

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И. Т. ТРУБИЛИНА»**

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии
на тему: АСК-анализ игроков Национальной Баскетбольной
Ассоциации (NBA) за 2017-2021 гг на основе данных портала Kaggle

Выполнил студент группы: ИТ2041 Калоло Гишо Калоло

Допущен к защите: _____

Руководитель проекта: д.э.н., к. т. н., профессор Луценко Е. В. ()
(подпись, расшифровка подписи)

Защищен _____ 19/02/2022 _____

(дата)

Оценка _____ отлично _____

Краснодар 2022

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ Федеральное
государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И. Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ
на курсовую работу

Студента Калоло Гишо Калоло

курса 2 очной формы обучения группы ИТ2041

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы АСК-анализ игроков Национальной Баскетбольной Ассоциации (NBA) за 2017-2021 гг на основе данных портала Kaggle

Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

Оценка качества выполнения курсовой работы

№ п/п	Показатель	Оценка соответствия («неудовлетворительно», «удовлетворительно», «хорошо», «отлично»)
1	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	5
2	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	5
3	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
4	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	5
5	Применение современных технологий обработки информации	5
6	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	5
7	Уровень освоения компетенций в результате выполнения курсовой работы (проекта)	5
8	Ответы на вопросы при защите	5

Достоинства работы _____

Недостатки работы: не полностью соответствует шаблону описания курсовой работы 2022 года: http://ic.kubagro.ru/aidos/The_structure_of_the_description_of_scientific_research_using_ASC-analysis_and_the_Eidos_system.doc

Итоговая оценка при защите _____ отлично _____

Рецензент _____ (Е. В. Луценко)

«19» февраля 2022 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 33 страницы, 32 рисунка, 8 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, ДАННЫЕ, AIDOS-X, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, МОДЕЛИ, ШКАЛЫ, КЛАССЫ, NBA.

Целью работы является провести АСК-анализ игроков Национальной Баскетбольной Ассоциации (NBA) за 2017-2021 гг на основе данных портала Kaggle. Добиться этого можно анализом методов формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования модели.

СОДЕРЖАНИЕ

1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	6
1.1 Описание решения	6
1.2 Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл формата XLSX	8
1.3 Ввод выборки в систему AIDOS-X	9
1.4 Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей ..	13
1.5 Виды моделей системы AIDOS-X	15
1.6 Результаты верификации моделей	17
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	21
2.1. Решение задачи идентификации	21
2.2 Кластерно-конструктивный анализ	25
2.3 Нелокальные нейронные сети и нейтроны	27
2.4 SWOT и REST-матрицы и диаграммы	29
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	32
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	33

ВВЕДЕНИЕ

Интеллектуальная система — это техническая или программная система, способная решать задачи, традиционно считающиеся творческими, принадлежащие конкретной предметной области, знания о которой хранятся в памяти такой системы. Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи анализа игроков Национальной Баскетбольной Ассоциации (NBA). Для решения задачи используем стандартные возможности Microsoft Office Word и Excel, а также систему искусственного интеллекта "ЭйдосХ++".

Целью данной курсовой работы является провести АСК-анализ игроков Национальной Баскетбольной Ассоциации (NBA) за 2017-2021 гг. Задачами, поставленными в данной курсовой работе, являются:

- подготовка исходных данных и формализация предметной области;
- синтез и верификация статистических и системнокогнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели;
- решение различных задач в наиболее достоверной модели: прогнозирование, поддержка принятия решений, исследование полученных моделей.

Объектом исследования данной работы является выборка данных об игроках NBA за 2017-2021 гг.

Результатом данной работы можно считать получение теоретических и практических знаний в области анализа работы систем искусственного интеллекта и анализа результата их работы. Курсовая работа состоит из введения, двух глав, заключения и списка литературы. Общий объем работы составляет 33 страницы.

1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1 Описание решения

В качестве метода исследования, решения проблемы и достижения цели было решено использовать новый метод искусственного интеллекта: Автоматизированный системно-когнитивный анализ или АСКанализ. Основной причиной выбора АСК-анализа является то, что он включает теорию и метод количественного выявления в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал и единицах измерения.

Очень важным является также то, что АСК-анализ имеет свой развитый доступный программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает Универсальная когнитивная аналитическая система Aidos-X. 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, в которых не требуется автоматического, т. е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области;
- находится в полном открытом бесплатном доступе причем с актуальными исходными текстами;
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т. е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа»;
- обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных

зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений; – поддерживает on-line среду накопления знаний и широко используется во всем мире;

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

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

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

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

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

1.2 Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл формата XLSX

С электронного ресурса [kaggle.com](https://www.kaggle.com/justinas/nba-players-data?select=all_seasons.csv) возьмем набор данных «NBA Players. Biometric, biographic and basic box score features from 1996 to 2019 season», https://www.kaggle.com/justinas/nba-players-data?select=all_seasons.csv

CSV-файл содержит 18 столбцов с данными:

1. Номер
2. игрок (player_name)
3. колледж (college)
4. команда (team_abbreviation)
5. возраст (age)
6. рост (player_height)
7. вес (player_weight)
8. страна (country)
9. год призыва (draft_year)
10. номер (draft_number)
11. сезон (season)

12. Чистый рейтинг команды (net_rating)

13. сыгранные игры (gp)

14. очки (pts)

15. подборы (reb)

16. передачи (ast)

17. подборы в атаке (oreb_pct)

18. подборы в обороне (dreb_pct)

Для загрузки модели в систему AIDOS-X необходимо конвертировать CSV-файл в файл формата XLSX. Для конвертации был использован онлайн конвертор: <https://convertio.co/ru/csv-xlsx/> Классифицирующими столбцами были выбраны 13-18, а описательными 4-12, итоговую таблицу можно увидеть на рисунке 1.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1	N	игрок (player_name)	колледж (college)	команда (team_abbrev)	возраст (age)	рост (player_height)	вес (player_weight)	страна (country)	год призыва (draft_year)	номер (draft_number)	сезон (season)	Чистый рейтинг команды	сыгранные игры (gp)	очки (pts)	подборы (reb)	передачи (ast)	подборы в атаке (oreb_pct)	подборы в обороне (dreb_pct)
2	1	Briante Weber	Virginia Common	MEM	25	187.96	74.84268	USA	Undrafted	Undrafted	2017-18	-21.6	18	2.8	1.5	1.2	0.03	0.13
3	2	Joe Crowder	Marquette	UTA	27	198.12	106.69412	USA	2012	34	2017-18	0.6	80	9.7	3.4	1.2	0.028	0.103
4	3	Jahsi O'Quinn	Duke	BKU	22	210.82	117.83392	USA	2015	3	2017-18	-22.6	28	8.3	3	0.4	0.058	0.18
5	4	Jesse Layman	Maryland	POR	24	205.74	95.25432	USA	2016	47	2017-18	-11.5	35	1	0.5	0.3	0.024	0.078
6	5	Jakob Poeltl	Utah	TOR	22	213.36	104.32516	Austria	2016	5	2017-18	8.3	82	6.9	4.8	0.7	0.107	0.15
7	6	Jalen Jones	Texas A&M	DAL	25	200.66	99.79624	USA	Undrafted	Undrafted	2017-18	-6.6	16	4.8	2.4	0.3	0.063	0.154
8	7	Jamal Crawford	Michigan	MIN	38	195.58	83.91452	USA	2000	8	2017-18	-4.5	80	19.3	1.2	2.3	0.013	0.05
9	8	Jamal Murray	Kentucky	DET	21	193.04	93.893544	Canada	2016	7	2017-18	3.7	81	16.7	3.7	3.4	0.033	0.087
10	9	Jameel Warney	Stony Brook, N.Y.	DET	24	203.2	117.93392	USA	Undrafted	Undrafted	2017-18	-7.4	3	5.7	0	0	0.138	0.2
11	10	Jameel Nelson	None	DET	36	182.88	86.18248	USA	2004	20	2017-18	-5.7	50	4.9	2.1	3.6	0.013	0.088
12	11	Jamel Artis	Pittsburgh	ORL	25	200.66	96.615596	USA	Undrafted	Undrafted	2017-18	-0.9	15	5.1	2.5	1.2	0.013	0.119
13	12	James Ennis III	Cal State-Los B.	DET	27	200.66	95.25432	USA	2013	50	2017-18	-5.6	72	7.1	3.1	1	0.045	0.096
14	13	James Harden	Arizona State	HOU	28	195.58	99.79624	USA	2009	3	2017-18	10	72	30.4	5.4	8.8	0.017	0.137
15	14	Jacob Wiley	Eastern Washing	BKU	23	203.2	101.161916	USA	Undrafted	Undrafted	2017-18	16.1	5	8.8	2.2	0.4	0.053	0.225
16	15	James Johnson	Wake Forest	MIA	31	203.2	108.86208	USA	2009	16	2017-18	0.1	73	16.8	4.9	3.8	0.032	0.148
17	16	James Webb III	Baylor State	BKU	34	265.74	91.625584	USA	Undrafted	Undrafted	2017-18	-13.3	10	1.6	2.4	0.4	0.058	0.138
18	17	James Young	Kentucky	PHI	22	196.12	97.53228	USA	2014	17	2017-18	-20.4	5	2.8	0.3	0.3	0	0.029
19	18	Jamill Wilson	Marquette	LAC	27	200.66	103.572568	USA	Undrafted	Undrafted	2017-18	0.8	15	7	2.1	0.7	0.01	0.1
20	19	Jared Dudley	Boston College	PHI	32	200.66	108.86208	USA	2007	22	2017-18	0.1	48	3.2	2	1.6	0.011	0.136
21	20	Jarell Eddie	Virginia Tech	CHI	26	200.66	96.863866	USA	Undrafted	Undrafted	2017-18	-10	3	0	0.3	0	0	0.167
22	21	Jarell Martin	Louisiana State	MEM	24	208.28	108.408488	USA	2015	25	2017-18	-7.6	73	7.7	4.4	1	0.067	0.139
23	22	Jarell Allen	Texas	BKU	20	210.82	106.148528	USA	2017	22	2017-18	-4.1	72	8.2	5.4	0.7	0.086	0.157
24	23	Jarett Jack	Georgia Tech	NYK	34	190.5	90.7184	USA	2005	22	2017-18	-0.7	62	7.5	3.1	5.6	0.014	0.106
25	24	Jason Smith	Colorado State	WAS	32	213.36	108.86208	USA	2007	29	2017-18	-15.8	33	3.4	1.6	0.4	0.05	0.122
26	25	Jason Terry	Arizona	MIL	40	187.96	83.91452	USA	1999	19	2017-18	1.5	51	3.3	0.9	1.2	0.006	0.066
27	26	Jason Evans	Oklahoma State	LAC	21	182.88	86.18248	USA	2017	39	2017-18	2.1	48	4.8	1.8	2.1	0.011	0.092
28	27	Jalen Penson	California	BOS	21	200.66	107.8562	USA	2018	3	2017-18	7.7	78	34.5	4.9	1.6	0.03	0.124

Рисунок 1 – фрагмент обучающей выборки

1.3 Ввод выборки в систему AIDOS-X

Для импорта обучающей выборки в систему AIDOS-X необходимо скопировать ее в папку Inp_data и переименовать в Inp_data.xlsx, после этого можно запустить саму программу и универсальный программный интерфейс импорта данных в систему (режим 2.3.2.2), результат заполнения которого представлен на рисунке 2.

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

☐ XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
☒ XLSX- MS Excel-2007(2010) Стандарт XLSX-файла
☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла
☐ CSV - CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
☒ Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:

Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:

Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

☐ Равные интервалы с разным числом наблюдений
☒ Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

☒ Не применять сценарный метод АСК-анализа ☐ Применить сценарный метод АСК-анализа

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

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

Интерпретация TXT-полей признаков:

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

☒ Только интервальные числовые значения (например: "1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")
☐ Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")
☐ И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

Ok Cancel

Рисунок 2 – Интерфейс импорта

Следует выделить следующие настройки:

Тип файла – XLSX;

Классификационная шкала – 13-18;

Описательные шкалы – 4-12.

Выходим на создание модели (рисунок 3)

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [18 x 221]

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	6	18	3,00	4	48	12,00
Текстовые	0	0	0,00	5	173	34,60
ВСЕГО:	6	18	3,00	9	221	24,56

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации Параметры числ. шкал и градаций Выйти на создание модели

Рисунок 3 – Задание размерностей системы

Процесс импорта данных из внешнего файла в систему представлен на рисунке 4.

