МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФГБОУ ВО «КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет заочного обучения
Кафедра компьютерных технологий и систем

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

к курсовой работе

По дисциплине: Системы представления и приобретения знаний

на тему:

Решение задач идентификации и прогнозирования с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» на основе данных репозитария UCI: UFO Sightings

Выполнил студент группы ИТз1841 **Рассулов Антон Андреевич**

Руководитель проекта Луценко Евгений Вениаминович
(подпись, расшифровка подписи)

Нормоконтролер _____Луценко Евгений Вениаминович
(подпись, расшифровка подписи)

Защищена _____ Оценка _____
(дата)

Краснодар

2019 г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФГБОУ ВО «КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

УТВЕРЖДАЮ:

Зав. кафедрой КТС_____ В. И. Лойко

ЗАДАНИЕ
на курсовую работу

Студентке: ИТз1841 группы
Факультета прикладной информатики_____
Специальности: 09.03.02 Информационные системы и технологии_____
(шифр)

Рассулов Антон Андреевич
(Ф.И.О.)

Тема проекта: **Решение задач идентификации и прогнозирования с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» на основе данных репозитария UCI: UFO Sightings**

Содержание задания: 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

Объем работы:

а) пояснительная записка к работе _____ листа формата А4
б) графическая часть _____ лист формата А4
Рекомендуемая литература: _ Луценко Е.В. Лабораторный практикум по интеллектуальным информационным системам: Учебное пособие для бакалавриата. 7-е изд., перераб. и доп.- Краснодар: КубГАУ – 2016, – 615 с., в электронном виде на сайте автора: http://lc.kubagro.ru/aidos/p14.htm_____
Срок выполнения проекта: с « » _____ по « » _____2019 г.
Срок защиты: « » _____2019 г.
Дата выдачи задания: « »_____2019 г.
Дата сдачи проекта на кафедру: « » _____2019 г.
Руководитель проекта: Луценко Евгений Вениаминович
д.э.н., к.т.н., профессор
(подпись, Ф.И.О., звание, степень)

Задание принял студент _____ « » _____2019 г.
(подпись, дата)

Краснодар
2019 г.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ 4
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ 5
2. ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ 6
3. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ 12
4. РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ 18
4.1 Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация) 18
4.2 Поддержка принятия решений (SWOT-анализ) 19
4.3 Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели 23
4.3.1 Когнитивные диаграммы классов 23
4.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация классов 25
4.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов 26
4.3.4 Алгомеративная когнитивная диаграмма значений факторов 28
4.3.5 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети 29
4.3.6 3d-интегральные когнитивные карты 30
4.3.7 Когнитивные функции 31
4.3.8 Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на появление неопознанных объектов 34
4.3.9 Степень детерменированности появления неопознанных объектов значениями параметров ДПН 36
4.3.10 Устойчивость видов объектов и времени присутствия при появлении неопознанных объектов от значений параметров ДПН 37
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ 40

ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день создание систем искусственного интеллекта – это перспективный шаг к расширению возможностей компьютерных наук и автоматизации разумного поведения, опирающийся на теоретические и прикладные принципы. Однако возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем.

В данной курсовой работе рассмотрено решение задачи прогнозирования появления неопознанных летающих объектов в разных странах мира.

Целью работы является разработка системно-когнитивной модели, основывающейся на следующих признаках: тип объекта, длительность появления, место, дата.

Задачами курсовой работы являются:

1) систематизация, закрепление и расширение теоретических и практических знаний по дисциплине "Интеллектуальные информационные системы и технологии";

2) изучение интеллектуальной информационной системы "Эйдос";

3) решение поставленной цели с помощью интеллектуальной информационной системы "Эйдос".

Объектом исследования является база данных "MUP blagoustroistvo".

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

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

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

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

Это значит:

– во-первых, что содержательная интерпретация СК-моделей – это компетенция специалистов-экспертов хорошо разбирающихся в данной предметной области. Иногда встречается ситуация, когда и то, что на первый взгляд является причинами, и то, что казалось бы является их последствиями, на самом деле является последствиями неких глубинных причин, которых мы не видим и никоим образом непосредственно не отражаем в модели [17];

– во-вторых, даже если содержательной интерпретации не разработано, то в принципе это не исключает возможности пользоваться ими на практике для достижения заданных результатов и поставленных целей, т.е. для управления [17].

