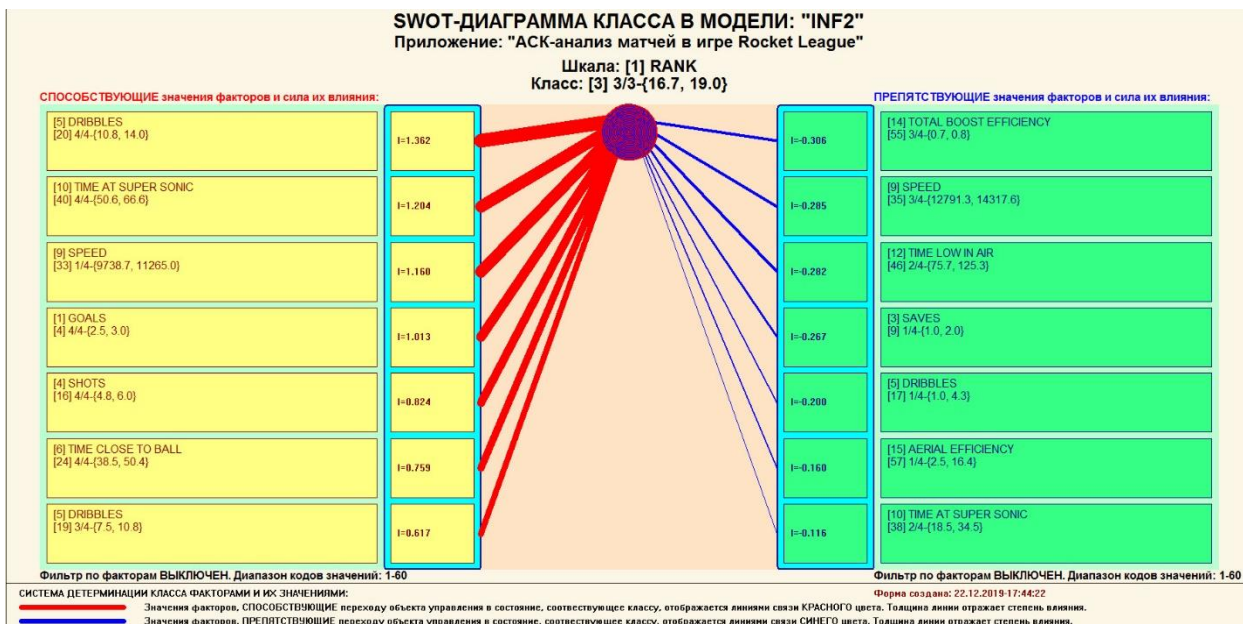
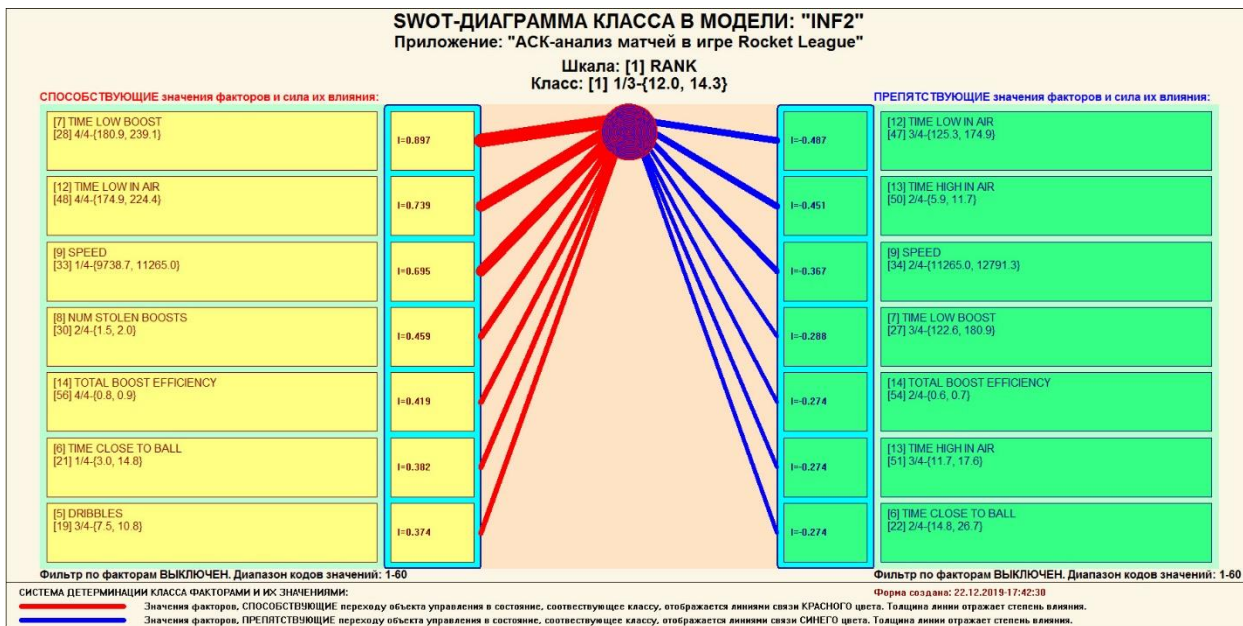
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

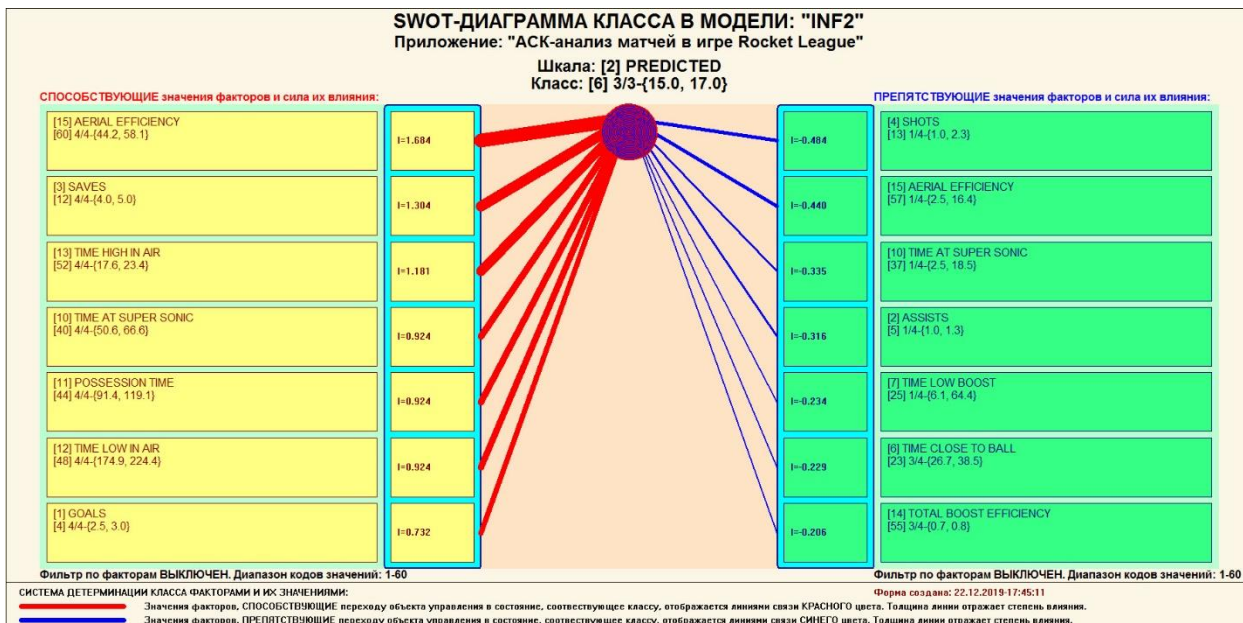
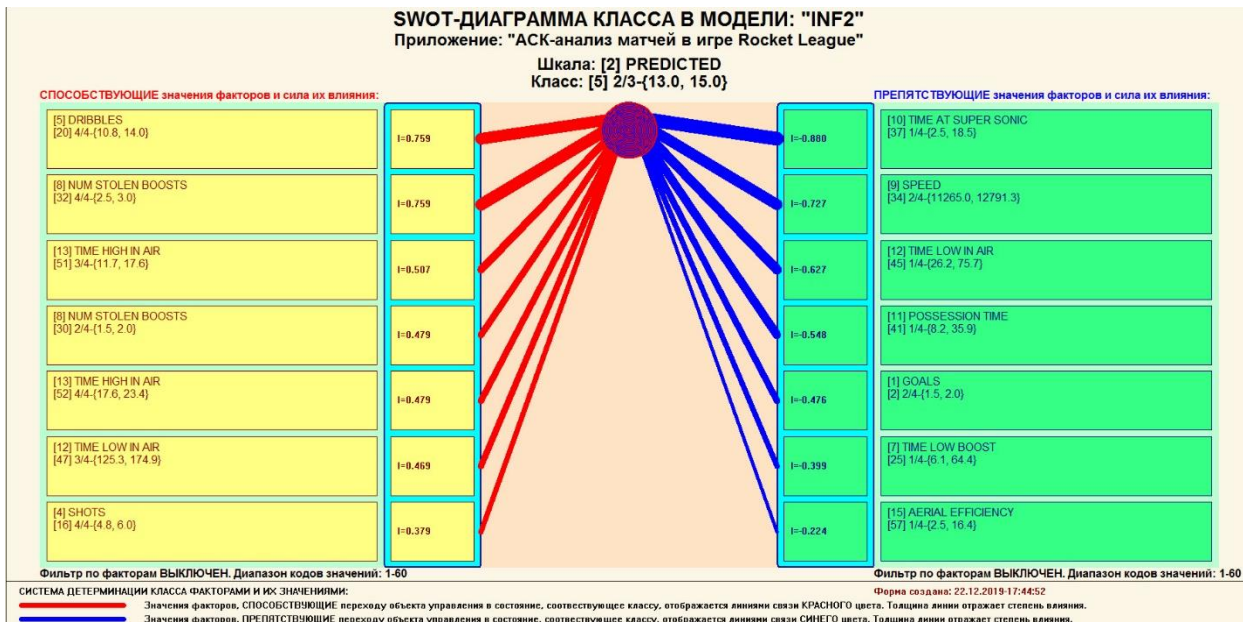
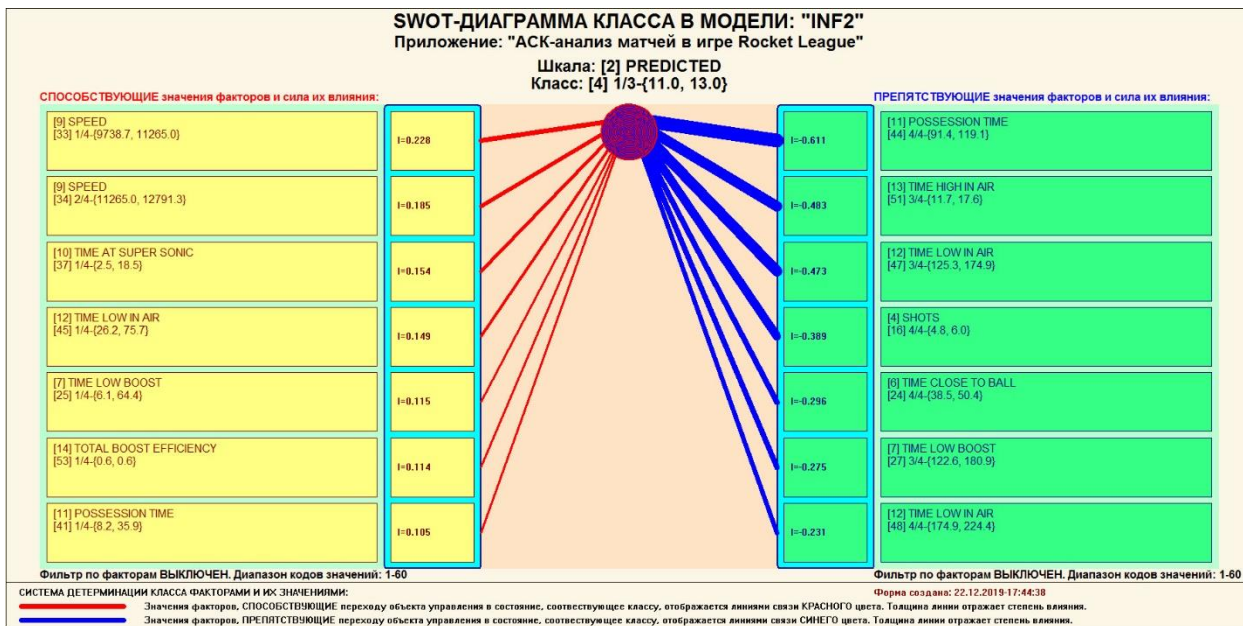
При принятии решений определяется сила и направление влияния значений факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути, это решение задачи SWOT-анализа.