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

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 внешней БД "Inp_data"- Готово

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

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 23:25:52 Окончание: 23:26:19

100%

Прошло: 0:00:26 Осталось: 0:00:00

Ok

Рисунок 4 – Импорт данных

После загрузки данных система автоматически нашла классификационные шкалы, которые можно посмотреть в режиме 2.1 (рисунок 5) и описательные шкалы, которые можно посмотреть в режиме 2.2 (рисунок 6)

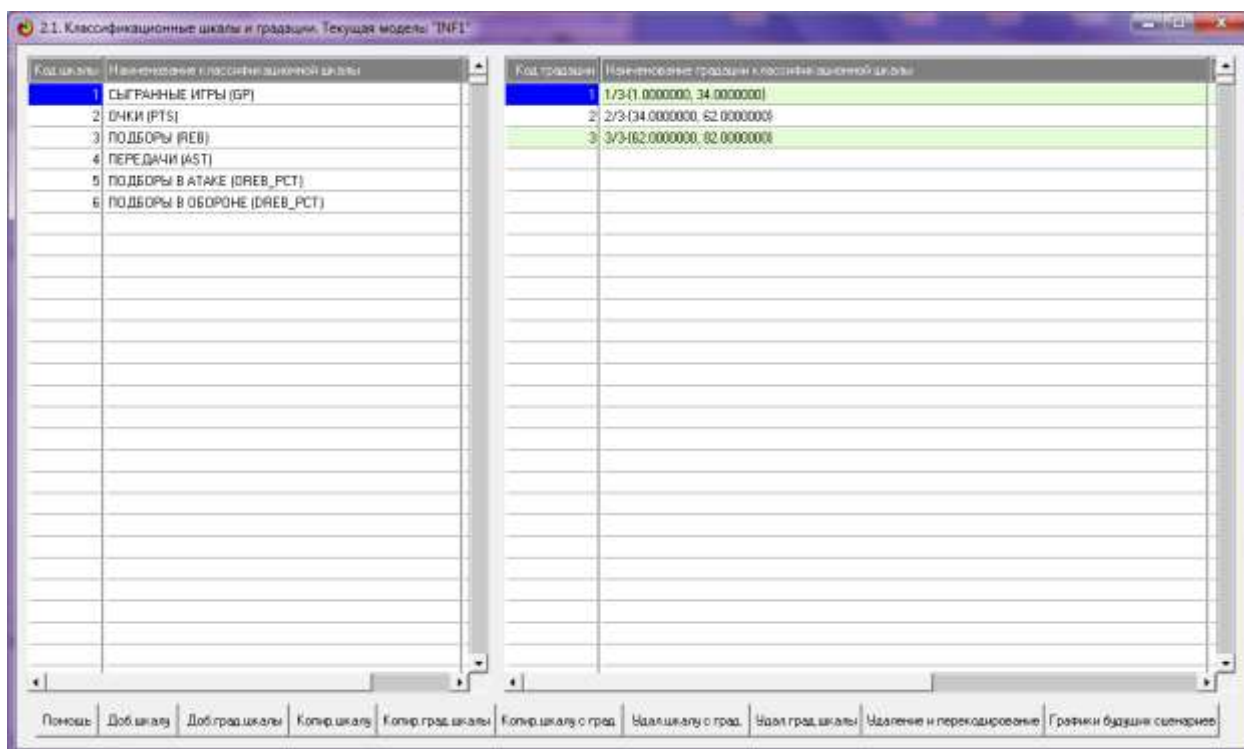


Рисунок 5 – Классификационные шкалы

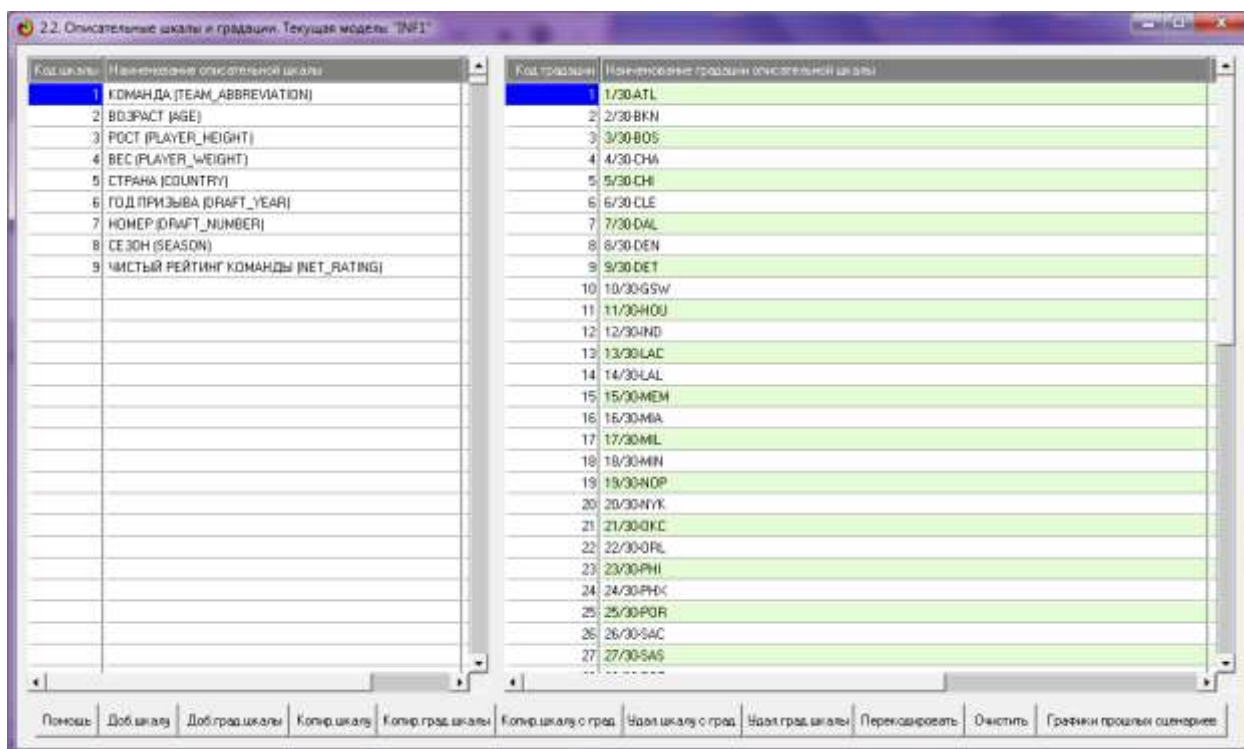


Рисунок 6 – Описательные шкалы

Так же существует возможность ручной корректировки выгруженных данных и добавление новых объектов, которая открывается с помощью режима 2.3.1 (рисунок 7).

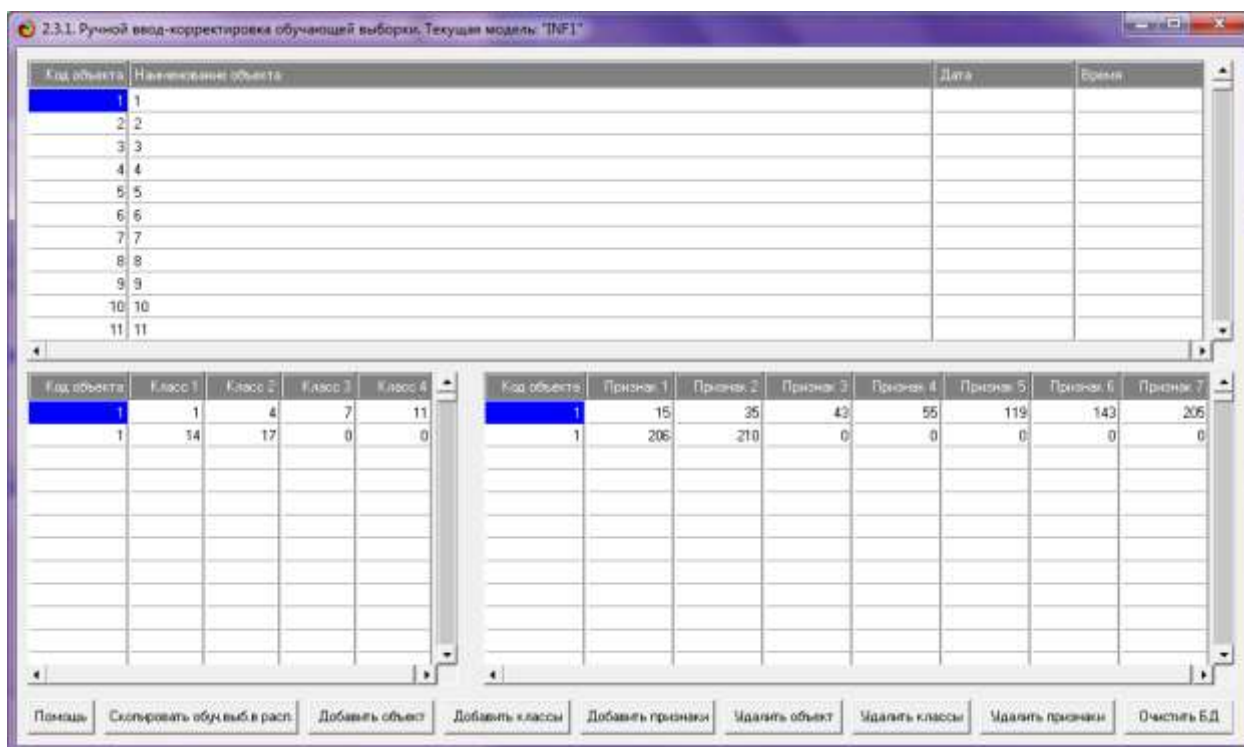


Рисунок 7 – Ручная корректировка

1.4 Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Для синтеза и верификации моделей создан режим 3.5, после его запуска задается модель, которая помечается текущей (рисунок 8).

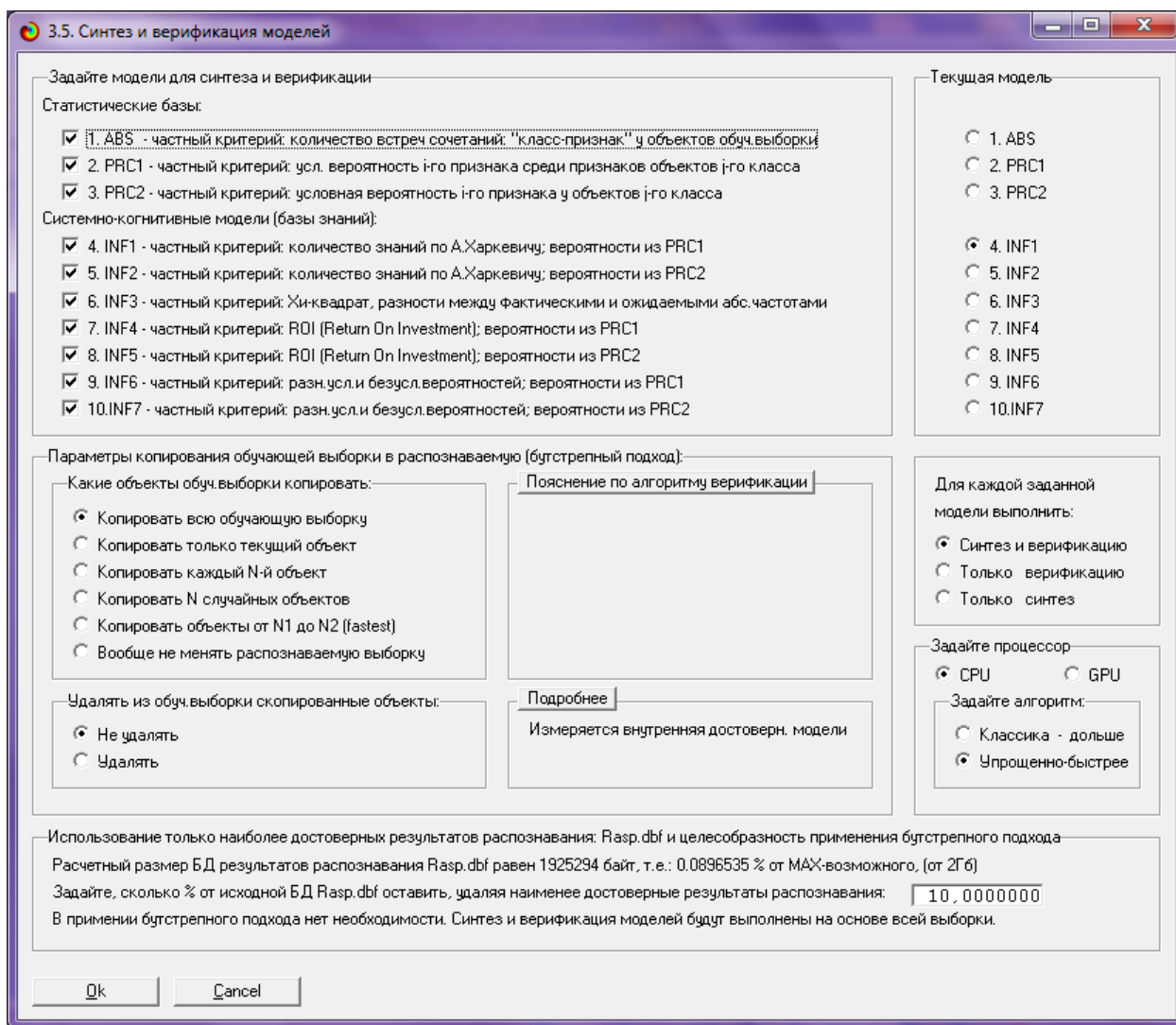


Рисунок 8 – Режим синтеза моделей

Данный режим содержит множество различных методов верификации, но мы используем параметры, которые система предлагает по умолчанию. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени исполнения показаны на рисунке 9.