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем тип объекта и время присутствия при появлении неопознанных объектов (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – различные параметры тензиограмм динамического поверхностного натяжения.

2. ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

В данной работе использована база данных " UFO Sightings ". База данных дополнена значениями и приводится полностью в приложении.

На момент написания курсовой работы этот банк включает в себя более 80 тысяч исходных данных по различным задачам, однако рассмотрена будет лишь часть усредненных данных. Решение поставленной задачи проведем в четыре этапа:

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

Из электронного ресурса баз данных рассматриваемого предприятия возьмем базу данных сотрудников – «MUP blagoustroistvo.xls», которую оставим без изменений.

Общее описание задачи:

1. Дата
2. Тип объекта
3. Длительность (секунды)
4. Город
5. Штат
6. Страна

Столбцы 4-6 – это описательные шкалы.

Столбцы 2-3 являются классификационными шкалами.

Обучающая выборка:

Date/time	Shape	duration (seconds)	City	State	Coutry
07.03.2010 21:45	other	300	austintown	oh	us
10/26/2007 05:00	oval	2700	otis	me	us
11.07.2008 20:15	?	4	palm springs	cam	us
10/22/2003 21:00	fireball	1800	abingdon	va	us
3/28/2005 22:30	unknown	120	melbourne	fl	us
10.03.2008 20:00	light	600	kodiak	ak	us
11/20/1996 21:30	circle	600	parma (??)	oh	us
8/17/2012 22:00	light	120	hermiston	o	us
4/19/2008 11:00	light	60	lake park	fl	us
8/25/1998 13:00	disk	10	sandpoint	id	us
06.11.2000 16:38	light	90	glenrothes (uk/scotland)	-	gb
07.10.1993 0:00	other	60	rabwah (pakistan)	-	us
7/19/1996 10:45	disk	900	northampton	pa3	us
8/14/2013 21:00	light	300	buckeye	az	us
09.12.2011 21:30	triangle	1	providence	ri	us
4/23/2013 00:00	light	7200	exeter	ne	us
2/15/1955 19:00	light	300	new york city (brooklyn)	ny	us
6/13/2009 21:30	fireball	20	marengo	il	us
11.05.1975 0:00	fireball	180	winslow	az	us
9/15/2001 21:30	oval	2400	beja (portugal)	-	us
4/30/2010 20:00	circle	120	broadview heights	oh	us
2/29/2012 23:15	triangle	0	ferrum	va	us
2/16/2004 20:35	unknown	10	commack	ny	us
10/18/2005 01:15	formation	15	hickory hills	il	us
03.06.2000 16:30	sphere	60	irvine	cam	us
06.01.1978 18:00	fireball	14400	fulton	mo	us
5/13/1991 22:00	disk	180	sechelt (canada)	bc	cam
1/17/2013 20:00	light	1500	winchester	va	us
05.05.2012 19:45	oval	300	berkeley	cam	us
1/25/2004 15:00	egg	180	hayward	cam	us
01.01.2014 0:05	circle	120	elon	nc	us
12.01.2001 21:10	light	120	mazatlán (mexico)	-	us
05.11.2003 9:30	disk	1800	laguna niguel	cam	us
7/15/1961 23:00	unknown	1800	mount hope	wv	us
3/16/2013 20:15	triangle	10	oswego	ny	us
05.01.2005 13:00	other	2	stevens pass	wa	us
12/28/2012 23:00	fireball	300	fort myers	fl	us
12/27/2013 17:30	light	120	marietta	mn	us
8/15/1995 17:00	teardrop	120	chatsworth (fort mountain community)	ga	us
06.01.2009 23:00	light	2700	hamilton	mi	us
05.12.2013 1:29	formation	420	joliet	il	us

