

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

Факультет заочного обучения

Кафедра компьютерных систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии
на тему: ACK-анализ факторов мотивации специалистов
Выполнил студент группы: ИТз1941 Молько Ольга Данииловна

Допущен к защите:

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

Защищен _____ 07.04.2021 _____
(дата)

Оценка _____ отлично _____

Краснодар 2021

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

Факультет заочного обучения

РЕЦЕНЗИЯ

на курсовую работу

Студента Молько Ольги Данииловны

курса 2 заочной формы обучения группы ИТз1941

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «АСК-анализ факторов мотивации специалистов»

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 _____

Итоговая оценка при защите отлично _____

Рецензент (Е.В. Луценко)

«_07_» _04 2021 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 38 страниц, 22 рисунка, 6 литературных источников.

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

Целью работы является АСК-анализ факторов мотивации специалистов.

В данной курсовой работе необходимо проанализировать методы формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Содержание

ВВЕДЕНИЕ.....	5
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	6
1.1. Описание решения	6
1.2. Ввод исходных данных в файл формата MS Excel.....	6
1.3.Автоматизированная формализация предметной области путем импорта исходных данных из внешних баз данных в систему "Эйдос".....	9
1.4. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	14
1.5. Виды моделей системы «Эйдос»	16
1.6. Результаты верификации моделей	18
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	21
2.1. Решение задачи идентификации	21
2.2. Когнитивные функции	24
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы	28
2.4. Кластерно-конструктивный анализ признаков	32
2.5. Нелокальные нейроны и нейронные сети	33
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	36
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	37

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 факторов мотивации специалистов.

Для решения задачи используем стандартные возможности Microsoft Office Word и Excel, а также систему искусственного интеллекта "Эйдос-X++".

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

В соответствии с методологией АСК-анализа решение поставленной задачи проведем в три этапа:

1. Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы "Эйдос".
2. Синтез и верификация моделей предметной области.
3. Применение моделей для решения задач идентификации, прогнозирования и исследования предметной области.

1.2. Ввод исходных данных в файл формата MS Excel

Просматривая различные сайты по поиску работы и сотрудников, можно заметить, что одни и те же компании размещают те же вакансии, периодично предлагая работу одним и тем же специалистам. Текущесть кадров – одна из ключевых и болезненных проблем для любой современной организации. Сказать, что большая «текучка» негативно сказывается на бизнесе – ни сказать ничего. Высокий показатель текучести кадров не дает сформироваться постоянному и слаженному коллективу, а соответственно корпоративному духу в компании.

Текущесть персонала – движение рабочей силы, обусловленное неудовлетворенностью сотрудника рабочим местом или неудовлетворенностью организации конкретным специалистом. Данный показатель еще называют «индексом крутящихся дверей» и он отображает, как долго специалист находится на своей работе.

Основные виды текучести кадров:

1. Внутриорганизационная – связанная с трудовыми перемещениями внутри организации.
2. Внешняя – между организациями, отраслями и сферами экономики.

3. Физическая – охватывает тех работников, которые в силу различных причин увольняются и покидают организацию.

4. Скрытая (психологическая) – возникает у тех сотрудников, которые внешне не покидают компанию, но фактически уходят из нее, выключаются из организационной деятельности.

5. Естественная – (3-5% в год) способствует своевременному обновлению коллектива и не требует особых мер со стороны руководства и кадровой службы.

Основываясь на последнем определении можно сказать, что небольшой коэффициент текучести кадров даже полезен для организации, так как несет в себе обновление коллектива свежими мыслями и силами.

Текучесть кадров можно также классифицировать с учетом должности и периода работы сотрудника. Настоящей бедой можно считать большую «текучку» управленческого персонала с некоторым багажом опыта работы в компании (и чем больше он, тем сильнее это сказывается на финансовом и эмоциональном здоровье фирмы). В связи с частой сменой руководителя возможен не только временный застой и низкие показатели работы, но и волновой эффект – увольнения его подчиненных, которые могут уйти вслед за ним.

Также для некоторых организаций настоящей проблемой может стать увольнение нового персонала в случае, если новый сотрудник уволился прежде, чем отработал средства, которые были вложены в него.

Причины возникновения текучести кадров:

– Начнем с самого начала процесса трудоустройства – подбора. Часто причина увольнения закладывается уже на первом этапе, во время некачественного подбора. В 99% случаев такой подход рано или поздно приведет к увольнению.

– После подбора сотрудника ожидает процесс адаптации. Плохая адаптация или, вообще, её отсутствие вызывает преждевременное увольнение на испытательном сроке. Даже когда новые сотрудники

остаются и работают в компании достаточно долго, их решение об увольнении может быть принято уже в первые недели трудовой деятельности в этой компании.

– Успешный процесс адаптации еще не залог успеха в борьбе с текучестью кадров. Большую часть светового дня сотрудник проводит на работе и от того, насколько комфортные условия труда для него созданы, зависит его решение о дальнейшем пребывании в компании.

– Неудовлетворенность руководством – в какой-либо форме, будь то личная неприязнь, недовольство профессиональными качествами или методами управления также может стать причиной увольнения сотрудника.

– Проработав какое-то время, сотрудник, обладающий некоторыми амбициями и профессиональными качествами, начнет задумываться о возможности роста и развития. Отсутствие карьерного роста, профессионального развития и обучения может стать причиной ухода сотрудника.

– Уход сотрудника вслед за своим коллегой, другом, подругой, женой и т. д. – также распространенное явление.

– Неудовлетворенность сотрудником со стороны руководителя. Некомпетентность сотрудника или же его неспособность работать в коллективе является причиной недовольства руководителя и, соответственно, причиной увольнения.

Подготовленный набор данных разработан, чтобы понять факторы, которые заставляют человека бросить текущую работу. Сюда входят учетные данные сотрудника, демографические данные и данные об опыте.

1. Id_person: уникальный идентификатор сотрудника.
2. city_development_index: индекс развития города (в масштабе).
3. gender: Пол сотрудника.
4. relvent_experience: Соответствующий опыт кандидата.
5. education_level: Уровень образования кандидата.

6. work experience: Кандидатский общий стаж в годах.
7. company_size: Количество сотрудников в компании текущего работодателя.
8. attribute: 0 – не думает про увольнение, 1 – думает про увольнение.

Nº	id_person	city_development_index	gender	relvent_experience	education_level	work_experience	company_size	attribute
1	32403	0,827	Мужчина	есть опыт	Полное высшее	9	10	0
2	9858	0,920	Женщина	есть опыт	Полное высшее	5	0	1
3	31806	0,624	Мужчина	нет опыта	Среднее	0	5	1
4	27385	0,827	Мужчина	есть опыт	Неполное высшее	11	50	1
5	27724	0,920	Мужчина	есть опыт	Полное высшее	20	10 000	1
6	217	0,899	Мужчина	нет опыта	Неполное высшее	0	5	1
7	21465	0,624	Женщина	есть опыт	Полное высшее	1	500	1
8	27302	0,920	Женщина	есть опыт	Полное высшее	20	5	1
9	12994	0,878	Мужчина	есть опыт	Полное высшее	14	5	0
10	16287	0,624	Мужчина	есть опыт	Полное высшее	5	100	0
11	10856	0,920	Мужчина	есть опыт	Неполное высшее	20	5	0
12	9272	0,698	Мужчина	есть опыт	Полное высшее	20	50	1
13	14249	0,762	Мужчина	есть опыт	Полное высшее	8	500	1

Рисунок 1 – Таблица исходных данных.

После сбора данных в MS Excel нам необходимо перенести полученный файл в нужную папку. Запишем ее с именем: Inp_data.xls в папку: c:\Work\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\. В файле Inp_data.xls добавим пустую колонку на позиции «А» и автоматически пронумеруем все строки. В результате получим таблицу исходных данных, полностью подготовленную для обработки в системе «Эйдос» и записанную в нужную папку в виде файла нужного типа с нужным именем.

1.3.Автоматизированная формализация предметной области путем импорта исходных данных из внешних баз данных в систему "Эйдос".

Для загрузки базы исходных данных в систему «Эйдос» необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз данных табличного вида, т.е. режимом 2.3.2.2 (рисунок 2).

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 DBF-файла
 DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт CSV-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 спец.интерпретацию текстовых полей классов Применить сценарный метод АСК-анализа
 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**

Рисунок 2 – Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

В экранной форме, приведенной на рисунке 2, необходимо задать следующие настройки:

- "Задайте тип файла исходных данных Inp_data": "XLSX – MS Excel- 2007 (2010)";
- "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 2;

- "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 2, "Конечный столбец описательных шкал" – 9;

После нажать кнопку "OK". Далее открывается окно, где размещена информация о размерности модели (рисунок 3). В этом окне необходимо нажать кнопку "Выйти на создание модели".

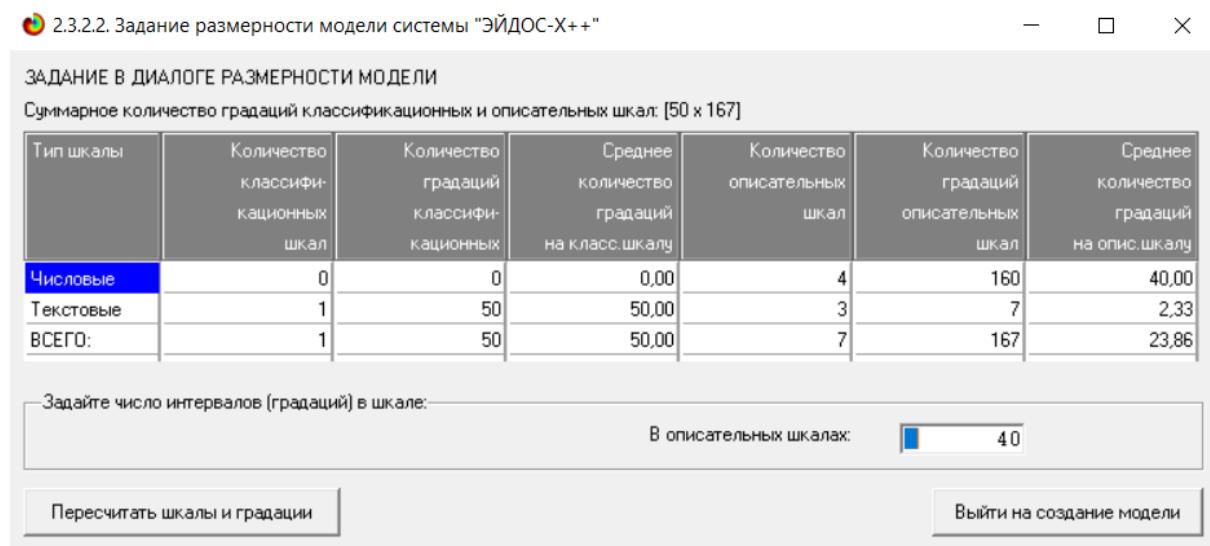


Рисунок 3 – Задание размерности модели системы "Эйдос"

Далее открывается окно, отображающее стадию процесса импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос" (рисунок 4), а также прогноз времени завершения этого процесса. В том окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку "OK".