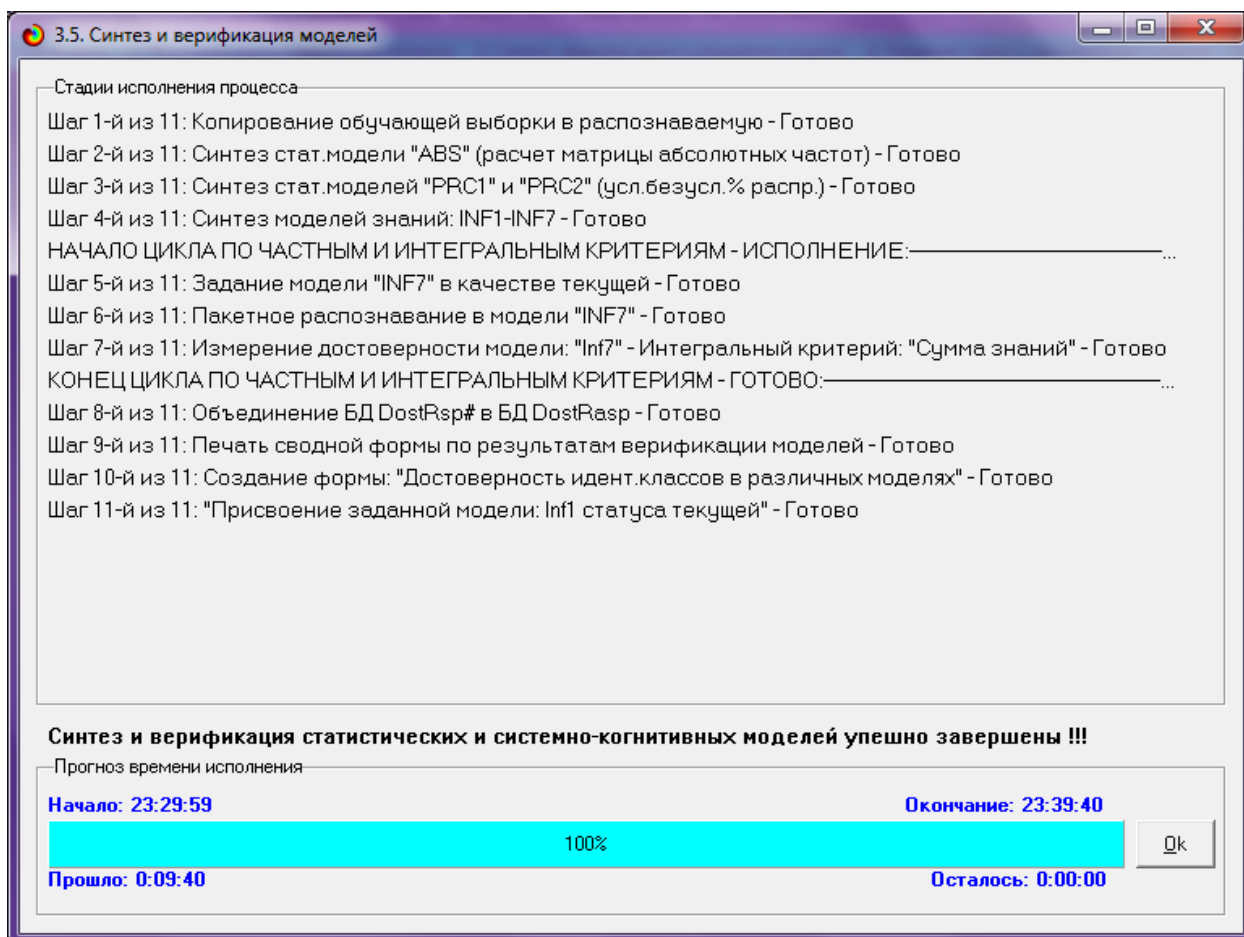


Рисунок 9 – Исполнение режима синтеза моделей

Следует заметить, что синтез и верификация всех моделей занял порядка 10 минут. После данного этапа можно приступить к выбору наиболее достоверной модели.

1.5 Виды моделей системы AIDOS-X

Решение задачи идентификации может быть рассмотрено на нескольких моделях, в которых рассчитано количество информации по А. Харкевичу, которое было сгенерировано по принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, учитывая признаки объекта.

Таким образом, частные критерии представляют собой формулы для преобразования матрицы абсолютных частот, которая представлена на

рисунке 10 и открытой с помощью режима 5.5.1, в матрицы условных и безусловных процентных распределений и матрицы знаний.

3.5. Модель "1. ABS - частный критерий: количество астрон. соединений: "Классификация" в области обучения

Код команды	Наименование команды	1. СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (P1) 1/1 0.0 34.0	2. СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (P2) 1/2 0.0 62.0	3. СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (P3) 1/3 0.0 62.0	4. ОЧКИ (P4) 1/4 0.0 11.0	5. ОЧКИ (P5) 1/5 0.0 10.0	6. ОЧКИ (P6) 1/6 0.0 36.0	7. ПОДБОРЫ (P7) 1/7 0.0 2.0	8. ПОДБОРЫ (P8) 1/8 0.0 4.0	9. ПОДБОРЫ (P9) 1/9 0.0 14.0
1	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 1/30 ATL	26	27	19	20	16	27	22	30	19
2	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 2/30 BKN	31	24	27	24	25	28	23	30	25
3	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 3/30 BOS	21	25	24	28	18	25	24	19	27
4	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 4/30 CHA	15	27	23	23	21	22	17	21	25
5	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 5/30 CIN	22	29	28	22	22	25	24	23	27
6	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 6/30 CLE	28	31	17	29	31	22	24	26	17
7	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 7/30 DAL	24	22	26	22	29	20	25	28	21
8	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 8/30 DEN	20	28	22	21	23	24	24	19	23
9	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 9/30 DET	23	28	19	24	25	20	27	30	12
10	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 10/30 GSW	27	19	26	21	27	18	29	22	25
11	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 11/30 IND	30	23	28	29	24	27	30	27	23
12	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 12/30 JAX	25	20	27	26	13	30	24	25	20
13	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 13/30 LAC	19	28	26	21	27	22	22	27	23
14	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 14/30 LAL	24	25	22	26	24	24	26	21	26
15	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 15/30 MEM	29	29	19	28	36	23	25	29	23
16	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 16/30 MIA	23	22	23	24	15	29	18	29	20
17	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 17/30 MIL	22	29	27	23	27	22	25	17	30
18	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 18/30 MIN	24	28	22	20	24	21	28	24	19
19	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 19/30 NOP	23	32	15	20	28	21	25	16	28
20	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 20/30 NYK	24	24	22	20	27	22	27	21	20
21	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 21/30 OKC	23	22	25	27	20	20	31	17	21

Рисунок 10 – Матрица абсолютных частот

3.5. Модель "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харезми: верооятности из FRC1

Код команды	Наименование команды	1. СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (P1) 1/1 0.0 34.0	2. СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (P2) 1/2 0.0 62.0	3. СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (P3) 1/3 0.0 62.0	4. ОЧКИ (P4) 1/4 0.0 11.0	5. ОЧКИ (P5) 1/5 0.0 10.0	6. ОЧКИ (P6) 1/6 0.0 36.0	7. ПОДБОРЫ (P7) 1/7 0.0 2.0	8. ПОДБОРЫ (P8) 1/8 0.0 4.0	9. ПОДБОРЫ (P9) 1/9 0.0 14.0
1	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 1/30 ATL	0.030	0.033	-0.073	0.005	-0.134	0.049	-0.041	0.093	0.093
2	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 2/30 BKN	0.065	-0.037	-0.032	-0.028	-0.002	0.034	-0.086	0.064	0.064
3	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 3/30 BOS	-0.041	0.012	0.017	0.061	-0.128	0.028	-0.004	-0.068	0.068
4	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 4/30 CHA	-0.130	0.075	0.033	0.006	0.001	0.013	-0.096	0.001	0.001
5	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 5/30 CIN	-0.024	0.063	-0.050	-0.027	-0.015	0.026	-0.073	0.001	0.001
6	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 6/30 CLE	0.048	0.075	-0.120	0.060	-0.044	-0.032	0.008	0.023	0.023
7	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 7/30 DAL	0.003	-0.039	0.041	-0.030	0.001	-0.057	-0.056	0.049	0.049
8	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 8/30 DEN	-0.052	0.059	-0.087	-0.035	0.009	0.020	0.032	-0.059	0.059
9	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 9/30 DET	-0.005	0.068	-0.063	0.009	0.036	-0.049	0.042	0.101	0.101
10	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 10/30 GSW	0.007	-0.072	0.047	-0.027	0.075	-0.075	-0.054	0.001	0.001
11	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 11/30 IND	0.027	-0.063	-0.093	0.029	-0.027	0.010	0.031	0.015	0.015
12	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 12/30 JAX	0.020	-0.078	0.050	0.033	-0.204	0.091	0.023	0.030	0.030
13	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 13/30 LAC	-0.095	0.034	0.028	-0.027	0.042	-0.020	-0.037	0.043	0.043
14	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 14/30 LAL	-0.013	0.045	-0.034	0.015	-0.002	-0.006	0.005	-0.050	0.050
15	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 15/30 MEM	0.043	0.033	-0.098	-0.129	0.131	-0.034	-0.021	0.041	0.041
16	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 16/30 MIA	0.007	-0.019	0.017	0.021	-0.136	0.096	-0.092	0.100	0.100
17	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 17/30 MIL	-0.036	-0.038	0.047	-0.021	0.048	-0.030	-0.001	-0.118	0.118
18	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 18/30 MIN	0.034	-0.042	0.013	-0.033	0.045	-0.008	-0.042	0.045	0.045
19	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 19/30 NOP	-0.005	0.104	-0.140	-0.056	0.079	-0.071	0.014	-0.124	0.124
20	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 20/30 NYK	0.013	0.003	-0.088	-0.063	0.066	-0.012	0.044	-0.028	0.028
21	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 21/30 OKC	-0.001	-0.027	0.039	0.055	-0.041	-0.045	0.095	-0.099	0.099