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений параметров собранной статистики игрока на его игровое звание.

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 19 приведены SWOT-диаграммы наглядно отражающие силу и направление влияния различных значений параметров собранной статистики игрока на его игровое звание.





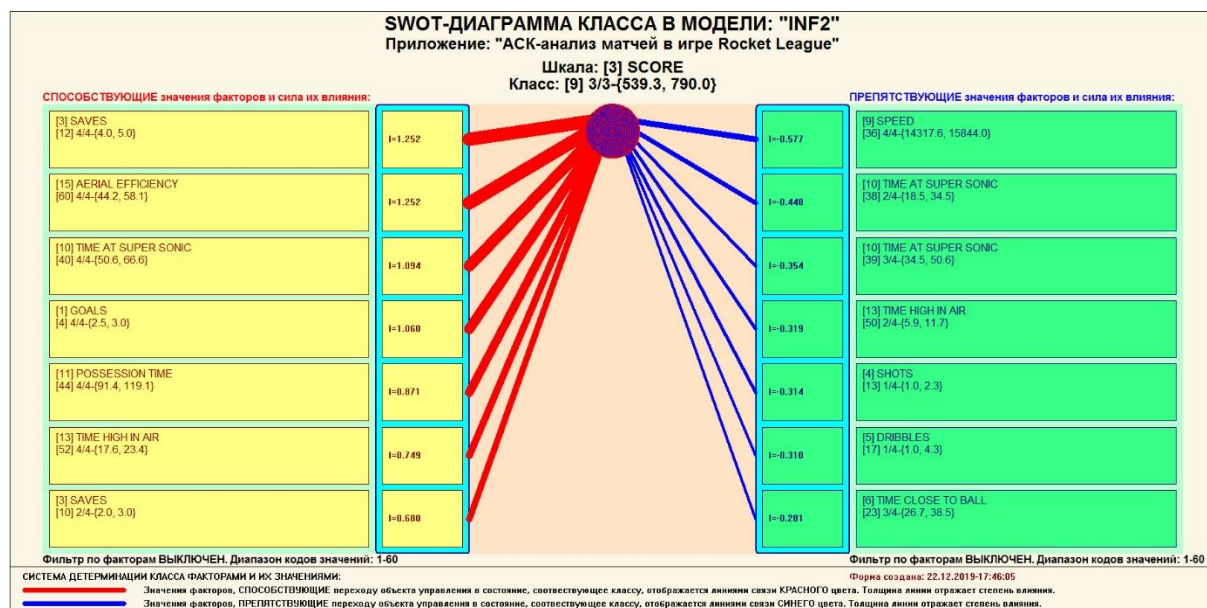
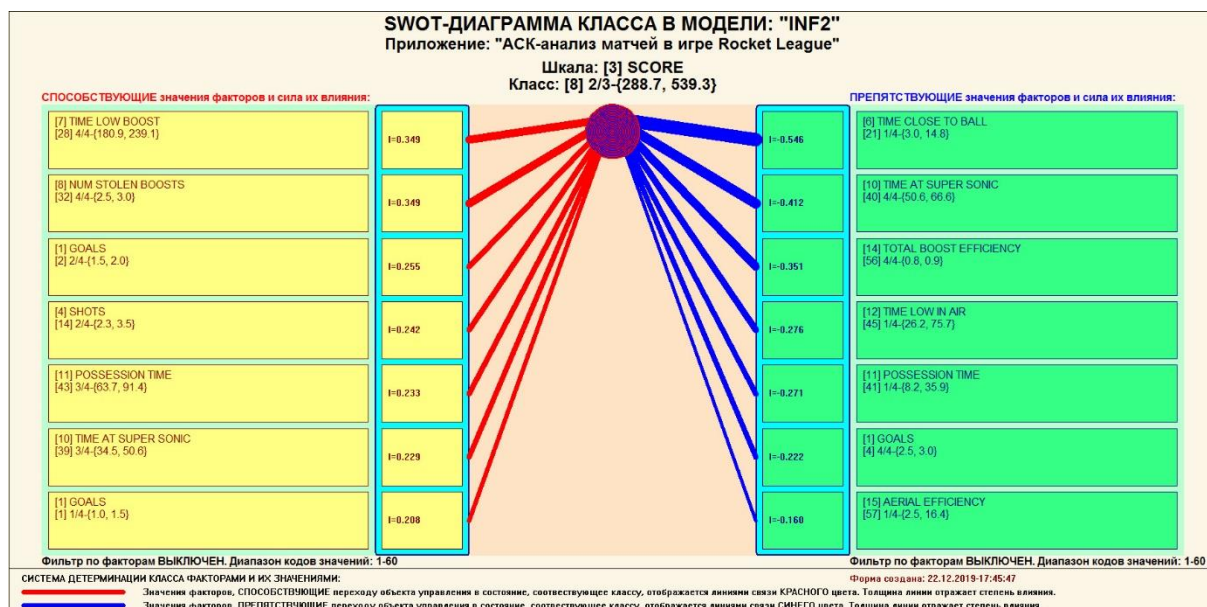
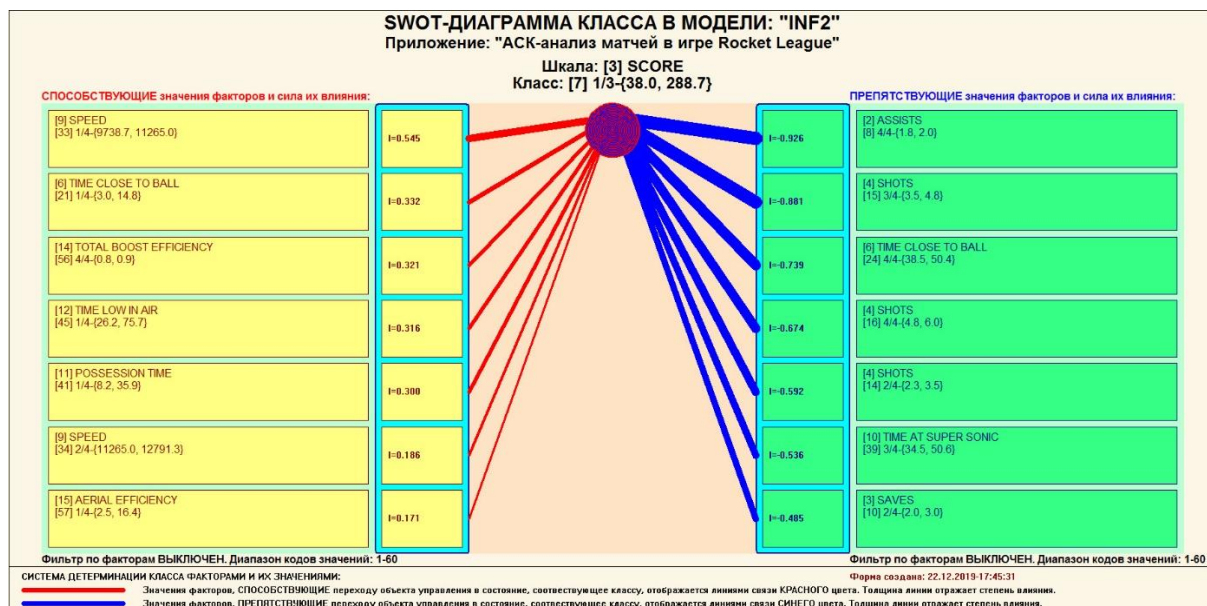


Рисунок 19. SWOT-диаграммы детерминации уровня игры игрока

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных значений параметров собранной статистики игрока на его игровое звание.