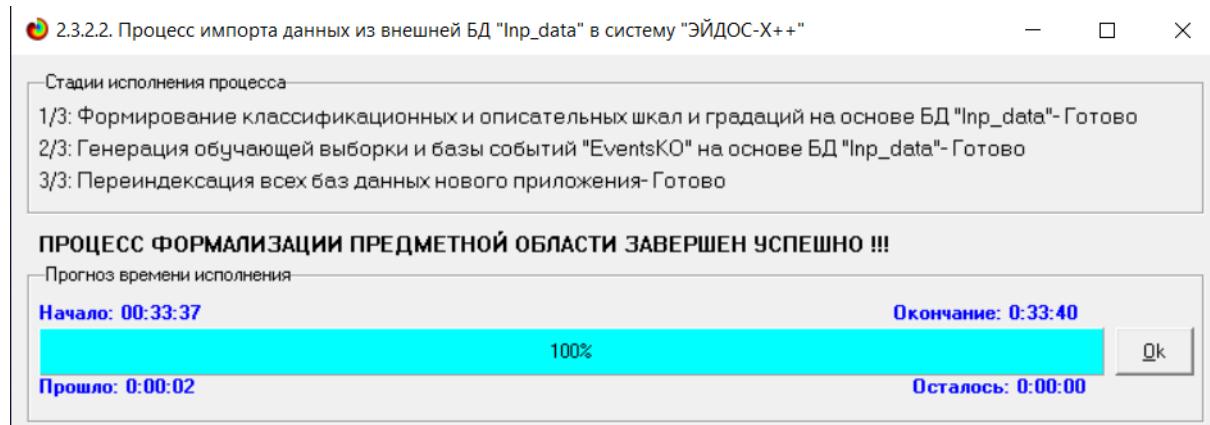


Рисунок 4 – Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Этим самым полностью автоматизировано выполняется 2-й этап АСК-анализа «Формализация предметной области». Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1 (рисунок 5).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	ID_PERSON	1	p-10856
		2	p-11113
		3	p-113
		4	p-12835
		5	p-12994
		6	p-14070
		7	p-14249
		8	p-14685
		9	p-15359
		10	p-16001
		11	p-16287
		12	p-17189
		13	p-18133
		14	p-18517
		15	p-19139
		16	p-19437
		17	p-19644
		18	p-20178
		19	p-2094
		20	p-21465
		21	p-21514
		22	p-217
		23	p-22139
		24	p-22753
		25	p-22843
		26	p-23570
		27	p-24372

Помощь | Добавить шкалу | Добавить градацию | Копировать шкалу | Копировать градацию | Копировать шкалу с град. | Удалить шкалу с град. | Удалить градацию | Удаление и перекодирование | Графики будущих сценариев

Рисунок 5 – Классификационные шкалы и градации

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 6), а обучающей выборки режим 2.3.1. (рисунок 7):

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	CITY_DEVELOPMENT_INDEX	88	1/40-(0.0000000, 250.0000000)
2	GENDER	89	2/40-(250.0000000, 500.0000000)
3	RELVENT_EXPERIENCE	90	3/40-(500.0000000, 750.0000000)
4	EDUCATION_LEVEL	91	4/40-(750.0000000, 1000.0000000)
5	WORK_EXPERIENCE	92	5/40-(1000.0000000, 1250.0000000)
6	COMPANY_SIZE	93	6/40-(1250.0000000, 1500.0000000)
7	ATTRIBUTE	94	7/40-(1500.0000000, 1750.0000000)
		95	8/40-(1750.0000000, 2000.0000000)
		96	9/40-(2000.0000000, 2250.0000000)
		97	10/40-(2250.0000000, 2500.0000000)
		98	11/40-(2500.0000000, 2750.0000000)
		99	12/40-(2750.0000000, 3000.0000000)
		100	13/40-(3000.0000000, 3250.0000000)
		101	14/40-(3250.0000000, 3500.0000000)
		102	15/40-(3500.0000000, 3750.0000000)
		103	16/40-(3750.0000000, 4000.0000000)
		104	17/40-(4000.0000000, 4250.0000000)
		105	18/40-(4250.0000000, 4500.0000000)
		106	19/40-(4500.0000000, 4750.0000000)
		107	20/40-(4750.0000000, 5000.0000000)
		108	21/40-(5000.0000000, 5250.0000000)
		109	22/40-(5250.0000000, 5500.0000000)
		110	23/40-(5500.0000000, 5750.0000000)
		111	24/40-(5750.0000000, 6000.0000000)
		112	25/40-(6000.0000000, 6250.0000000)
		113	26/40-(6250.0000000, 6500.0000000)
		114	27/40-(6500.0000000, 6750.0000000)

Помощь Доб.шкалу Доб.град.шкалы Копир.шкалу Копир.град.шкалы Копир.шкалу с град. Удал.шкалу с град. Удал.град.шкалы Перекодировать Очистить Графики прошлых сценариев

Рисунок 6 – Описательные шкалы и градации (фрагмент)

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

Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1			
2			
3			
4			
5			
6			
7			
8			
9			
10			
11			

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	40	0	0	0	1	25	42	43	46	65	88	128

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

2.4. Просмотр эвентологических баз данных (баз событий). Текущая модель: "INF1"

Nº	Наименование объекта	2. ID_PERSON	3. CITY_DEVELOPMENT_INDEX	4. GENDER	5. RELVENT_EXPERIENCE	6. EDUCATION_LEVEL	7. WORK_EXPERIENCE	8. COMPANY_SIZE	9. ATTRIBUTE
1 1		40	25	42	43	46	65	88	128
2 2		50	37	41	43	46	57	88	167
3 3		38	1	42	44	47	48	88	167
4 4		33	25	42	43	45	69	88	167
5 5		34	37	42	43	46	87	127	167
6 6		22	34	42	44	45	48	88	167
7 7		20	1	41	43	46	49	89	167
8 8		32	37	41	43	46	87	88	167
9 9		5	32	42	43	46	75	88	128
10 10		11	1	42	43	46	57	88	128
11 11		1	37	42	43	45	87	88	128
12 12		48	10	42	43	46	87	88	167
13 13		7	17	42	43	46	63	89	167
14 14		27	40	41	43	45	55	89	167
15 15		6	37	41	44	46	48	88	128
16 16		28	1	41	43	46	73	107	128
0 1		2	3	4	5	6	7	8	9

Рисунок 7 – Обучающая выборка (фрагмент)

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия (с учетом нелинейности системы [11]).

1.4. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 8).

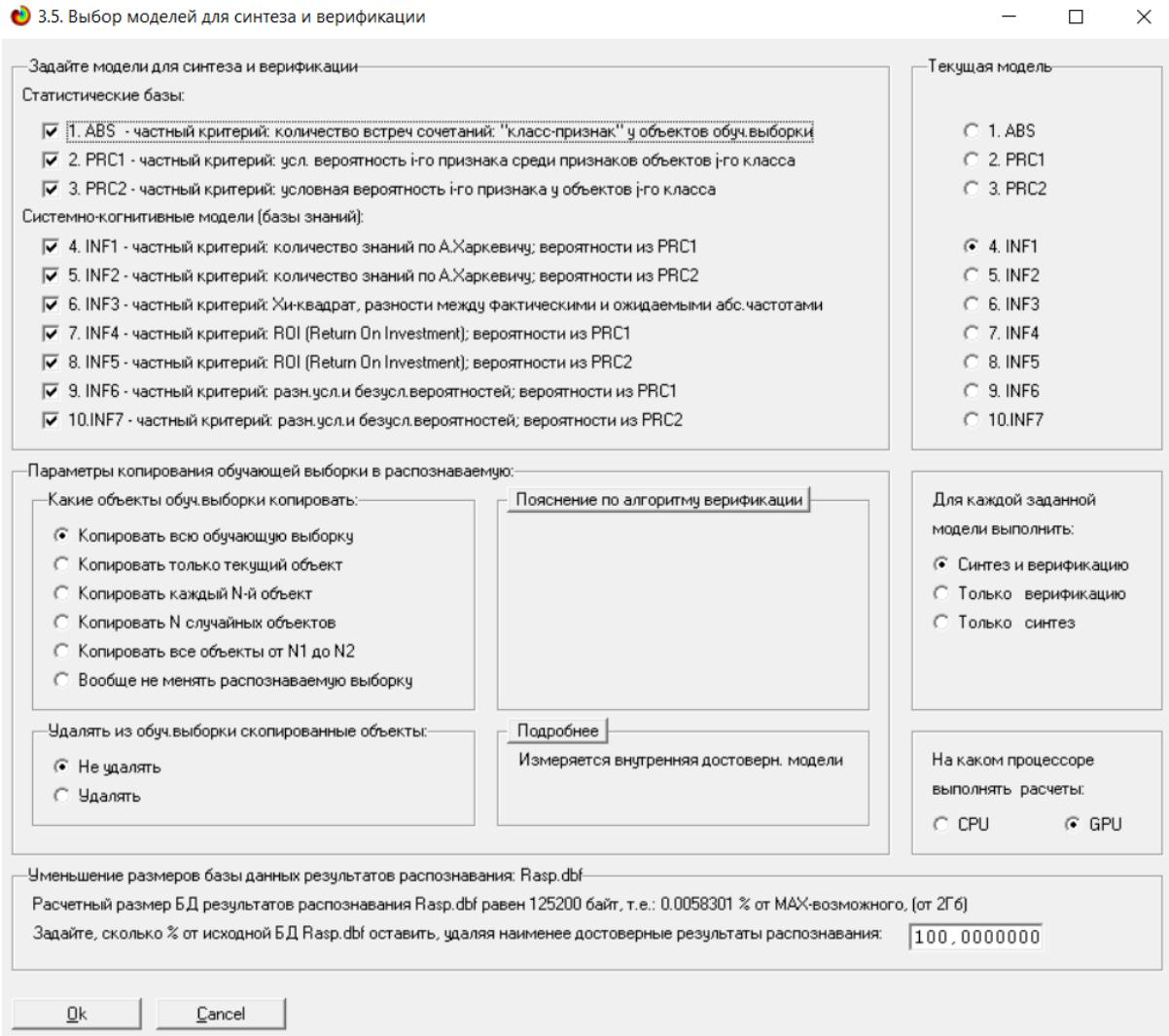


Рисунок 8 – Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 8. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 9.

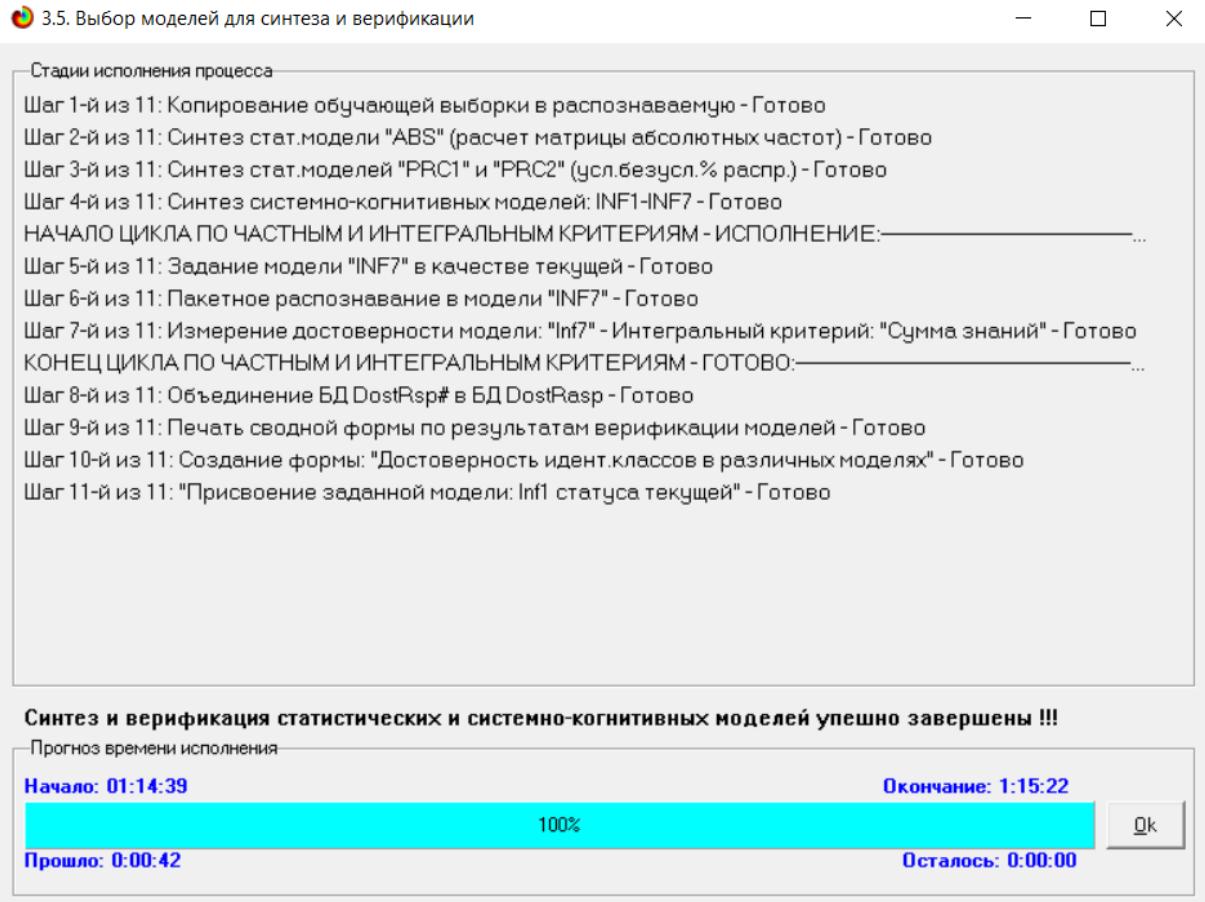


Рисунок 9 – Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

1.5. Виды моделей системы «Эйдос»

Рассмотрим решение задачи анализа на примере модели INF1, в которой рассчитано количество информации по А.Харкевичу, которое мы получаем о принадлежности анализируемого объекта к каждому из классов, если знаем, что у этого объекта есть некоторый признак.