8/25/2001 21:00	circle	90	lorane	o	us
6/15/1994 22:00	triangle	600	montgomery	al	us
6/18/2013 00:05	circle	0	chicago	il	us
9/13/2011 04:20	light	3600	bismarck	mo	us
10/22/2000 19:30	other	15	cooper city	fl	us
01.03.2003 3:00	other	300	norwood	ma	us
7/21/2007 11:00	triangle	6	whitby (canada)	on	сам
07.03.2008 16:00	diamond	30	el reno	ok	us
1/20/2011 17:30	unknown	60	tegucigalpa (honduras)	-	us
9/13/2006 21:00	sphere	5400	lumberton	tx	us
11/22/2012 19:05	light	180	fairbanks	ak	us
6/29/2000 00:10	circle	15	chico	сам	us
6/22/2010 20:45	fireball	420	east bridgewater	ma	us
09.07.1999 2:00	fireball	120	witchita falls/ft worth (between)	tx	us
4/24/2014 08:45	oval	10	rio rancho	nm	us
10.10.1980 19:00	sphere	180	houston	tx	us
7/19/2012 21:50	sphere	20	emerald isle	nc	us
06.01.1973 0:00	circle	300	sultan (near)	wa	us
10/23/2013 19:45	chevron	300	wlimington	ma	us
6/19/2006 16:10	sphere	3	spring hill	fl	us
7/13/2002 22:00	?	0		tx	us
12/30/2007 01:00	unknown	1800	perth amboy	nj	us
11/22/2012 18:36	fireball	600	hopkinton	ma	us
6/13/1947 20:18	unknown	600	oakmont	раз	us
7/23/2006 22:30	light	10	kiel	wi	us
02.10.1999 20:40	sphere	1200	north pole	ak	us
12.12.2008 19:12	circle	0	in orbit	-	us
11/24/2004 00:00	changing	120	winter garden	fl	us
9/26/2008 17:30	changing	300	denver	co	us
09.01.2004 22:00	light	180	destin	fl	us
8/15/2002 22:15	unknown	1200	macomb	mi	us
11.05.2012 0:00	disk	900	spring creek	nv	us
7/23/2001 18:17	fireball	120	latrobe	раз	us
1/25/2006 22:30	fireball	2	muncie	in	us
3/26/2011 21:30	unknown	600	san diego	сам	us
8/27/2012 21:27	unknown	80	saskatoon (canada)	sk	сам
07.04.2013 23:47	light	60	redding	сам	us
4/18/2005 13:20	triangle	240	los angeles	сам	us
10/26/2005 09:45	oval	900	tracy	сам	us
6/14/2010 18:10	circle	600	burbank	сам	us
09.07.2006 18:20	cylinder	1200	harbor city	сам	us
8/17/2012 23:00	circle	180	warren	mi	us
12/31/2002 13:00	other	30	burke	va	us
12.05.1996 22:00	?	30	seattle	wa	us
08.06.2011 0:14	triangle	5	canyon lake	сам	us
5/28/2010 22:12	unknown	45	green bay	wi	us
10/21/2006 19:30	unknown	120	brookings	o	us
11/14/2010 19:00	light	3600	safety harbor	fl	us

07.04.1977 14:00	sphere	60	marley park	md	us
10/18/2013 19:15	unknown	2700	pinecrest/sonora	сам	us
8/31/2004 21:00	other	1200	wakefield	nh	us
7/30/2009 21:00	sphere	60	bucks	pa	us
6/28/2001 23:00	light	2700	spearfish	sd	us
1/25/2002 20:00	triangle	120	bigelow	ar	us
11/20/2013 16:55	fireball	600	berlin	vt	us
12/31/2009 23:59	triangle	600	el cajon	сам	us
1/27/2009 03:30	cone	600	n. hollywood	сам	us
10/18/2005 23:00	other	10	orlando	fl	us

Таблица 1 – UFO Sightings.xls

Для преобразования исходных данных обучающей выборки в базы данных системы "Эйдос" необходимо файл MicrosoftOfficeExcel, который содержи базу данных компьютерных процессоров скопировать в Aidos-X\AID_DATA\Inp_data и назвать Inp_data.xlsx.

Далее запускаем систему "Эйдос" из папки "Aidos-X" файлом _aidos-x.exe. Система попросит ввести логин и пароль. Необходимо ввести: логин – 1, пароль – 1. После откроется главное окно программы.

Для загрузки базы данных необходимо зайти в режим 2.3.2.2 и в настройках изменить (рисунок 1):

– "Задайте тип файла исходных данных Inp_data": "XLSX-MSExcel-2003";

– "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 3;

– "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 4, "Конечный столбец описательных шкал" – 6;

– "Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей": "Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец. Интерпретацию ТХТ-полей".