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

У Т В Е Р Ж Д А Ю Заведующий Краснодарским сектором ИСИ АН СССР, к.ф.н. <u>А.А. Хагуров</u> 1987г. А К Т	У Т В Е Р Ж Д А Ю Директор Северо-Кавказского филиала ВНИЦ "АИУС-агроресурсы", к.э.н. <u>Э.М. Трахов</u> 1987г.
---	---

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

- осуществлена постановка задачи: "Обработка на ЭВМ социологических анкет Крайагропрома";
- разработаны математическая модель и программное обеспечение подсистемы распознавания образов, позволяющие решать данную задачу в среде персональной технологической системы ВЕГА-М;
- на профессиональной персональной ЭВМ "Искра-226" осуществлены 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 <u>Кириченко</u> М.М. Кириченко 19.05.1987г. Мл.научный сотрудник <u>Ляшко</u> Г.А. Ляшко 19.05.1987г.	От СКФ ВНИЦ "АИУС-агроресурсы": Зав.отделом агрокосмических и тематических изысканий №4, к.э.н. <u>Самсонов</u> Г.А. Самсонов 19.05.1987г. Главный конструктор проекта <u>Коренец</u> В.И. Коренец 19.05.87. 1987г. Главный конструктор проекта <u>Луценко</u> 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 19, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности, в этих формах может быть выведена значительно более полная информация (в т.ч. вообще вся имеющая в модели). Подобная подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\SWOTCls####Inf1.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

На рисунке 20 приведен пример инвертированной SWOT-диаграммы, отражающей силу и направление влияния различных значений параметров собранной статистики игрока на его игровое звание:

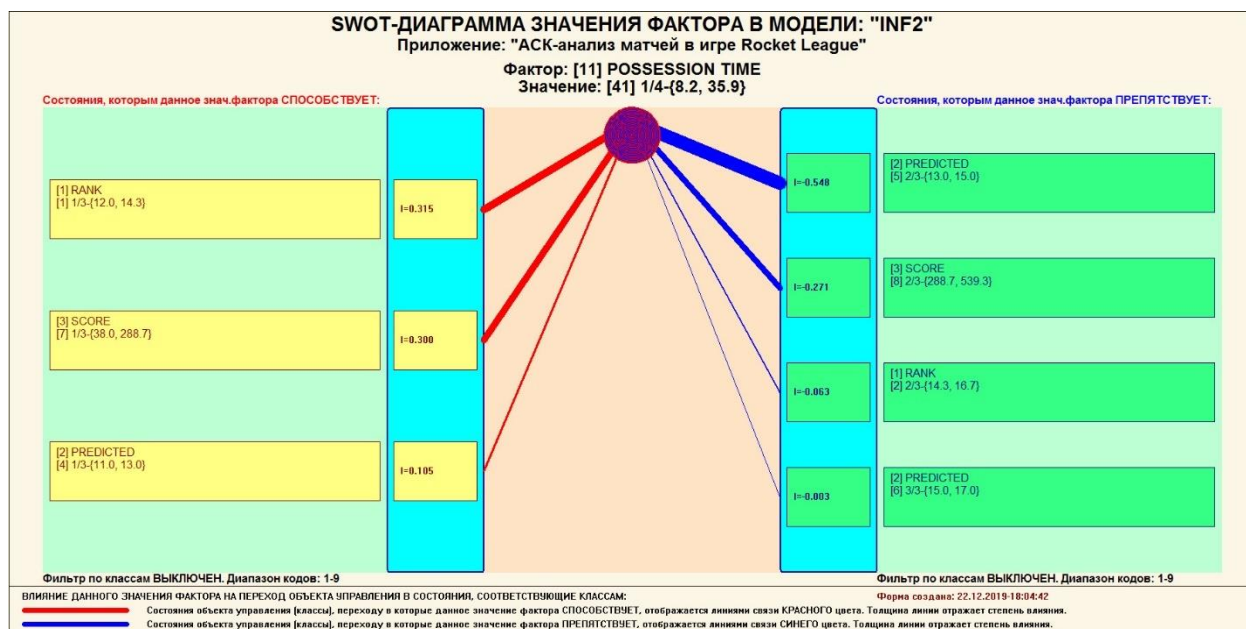


Рисунок 20. Пример SWOT-диаграммы, отражающей силу и направление влияния различных значений параметров собранной статистики игрока на его игровое звание

Из рисунка 20 видно, как очень низкое значение параметра POSSESSION TIME (владение мячом) детерминирует низкие значения реального звания, предсказанного звания и счёта.

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 21).

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 21, показаны **количественные** оценки сходства/различия таких показателей уровня игры как звание и счёт, по связанным с ними значениям параметров собранной статистики игрока. 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.

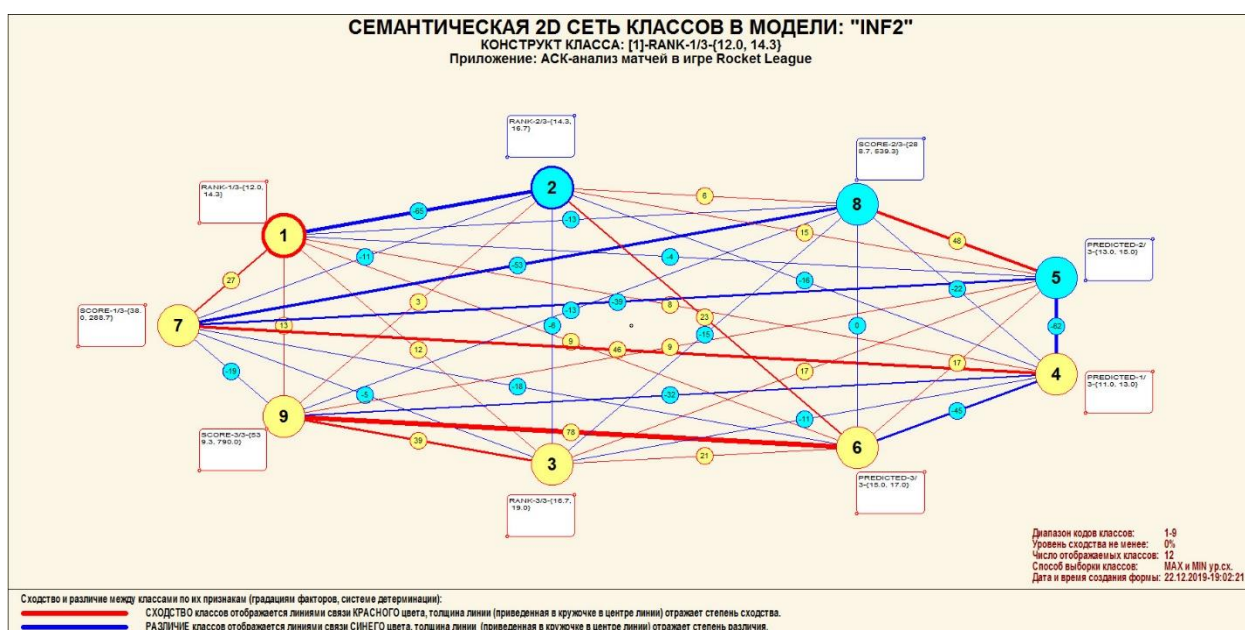


Рисунок 21. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходство/различие разных уровней игры (звание и счёт), по связанным с ними значениям параметров собранной статистики

В системе «Эйдос» есть возможность управлять параметрами формирования и вывода изображения, приведенного на рисунке 21. Для этого используется диалоговое окно, приведенное на рисунке 22.

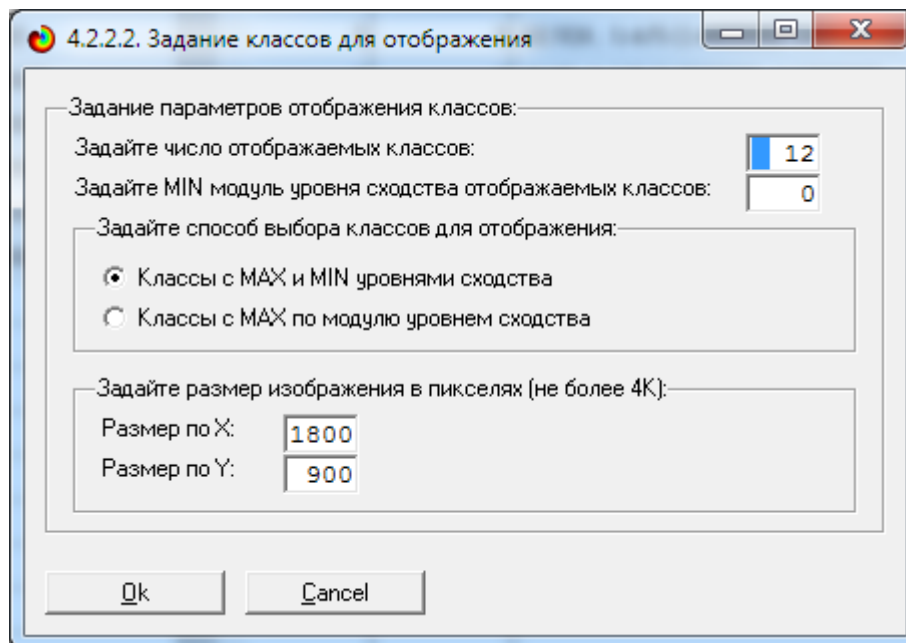


Рисунок 22. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

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 21, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате *когнитивной кластеризации* (рисунок 23):

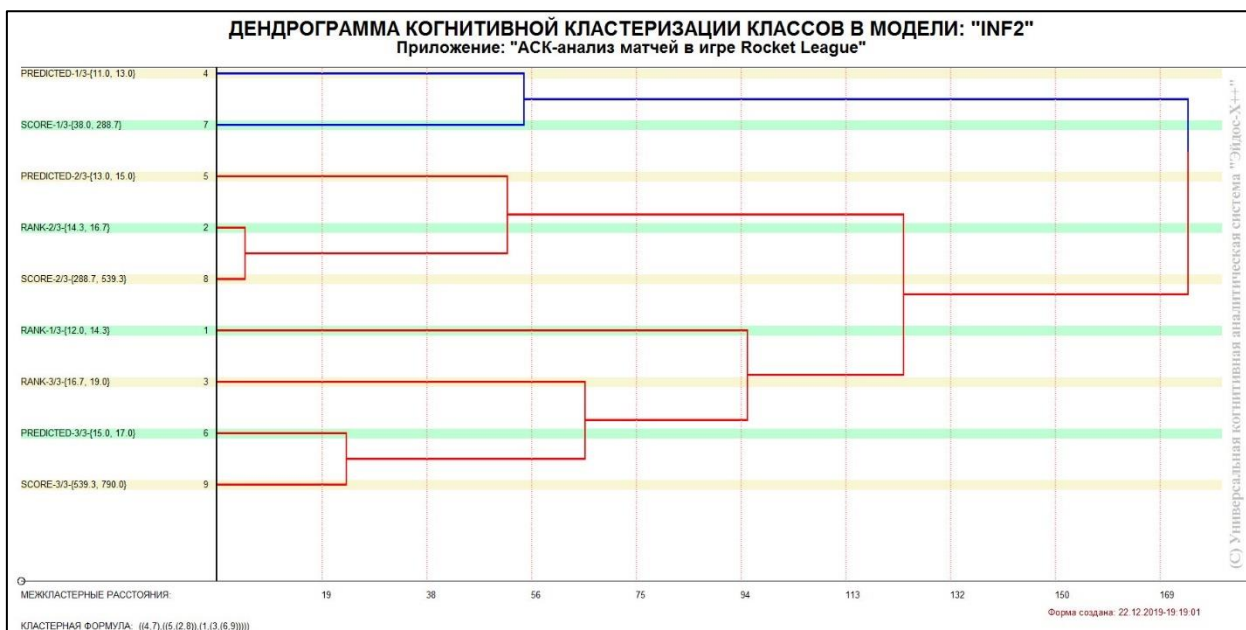


Рисунок 23. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие разных уровней игры (звание и счёт), по связанным с ними значениям параметров собранной статистики

Из рисунков 21 и 23 мы видим, что некоторые показатели уровня игры сходны по детерминирующей их системе значений параметров статистики игры, 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 параметров статистики, а для достижения другого – совершенно другие, которые не могут наблюдаться одновременно с первыми.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 23, мы видим также, что все классы по уровню игры образуют два противоположных кластера, являющихся полюсами конструкта, по системе значений обуславливающих значениям параметров статистики.