По сути, частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот (рисунок 10) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (рисунок 10, 11)

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучвыборки"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ID_PERSON P 10856	2. ID_PERSON P 11113	3. ID_PERSON P 113	4. ID_PERSON P 12835	5. ID_PERSON P 12994	6. ID_PERSON P 14070	7. ID_PERSON P 14249	8. ID_PERSON P 14695	9. ID_PERSON P 15359	10. ID_PERSON P 16001	11. ID_PERSON P 162
32	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:32/40-(0.0759750, 0.0840000)						1					
33	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:33/40-(0.0840000, 0.0921250)											
34	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:34/40-(0.0921250, 0.0902500)					1						
35	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:35/40-(0.0902500, 0.0983750)											
36	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:36/40-(0.0903750, 0.09165000)			1								
37	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:37/40-(0.09165000, 0.09426250)	1						1			1	1
38	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:38/40-(0.0926250, 0.09327500)								1			
39	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:39/40-(0.09327500, 0.09408750)											
40	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:40/40-(0.09408750, 0.09490000)											
41	GENDER_Женщина			1				1				
42	GENDER_Мужчина	1		1	1	1		1	1	1	1	1
43	RELVENT_EXPERIENCE-есть опыт	1	1	1	1	1		1				
44	RELVENT_EXPERIENCE-нет опыта							1	1	1		
45	EDUCATION_LEVEL_Неполное высшее	1	1	1	1				1			
46	EDUCATION_LEVEL_Полное высшее						1	1	1		1	1
47	EDUCATION_LEVEL_Среднее											
48	WORK_EXPERIENCE_1/40-(0.0000000, 0.5000000)							1				
49	WORK_EXPERIENCE_2/40-(0.5000000, 1.0000000)											
50	WORK_EXPERIENCE_3/40-(1.0000000, 1.5000000)											
51	WORK_EXPERIENCE_4/40-(2.0000000, 2.0000000)											
52	WORK_EXPERIENCE_5/40-(2.0000000, 2.5000000)											
53	WORK_EXPERIENCE_6/40-(2.5000000, 3.0000000)											
54	WORK_EXPERIENCE_7/40-(3.0000000, 3.5000000)											
55	WORK_EXPERIENCE_8/40-(3.5000000, 4.0000000)											
56	WORK_EXPERIENCE_9/40-(4.0000000, 4.5000000)											
57	WORK_EXPERIENCE_10/40-(4.5000000, 5.0000000)											

Рисунок 9 – Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагменты)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ID_PERSON P 10856	2. ID_PERSON P 11113	3. ID_PERSON P 113	4. ID_PERSON P 12835	5. ID_PERSON P 12994	6. ID_PERSON P 14070	7. ID_PERSON P 14249	8. ID_PERSON P 14695	9. ID_PERSON P 15359	10. ID_PERSON P 16001
29	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:29/40-(0.08515000, 0.08596250)										
30	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:30/40-(0.09596250, 0.0877500)										
31	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:31/40-(0.0877500, 0.0758750)										
32	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:32/40-(0.0759750, 0.0840000)					3.769					
33	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:33/40-(0.0840000, 0.08921250)										
34	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:34/40-(0.0921250, 0.0902500)					3.101					
35	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:35/40-(0.0902500, 0.0983750)										
36	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:36/40-(0.0903750, 0.09165000)			2.711							
37	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:37/40-(0.09165000, 0.09426250)	1.039						1.039			1.039
38	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:38/40-(0.0926250, 0.09327500)								3.101		
39	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:39/40-(0.09327500, 0.09408750)										
40	CITY_DEVELOPMENT_INDEX:40/40-(0.09408750, 0.09490000)										
41	GENDER_Женщина		1.375				1.375				
42	GENDER_Мужчина	0.264		0.264	0.264	0.264		0.264	0.264	0.264	0.264
43	RELVENT_EXPERIENCE-есть опыт	0.215	0.215	0.215	0.215	0.215		0.215	0.215	0.215	0.215
44	RELVENT_EXPERIENCE-нет опыта						1.551	1.551	1.551	1.551	1.551
45	EDUCATION_LEVEL_Неполное высшее	1.098	1.098	1.098	1.098	1.098		0.461	0.461	0.461	0.461
46	EDUCATION_LEVEL_Полное высшее						0.461	0.461	0.461	0.461	0.461
47	EDUCATION_LEVEL_Среднее							1.551	1.551	1.551	1.551
48	WORK_EXPERIENCE_1/40-(0.0000000, 0.5000000)							1.551	1.551	1.551	1.551
49	WORK_EXPERIENCE_2/40-(0.5000000, 1.0000000)										
50	WORK_EXPERIENCE_3/40-(1.0000000, 1.5000000)										
51	WORK_EXPERIENCE_4/40-(1.5000000, 2.0000000)										
52	WORK_EXPERIENCE_5/40-(2.0000000, 2.5000000)										
53	WORK_EXPERIENCE_6/40-(2.5000000, 3.0000000)										
54	WORK_EXPERIENCE_7/40-(3.0000000, 3.5000000)										

Рисунок 10 – Матрица информативностей (модель INF1) в битах (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. ID_PERSON P 10856	2. ID_PERSON P 11113	3. ID_PERSON P 113	4. ID_PERSON P 12835	5. ID_PERSON P 12994	6. ID_PERSON P 14070	7. ID_PERSON P 14249	8. ID_PERSON P 14685	9. ID_PERSON P 15359	10. ID_PERSON P 16001
38	CITY_DEVELOPMENT__INDEX:39/40(0.9246250, 0.9327500)	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	0.960	-0.040	-
39	CITY_DEVELOPMENT__INDEX:39/40(0.9327500, 0.9408750)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
40	CITY_DEVELOPMENT__INDEX:40/40(0.9408750, 0.9490000)	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020
41	GENDER_Женщина	-0.240	0.760	-0.240	-0.240	-0.240	0.760	-0.240	-0.240	-0.240	-0.240
42	GENDER_Мужчина	0.240	-0.760	0.240	0.240	0.240	-0.760	0.240	0.240	0.240	0.240
43	RELVENT_EXPERIENCE-есть опыт	0.200	0.200	0.200	0.200	0.200	-0.800	0.200	-0.800	-0.800	-0.800
44	RELVENT_EXPERIENCE-нет опыта	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200	0.800	-0.200	0.800	0.800	-
45	EDUCATION_LEVEL-Неполное высшее	0.680	0.680	0.680	0.680	0.680	-0.320	-0.320	0.680	-0.320	-
46	EDUCATION_LEVEL-Полное высшее	-0.620	-0.620	-0.620	-0.620	0.380	0.380	0.380	-0.620	0.380	-
47	EDUCATION_LEVEL-Среднее	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060
48	WORK_EXPERIENCE:1-40(0.0000000, 0.5000000)	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200	-0.200	0.800	-0.200	0.800	0.800	-
49	WORK_EXPERIENCE:2-40(0.5000000, 1.0000000)	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020
50	WORK_EXPERIENCE:3-40(1.0000000, 1.5000000)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
51	WORK_EXPERIENCE:4-40(1.5000000, 2.0000000)	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020
52	WORK_EXPERIENCE:5-40(2.0000000, 2.5000000)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
53	WORK_EXPERIENCE:6-40(2.5000000, 3.0000000)	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020
54	WORK_EXPERIENCE:7-40(3.0000000, 3.5000000)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
55	WORK_EXPERIENCE:8-40(3.5000000, 4.0000000)	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060
56	WORK_EXPERIENCE:9-40(4.0000000, 4.5000000)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
57	WORK_EXPERIENCE:10-40(4.5000000, 5.0000000)	-0.120	-0.120	-0.120	-0.120	-0.120	-0.120	-0.120	-0.120	-0.120	-0.120
58	WORK_EXPERIENCE:11-40(5.0000000, 5.5000000)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
59	WORK_EXPERIENCE:12-40(5.5000000, 6.0000000)	-0.060	-0.060	0.940	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060
60	WORK_EXPERIENCE:13-40(6.5000000, 6.5000000)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
61	WORK_EXPERIENCE:14-40(6.5000000, 7.0000000)	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040	-0.040
62	WORK_EXPERIENCE:15-40(7.0000000, 7.5000000)	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
63	WORK_EXPERIENCE:16-40(7.5000000, 8.0000000)	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	0.980	-0.020	-0.020

Рисунок 11 – Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

1.6. Результаты верификации моделей

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями приведены на рисунке 12.

4.13.6. Обобщённая форма по достоверности критерия. 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 ложноположительных решений (FP)	Число ложнотригательных решений (FN)	Точность модели	Появление модели	Фактор Ризбергена	Сумма моделей, усреднённой скд. истинно-положительных (STP)	Сумма моделей, усреднённой скд. истинно-отрицательных (STN)	Сумма моделей, усреднённой скд. ложнотригательных (SNT)	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений "класс"	Корреляция abs.частот с общими частотами	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	50.000	0.875	1005	1064	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений "класс"	Сумма abs.частот по признаку	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	50.000	0.875	1005	1064	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред.	Корреляция усл. частот с о. частотами	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	50.000	0.875	1005	1064	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред.	Сумма усл. частот по признаку	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	50.000	0.875	1005	1064	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака	Корреляция усл. частот от о. частот	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	50.000	0.875	1005	1064	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака	Сумма усл. частот по признаку	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	50.000	0.875	1005	1064	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по Ахаренскину; в.	Семантический резонанс зна...	50	50	141	2309	0.021	1.000	0.042	42.673	2.277	419	419	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по Ахаренскину; в.	Сумма знаний	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	32.725	337			
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по Ахаренскину; в.	Семантический резонанс зна...	50	50	141	2309	0.021	1.000	0.042	42.673	2.277	419	419	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по Ахаренскину; в.	Сумма знаний	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	32.725	337			
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между факт. и ожид.	Семантический резонанс зна...	50	50	1330	1120	0.043	1.000	0.082	48.334	285.471	263	263	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между факт. и ожид.	Сумма знаний	50	50	1340	1110	0.043	1.000	0.083	40.066	247.620	207	207	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно.	Семантический резонанс зна...	50	50	935	1515	0.032	1.000	0.062	35.801	14.421	217	217	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно.	Сумма знаний	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	19.024	70			
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно.	Семантический резонанс зна...	50	50	935	1515	0.032	1.000	0.062	35.801	14.421	217	217	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно.	Сумма знаний	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	19.024	70			
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	50	50	27	2423	0.020	1.000	0.040	47.132	0.852	642	642	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер.	Сумма знаний	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	40.066	593			
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	50	50	27	2423	0.020	1.000	0.040	47.131	0.852	642	642	
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Сумма знаний	50	50	20	2430	0.020	1.000	0.040	40.066	593			

a)

4.1.3.6. Обобщ форма по достоверности моделей при разн. крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модуль уровней сходс... истинно-отрицат. решений (STN)	Сумма модуль уровней сходс... ложно-отрицат. решений (SFP)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сходс... истинно-отрицат. решений	Средний модуль уровней сходс... ложно-отрицат. решений	Средний модуль уровней сходс... истинно-отрицат. решений	A-Точн... = ATP/(ATP+F)
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединений: "Класс"	Корреляция абс.частот с обр...	0.875	1005.132	0.047	1.000	0.099	1.000	0.044	0.414	
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединений: "Класс"	Сумма абс.частот по признакам...	1064.857		0.045	1.000	0.086	1.000		0.438	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.875	1005.132	0.047	1.000	0.090	1.000	0.044	0.414	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн.частот по приз...	1064.857		0.045	1.000	0.086	1.000		0.438	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.875	1005.132	0.047	1.000	0.090	1.000	0.044	0.414	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл.отн.частот по приз...	1064.857		0.045	1.000	0.086	1.000		0.438	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в.	Семантический резонанс зна...	2.277	419.390	0.092	1.000	0.169	0.853	0.016	0.182	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в.	Сумма знаний	337.034		0.089	1.000	0.163	0.654		0.139	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в.	Семантический резонанс зна...	2.277	419.389	0.092	1.000	0.169	0.853	0.016	0.182	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в.	Сумма знаний	337.034		0.089	1.000	0.163	0.654		0.139	
6. INF3 - частный критерий Хиккадрат: различия между фактами.	Семантический резонанс зна...	285.471	263.487	0.155	1.000	0.268	0.967	0.215	0.235	
6. INF3 - частный критерий Хиккадрат: различия между фактами.	Сумма знаний	247.620	207.554	0.162	1.000	0.279	0.801	0.185	0.187	
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно.	Семантический резонанс зна...	14.421	217.711	0.141	1.000	0.247	0.716	0.015	0.144	
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно.	Сумма знаний		70.955	0.211	1.000	0.349	0.380		0.029	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно.	Семантический резонанс зна...	14.421	217.711	0.141	1.000	0.247	0.716	0.015	0.144	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно.	Сумма знаний		70.955	0.211	1.000	0.349	0.380		0.029	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	0.852	642.772	0.068	1.000	0.128	0.943	0.032	0.265	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Сумма знаний	593.603		0.063	1.000	0.119	0.801		0.244	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	0.852	642.771	0.068	1.000	0.128	0.943	0.032	0.265	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Сумма знаний	593.603		0.063	1.000	0.119	0.801		0.244	

6)