Рисунок 11 – Фрагмент модели INF1

3. Модель "S. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, равенство между фактическими и ожидаемыми абсолютными										
№	Наименование критерия	1. Выбранные ИТРУ (РП) / 2. О.Б. (4.Б)	2. Выбранные ИТРУ (РП) / 3. О.Б. (4.Б)	3. Выбранные ИТРУ (РП) / 4. О.Б. (4.Б)	4. О.Б. (4.Б) / 5. О.Б. (4.Б)	5. О.Б. (4.Б) / 6. О.Б. (4.Б)	6. О.Б. (4.Б) / 7. О.Б. (4.Б)	7. О.Б. (4.Б) / 8. О.Б. (4.Б)	8. О.Б. (4.Б) / 9. О.Б. (4.Б)	9. О.Б. (4.Б) / 10. О.Б. (4.Б)
1	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 1/30 ATL	2.055	2.383	-4.273	3.988	-7.240	3.458	-2.684	6.760	
2	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 2/30 BKN	5.121	-2.605	-2.153	-1.951	-0.116	2.557	-5.677	4.884	
3	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 3/30 BOS	-2.547	0.793	1.114	4.387	-6.853	1.850	-0.273	-3.853	
4	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 4/30 CMA	-6.586	4.839	2.049	0.383	0.879	0.807	-5.221	0.079	
5	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 5/30 CHI	-1.668	4.676	-2.997	-1.727	-0.364	1.738	-4.291	0.836	
6	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 6/30 CLE	3.541	5.957	-6.771	4.475	-2.736	-2.945	3.789	2.264	
7	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 7/30 DAL	0.169	-2.508	2.937	-1.898	5.071	-3.430	-3.566	4.071	
8	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 8/30 DEN	-3.092	4.761	-0.444	-2.157	0.588	1.297	2.596	-3.412	
9	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 9/30 DET	-0.319	0.027	-3.665	0.615	2.360	-2.927	3.961	7.360	
10	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 10/30 GSW	0.420	-4.213	3.054	-1.643	5.885	-4.200	-3.277	0.085	
11	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 11/30 HOU	12.325	-4.423	-5.927	2.258	-1.889	0.774	2.582	1.111	
12	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 12/30 IND	1.548	-4.224	4.003	2.273	-9.964	6.739	1.689	2.036	
13	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 13/30 LAC	-5.741	2.565	1.953	-1.811	2.988	-1.325	-2.505	2.988	
14	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 14/30 LAL	-0.855	3.448	-2.158	1.075	-0.123	-0.437	0.378	-3.123	
15	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 15/30 MEM	3.252	2.571	-5.987	-7.788	11.849	-2.275	-1.581	3.049	
16	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 16/30 MIA	0.420	-1.211	1.054	1.257	-6.915	6.880	-5.277	7.885	
17	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 17/30 MIL	-2.943	-2.026	3.348	-1.413	3.374	-1.933	-0.894	-6.636	
18	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 18/30 MIN	-2.451	-2.451	0.772	-1.902	2.883	-0.473	-2.514	2.883	
19	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 19/30 NYK	-0.319	0.027	-7.665	-3.385	5.368	-1.929	0.961	-6.832	
20	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 20/30 OKC	0.001	0.202	-0.499	-3.214	4.533	-0.759	3.237	-1.447	
21	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION) 21/30 OKC	-0.092	-1.778	2.556	3.942	-2.412	-2.702	7.596	-5.412	

Рисунок 12 – Фрагмент модели INF3

1.6 Результаты верификации моделей

С результатами верификации моделей, отличающихся частными критериями, можно ознакомиться в режиме 3.4 системы «Эйдос», они представлены на рисунках 13-15.

3.4. Обобщенные по достоямкам при реализации. Титульная модель: INF1										
Наименование модели частного критерия	Интерпретация критерия	Количество реализованных случаев (N)	Частота	Плотность	Функция Вана Ризбергена	Средняя оценка по критерию (FTR)	Средняя оценка по критерию (FTR)	Средняя оценка по критерию (FTR)	Средняя оценка по критерию (FTR)	Средняя оценка по критерию (FTR)
1. ABS - частный критерий: количество сторон соглашения, "х.к."	Корреляция абсолютных значений	0.827	1.000	0.906	7078.353	1353.963	0.839			
2. ABS - частный критерий: количество сторон соглашения, "х.к."	Корреляция абсолютных значений	0.827	1.000	0.906	7040.350	1362.488	0.838			
3. PRCT - частный критерий: доля вероятности, что проанализировано	Корреляция абсолютных значений	0.827	1.000	0.906	7078.353	1353.963	0.839			
4. PRCT - частный критерий: доля вероятности, что проанализировано	Корреляция абсолютных значений	0.827	1.000	0.906	7199.784	1399.572	0.837			
5. PRCT - частный критерий: доля вероятности, что проанализировано	Корреляция абсолютных значений	0.827	1.000	0.906	7078.353	1353.963	0.839			
6. PRCT - частный критерий: доля вероятности, что проанализировано	Корреляция абсолютных значений	0.827	1.000	0.906	7199.784	1399.572	0.837			
7. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг, в.	Семантический резонанс: зна.	3474	0.930	0.723	0.814	1521.375	436.734	73.712	484.233	0.954
8. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг, в.	Семантический резонанс: зна.	3578	0.931	0.715	0.809	1294.788	445.965	56.850	387.288	0.958
9. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг, в.	Семантический резонанс: зна.	3474	0.930	0.723	0.814	1521.374	436.734	73.712	484.233	0.954
10. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг, в.	Семантический резонанс: зна.	3578	0.931	0.715	0.809	1294.788	445.965	56.850	387.288	0.958
11. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, равенство между фактическими и ожидаемыми абсолютными	Семантический резонанс: зна.	3171	0.908	0.747	0.820	2211.644	365.506	159.950	475.669	0.935
12. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, равенство между фактическими и ожидаемыми абсолютными	Семантический резонанс: зна.	3171	0.908	0.747	0.820	2211.644	365.506	159.950	475.669	0.935
13. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятность	Семантический резонанс: зна.	5880	0.949	0.531	0.881	1454.269	693.614	50.620	1039.416	0.966
14. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятность	Семантический резонанс: зна.	5880	0.949	0.531	0.881	1454.269	693.614	50.620	1039.416	0.966
15. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятность	Семантический резонанс: зна.	5880	0.949	0.531	0.881	1454.269	693.614	50.620	1039.416	0.966
16. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятность	Семантический резонанс: зна.	5880	0.949	0.531	0.881	1454.269	693.614	50.620	1039.416	0.966
17. INF6 - частный критерий: разность между фактическими и ожидаемыми абсолютными	Семантический резонанс: зна.	3171	0.908	0.747	0.820	2211.644	365.506	159.950	475.669	0.935
18. INF6 - частный критерий: разность между фактическими и ожидаемыми абсолютными	Семантический резонанс: зна.	3171	0.908	0.747	0.820	2211.644	365.506	159.950	475.669	0.935
19. INF7 - частный критерий: разность между фактическими и ожидаемыми абсолютными	Семантический резонанс: зна.	3171	0.908	0.747	0.820	2211.644	365.506	159.950	475.669	0.935
20. INF7 - частный критерий: разность между фактическими и ожидаемыми абсолютными	Семантический резонанс: зна.	3171	0.908	0.747	0.820	2211.644	365.506	159.950	475.669	0.935

Рисунок 13 – Оценка достоверности (F-мера Вана Ризбергена)

Наименование модели и критерия	Интегральный критерий	Средний индекс модели (сред. по всем моделям)	Средний индекс модели (сред. по всем моделям)	Л1-мера	Л2-мера	Л3-мера	Л4-мера	Л5-мера	Л6-мера	Л7-мера	Л8-мера	Л9-мера	Л10-мера
1. ABS - частный критерий: количество стран рейтингов. "лик."	Корреляция абсолютной частоты с абс.	1383,963	0,939	1,000	0,913	0,565	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510
1. ABS - частный критерий: количество стран рейтингов. "лик."	Средняя абсолютная частота по признаку.	1383,963	0,939	1,000	0,913	0,565	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510
2. PRG1 - частный критерий: доля вероятности от прямого сред.	Корреляция абсолютной частоты с к.	1383,963	0,939	1,000	0,913	0,565	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510
2. PRG2 - частный критерий: доля вероятности от прямого сред.	Средняя абсолютная частота по признаку.	1383,963	0,939	1,000	0,913	0,565	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510
3. PRG3 - частный критерий: доля вероятности от прямого сред.	Корреляция абсолютной частоты с к.	1383,963	0,939	1,000	0,913	0,565	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510
3. PRG4 - частный критерий: доля вероятности от прямого сред.	Средняя абсолютная частота по признаку.	1383,963	0,939	1,000	0,913	0,565	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510	0,510
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Семантический резонанс зна.	73,712	404,233	0,954	0,790	0,944	0,168	0,226	0,109	0,11	0,11	0,11	0,11
4. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Средняя знае	56,850	387,208	0,958	0,768	0,953	0,143	0,227	0,088	0,10	0,10	0,10	0,10
5. INF3 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Семантический резонанс зна.	73,712	404,233	0,954	0,790	0,944	0,168	0,226	0,109	0,11	0,11	0,11	0,11
5. INF4 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Средняя знае	56,850	387,208	0,958	0,768	0,953	0,143	0,227	0,088	0,10	0,10	0,10	0,10
6. INF5 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Семантический резонанс зна.	159,950	475,609	0,935	0,829	0,979	0,247	0,218	0,170	0,15	0,15	0,15	0,15
6. INF6 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Средняя знае	122,112	333,789	0,937	0,844	0,988	0,193	0,159	0,130	0,10	0,10	0,10	0,10
7. INF7 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Семантический резонанс зна.	50,620	1039,416	0,966	0,593	0,727	0,218	0,387	0,142	0,17	0,17	0,17	0,17
8. INF8 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Средняя знае	104,331	244,625	0,954	0,902	0,920	0,229	0,142	0,125	0,09	0,09	0,09	0,09
8. INF9 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Семантический резонанс зна.	50,620	1039,416	0,966	0,593	0,727	0,218	0,387	0,142	0,17	0,17	0,17	0,17
9. INF10 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Средняя знае	104,331	244,625	0,954	0,902	0,920	0,229	0,142	0,125	0,09	0,09	0,09	0,09
9. INF11 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Семантический резонанс зна.	157,144	488,181	0,924	0,824	0,976	0,244	0,219	0,170	0,15	0,15	0,15	0,15
10. INF12 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Средняя знае	123,170	343,839	0,927	0,841	0,986	0,194	0,163	0,130	0,10	0,10	0,10	0,10
10. INF13 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Семантический резонанс зна.	157,144	488,181	0,924	0,824	0,976	0,244	0,219	0,170	0,15	0,15	0,15	0,15
10. INF14 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Средняя знае	123,170	343,839	0,927	0,841	0,986	0,194	0,163	0,130	0,10	0,10	0,10	0,10

Рисунок 14 – Оценка достоверности (L1-мера проф. Е.В. Луценко)

4.3.3.6. Обобщенные по десяти моделям при разном критерии. Тенденция модели. ТИЗ															Итого							
Наименование модели и критерия	Интегральный критерий	Средний индекс модели (сред. по всем моделям)	Л1-мера	Л2-мера	Л3-мера	Л4-мера	Л5-мера	Л6-мера	Л7-мера	Л8-мера	Л9-мера	Л10-мера	Л11-мера	Л12-мера	Л13-мера	Л14-мера	Л15-мера	Л16-мера	Л17-мера	Л18-мера	Л19-мера	Л20-мера
1. ABS - частный критерий: количество стран рейтингов. "лик."	Корреляция абсолютной частоты с абс.	0,522	1,000	0,686	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
1. ABS - частный критерий: количество стран рейтингов. "лик."	Средняя абсолютная частота по признаку.	0,519	1,000	0,683	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2. PRG1 - частный критерий: доля вероятности от прямого сред.	Корреляция абсолютной частоты с к.	0,522	1,000	0,686	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2. PRG2 - частный критерий: доля вероятности от прямого сред.	Средняя доля вероятности по признаку.	0,519	1,000	0,683	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
3. PRG3 - частный критерий: доля вероятности от прямого сред.	Корреляция абсолютной частоты с к.	0,522	1,000	0,686	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
3. PRG4 - частный критерий: доля вероятности от прямого сред.	Средняя доля вероятности по признаку.	0,519	1,000	0,683	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Семантический резонанс зна.	0,116	0,607	0,591	0,599	72,288	7,439	2,625	27,712	39,863	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
4. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Средняя знае	0,108	0,620	0,579	0,594	71,458	7,583	2,491	28,542	39,521	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
5. INF3 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Семантический резонанс зна.	0,116	0,607	0,591	0,599	72,288	7,439	2,625	27,712	39,863	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
5. INF4 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Средняя знае	0,108	0,620	0,579	0,594	71,458	7,583	2,491	28,542	39,521	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
6. INF5 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Семантический резонанс зна.	0,150	0,592	0,622	0,607	74,705	6,424	3,640	25,295	40,564	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
6. INF6 - частный критерий: количество знаний по А.Харинг. в.	Средняя знае	0,105	0,597	0,647	0,621	74,705	6,424	3,640	25,295	40,564	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
7. INF7 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Семантический резонанс зна.	0,177	0,606	0,553	0,570	53,095	8,676	1,387	46,985	30,886	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
8. INF8 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Средняя знае	0,092	0,647	0,712	0,679	78,621	6,722	3,342	21,173	42,775	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
8. INF9 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Семантический резонанс зна.	0,177	0,606	0,553	0,570	53,095	8,676	1,387	46,985	30,886	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
9. INF10 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Средняя знае	0,092	0,647	0,712	0,679	78,621	6,722	3,342	21,173	42,775	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
9. INF11 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Семантический резонанс зна.	0,150	0,591	0,620	0,605	74,123	6,478	3,586	25,877	40,308	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
10. INF12 - частный критерий: ROI (Return On Investment) веро	Средняя знае	0,108	0,600	0,642	0,620	74,705	6,388	3,675	25,295	40,547	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18	18
4																						
Панель по мерам достоверности		Панель по частным распределениям		TRIP1/PRM		(TPRP1/PRM)		(TP1/PR1+PR)		Задать интервал до записи												

Рисунок 15 – Оценка достоверности (L2-мера проф. Е.В. Луценко)

Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и систему Aidos-X используется F-мера Ван Ризбергена и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Луценко (рисунок 16). Наиболее достоверной оказалась модель INF4. Точность данной модели по F-мере Ван Ризбергена составляет 0,849, а по L1-мере профессора Луценко – 0,928, а L2=0,679. L1-мера, предложенная профессором Луценко является более достоверной, в сравнении с F-мерой

Ван Ризбергена. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 90%.