В верхнем кластере объединены результаты с низкими показателями предсказанного звания и счёта игрока, а в нижнем — с высокими показателями. На рисунке 24 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

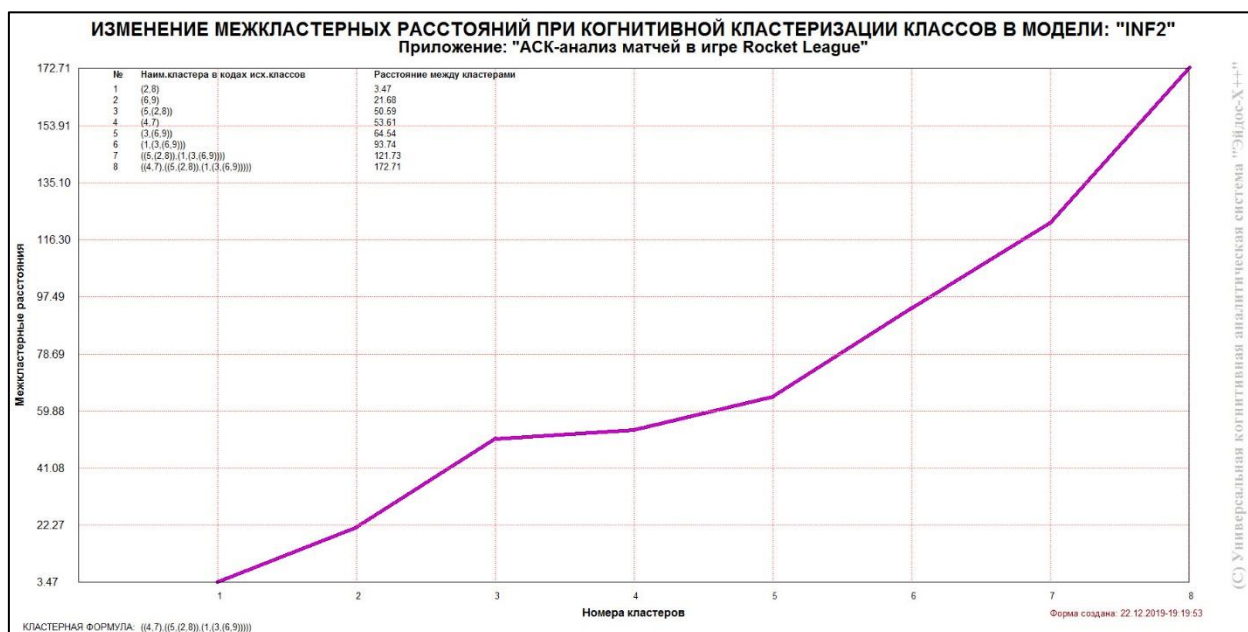


Рисунок 24. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходство/различие значений параметров статистики по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации об уровне игры игрока (звании и счёте). Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 25).

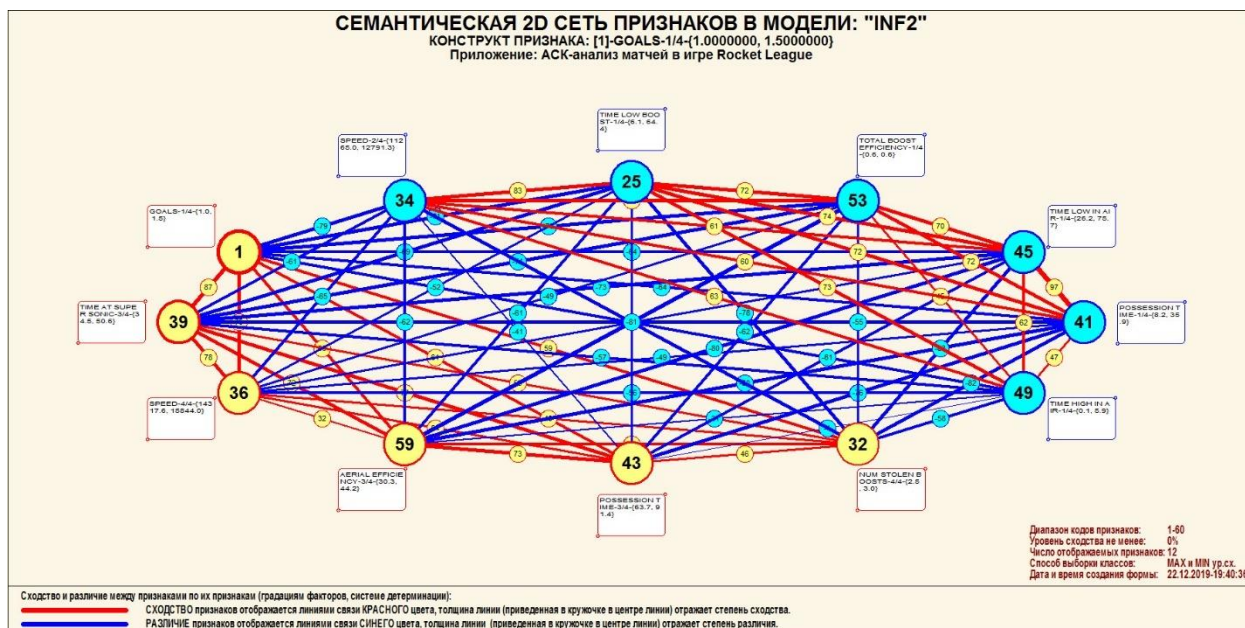


Рисунок 25. Сходство/различие значений параметров статистики по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации об уровне игры игрока

Из рисунка 25 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 25, 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 25, получена при параметрах, приведенных на рисунке 26.

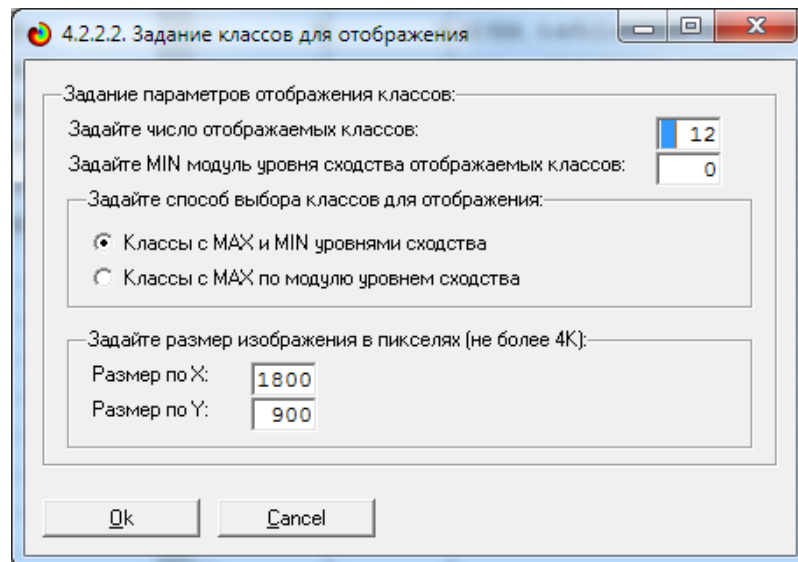


Рисунок 261. Параметры отображения когнитивной диаграммы,
приведенной на рисунке 25

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 27 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 25.

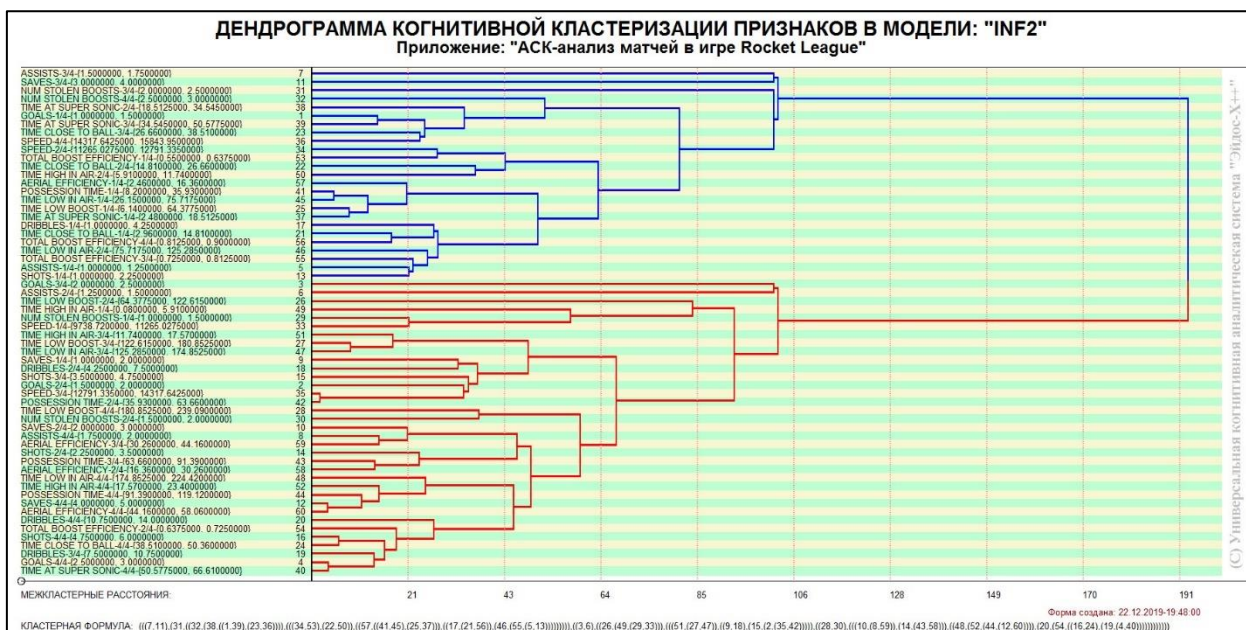


Рисунок 27. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации значений параметров игровой статистики по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации об уровне игры

Из дендрограммы на рисунке 27 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами).

Хорошо видна группировка значений параметров игровой статистики по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации об уровне игры игрока. *Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 27) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 23 и 25).*

На рисунке 28 приведен график межкластерных расстояний значений параметров игровой статистики.