4.1.3.6. Обобщ форма по достоверности моделей при разн. крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Суммарный модуль уровней сходс... истинно-отрицат. решений	A-Точность модели	A-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Прогрент правильной идентификации	Прогрент правильной идентификации	Прогрент ошибочной идентификации	Прогрент ошибочной идентификации	Прогрент правильных результатов	Дата получения результата	Время получения результата
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединений: "Класс"	Корреляция абс.частот с обр...	0.707	1.000	0.829	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:14:43
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединений: "Класс"	Сумма абс.частот по признакам...	0.695	1.000	0.820	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:14:43
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.707	1.000	0.829	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:14:47
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.695	1.000	0.820	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:14:47
3. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.707	1.000	0.829	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:14:51
3. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность иго признака.	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.695	1.000	0.820	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:14:52
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в.	Семантический резонанс зна...	0.825	1.000	0.904	100.000	5.755	94.245			52.878	06.04.2021	01:14:56
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в.	Сумма знаний	0.825	1.000	0.904	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:14:56
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в.	Семантический резонанс зна...	0.825	1.000	0.904	100.000	5.755	94.245			52.878	06.04.2021	01:15:00
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в.	Сумма знаний	0.825	1.000	0.904	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:15:00
6. INF3 - частный критерий Хиккадрат: различия между фактами.	Семантический резонанс зна...	0.804	1.000	0.892	100.000	54.286	45.714			77.143	06.04.2021	01:15:04
6. INF3 - частный критерий Хиккадрат: различия между фактами.	Сумма знаний	0.811	1.000	0.896	100.000	54.694	45.306			77.347	06.04.2021	01:15:04
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно.	Семантический резонанс зна...	0.833	1.000	0.909	100.000	38.163	61.837			69.082	06.04.2021	01:15:08
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно.	Сумма знаний	0.929	1.000	0.963	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:15:08
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно.	Семантический резонанс зна...	0.833	1.000	0.909	100.000	38.163	61.837			69.082	06.04.2021	01:15:12
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно.	Сумма знаний	0.929	1.000	0.963	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:15:12
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	0.780	1.000	0.877	100.000	1.102	98.898			50.551	06.04.2021	01:15:16
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Сумма знаний	0.766	1.000	0.868	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:15:17
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	0.780	1.000	0.877	100.000	1.102	98.898			50.551	06.04.2021	01:15:20
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Сумма знаний	0.766	1.000	0.868	100.000	0.816	99.184			50.408	06.04.2021	01:15:21

в)

Рисунок 12 – Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4, INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». Для оценки достоверности моделей в ACK-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена, а также его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф.Е.В.Луценко [16] (рисунок 13).

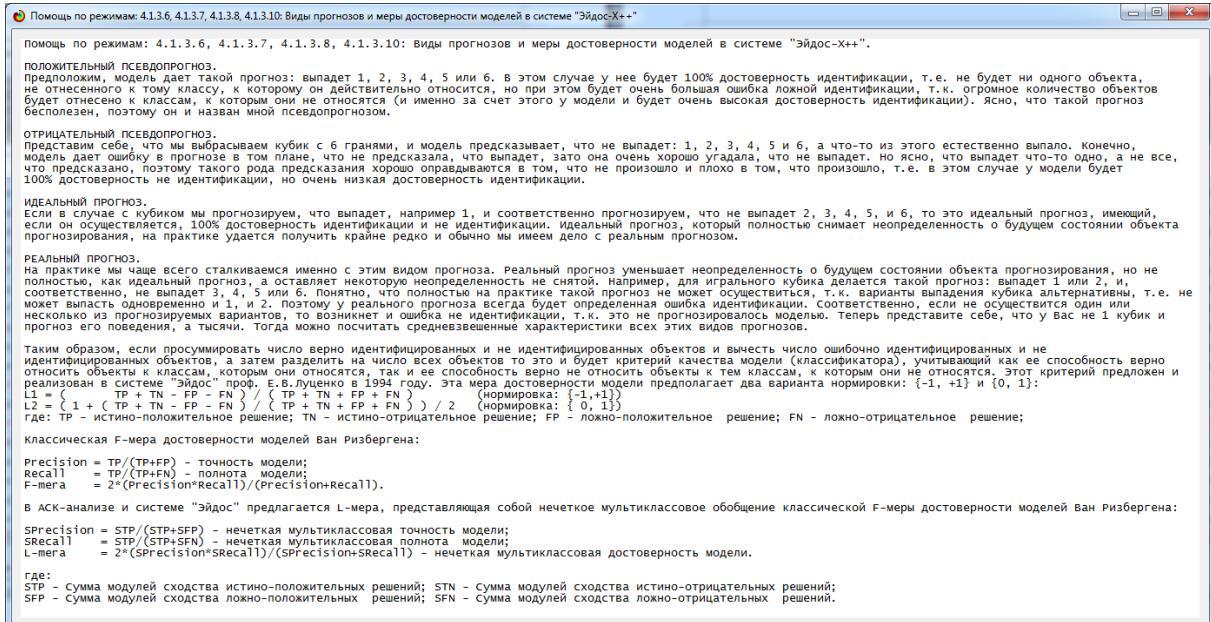


Рисунок 13 – Виды прогнозов и принцип определения достоверности

моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также обращает на себя внимание, 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 и интеллектуальных технологий.

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 14) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1. (рисунок 15)

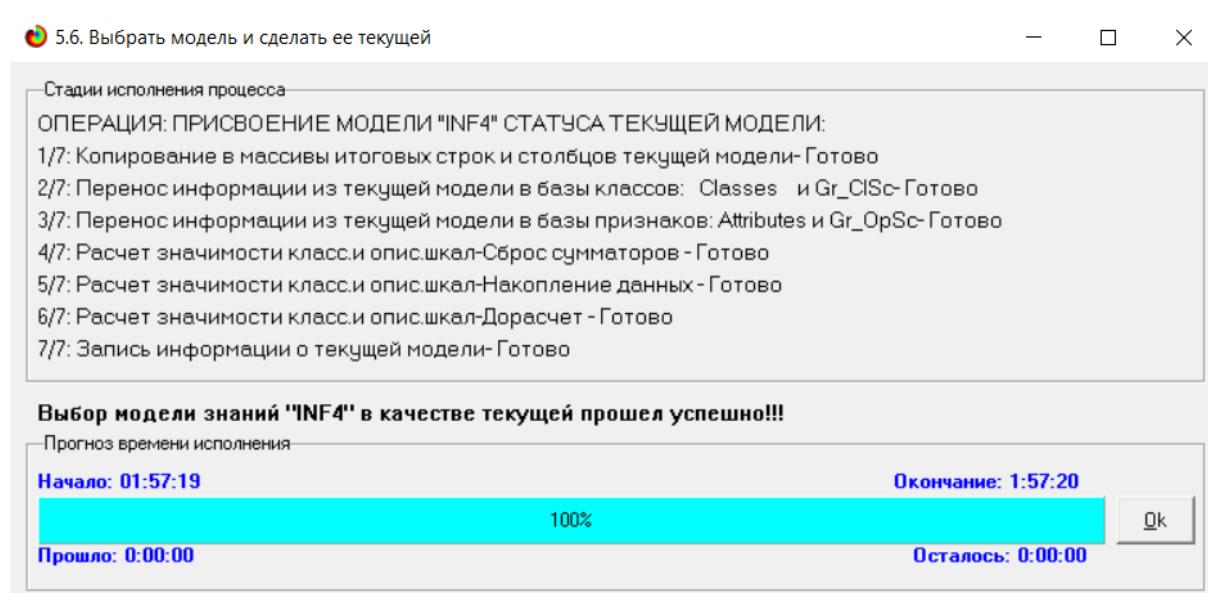
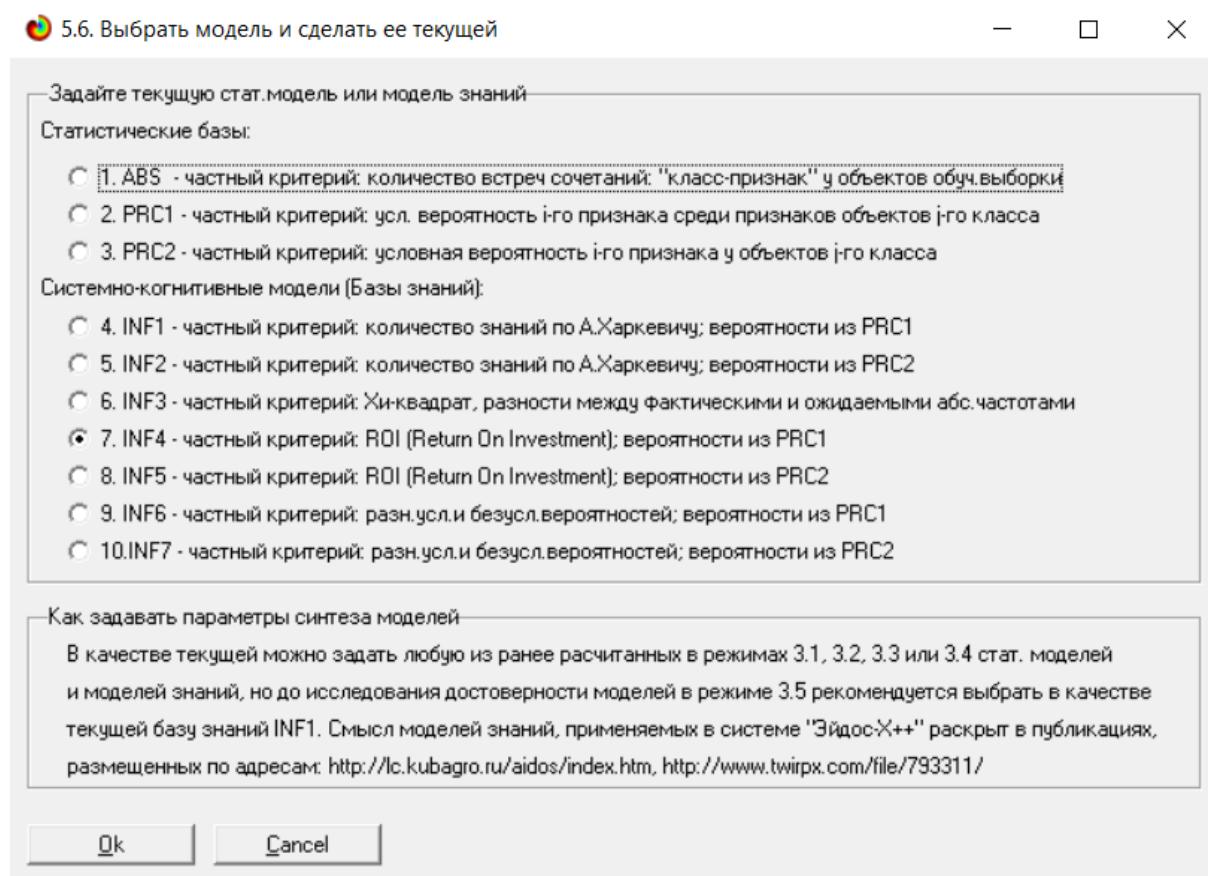


Рисунок 14 – Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

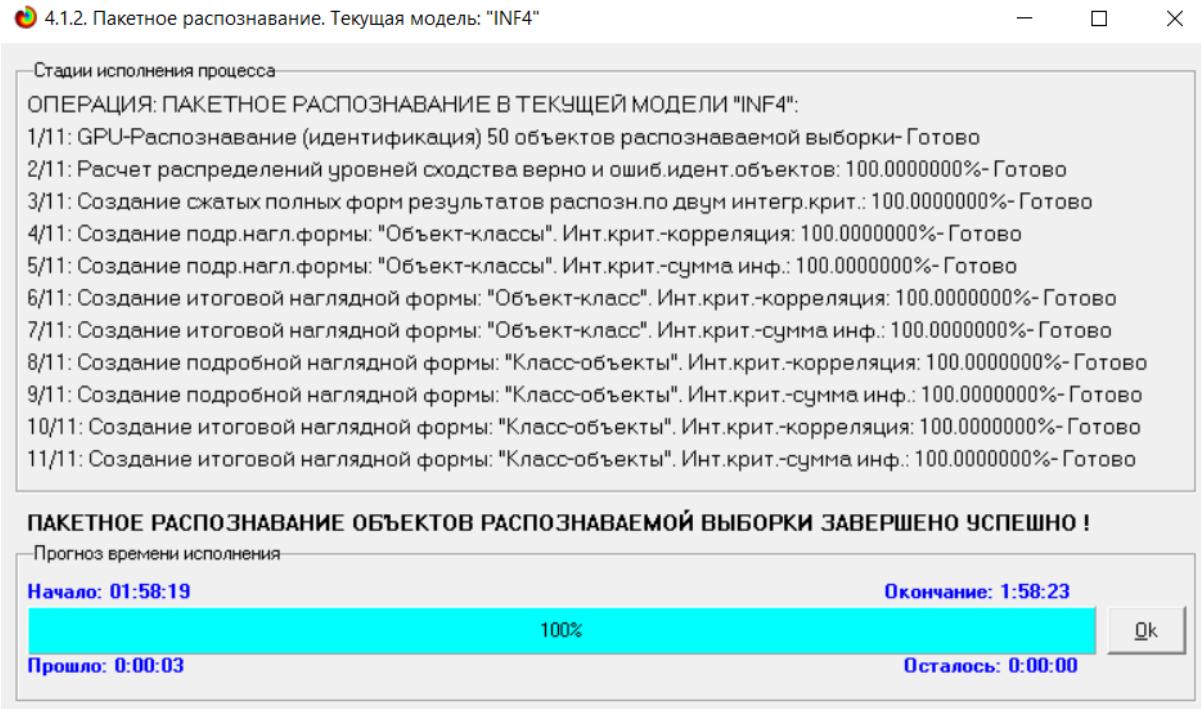


Рисунок 15 – Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели INF4

В результате пакетного распознавания в текущей модели создается ряд баз данных, которые визуализируются в выходных экранах 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.