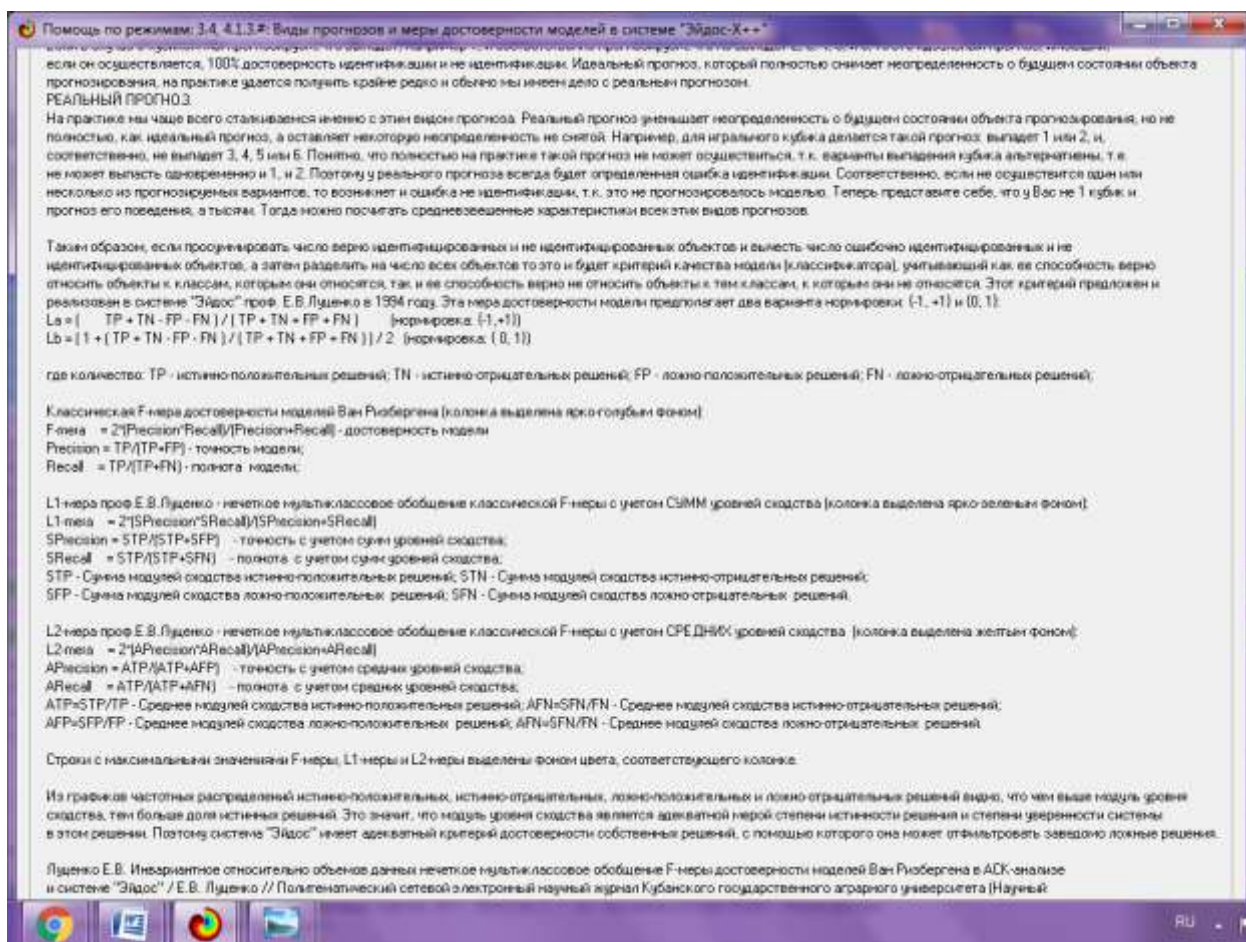


Рисунок 16 – Виды прогнозов и меры достоверностей в системе «Эйдос»

Также необходимо обратить внимание на то, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний из 23 интеллектуальных технологий. На рисунке 17 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF4.

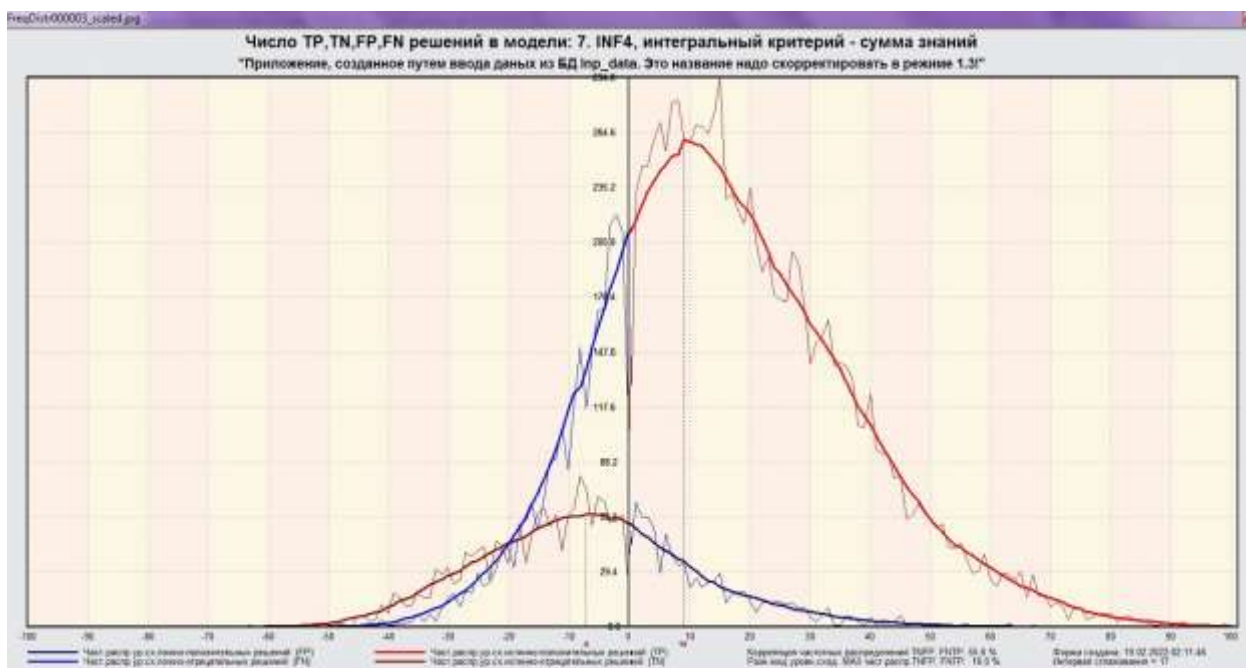


Рисунок 17 – Частотные распределения верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в зависимости от уровня сходства в модели INF4

Левое распределение, включает только истинно-отрицательные значения, а правое включает ложные отрицательные и истинноположительные решения. Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации видов героев по его характеристикам и другие задачи. Для положительных решений от 0% до примерно 10% количество ложных решений больше числа истинных, но далее идет на спад и ложные решения перестают встречаться после 10%.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF4 (режим 5.6) (рисунок 18) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1. (рисунок 19)

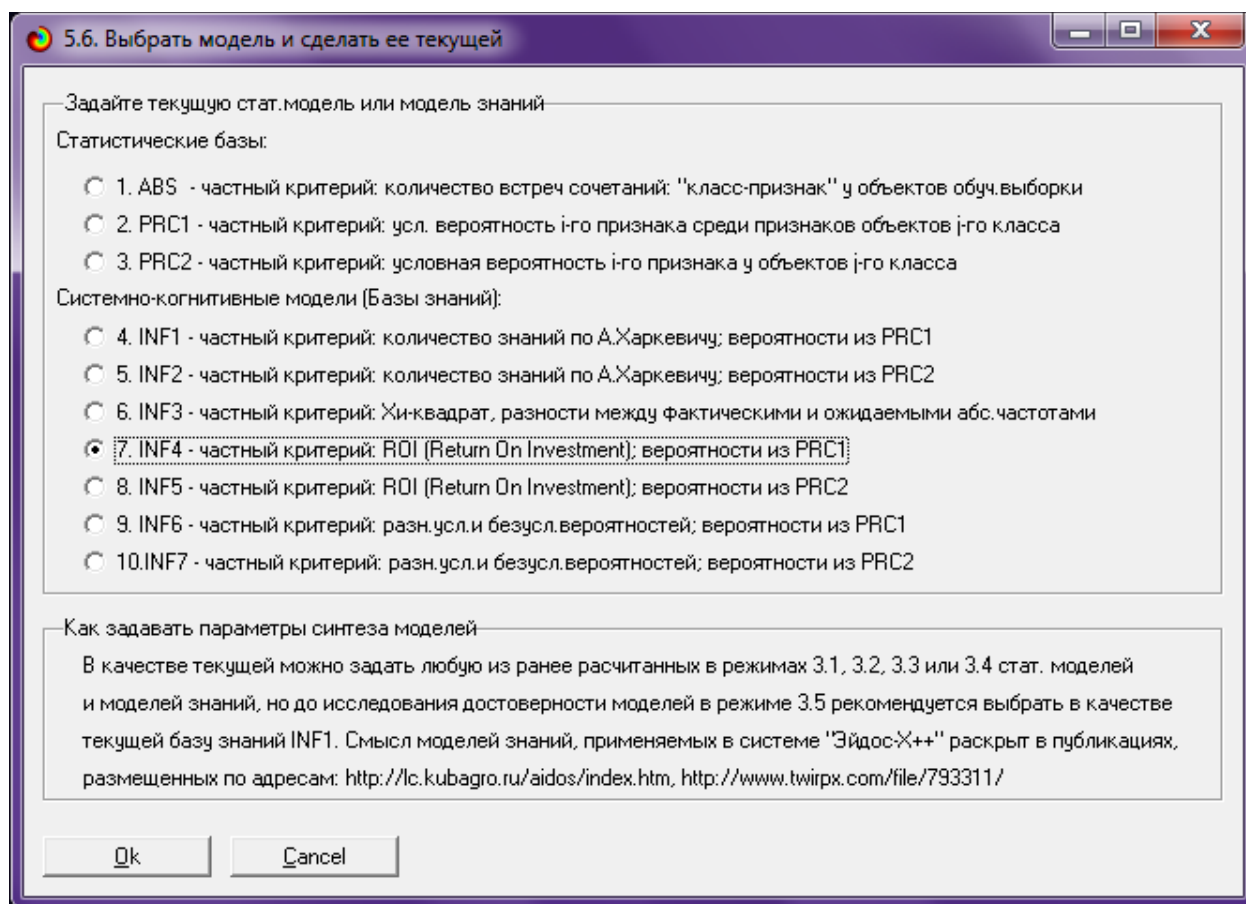


Рисунок 18 – Выбор текущей модели

После этого необходимо провести пакетное распознавание текущей модели в режиме 4.2.1 (рисунок 19)