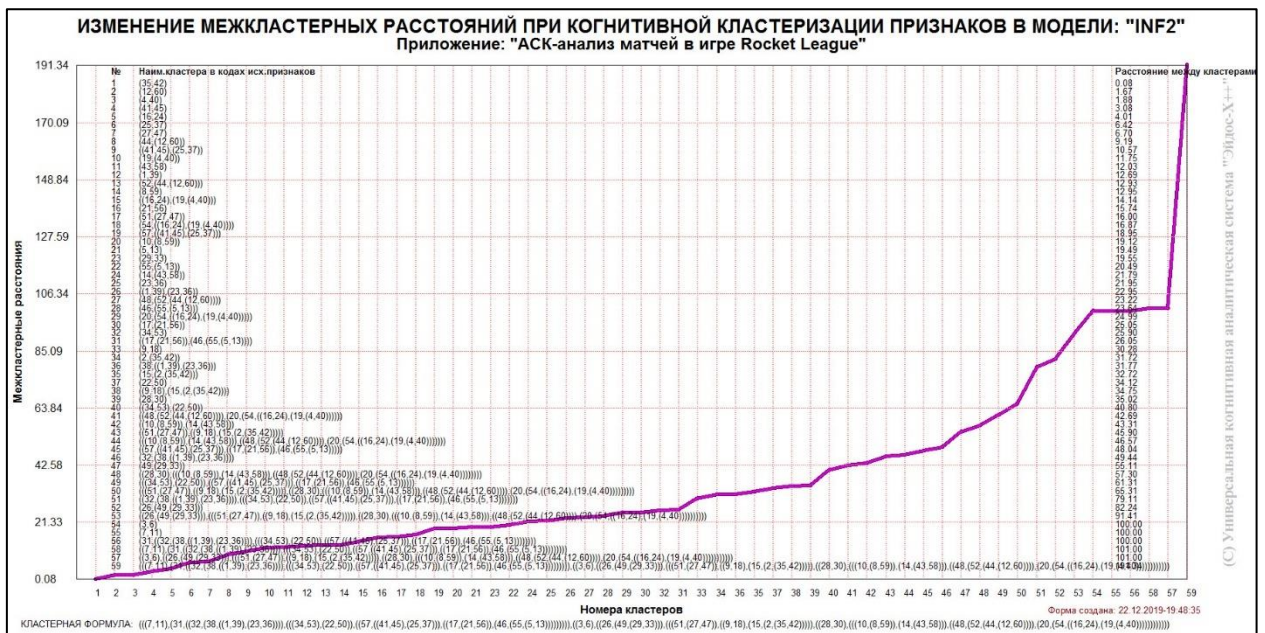


Рисунок 28. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 29 приведены пример нелокального нейрона, а на рисунке 30 и фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:

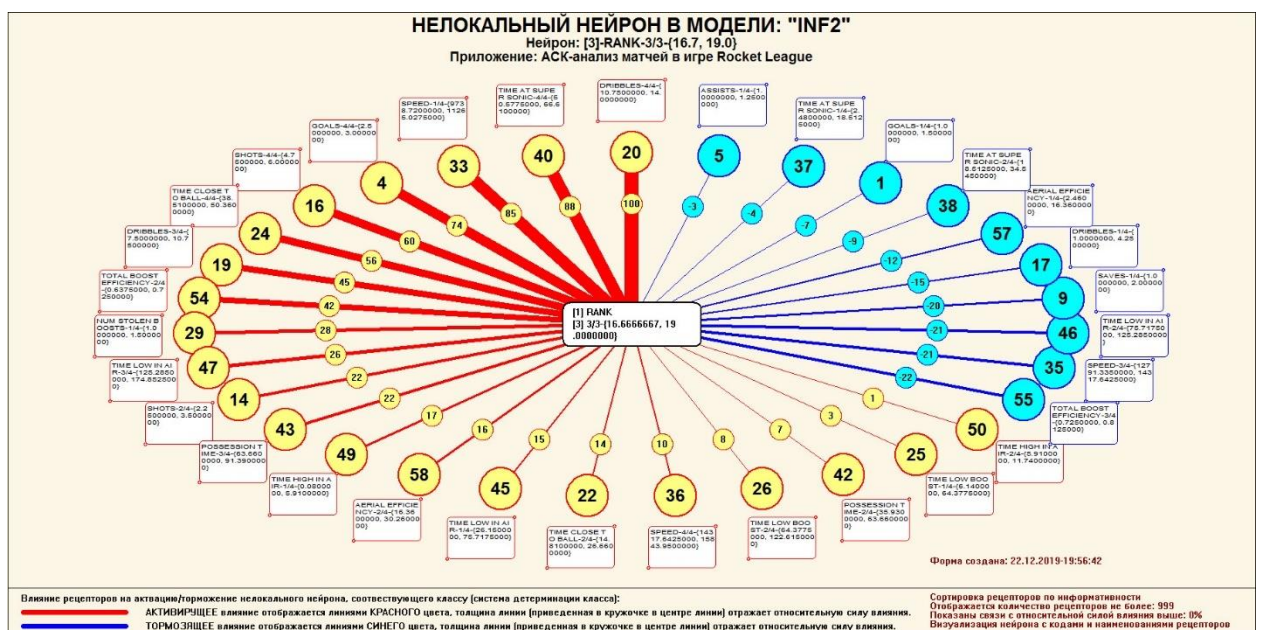


Рисунок 29. Пример нелокального нейрона, отражающего силу

и направление влияния значений параметров игровой статистики
на уровень игры игрока

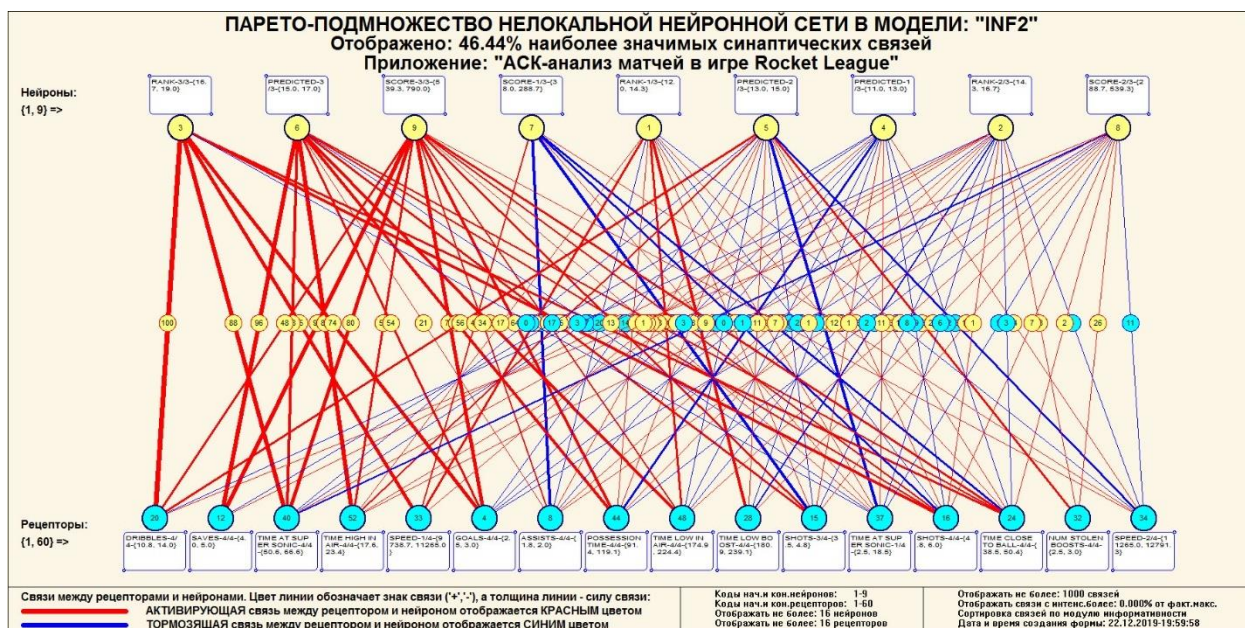


Рисунок 30. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий
силу и направление влияния значений параметров игровой статистики
на уровень игры игрока (фрагмент около 46% сети)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют показателям уровня игры игрока (звание и счёт), а рецепторы – значения параметров игровой статистики. Нейроны расположены слева на право в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные обуславливающими их значениями факторами, а с права – 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 31 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающая фрагмент около 46% СК-модели Inf2.

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отображенных соответственно на рисунках 21 и 25, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 30.

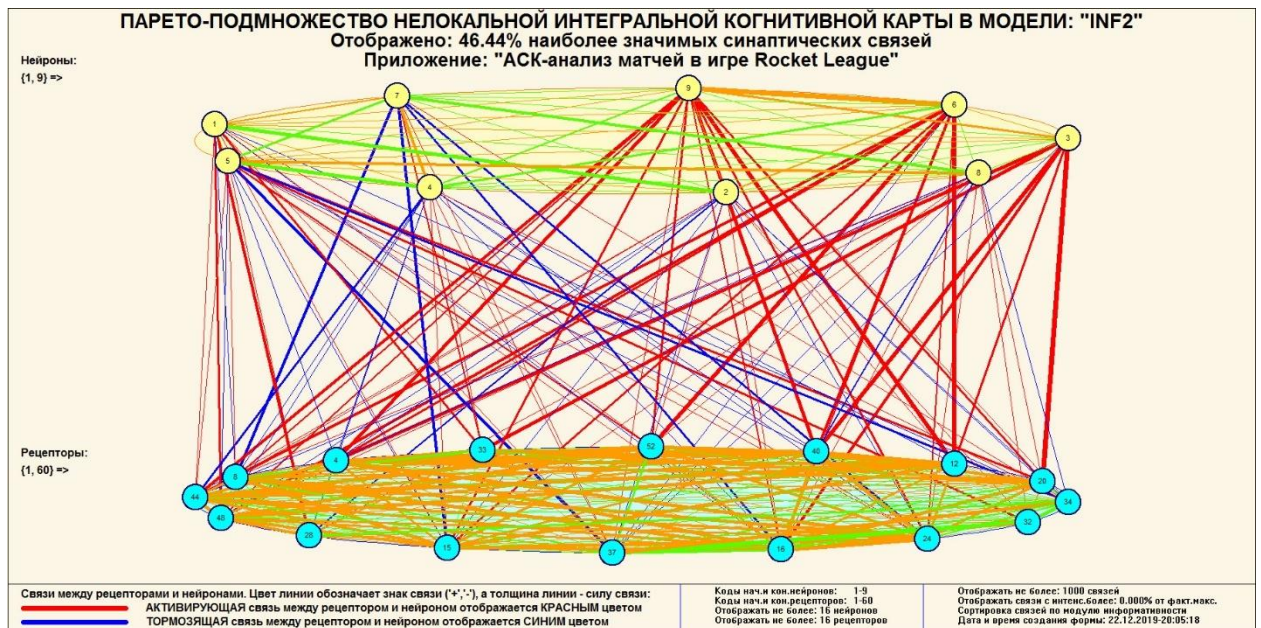


Рисунок 31. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf2

4.3.7. Когнитивные функции

Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 32).