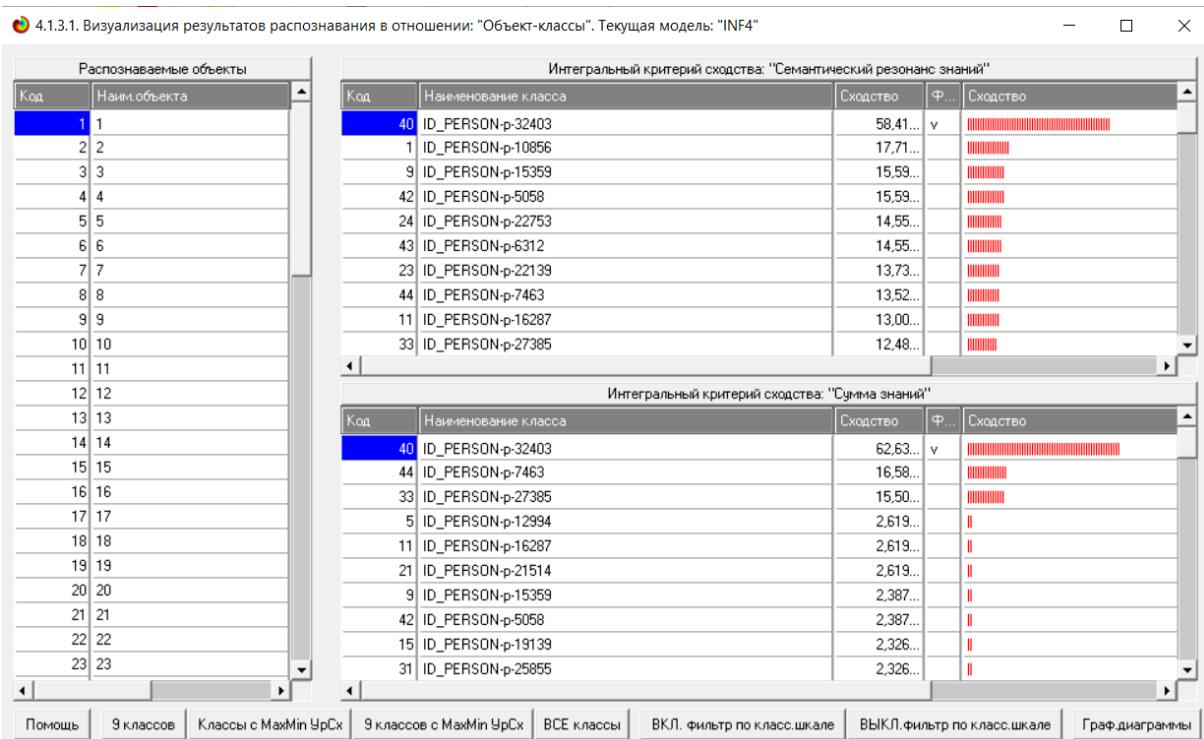
8. Статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям.

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

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

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 16 и 17 приведены примеры прогнозов в наиболее достоверной модели INF4:



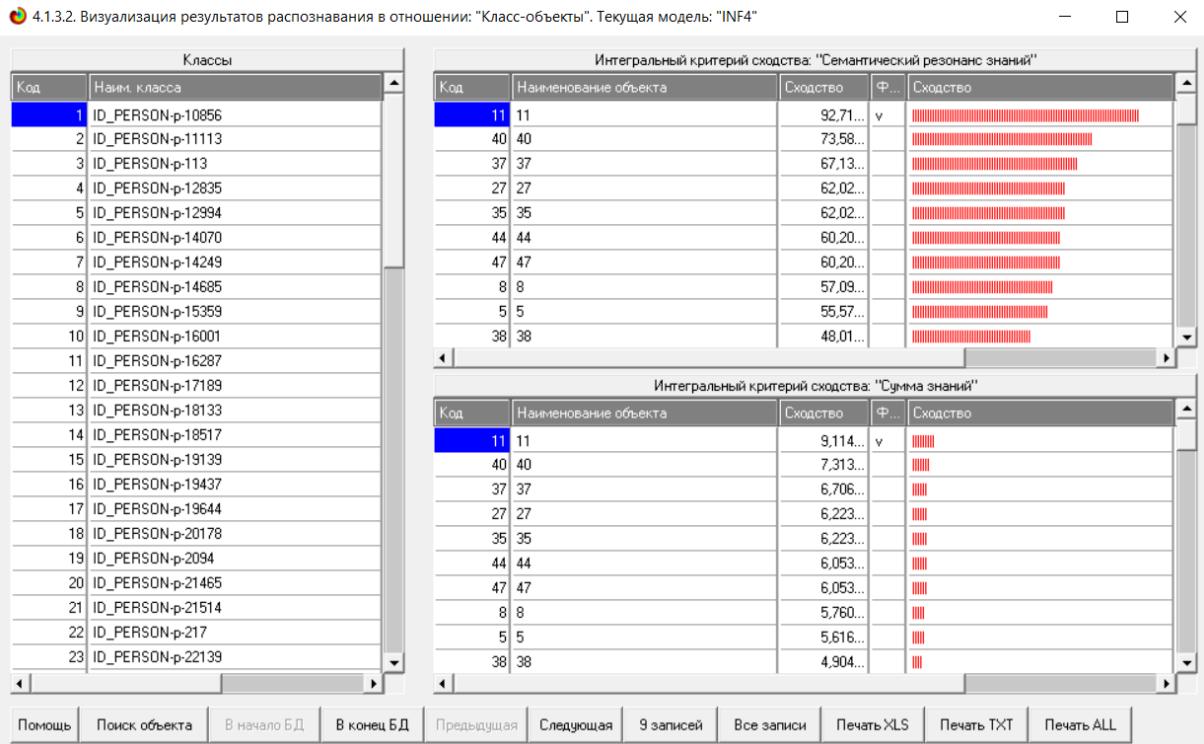


Рисунок 16 – Пример идентификации классов в модели INF4

2.2. Когнитивные функции

Рассмотрим режим 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал (рисунок 17).

4.5. Визуализация когнитивных функций



Что такое когнитивная функция:

Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим передуцированную 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.

Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций - новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2011. - №03(67). С. 240 - 282. - Шифр Информрегистра: 0421100012\0077. , 2,688 у.п.л. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>

Задайте нужный режим:

Визуализации когнитивных функций

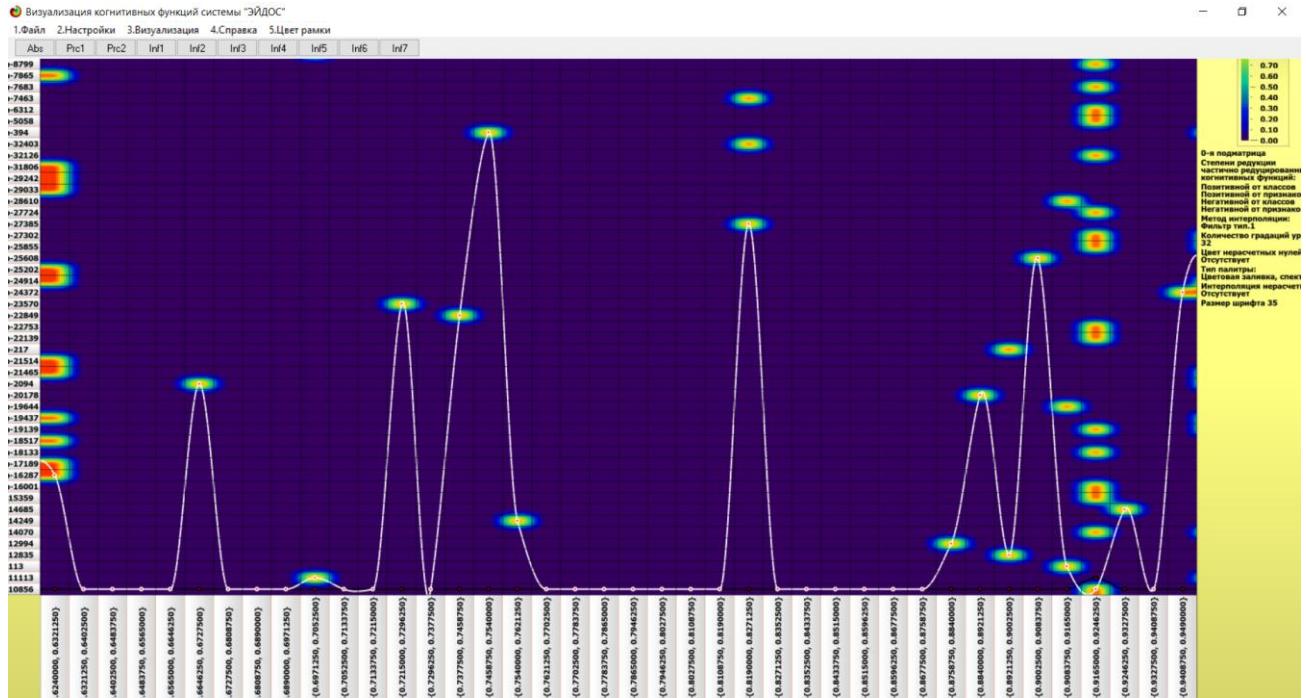
Литератур. ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур. ссылки на работы по когнитивным функциям

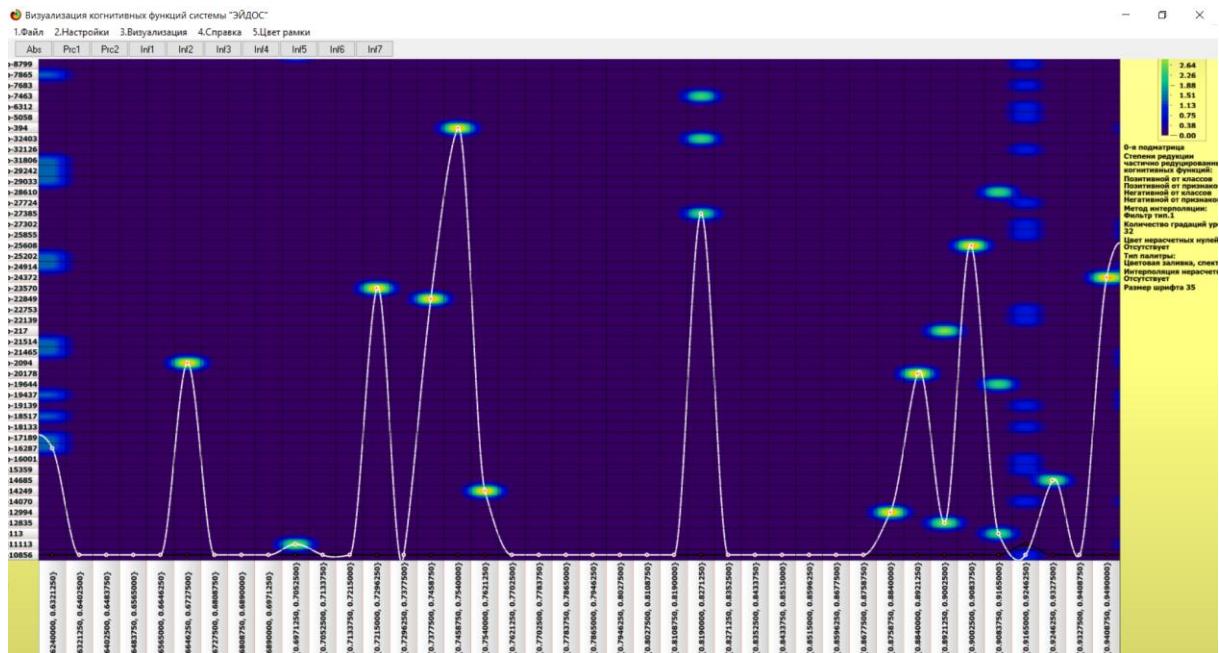
Литератур. ссылки на работы по управлению знаниями

Рисунок 17 – Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-Х++»
«Визуализация когнитивных функций»