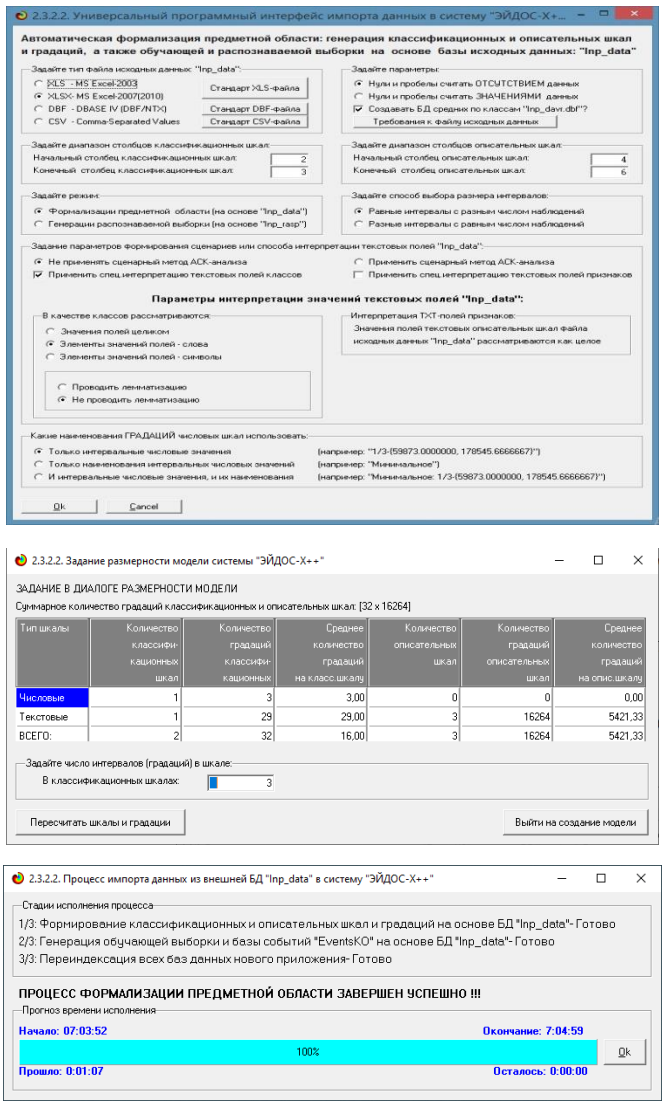
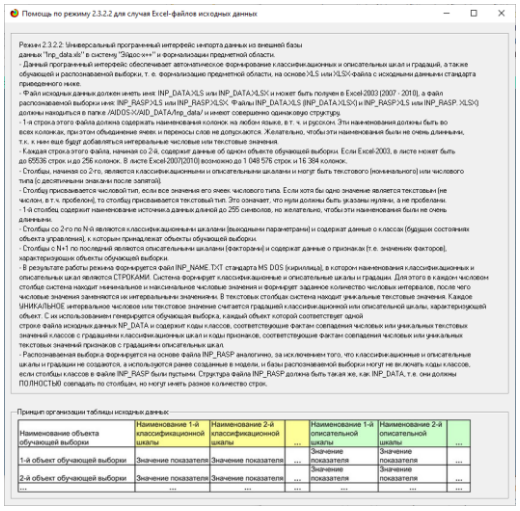


Рисунок 2. Экранные форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

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



Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Imp_data.xls" в систему "Эйдос-++" и формализации предметной области.

- Данный программный интерфейс обеспечивает автоматическое формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки, т. е. формализацию предметной области, на основе XLS или XLSX-файла с исходными данными стандарта приведенного ниже.

- Файл исходных данных должен иметь имя: INP_DATA.XLS или INP_DATA.XLSX и может быть получен в Excel-2003 (2007 - 2010), а файл распознаваемой выборки имя: INP_RASP.XLS или INP_RASP.XLSX. Файлы INP_DATA.XLS (INP_DATA.XLSX) и INP_RASP.XLS или INP_RASP.XLSX) должны находиться в папке /AIDOS-X/AID_DATA/Inp_data/ и имеют совершенно одинаковую структуру.