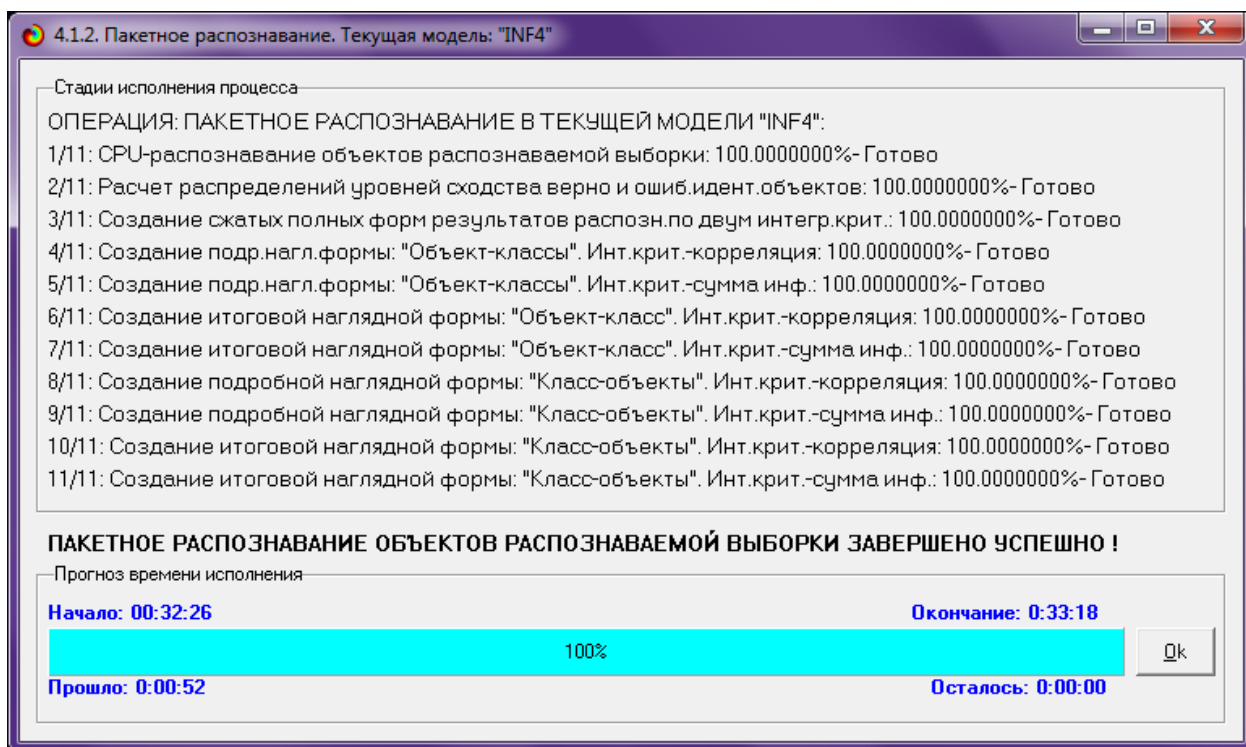


Рисунок 19 – Пакетное распознавание текущей модели

В результате пакетного распознавания в текущей модели создается ряд баз данных, которые визуализируются в выходных экранных формах, отражающих результаты решения задачи идентификации и прогнозирования. Режим 4.1.3 системы «Эйдос» обеспечивает отображение результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

1. Подробно наглядно: "Объект – классы".
2. Подробно наглядно: "Класс – объекты".
3. Итоги наглядно: "Объект – классы"
4. Итоги наглядно: "Класс – объекты"
5. Подробно сжато: "Объект – классы"
6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.
7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.
8. Статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям.

9. Распознавание уровня сходства при разных моделях и интегральных критериях.

10. Достоверность идентификации классов при разных моделях и интегральных критериях.

Рассмотрим подробнее режимы работы 4.1.3.1 и 4.1.3.2, результаты которых представлены на рисунке 20 и 21.

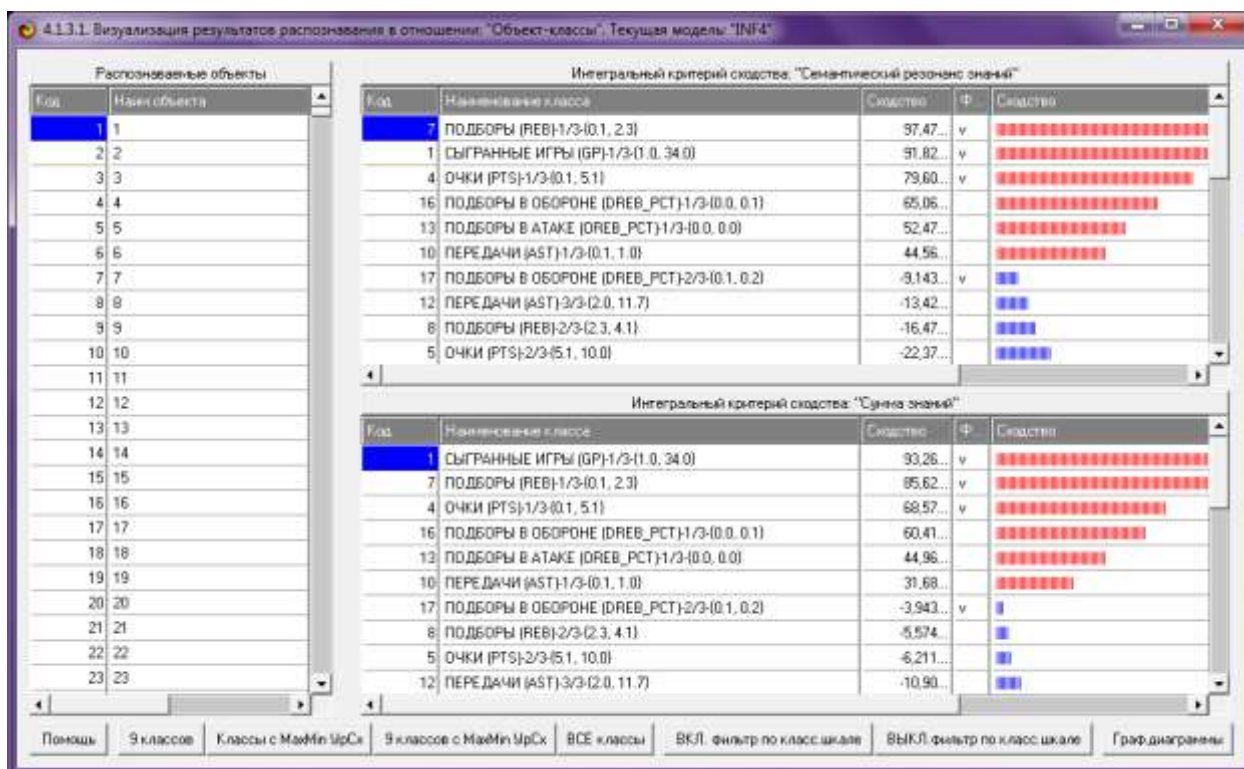


Рисунок 20 – Результат режима работы 4.1.3.1, идентификация объектов в модели INF4

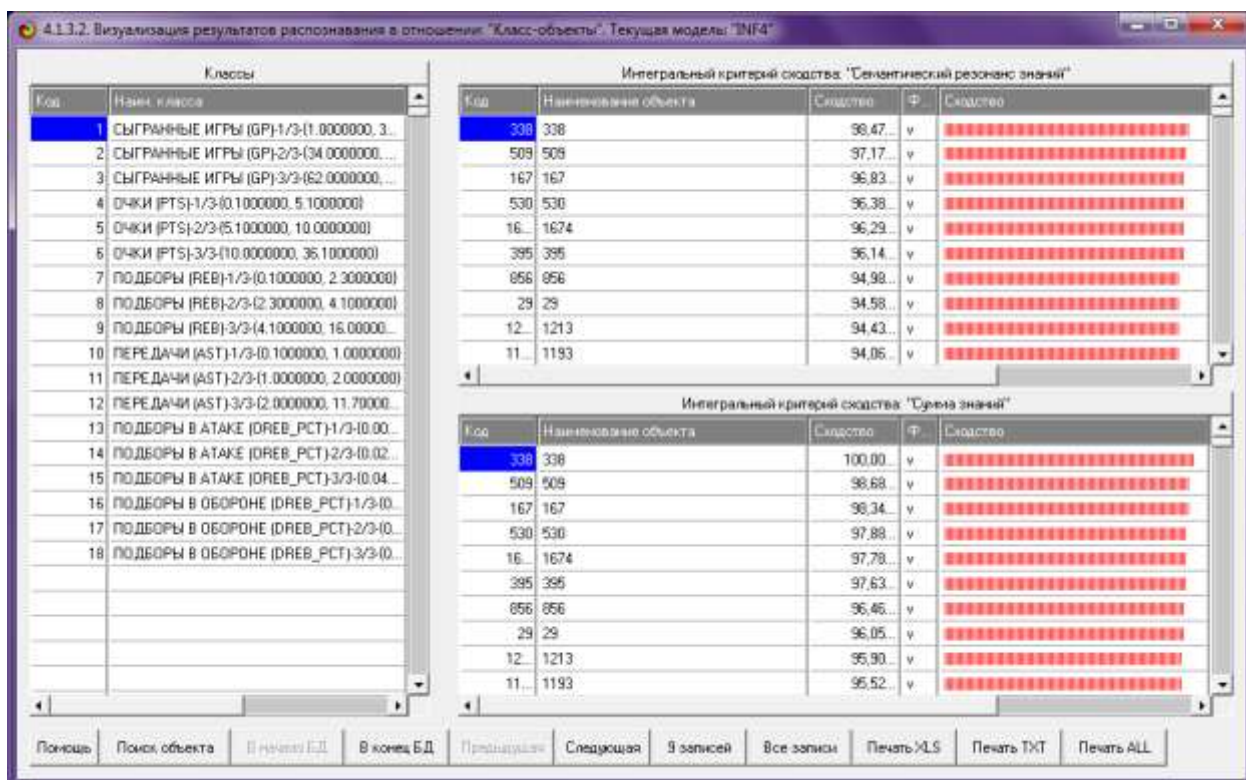


Рисунок 21 – Результат режима работы 4.1.3.2, идентификация классов в модели INF5

Рассмотрим подробнее режим работы 4.2.2.3, результаты которого представлены на рисунке 22 и 23.



Рисунок 22 – Результат режима работы 4.2.2.3, изменение межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации признаков в модели INF4