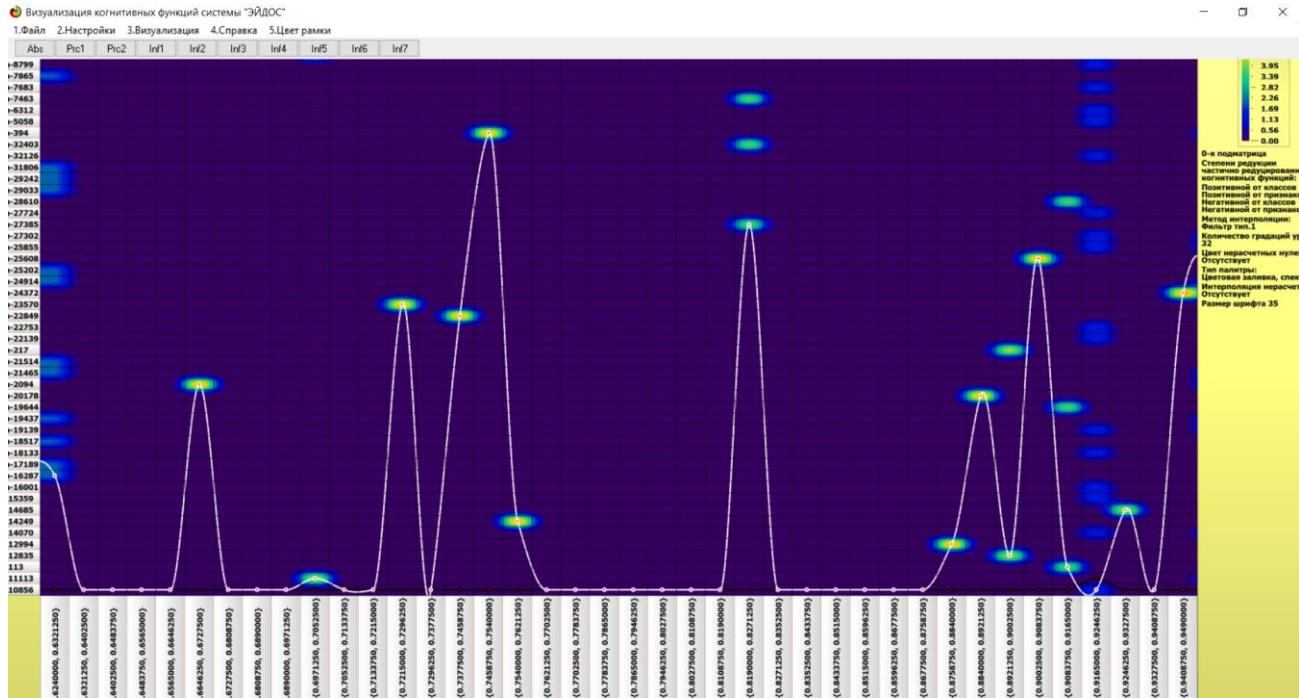
Применительно к задаче, рассматриваемой в данной работе, когнитивная функция показывает, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния. Поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунке 18 приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF4.



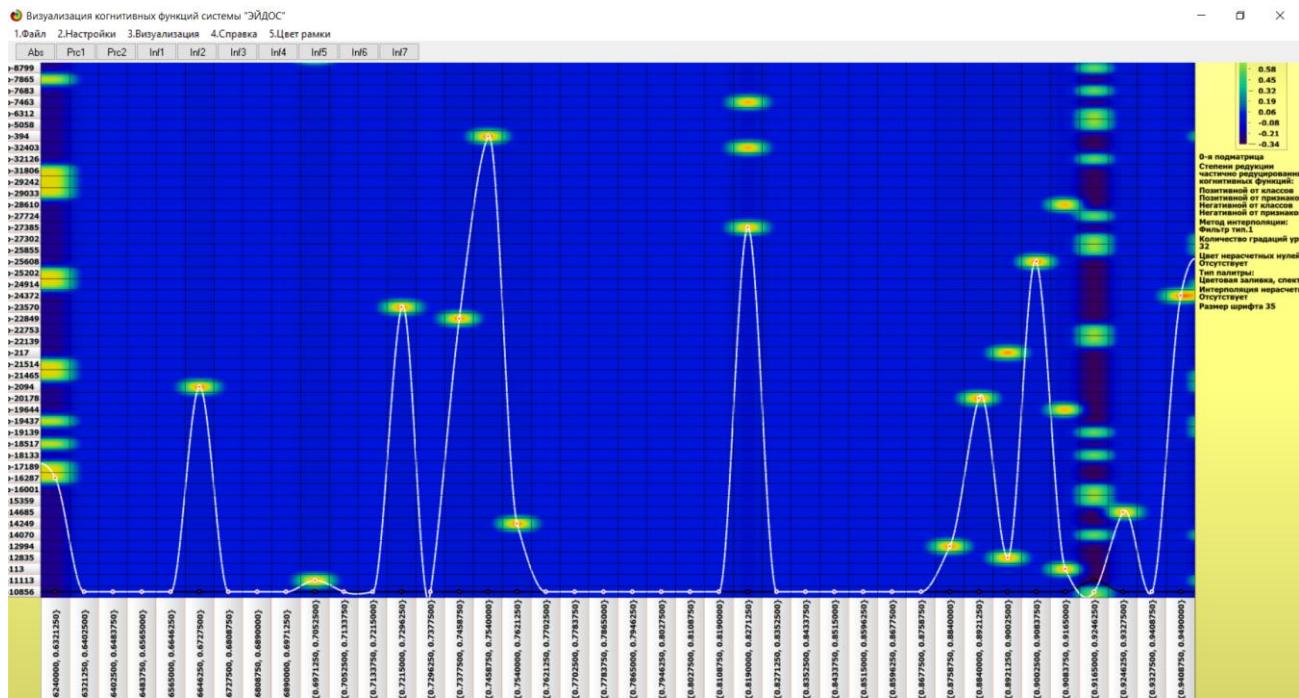
a) Abs



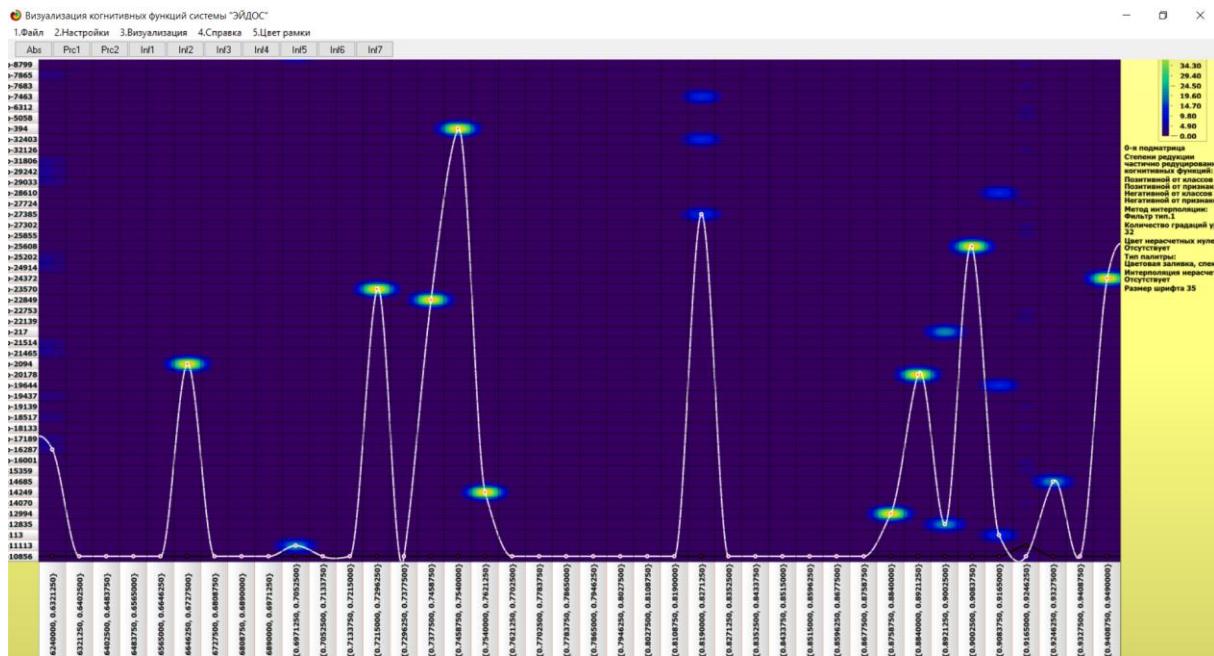
b) Inf1



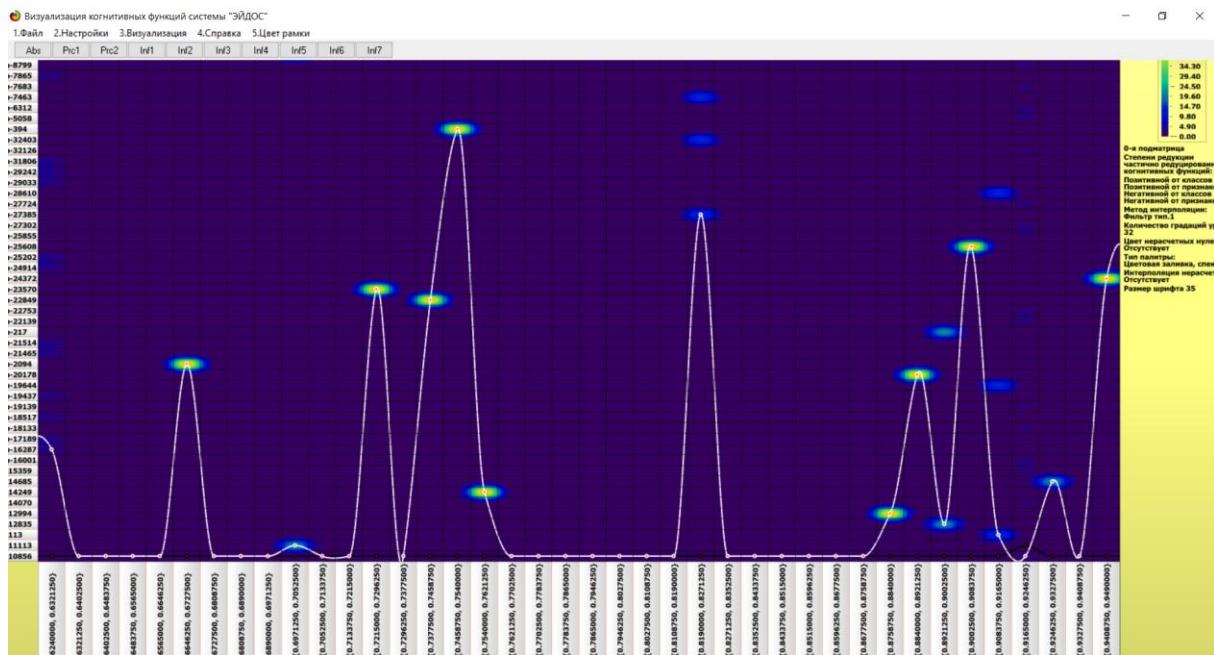
c) Inf2



d) Inf3



e)Inf4



f)Inf5

Рисунок 18 – Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и описательных шкал в модели INF4

2.3. SWOT и PEST 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 неформализуемым 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 «Эйдос». 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: «Эйдос-Х++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 19).