- 1-я строка этого файла должна содержать наименования колонок на любом языке, в т. ч. и русском. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом объединение ячеек и переносы слов не допускаются. Желательно, чтобы эти наименования были не очень длинными, т.к. к ним еще будут добавляться интервальные числовые или текстовые значения.

- Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки. Если Excel-2003, в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе Excel-2007/2010 возможно до 1 048 576 строк и 16 384 колонок.

- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).

- Столбец присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбец присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.

- 1-й столбец содержит наименование источника данных длиной до 255 символов, но желательно, чтобы эти наименования были не очень длинными.

- Столбцы со 2-го по N-й являются классификационными шкалами (выходными параметрами) и содержат данные о классах (будущих состояниях объекта управления), к которым принадлежат объекты обучающей выборки.

- Столбцы с N+1 по последний являются описательными шкалами (факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях факторов), характеризующих объекты обучающей выборки.

- В результате работы режима формируется файл INP_NAME.TXT стандарта MS DOS (кириллица), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются на интервальные значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное числовое или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. С их использованием генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных INP_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений классов с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градациями описательных шкал.

- Распознаваемая выборка формируется на основе файла INP_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в модели, и базы распознаваемой выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP_RASP были пустыми. Структура файла INP_RASP должна быть такая же, как INP_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по столбцам, но могут иметь разное количество строк.

Принцип организации таблицы исходных данных:

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й классификационной шкалы	Наименование 2-й классификационной шкалы	...	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы	...
1-й объект обучающей выборки	Значение показателя	Значение показателя	...	Значение показателя	Значение показателя	...
2-й объект обучающей выборки	Значение показателя	Значение показателя	...	Значение показателя	Значение показателя	...
...	...	...	...	...	...	...

Рисунок 3. Экранные форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.22

В результате этого процесса будут сформированы классификационные и описательные шкалы и градации. Их применение позволит закодировать исходные данные и представить в форме эвентологических баз данных. Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1 (рисунок 4). Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 5). На рисунке 6 представлена обучающая выборка.

3. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ

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 4).

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

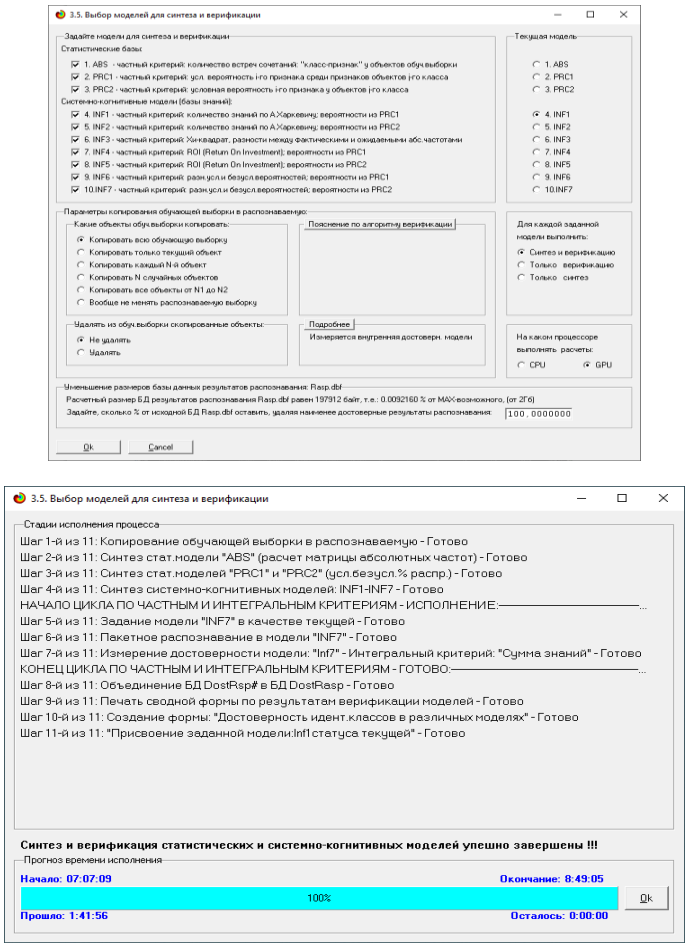
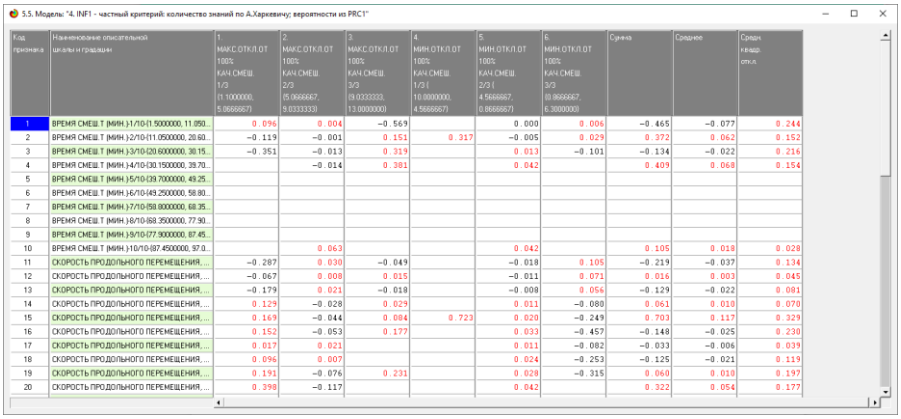