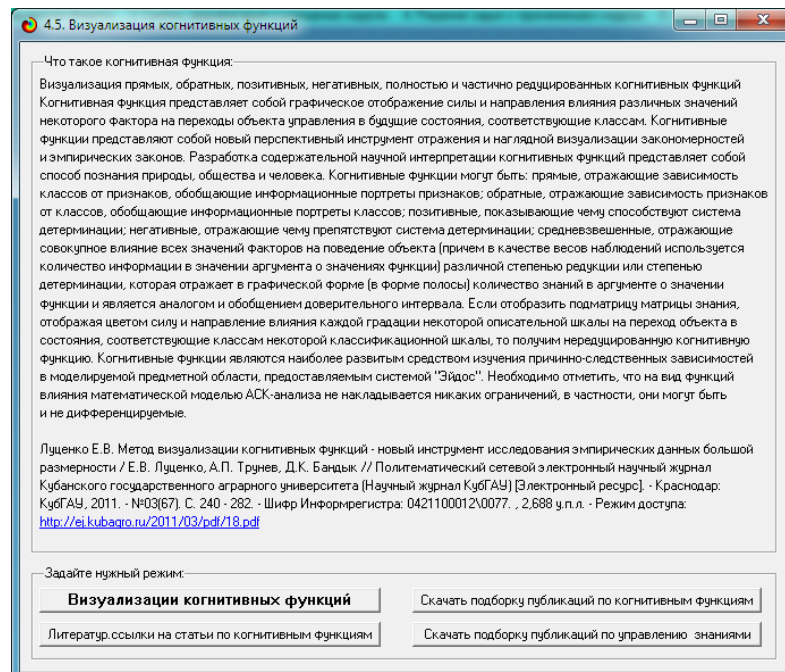


Рисунок 32. Help режима визуализации когнитивных функций

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.

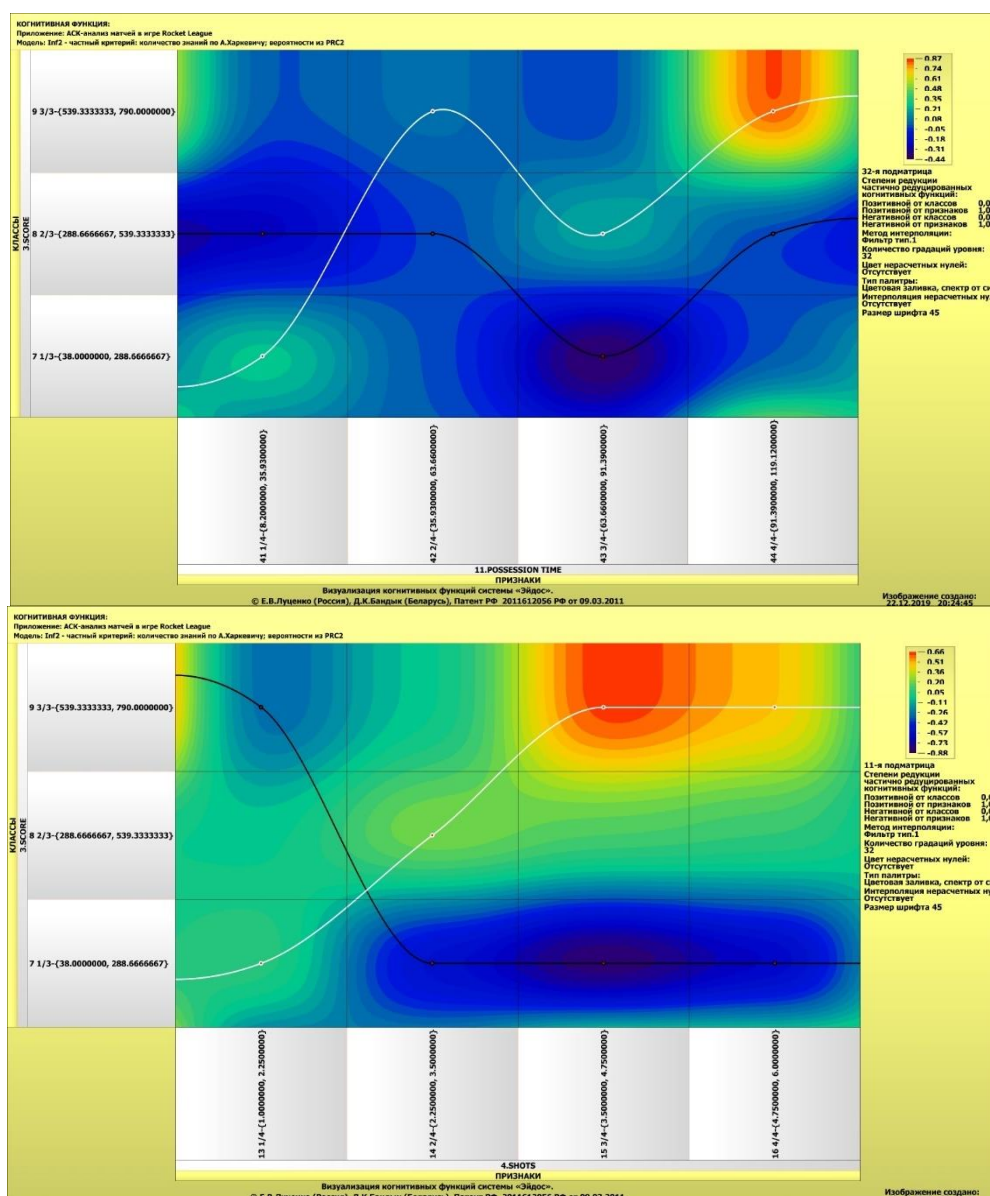
Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации (обозначены 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.

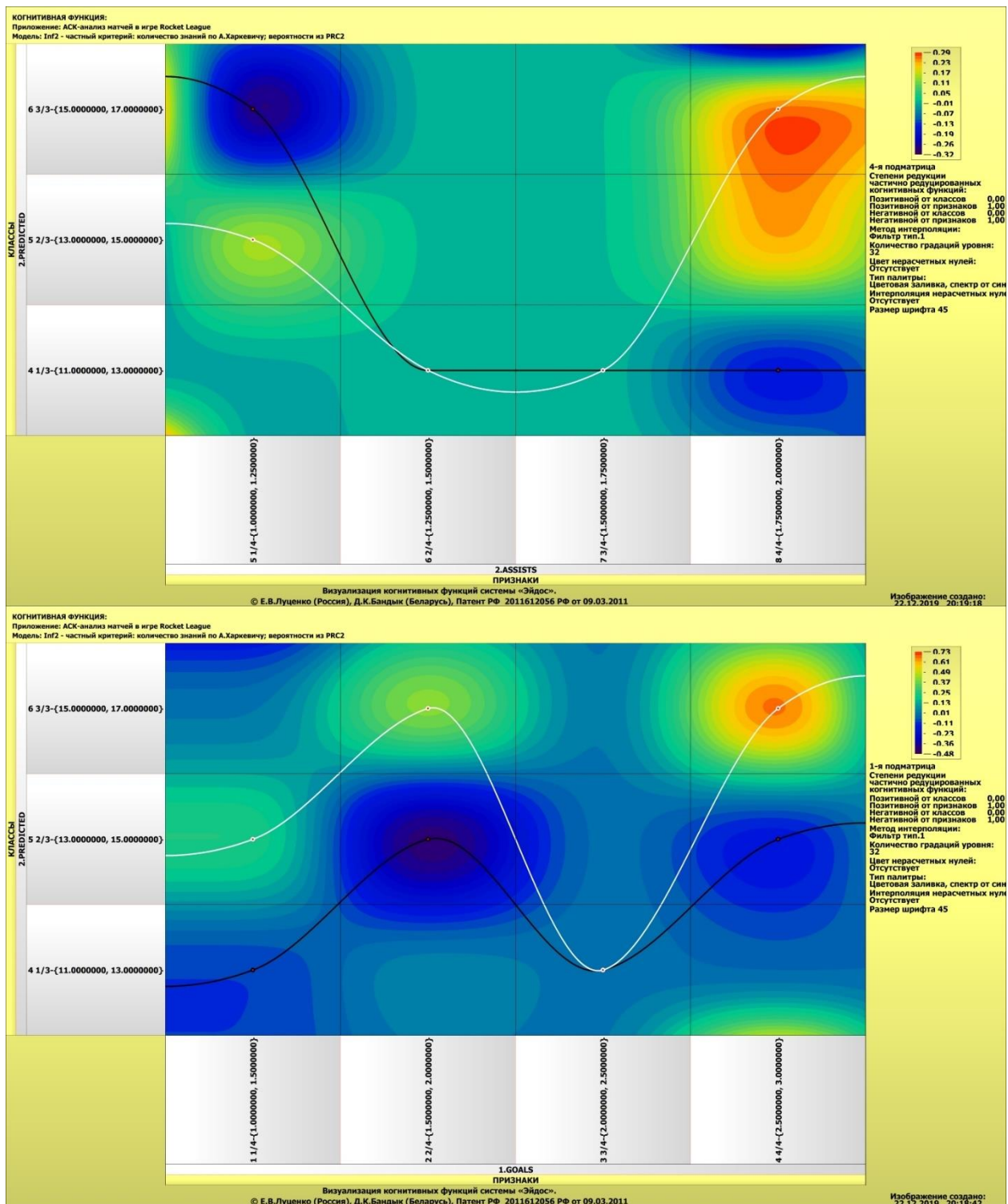
Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию.

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 33 приведены примеры некоторых когнитивных функций, наглядно отражающих силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных параметров игровой статистики на звание и счёт игрока.