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса:1 "СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (GP)-1/3-{1.0, 34.0}" в модели:7 "INF4"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (GP)-1/3-{1.0000000, 34.0000000}	1	1	СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (GP)-1/3-{1.0000000, 34.0000000}	100.000
2	СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (GP)-2/3-{34.0000000, 62.0000000}	2	4	ОЧКИ (PTS)-1/3-{0.1000000, 5.1000000}	75.842
3	СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (GP)-3/3-{62.0000000, 82.0000000}	3	7	ПОДБОРЫ (REB)-1/3-{0.1000000, 2.3000000}	66.920
4	ОЧКИ (PTS)-1/3-{0.1000000, 5.1000000}	4	10	ПЕРЕДАЧИ (AST)-1/3-{0.1000000, 1.0000000}	54.504
5	ОЧКИ (PTS)-2/3-{5.1000000, 10.0000000}	5	16	ПОДБОРЫ В ОБОРОНЕ (DREB_PCT)-1/3-{0.0220000, 0.1040000}	24.320
6	ОЧКИ (PTS)-3/3-{10.0000000, 36.1000000}	6	15	ПОДБОРЫ В АТАКЕ (DREB_PCT)-3/3-{0.0470000, 0.5000000}	18.080
7	ПОДБОРЫ (REB)-1/3-{0.1000000, 2.3000000}	7	17	ПОДБОРЫ В ОБОРОНЕ (DREB_PCT)-2/3-{0.1040000, 0.1530000}	16.784
8	ПОДБОРЫ (REB)-2/3-{2.3000000, 4.1000000}	8	18	ПОДБОРЫ В ОБОРОНЕ (DREB_PCT)-3/3-{0.1530000, 1.0000000}	14.017
9	ПОДБОРЫ (REB)-3/3-{4.1000000, 16.0000000}	9	8	ПОДБОРЫ (REB)-2/3-{2.3000000, 4.1000000}	8.117
10	ПЕРЕДАЧИ (AST)-1/3-{0.1000000, 1.0000000}	10	14	ПОДБОРЫ В АТАКЕ (DREB_PCT)-2/3-{0.0220000, 0.0470000}	7.094
11	ПЕРЕДАЧИ (AST)-2/3-{1.0000000, 2.0000000}	11	13	ПОДБОРЫ В АТАКЕ (DREB_PCT)-1/3-{0.0030000, 0.0220000}	5.586
12	ПЕРЕДАЧИ (AST)-3/3-{2.0000000, 11.7000000}	12	5	ОЧКИ (PTS)-2/3-{5.1000000, 10.0000000}	-2.629
13	ПОДБОРЫ В АТАКЕ (DREB_PCT)-1/3-{0.0030000, 0.0220000}	13	11	ПЕРЕДАЧИ (AST)-2/3-{1.0000000, 2.0000000}	-10.896
14	ПОДБОРЫ В АТАКЕ (DREB_PCT)-2/3-{0.0220000, 0.0470000}	14	12	ПЕРЕДАЧИ (AST)-3/3-{2.0000000, 11.7000000}	-15.060
15	ПОДБОРЫ В АТАКЕ (DREB_PCT)-3/3-{0.0470000, 0.1040000}	15	9	ПОДБОРЫ (REB)-3/3-{4.1000000, 16.0000000}	-22.244
16	ПОДБОРЫ В ОБОРОНЕ (DREB_PCT)-1/3-{0.0220000, 0.0470000}	16	2	СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (GP)-2/3-{34.0000000, 62.0000000}	-23.477
17	ПОДБОРЫ В ОБОРОНЕ (DREB_PCT)-2/3-{0.0470000, 0.1040000}	17	6	ОЧКИ (PTS)-3/3-{10.0000000, 36.1000000}	-26.468
18	ПОДБОРЫ В ОБОРОНЕ (DREB_PCT)-3/3-{0.1040000, 1.0000000}	18	3	СЫГРАННЫЕ ИГРЫ (GP)-3/3-{62.0000000, 82.0000000}	-31.054

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 **Inf4** Inf5 Inf6 Inf7 График Вкл. фильтр по кл.шкале Выкл. фильтр по кл.шкале Параметры Показать ВСЕ

Рисунок 24 –Результаты когнитивно-кластерного анализа классов

4.3.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

Конструкт признака:1 "КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-1/30-ATL" в модели:7 "INF4"

Код	Наименование признака	№	Код призна...	Наименование признака	Сходство
1	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-1/30-ATL	1	1	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-1/30-ATL	100.000
2	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-2/30-BKN	2	5	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-5/30-CHI	57.271
3	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-3/30-BOS	3	95	СТРАНА (COUNTRY)-29/53-Latvia	53.080
4	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-4/30-CHA	4	187	НОМЕР (DRAFT_NUMBER)-44/62-43.0000000	52.319
5	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-5/30-CHI	5	212	ЧИСТЫЙ РЕЙТИНГ КОМАНДЫ (NET_RATING)-3/12-{8.6000000, ...}	52.102
6	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-6/30-CLE	6	12	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-12/30-IND	51.895
7	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-7/30-DAL	7	92	СТРАНА (COUNTRY)-26/53-Italy	47.428
8	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-8/30-DEN	8	26	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-26/30-SAC	45.404
9	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-9/30-DET	9	35	ВОЗРАСТ (AGE)-5/12-{24.0000000, 25.0000000}	45.202
10	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-10/30-GSW	10	175	НОМЕР (DRAFT_NUMBER)-32/62-31.0000000	42.102
11	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-11/30-HOU	11	109	СТРАНА (COUNTRY)-43/53-South Sudan	40.862
12	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-12/30-IND	12	73	СТРАНА (COUNTRY)-7/53-Brazil	40.360
13	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-13/30-LAC	13	86	СТРАНА (COUNTRY)-20/53-Georgia	40.083
14	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-14/30-LAL	14	120	ГОД ПРИЗЫВА (DRAFT_YEAR)-1/24-1998.0000000	38.246
15	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-15/30-MEM	15	162	НОМЕР (DRAFT_NUMBER)-19/62-18.0000000	36.969
16	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-16/30-MIA	16	2	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-2/30-BKN	36.137
17	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-17/30-MIL	17	141	ГОД ПРИЗЫВА (DRAFT_YEAR)-22/24-2019.0000000	34.181
18	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-18/30-MIN	18	60	ВЕС (PLAYER_WEIGHT)-6/12-{95.2543200, 97.5222800}	33.609
19	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-19/30-NOP	19	87	СТРАНА (COUNTRY)-21/53-Germany	31.796
20	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-20/30-NYK	20	182	НОМЕР (DRAFT_NUMBER)-39/62-38.0000000	31.146
21	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-21/30-OKC	21	37	ВОЗРАСТ (AGE)-7/12-{25.0000000, 26.0000000}	31.107
22	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-22/30-ORL	22	29	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-29/30-UTA	29.887
23	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-23/30-PHI	23	100	СТРАНА (COUNTRY)-34/53-Nigeria	29.756
24	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-24/30-PHX	24	211	ЧИСТЫЙ РЕЙТИНГ КОМАНДЫ (NET_RATING)-2/12-{13.7000000, ...}	29.213
25	КОМАНДА (TEAM_ABBREVIATION)-25/30-POR	25	183	НОМЕР (DRAFT_NUMBER)-40/62-39.0000000	28.761

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 **Inf4** Inf5 Inf6 Inf7 График Вкл. фильтр по кл.шкале Выкл. фильтр по кл.шкале Параметры Показать ВСЕ

Рисунок 25 –Результаты когнитивно-кластерного анализа признаков

2.3 Нелокальные нейронные сети и нейтроны

После каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует нелокальную нейронную сеть. На рисунке 26 изображено графическое отображение нелокальных нейронов в системе Aidos-X.

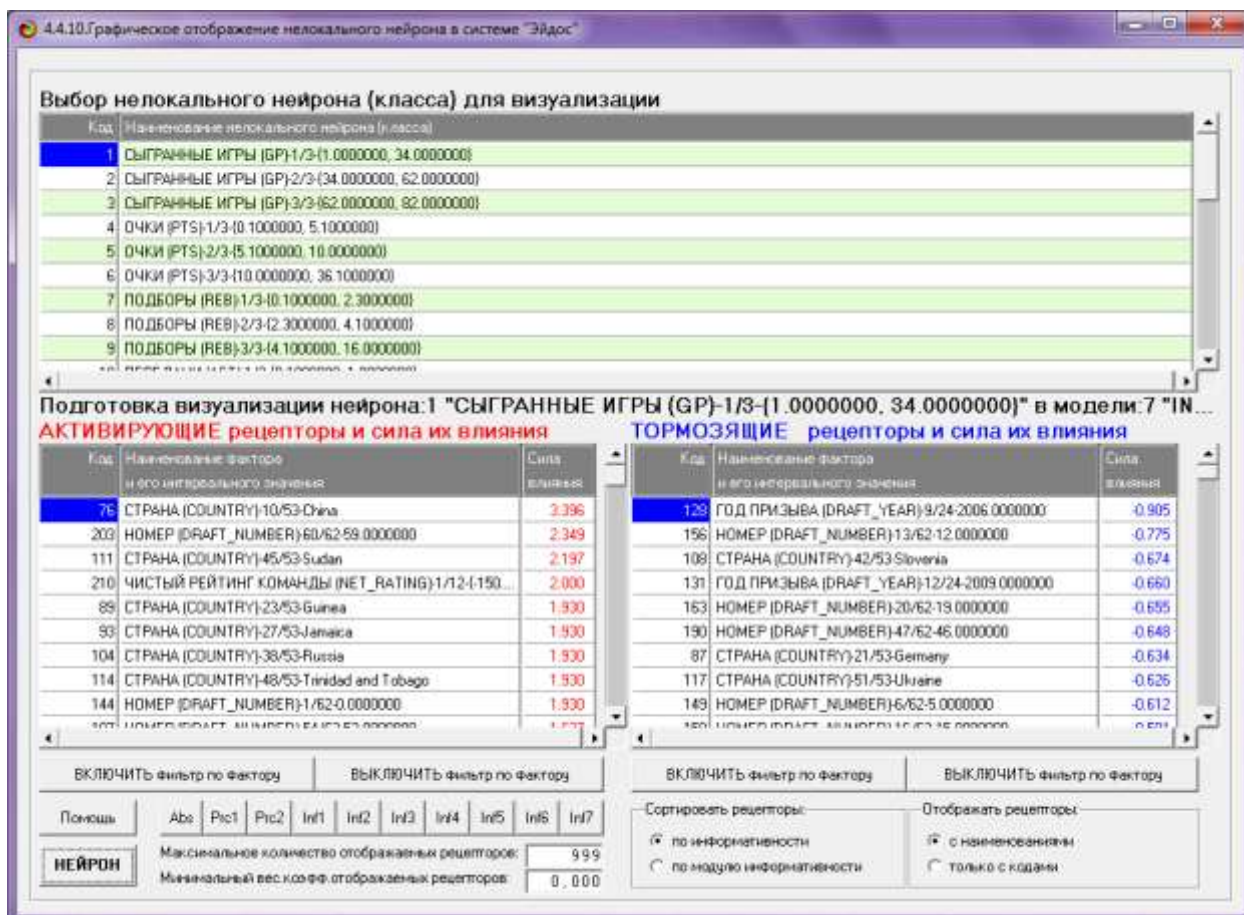


Рисунок 26 – Нелокальные нейроны

Для каждого технологического фактора в соответствии с предложенной моделью определяется величина и направление его влияния на осуществление всех желаемых и не желаемых хозяйственных ситуаций. Для каждой ситуации эта информация отображается в различных текстовых и графических формах, в частности в форме нелокального нейрона (рисунок 27). На данной диаграмме цвет линии означает знак связи (красный – положительная, синий – отрицательная), а толщина – ее модуль

2.4 SWOT и REST-матрицы и диаграммы

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 является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают не формализуемым путем (интуитивно), на основе своего профессионального опыта и 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 около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система Aidos-X. Данная система всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: Aidos-X++ предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунки 29-32).