Рисунок 4 – Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 8, но ниже приведем лишь некоторые из них (таблицы 2, 3, 4).

Обратим внимание на то, что на рисунке 4 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на графическом процессор (GPU)». Из рисунка 4 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 20 секунд. Отметим, что при синтезе и верификации моделей использовался графический процессор (GPU) видеокарты. На центральном процессоре (CPU) выполнение этих операций занимает значительно большее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз дольше). Таким образом, неграфические вычисления на графических процессорах видеокарты делает возможной обработку больших объемов исходных данных за разумное время. В процесс синтеза и верификации моделей осуществляется также расчет 10 выходных форм, на что уходит более 99% времени исполнения. Фрагменты самих созданных статистических и системнокогнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 5, 6, 7:

Фрагменты самих созданных статистических и системнокогнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 5, 6, 7:



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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1 МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 1/3 (1.1000000, 5.0666667)	2 МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 2/3 (5.0666667, 9.0333333)	3 МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 3/3 (9.0333333, 13.0000000)	4 МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 1/3 (10.0000000, 4.5666667)	5 МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 2/3 (4.5666667, 0.8666667)	6 МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 3/3 (0.8666667, 6.3000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отк.п.
1	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)1/10-(1.5000000, 11.050...	0.096	0.004	-0.569		0.000	0.006	-0.465	-0.077	0.244
2	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)2/10-(11.0500000, 20.60...	-0.119	-0.001	0.151	0.317	-0.005	0.029	0.372	0.062	0.152
3	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)3/10-(20.6000000, 30.15...	-0.351	-0.013	0.319		0.013	-0.101	-0.134	-0.022	0.216
4	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)4/10-(30.1500000, 39.70...		-0.014	0.381		0.042		0.409	0.068	0.154
5	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)5/10-(39.7000000, 49.25...									
6	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)6/10-(49.2500000, 58.80...									
7	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)7/10-(58.8000000, 68.35...									
8	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)8/10-(68.3500000, 77.90...									
9	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)9/10-(77.9000000, 87.45...									
10	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)10/10-(87.4500000, 97.0...		0.063			0.042		0.105	0.018	0.028
11	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	-0.287	0.030	-0.049		-0.018	0.105	-0.219	-0.037	0.134
12	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	-0.067	0.008	0.015		-0.011	0.071	0.016	0.003	0.045
13	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	-0.179	0.021	-0.018		-0.008	0.056	-0.129	-0.022	0.081
14	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	0.129	-0.028	0.029		0.011	-0.080	0.061	0.010	0.070
15	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	0.169	-0.044	0.084	0.723	0.020	-0.249	0.703	0.117	0.329
16	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	0.152	-0.053	0.177		0.033	-0.457	-0.148	-0.025	0.230
17	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	0.017	0.021			0.011	-0.082	-0.033	-0.006	0.039
18	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	0.096	0.007			0.024	-0.253	-0.125	-0.021	0.119
19	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	0.191	-0.076	0.231		0.028	-0.315	0.060	0.010	0.197
20	СКОРОСТЬ ПРОД.ДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ....	0.398	-0.117			0.042		0.322	0.054	0.177