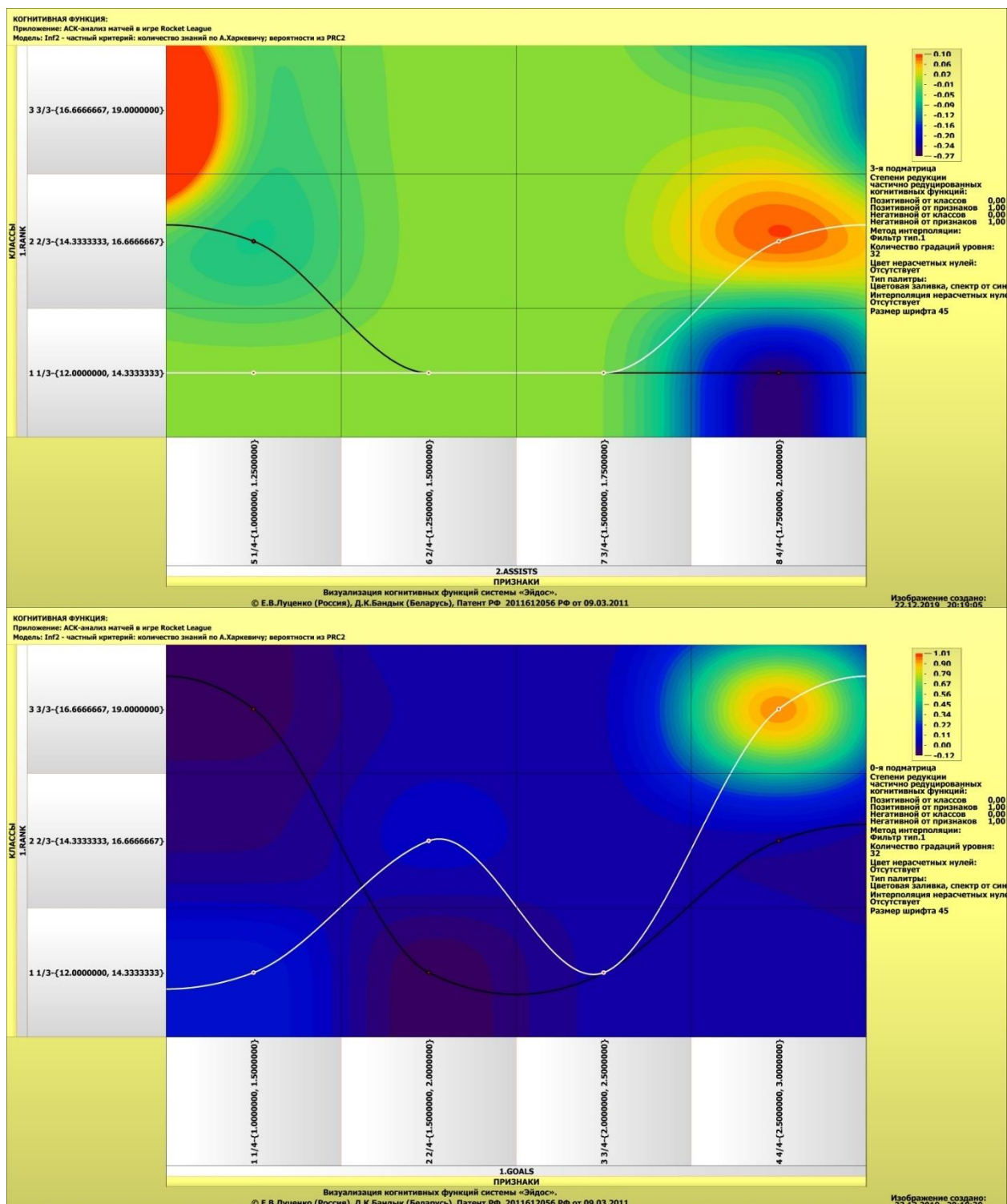


Рисунок 33. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF2, отражающих силу и направление влияния значений параметров игровой статистики на уровень игры игрока, т.е. его звание и счёт в матче¹

¹ При увеличении масштаба просмотра когнитивные функции вполне читабельны

Из когнитивных функций, приведенных на рисунке 33, хорошо видно, что *зависимости между значениями параметров игровой статистики и показателями уровня игры (звание и счёт игрока) в основном имеют довольно сложный характер.*

4.3.8. Сила и направление влияния значений параметров игровой статистики и сила влияния самих параметров игровой статистики на звание и счёт игрока в матче

На рисунках 10, 11, 12 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. значениям параметров игровой статистики (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим уровень игры игрока (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения параметра игровой статистики, соответствующего строке, на конкретное значение показателя уровня игры, соответствующего колонке.

Если какое-то значение параметра игровой статистики слабо влияет на уровень игры, 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 показателя игровой статистики способствует получению некоторого определенного показателя уровня игры, 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 параметра игровой статистики на показатели уровня игры (т.е.

ценность данного значения параметра игровой статистики для решения задачи прогнозирования и других задач) можно количественно оценивать ***степенью вариабельности значений*** в строке матрицы модели, соответствующей этому значению параметра игровой статистики.

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 10, 11, 12 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность значения параметра игровой статистики, соответствующего строке, для решения задачи прогнозирования 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 32, таблица 3).

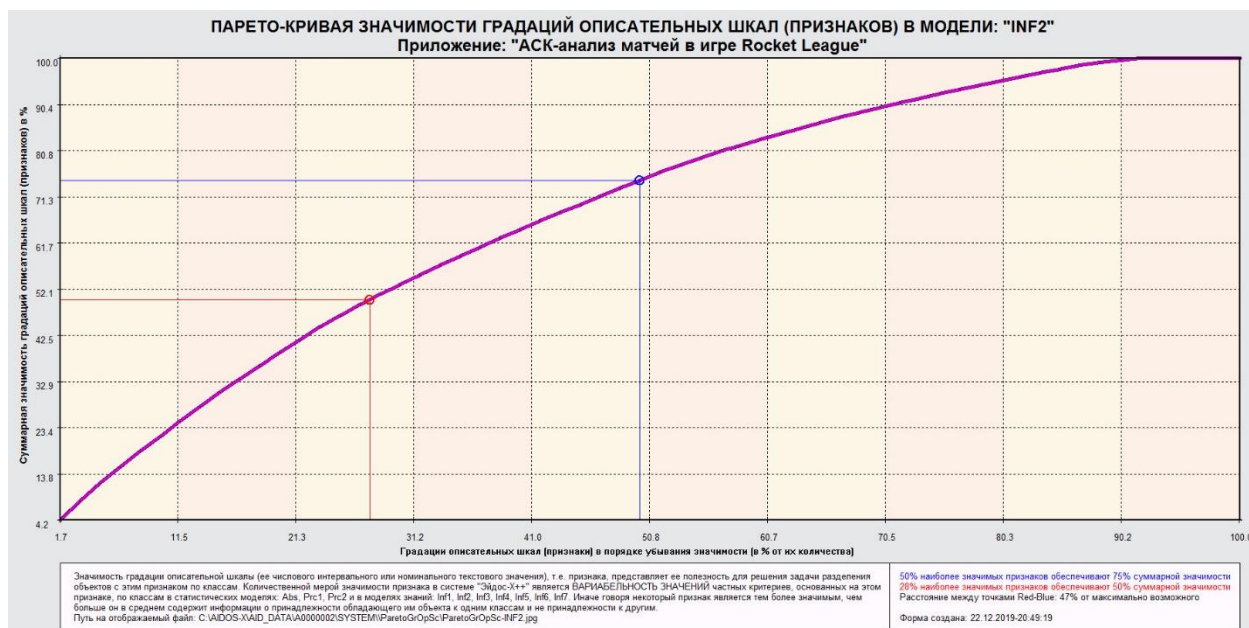


Рисунок 34. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Таблица 3 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния значений параметров игровой статистики на уровень игры игрока в СК-модели INF2

№	Код	Название	Код описательной шкалы	Значимость (%)	Значимость нарастающим итогом (%)
1	60	AERIAL EFFICIENCY-4/4-{44.1600000, 58.0600000}	15	4,2015113	4,2015113
2	40	TIME AT SUPER SONIC-4/4-{50.5775000, 66.6100000}	10	3,9534170	8,1549283
3	12	SAVES-4/4-{4.0000000, 5.0000000}	3	3,7367160	11,8916443
4	4	GOALS-4/4-{2.5000000, 3.0000000}	1	3,3775129	15,2691572
5	20	DRIBBLES-4/4-{10.7500000, 14.0000000}	5	3,2153613	18,4845185
6	44	POSSESSION TIME-4/4-{91.3900000, 119.1200000}	11	3,1222574	21,6067759
7	24	TIME CLOSE TO BALL-4/4-{38.5100000, 50.3600000}	6	3,0903679	24,6971438
8	15	SHOTS-3/4-{3.5000000, 4.7500000}	4	3,0783420	27,7754858
9	16	SHOTS-4/4-{4.7500000, 6.0000000}	4	3,0726647	30,8481505
10	33	SPEED-1/4-{9738.7200000, 11265.0275000}	9	2,7228745	33,5710251
11	52	TIME HIGH IN AIR-4/4-{17.5700000, 23.4000000}	13	2,7107507	36,2817758
12	48	TIME LOW IN AIR-4/4-{174.8525000, 224.4200000}	12	2,6804217	38,9621974
13	8	ASSISTS-4/4-{1.7500000, 2.0000000}	2	2,6722617	41,6344591
14	47	TIME LOW IN AIR-3/4-{125.2850000, 174.8525000}	12	2,6259546	44,2604137
15	28	TIME LOW BOOST-4/4-	7	2,3456556	46,6060693

		{180.8525000, 239.0900000}			
16	30	NUM STOLEN BOOSTS-2/4- {1.5000000, 2.0000000}	8	2,3079481	48,9140174
17	37	TIME AT SUPER SONIC-1/4- {2.4800000, 18.5125000}	10	2,1710903	51,0851077
18	19	DRIBBLES-3/4-{7.5000000, 10.7500000}	5	2,0335496	53,1186573
19	45	TIME LOW IN AIR-1/4-{26.1500000, 75.7175000}	12	2,0036291	55,1222864
20	10	SAVES-2/4-{2.0000000, 3.0000000}	3	1,9671208	57,0894072
21	34	SPEED-2/4-{11265.0275000, 12791.3350000}	9	1,9345141	59,0239213
22	51	TIME HIGH IN AIR-3/4-{11.7400000, 17.5700000}	13	1,8723598	60,8962811
23	21	TIME CLOSE TO BALL-1/4- {2.9600000, 14.8100000}	6	1,8277603	62,7240414
24	2	GOALS-2/4-{1.5000000, 2.0000000}	1	1,8169627	64,5410041
25	39	TIME AT SUPER SONIC-3/4- {34.5450000, 50.5775000}	10	1,7581536	66,2991577
26	41	POSSESSION TIME-1/4-{8.2000000, 35.9300000}	11	1,7392292	68,0383869
27	32	NUM STOLEN BOOSTS-4/4- {2.5000000, 3.0000000}	8	1,6936432	69,7320301
28	36	SPEED-4/4-{14317.6425000, 15843.9500000}	9	1,6864989	71,4185290
29	27	TIME LOW BOOST-3/4- {122.6150000, 180.8525000}	7	1,6751799	73,0937088
30	54	TOTAL BOOST EFFICIENCY-2/4- {0.6375000, 0.7250000}	14	1,6620391	74,7557480
31	14	SHOTS-2/4-{2.2500000, 3.5000000}	4	1,6336440	76,3893920
32	56	TOTAL BOOST EFFICIENCY-4/4- {0.8125000, 0.9000000}	14	1,5054832	77,8948752
33	43	POSSESSION TIME-3/4- {63.6600000, 91.3900000}	11	1,4926018	79,3874770
34	18	DRIBBLES-2/4-{4.2500000, 7.5000000}	5	1,3244020	80,7118790
35	1	GOALS-1/4-{1.0000000, 1.5000000}	1	1,2409049	81,9527839
36	57	AERIAL EFFICIENCY-1/4- {2.4600000, 16.3600000}	15	1,2222703	83,1750542
37	13	SHOTS-1/4-{1.0000000, 2.2500000}	4	1,2136519	84,3887061
38	50	TIME HIGH IN AIR-2/4-{5.9100000, 11.7400000}	13	1,2001531	85,5888592
39	38	TIME AT SUPER SONIC-2/4- {18.5125000, 34.5450000}	10	1,1419329	86,7307921
40	25	TIME LOW BOOST-1/4-{6.1400000, 64.3775000}	7	1,1171885	87,8479806
41	29	NUM STOLEN BOOSTS-1/4- {1.0000000, 1.5000000}	8	1,0529491	88,9009297
42	58	AERIAL EFFICIENCY-2/4- {16.3600000, 30.2600000}	15	1,0083425	89,9092722
43	59	AERIAL EFFICIENCY-3/4- {30.2600000, 44.1600000}	15	0,9661198	90,8753920
44	49	TIME HIGH IN AIR-1/4-{0.0800000, 5.9100000}	13	0,9098627	91,7852547