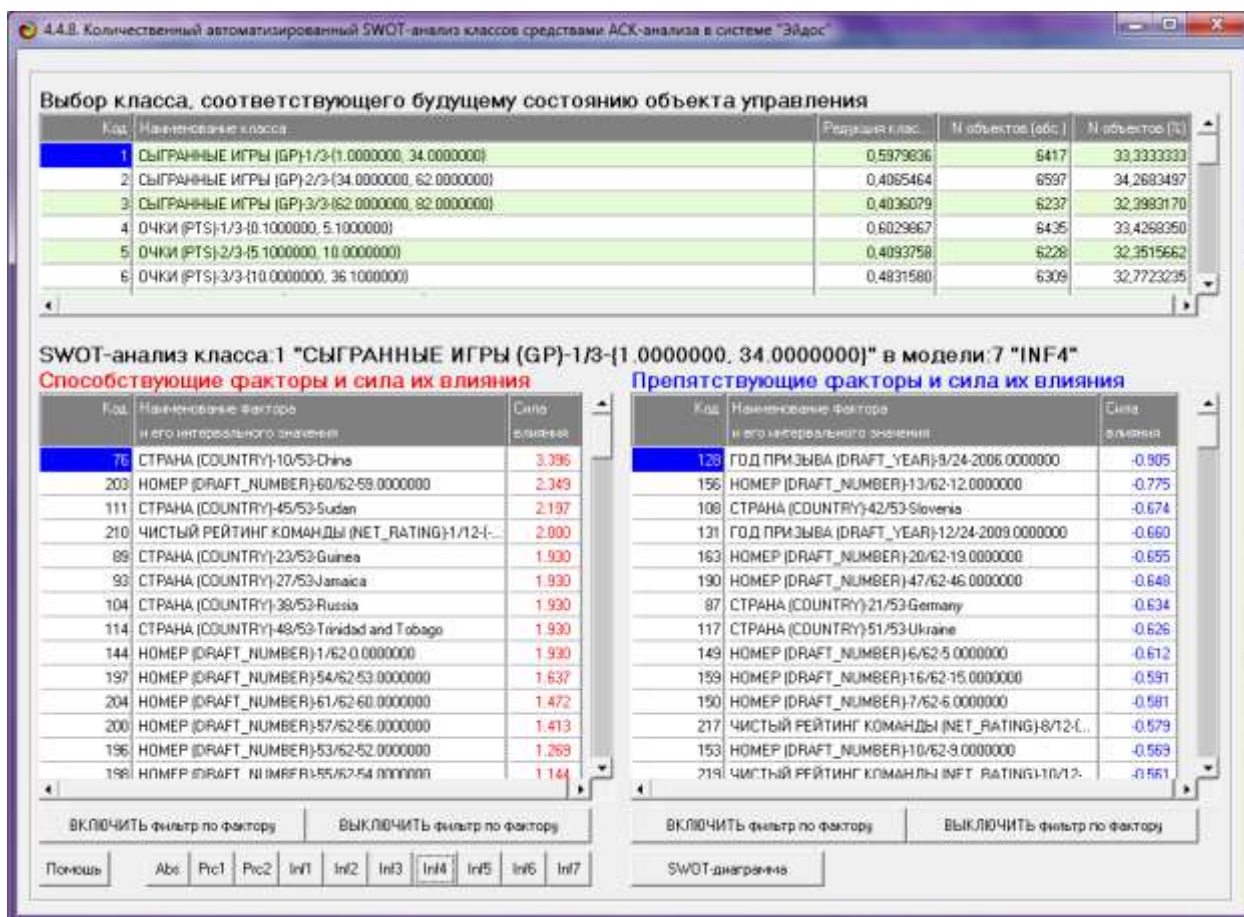


Рисунок 29 – Количественный SWOT-анализ классов

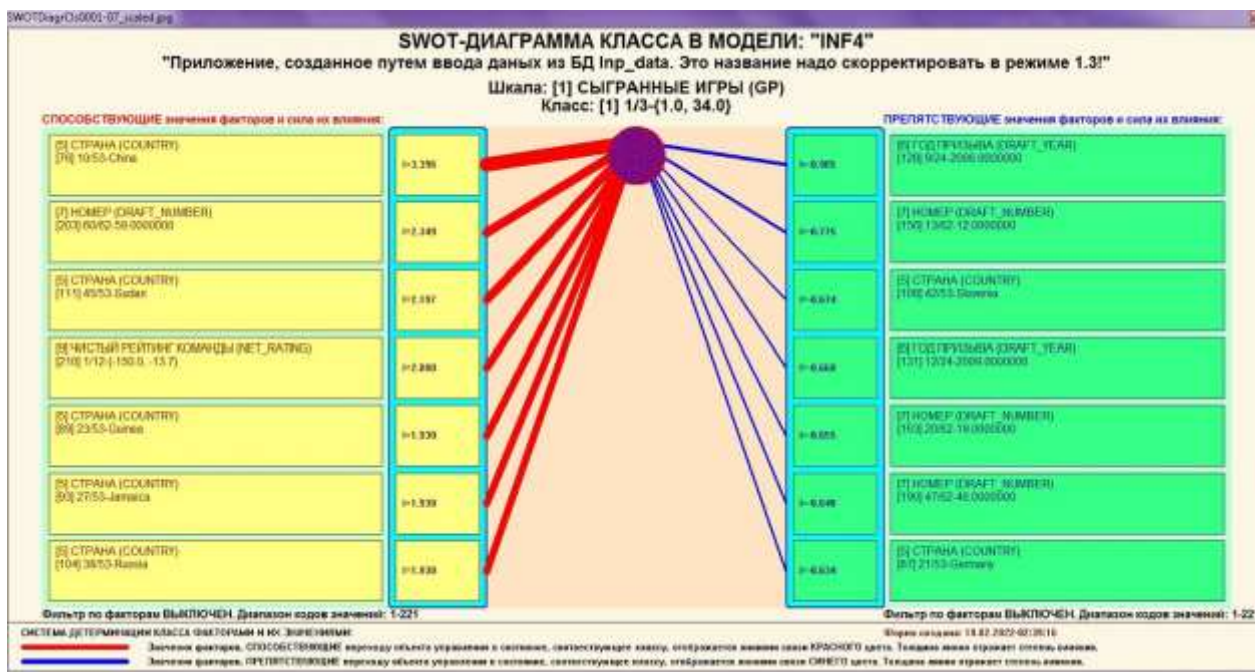


Рисунок 30 –SWOT-диаграмма класса модели INF4

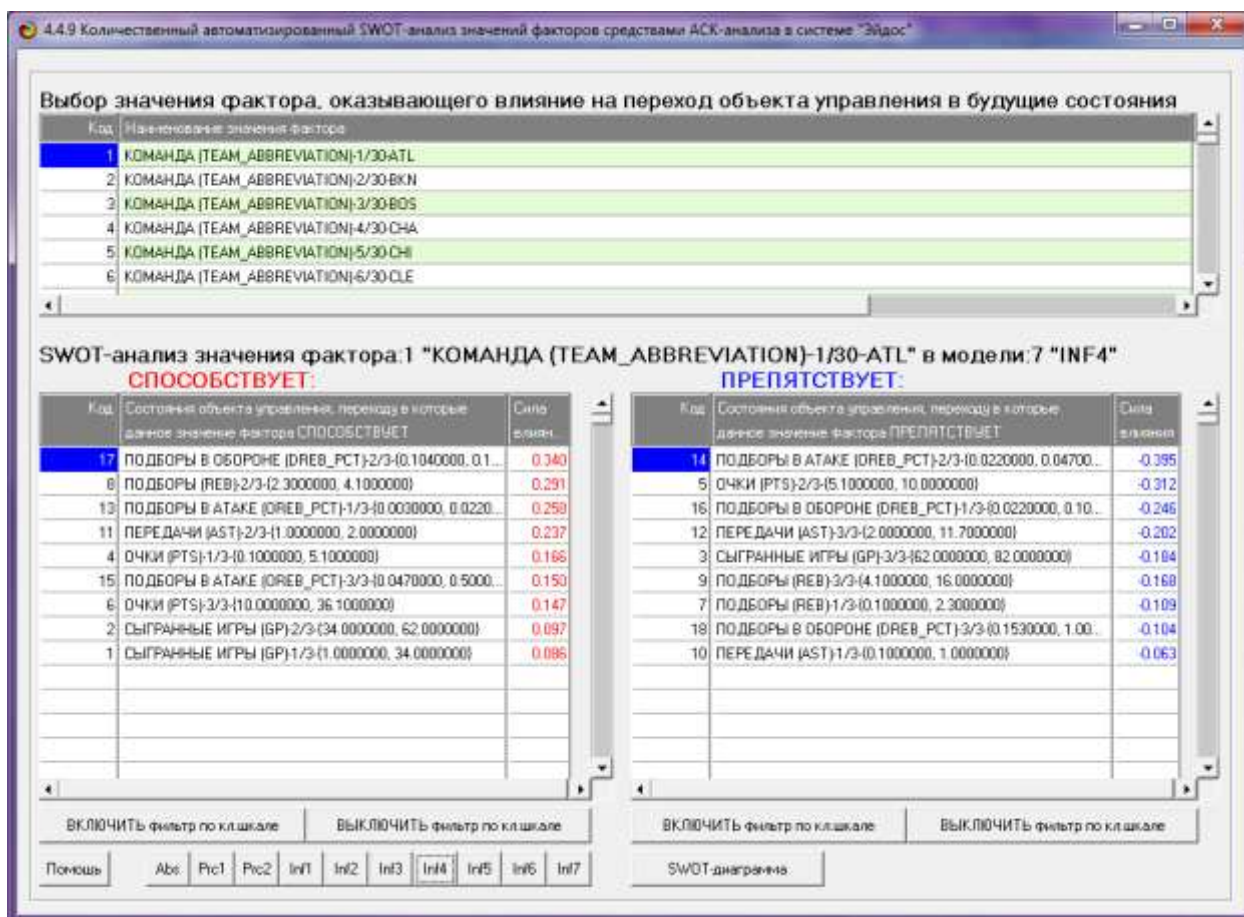


Рисунок 31 – Количественный SWOT-анализ значений

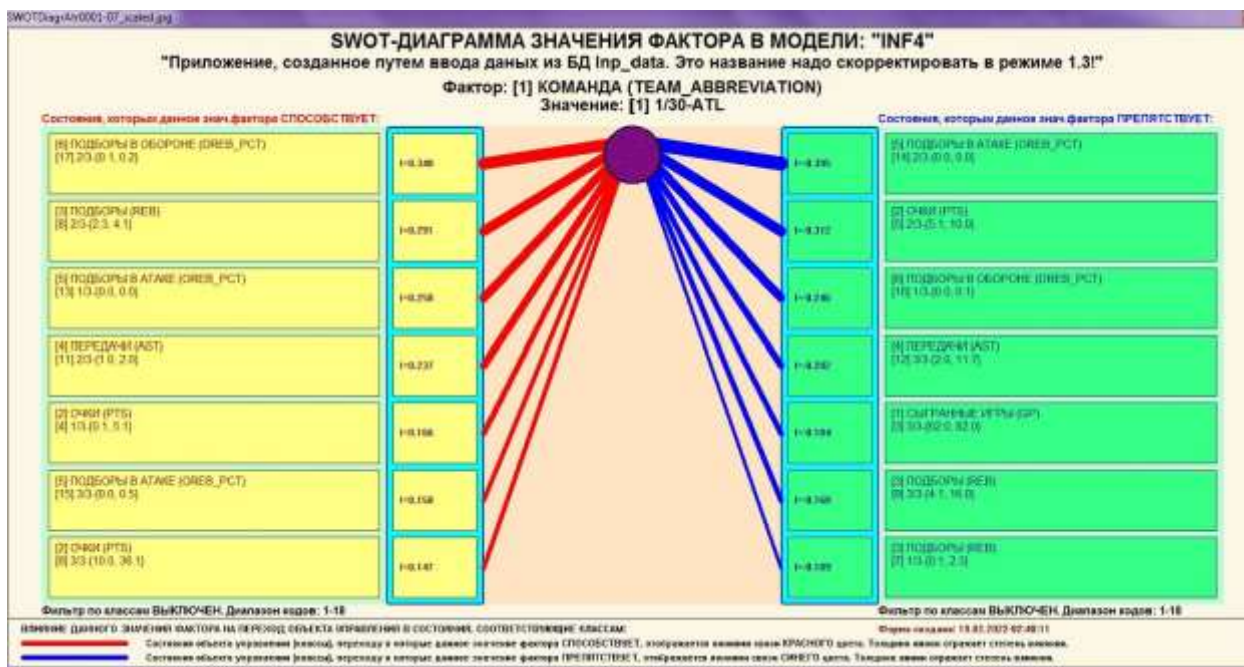


Рисунок 32 –SWOT-диаграмма значения фактора в модели INF4

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Целью работы было провести АСК-анализ игроков Национальной Баскетбольной Ассоциации (NBA) за 2017-2021 гг на основе данных портала Kaggle. Для этого были изучены методы формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами. Построение моделей было осуществлено с помощью системы искусственного интеллекта Aidos-X, наиболее достоверной моделью оказалась модель INF4, точность модели составила 0,849. АСК-анализ, использованный в данной работе, позволяет:

- сформировать обобщенные лингвистические образы классов (семантические ядра) на основе фрагментов или примеров, относящихся к ним текстов на любом языке;
- количественно сравнить лингвистический образ конкретного героя, или описание объекта, процесса с обобщенными лингвистическими образами групп (классов);
- сравнить обобщенные лингвистические образы классов друг с другом и создавать их кластеры и конструкты;
- исследовать моделируемую предметную область путем исследования лингвистической системно-когнитивной модели. Все это можно делать для любого естественного или искусственного языка, или системы кодирования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.3.
2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.
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.
4. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.рус.
5. Луценко Е.В. Количественная оценка степени манипулирования индексом Хирша и его модификация, устойчивая к манипулированию / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. –

№07(121). С. 202 – 234. – IDA [article ID]: 1211607005. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/05.pdf>, 2,062 у.п.л., <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-121-0057>.

6. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «ЭйдосХ++» Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.

7. 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.

8. Луценко Е.В. Синтез семантических ядер научных специальностей ВАК РФ и автоматическая классификации статей по научным специальностям с применением АСКанализа и интеллектуальной системы «Эйдос» (на примере Научного журнала КубГАУ и его научных специальностей: механизации, агрономии и ветеринарии) / Е.В. Луценко, Н.В. Андрафанова, Н.В. Потапова // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №01(145). С. 31 – 102. – IDA [article ID]: 1451901033. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/01/pdf/33.pdf>, 4,5 у.п.л.