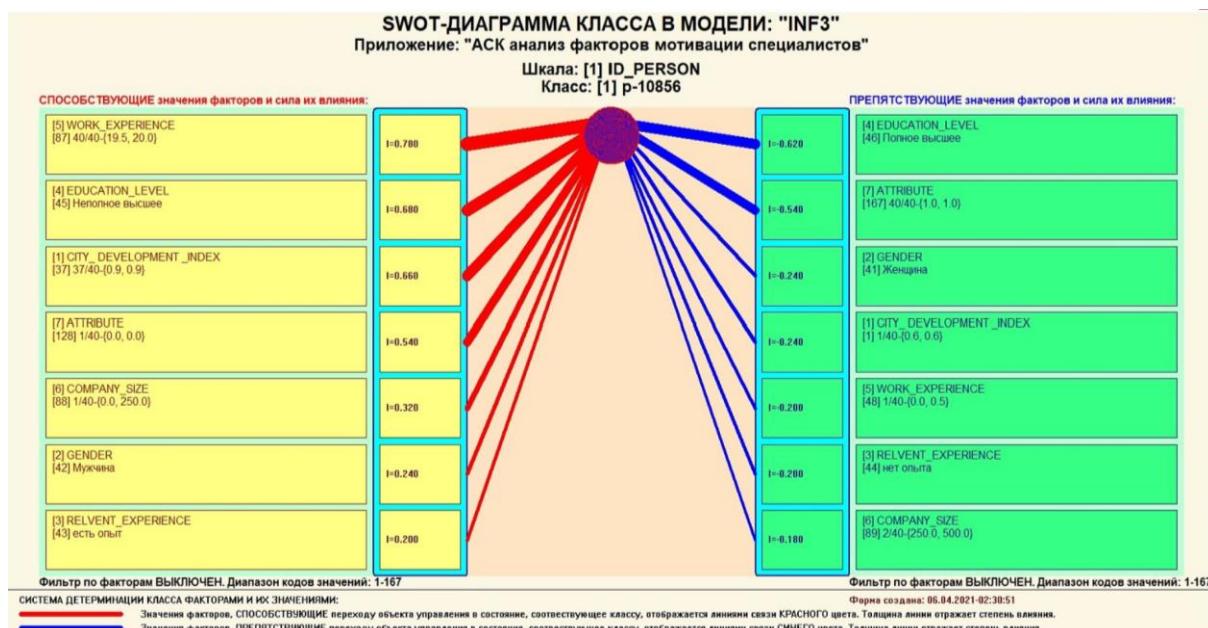
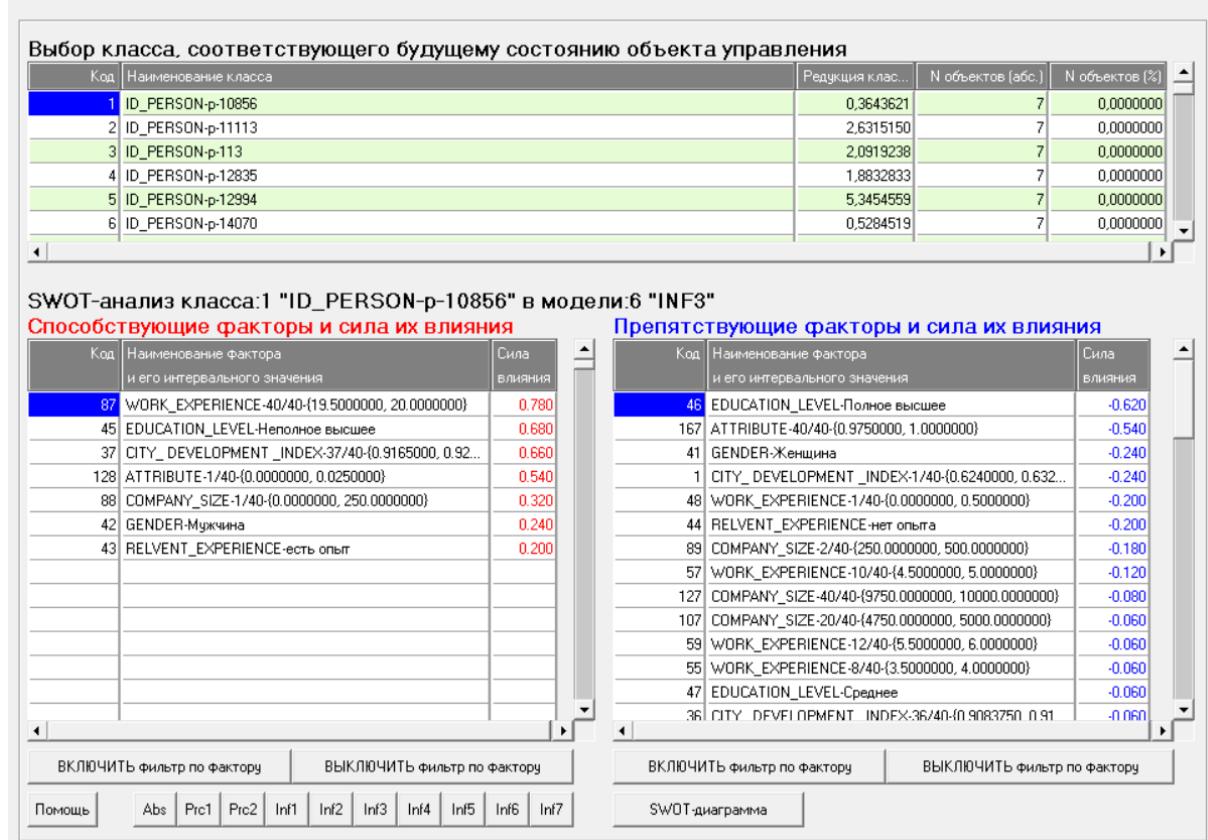


Рисунок 19 – Пример SWOT-матрицы в модели INF3

На рисунке 20 приведены примеры инвертированной SWOT-матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF3.

Выбор значения фактора, оказывающего влияние на переход объекта управления в будущие состояния

Код	Наименование значения фактора
1	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-1/40-{0.6240000, 0.6321250}
2	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-2/40-{0.6321250, 0.6402500}
3	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-3/40-{0.6402500, 0.6483750}
4	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-4/40-{0.6483750, 0.6565000}
5	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-5/40-{0.6565000, 0.6646250}
6	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-6/40-{0.6646250, 0.6727500}

SWOT-анализ значения фактора:1 "CITY_DEVELOPMENT_INDEX-1/40-{0.6240000, 0.6321250}" в модели:...

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение Фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
11	ID_PERSON-p-16287	0.760
12	ID_PERSON-p-17189	0.760
14	ID_PERSON-p-18517	0.760
16	ID_PERSON-p-19437	0.760
20	ID_PERSON-p-21465	0.760
21	ID_PERSON-p-21514	0.760
28	ID_PERSON-p-24914	0.760
29	ID_PERSON-p-25202	0.760
36	ID_PERSON-p-29033	0.760
37	ID_PERSON-p-29242	0.760
38	ID_PERSON-p-31806	0.760
46	ID_PERSON-p-7865	0.760

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение Фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
50	ID_PERSON-p-9858	-0.240
49	ID_PERSON-p-9548	-0.240
48	ID_PERSON-p-9272	-0.240
47	ID_PERSON-p-8799	-0.240
45	ID_PERSON-p-7683	-0.240
44	ID_PERSON-p-7463	-0.240
43	ID_PERSON-p-6312	-0.240
42	ID_PERSON-p-5058	-0.240
41	ID_PERSON-p-394	-0.240
40	ID_PERSON-p-32403	-0.240
39	ID_PERSON-p-32126	-0.240
35	ID_PERSON-p-28610	-0.240
34	ID_PERSON-p-27724	-0.240
33	ID_PERSON-p-27385	-0.240

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по кл.шкале **ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по кл.шкале**

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по кл.шкале **ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по кл.шкале**

Помощь **Abs** **Prc1** **Prc2** **Inf1** **Inf2** **Inf3** **Inf4** **Inf5** **Inf6** **Inf7**

SWOT-диаграмма

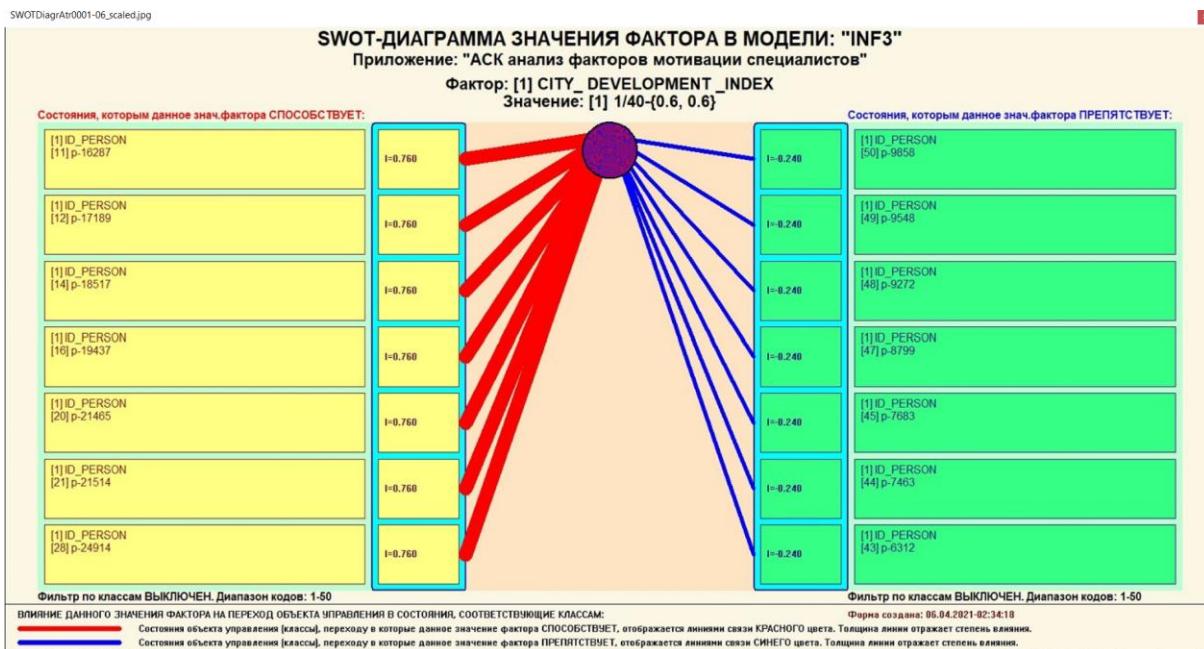


Рисунок 20 – Пример инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF3

2.4. Кластерно-конструктивный анализ признаков

В режиме 4.3.2.2, после расчета матриц сходства, кластеров и конструкторов, строим 2D сеть классов в выбранной модели знаний, для наглядного представления сети классов.

4.3.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

Конспект признака:1 "CITY_DEVELOPMENT_INDEX-1/40-{0.6, 0.6}" в модели:7 "INF4"			
Код	Наименование признака	N:	Код признака
1	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-1/40-{0.6240000...	1	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-1/40-{0.6240000, 0.6321250}
2	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-2/40-{0.6321250...	2	ATTRIBUTE-1/40-{0.0000000, 0.0250000}
3	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-3/40-{0.6402500...	3	EDUCATION_LEVEL-Среднее
4	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-4/40-{0.6483750...	4	WORK_EXPERIENCE-12/40-{5.5000000, 6.0000000}
5	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-5/40-{0.6565000...	5	COMPANY_SIZE-20/40-{4750.0000000, 5000.0000000}
6	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-6/40-{0.6646250...	6	GENDER-Мужчина
7	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-7/40-{0.6727500...	7	WORK_EXPERIENCE-2/40-{0.5000000, 1.0000000}
8	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-8/40-{0.6808750...	8	WORK_EXPERIENCE-6/40-{2.5000000, 3.0000000}
9	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-9/40-{0.6890000...	9	RELVENT_EXPERIENCE-есть опыт
10	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-10/40-{0.697125...	10	EDUCATION_LEVEL-Полное высшее
11	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-11/40-{0.705250...	11	COMPANY_SIZE-2/40-{250.0000000, 500.0000000}
12	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-12/40-{0.713375...	12	RELVENT_EXPERIENCE-нет опыта
13	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-13/40-{0.721500...	13	WORK_EXPERIENCE-1/40-{0.0000000, 0.5000000}
14	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-14/40-{0.729625...	14	WORK_EXPERIENCE-14/40-{6.5000000, 7.0000000}
15	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-15/40-{0.737750...	15	WORK_EXPERIENCE-26/40-{12.5000000, 13.0000000}
16	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-16/40-{0.745875...	16	WORK_EXPERIENCE-10/40-{4.5000000, 5.0000000}
17	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-17/40-{0.754000...	17	GENDER-Женщина
18	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-18/40-{0.762125...	18	COMPANY_SIZE-1/40-{0.0000000, 250.0000000}
19	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-19/40-{0.770250...	19	ATTRIBUTE-40/40-{0.9750000, 1.0000000}
20	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-20/40-{0.778375...	20	WORK_EXPERIENCE-8/40-{3.5000000, 4.0000000}
21	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-21/40-{0.786500...	21	EDUCATION_LEVEL-Неполное высшее
22	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-22/40-{0.794625...	22	COMPANY_SIZE-40/40-{9750.0000000, 10000.0000000}
23	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-23/40-{0.802750...	23	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-2/40-{0.6321250, 0.6402500}
24	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-24/40-{0.810875...	24	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-3/40-{0.6402500, 0.6483750}
25	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-25/40-{0.819000...	25	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-4/40-{0.6483750, 0.6565000}