45	9	SAVES-1/4-{1.0000000, 2.0000000}	3	0,8925610	92,6778157
46	17	DRIBBLES-1/4-{1.0000000, 4.2500000}	5	0,8923028	93,5701185
47	35	SPEED-3/4-{12791.3350000, 14317.6425000}	9	0,8832797	94,4533982
48	5	ASSISTS-1/4-{1.0000000, 1.2500000}	2	0,8672847	95,3206829
49	23	TIME CLOSE TO BALL-3/4-{26.6600000, 38.5100000}	6	0,8358253	96,1565082
50	22	TIME CLOSE TO BALL-2/4-{14.8100000, 26.6600000}	6	0,8315676	96,9880757
51	46	TIME LOW IN AIR-2/4-{75.7175000, 125.2850000}	12	0,8178795	97,8059552
52	55	TOTAL BOOST EFFICIENCY-3/4-{0.7250000, 0.8125000}	14	0,7896906	98,5956458
53	53	TOTAL BOOST EFFICIENCY-1/4-{0.5500000, 0.6375000}	14	0,5612977	99,1569435
54	42	POSSESSION TIME-2/4-{35.9300000, 63.6600000}	11	0,4481389	99,6050824
55	26	TIME LOW BOOST-2/4-{64.3775000, 122.6150000}	7	0,3949176	100,0000000
56	3	GOALS-3/4-{2.0000000, 2.5000000}	1	0,0000000	100,0000000
57	6	ASSISTS-2/4-{1.2500000, 1.5000000}	2	0,0000000	100,0000000
58	7	ASSISTS-3/4-{1.5000000, 1.7500000}	2	0,0000000	100,0000000
59	11	SAVES-3/4-{3.0000000, 4.0000000}	3	0,0000000	100,0000000
60	31	NUM STOLEN BOOSTS-3/4-{2.0000000, 2.5000000}	8	0,0000000	100,0000000

Из рисунка 34 и таблицы 3 видно, что 50% наиболее ценных для решения задачи прогнозирования звания игрока значений игровой статистики обуславливают 70% суммарной ценности, а 50% суммарной ценности обеспечиваются 28% наиболее ценных значений игровой статистики.

Обращает на себя внимание, что наиболее ценным является высокое значение параметра AERIAL EFFICIENCY, а наименее ценными – средние значения параметров GOALS, ASSISTS, SAVES, NUM STOLEN BOOSTS.

Из таблицы 3 видно, что наиболее сильное влияние на уровень игры игрока оказывают значения параметров:

- AERIAL EFFICIENCY-4/4-{44.1600000, 58.0600000};
- TIME AT SUPER SONIC-4/4-{50.5775000, 66.6100000};
- SAVES-4/4-{4.0000000, 5.0000000};
- GOALS-4/4-{2.5000000, 3.0000000};

- DRIBBLES-4/4-{10.7500000, 14.0000000};
- а наиболее низкое:
- GOALS-3/4-{2.0000000, 2.5000000};
- ASSISTS-2/4-{1.2500000, 1.5000000};
- ASSISTS-3/4-{1.5000000, 1.7500000};
- SAVES-3/4-{3.0000000, 4.0000000};
- NUM STOLEN BOOSTS-3/4-{2.0000000, 2.5000000}.

Ценность же параметра игровой статистики (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого параметра (таблица 4).

Таблица 4 – Парето-таблица значимости описательных шкал, т.е. сила влияния параметров игровой статистики на уровень игры игрока в СК-модели INF2

№	Код	Название	Значимость (%)	Значимость нарастающим итогом (%)
1	10	TIME AT SUPER SONIC	9,0245944	9,0245944
2	4	SHOTS	8,9983026	18,0228970
3	12	TIME LOW IN AIR	8,1278847	26,1507817
4	5	DRIBBLES	7,4656149	33,6163966
5	15	AERIAL EFFICIENCY	7,3982444	41,0146410
6	9	SPEED	7,2271670	48,2418080
7	11	POSSESSION TIME	6,8022270	55,0440351
8	13	TIME HIGH IN AIR	6,6931268	61,7371619
9	3	SAVES	6,5963982	68,3335600
10	6	TIME CLOSE TO BALL	6,5855208	74,9190808
11	1	GOALS	6,4353809	81,3544617
12	7	TIME LOW BOOST	5,5329406	86,8874023
13	8	NUM STOLEN BOOSTS	5,0545401	91,9419425
14	14	TOTAL BOOST EFFICIENCY	4,5185102	96,4604527
15	2	ASSISTS	3,5395473	100,0000000

Из таблицы 4 видно, что наиболее сильное влияние на уровень игры игрока оказывают параметры TIME AT SUPER SONIC и SHOTS, а наиболее низкое – параметры TOTAL BOOST EFFICIENCY и ASSISTS.

4.3.9. Степень детерминированности уровня игры игрока значениями параметров игровой статистики

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью вариабельности значений факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (таблица 5).

В данной работе у нас классами являются показатели уровня игры игрока (звание и счёт), а значениями градаций описательных шкал – значения параметров игровой статистики.

На рисунке 35 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов значениями параметров игровой статистики нарастающим итогом.

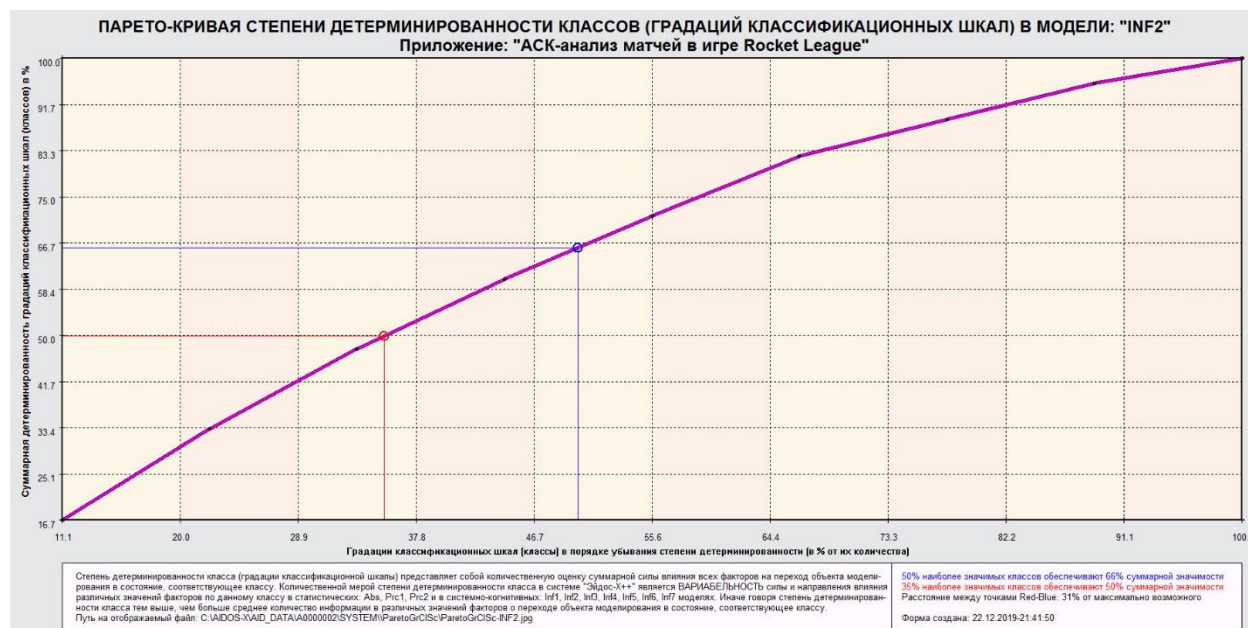


Рисунок 35. Парето-кривая степени детерминированности классов

Таблица 5 – Парето-таблица степеней детерминированности (обусловленности) классов (показателей уровня игры игрока) в СК-модели INF2

№	Код класса	Название класса	Код класс. шкалы	Степень детерминированности класса (%)	Степень детерминированности класса нарастающим итогом (%)
1	6	PREDICTED-3/3-{15.0, 17.0}	2	16,7328991	16,7328991
2	9	SCORE-3/3-{539.3, 790.0}	3	16,4959187	33,2288178
3	3	RANK-3/3-{16.7, 19.0}	1	14,4098926	47,6387104
4	5	PREDICTED-2/3-{13.0, 15.0}	2	12,5489214	60,1876318
5	7	SCORE-1/3-{38.0, 288.7}	3	11,4781474	71,6657792
6	1	RANK-1/3-{12.0, 14.3}	1	10,7469661	82,4127454
7	8	SCORE-2/3-{288.7, 539.3}	3	6,6885270	89,1012723
8	4	PREDICTED-1/3-{11.0, 13.0}	2	6,4154769	95,5167492
9	2	RANK-2/3-{14.3, 16.7}	1	4,4832508	100,0000000

Из таблицы 5 мы видим, что значения параметров игровой статистики наиболее сильно (жестко) детерминируют (обуславливают) высокие значения реального звания, предсказанного звания и счёта игрока, а средние и низкие значения детерминированы слабо.

При этом степень детерминированности наиболее и наименее детерминированных классов отличается примерно в четыре раза, что довольно существенно.

Чем выше степень детерминированности значения показателя, тем легче определить этот показатель по описательным характеристикам.

Степень детерминированности (обусловленности) всей классификационной шкалы является средним от степени детерминированности ее градаций, т.е. классов (таблица 6).

Таблица 6 – Классификационные шкалы, ранжированные по убыванию средней степени детерминированности их градаций в СК-модели INF2

№	Код класса	Название класса	Степень детерминированности класса (%)	Степень детерминированности класса нарастающим итогом (%)
1	2	PREDICTED	35,6972945	35,6972945
2	3	SCORE	34,6625943	70,3598888
3	1	RANK	29,6401112	100,0000000

Из таблицы 6 видно, что наиболее высокую степень детерминированности обуславливающими их факторами имеет звание, предсказанное игрой, однако другие классы имеют степени детерминированности, не сильно отстающие от наибольшего значения. Это значит, что все классификационные параметры одинаково хорошо определяются по параметрам игровой статистики.

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 значениям показателей уровня игры игрока в компьютерную игру Rocket League (звание и счёт), изучено влияние значений различных параметров игровой статистики на эти показатели, и, на основе этого, решены задачи прогнозирования, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Список литературы

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

2. 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>

3. 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>

4. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСКанализе 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.

5. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / 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.

6. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.

7. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системнокогнитивном 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.

8. 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.

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. 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.

11. Луценко Е.В. Системно-когнитивное моделирование влияния агротехнологий на урожайность и качество пшеницы и решение задач прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №03(147). С. 62 – 128. – IDA [article ID]: 1471903015. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/03/pdf/15.pdf>, 4,188 у.п.л.

12. 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.

13. 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>