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

Конспект класса: 1 "ID_PERSON-p-10856" в модели: 7 "INF4"					
Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	ID_PERSON-p-10856	1	ID_PERSON-p-10856		100.000
2	ID_PERSON-p-11113	24	ID_PERSON-p-22753		82.897
3	ID_PERSON-p-113	43	ID_PERSON-p-6312		82.897
4	ID_PERSON-p-12835	32	ID_PERSON-p-27302		65.472
5	ID_PERSON-p-12994	23	ID_PERSON-p-22139		59.194
6	ID_PERSON-p-14070	34	ID_PERSON-p-27724		26.962
7	ID_PERSON-p-14249	35	ID_PERSON-p-28610		21.257
8	ID_PERSON-p-14685	9	ID_PERSON-p-15359		16.590
9	ID_PERSON-p-15359	42	ID_PERSON-p-5058		16.590
10	ID_PERSON-p-16001	14	ID_PERSON-p-18517		16.550
11	ID_PERSON-p-16287	4	ID_PERSON-p-12835		14.900
12	ID_PERSON-p-17189	6	ID_PERSON-p-14070		13.966
13	ID_PERSON-p-18133	49	ID_PERSON-p-9548		13.713
14	ID_PERSON-p-18517	17	ID_PERSON-p-19644		13.197
15	ID_PERSON-p-19139	15	ID_PERSON-p-18133		11.923
16	ID_PERSON-p-19437	47	ID_PERSON-p-8799		11.923
17	ID_PERSON-p-19644	17	ID_PERSON-p-9272		9.855
18	ID_PERSON-p-20178	45	ID_PERSON-p-7683		9.659
19	ID_PERSON-p-2094	50	ID_PERSON-p-9858		8.265
20	ID_PERSON-p-21465	20	ID_PERSON-p-29242		8.143
21	ID_PERSON-p-21514	21	ID_PERSON-p-7865		5.691
22	ID_PERSON-p-217	22	ID_PERSON-p-26955		5.385
23	ID_PERSON-p-22139	23	ID_PERSON-p-16287		2.587
24	ID_PERSON-p-22753	24	ID_PERSON-p-16001		2.382
25	ID_PERSON-p-22849	8	ID_PERSON-p-14685		2.365

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

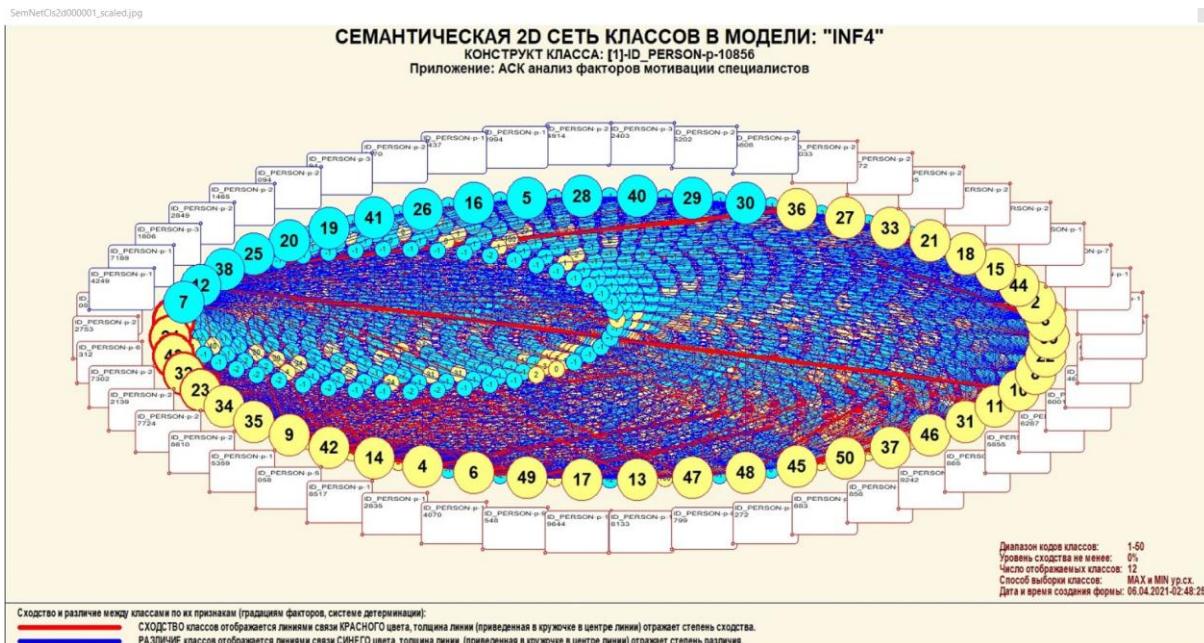
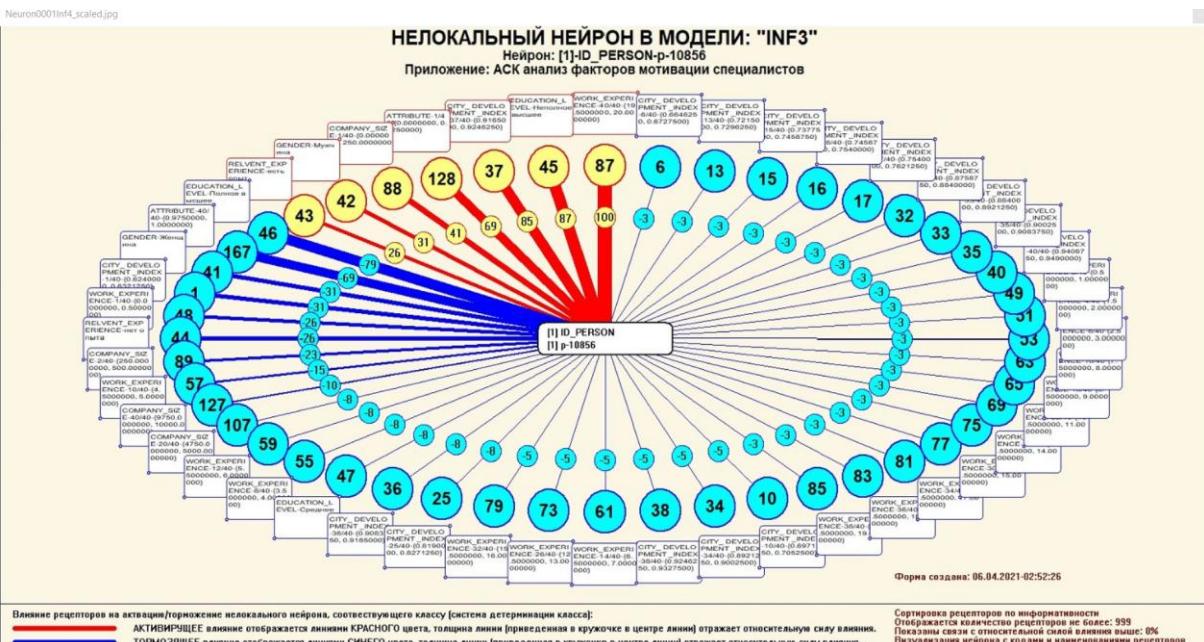
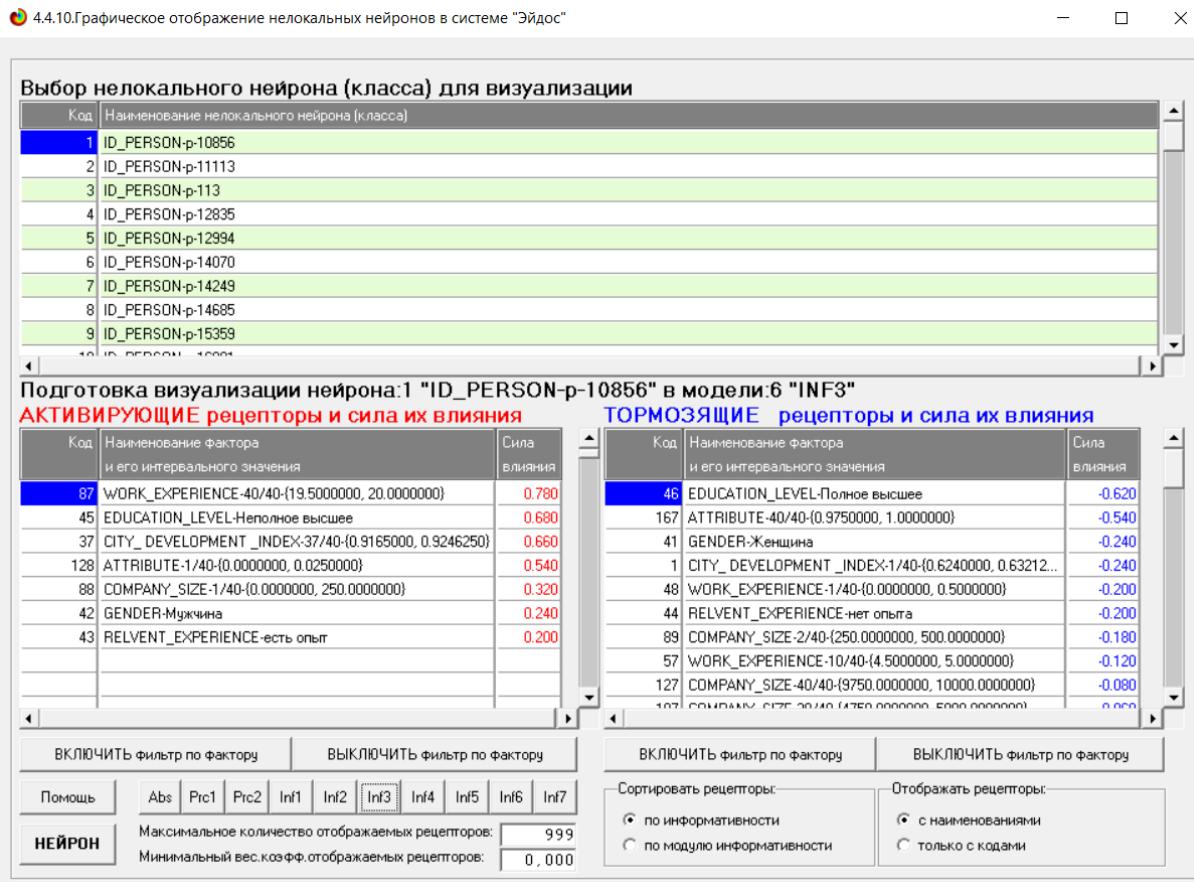


Рисунок 21 – Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

2.5. Нелокальные нейроны и нейронные сети

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует не локальную

нейронную сеть. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети представлены на рисунке 22:



4.4.11. Отображение Парето-подмножеств нелокальной нейронной сети в системе "Эйдос"

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	ID_PERSON-p-10856	
2	ID_PERSON-p-11113	
3	ID_PERSON-p-113	
4	ID_PERSON-p-12835	
5	ID_PERSON-p-12934	
6	ID_PERSON-p-14070	
7	ID_PERSON-p-14249	
8	ID_PERSON-p-14685	
9	ID_PERSON-p-15359	

Помощь Максимальное количество отображаемых нейронов: 16
Максимальное количество отображаемых связей: 1000 ClearSet Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 50
Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 167

Подготовка визуализации нейрона: 1 "ID_PERSON-p-10856" в модели: 6 "INF3"
АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
87	WORK_EXPERIENCE-40/40-(19.500000, 20.000000)	0.780
45	EDUCATION_LEVEL-Неполное высшее	0.680
37	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-37/40-(0.9165000, 0.9246250)	0.660
128	ATTRIBUTE-1/40-(0.0000000, 0.0250000)	0.540
88	COMPANY_SIZE-1/40-(0.0000000, 250.0000000)	0.320
42	GENDER-Мужчина	0.240
43	RELVENT_EXPERIENCE-есть опыт	0.200

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
46	EDUCATION_LEVEL-Полное высшее	-0.620
167	ATTRIBUTE-40/40-(0.9750000, 1.0000000)	-0.540
41	GENDER-Женщина	-0.240
1	CITY_DEVELOPMENT_INDEX-1/40-(0.6240000, 0.63212...)	-0.240
48	WORK_EXPERIENCE-1/40-(0.0000000, 0.5000000)	-0.200
44	RELVENT_EXPERIENCE-нет опыта	-0.200
89	COMPANY_SIZE-2/40-(250.0000000, 500.0000000)	-0.180
57	WORK_EXPERIENCE-10/40-(4.5000000, 5.0000000)	-0.120
127	COMPANY_SIZE-40/40-(9750.0000000, 10000.0000000)	-0.080

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору
Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7
Нейросеть Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16
Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0,000

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору
Сортировать связи:
по модулю информативности
по информативности и знаку
Отображать наименования:
 нейронов
 рецепторов



Рисунок 22. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

Благодаря данному нейрону видно, как различные факторы влияют на модель, какие оказывают положительное влияние, а какие отрицательное.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу репозитория UCI. В данной работе приводится развернутый пример использования базы данных репозитория UCI для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4 и INF5 с точностью 0,929, однако, в ходе проведения анализа так же часто использовалась модель INF3 основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена и его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф.Е.В.Луценко. Также обращает на себя внимание, что статистические модели в данном приложении дают примерно на 21% более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, что, как правило, наблюдается и в других приложениях. Этим и оправдано применение моделей знаний.

На основе базы данных UCI, рассмотренной в данной работе, построить модели прогнозирования не с помощью АСК-анализа и реализующей его системы «Эйдос», а с применением других математических методов и реализующих их программных систем, то можно сопоставимо сравнить их качество.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Политетматический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf>, 1,625 у.п.л.
2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политетматический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 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. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политетматический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.
4. 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.

5. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.

6. Луценко Е.В. 30 лет системе «Эйдос» – одной из старейших отечественных универсальных систем искусственного интеллекта, широко применяемых и развивающихся и в настоящее время / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 48 – 77. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 у.п.л.