Рисунок 5 – Матрица информативностей (модель INF1) в битах (фрагмент)

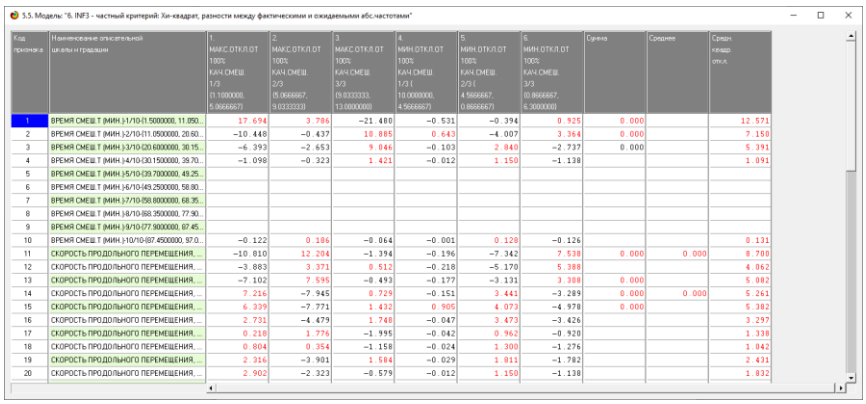


Рисунок 6 – Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

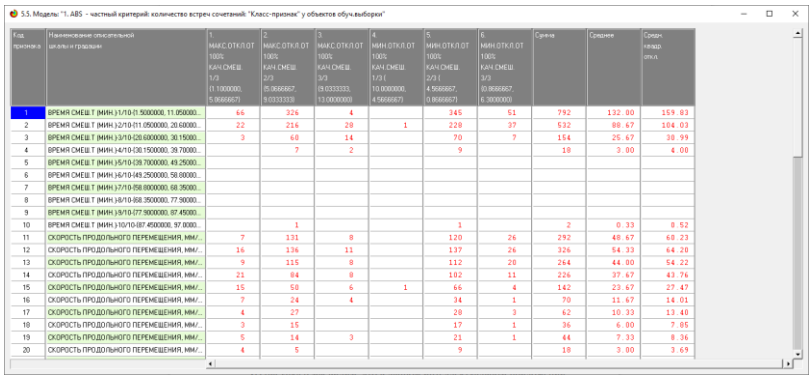


Рисунок 7 – Матрица абсолютных частот

Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей (режим 4.1.3.6), отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями приведены на рисунке 8.

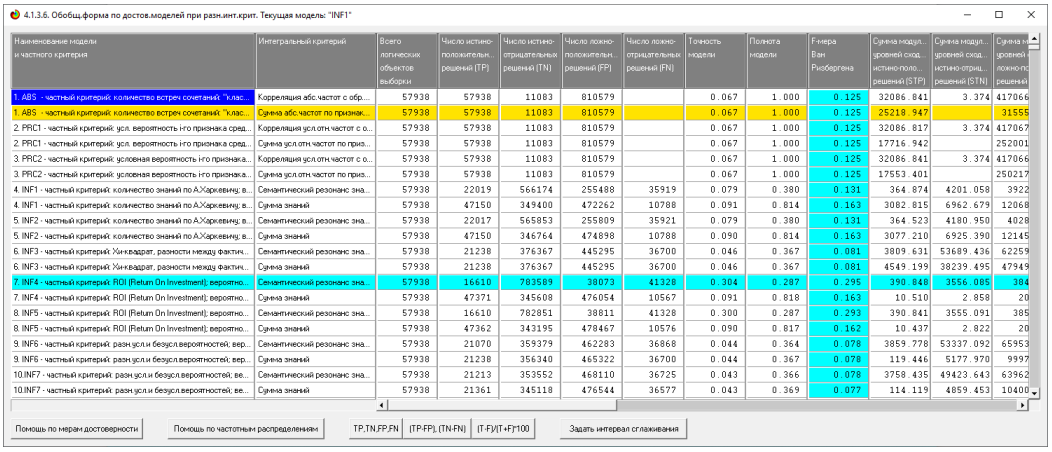


Рисунок 8 Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF-4 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели INF-4 составляет 0,295. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры, предложенное проф.Е.В.Луценко (L-мера). Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%.

Это позволяет сделать обоснованные выводы о том, что:

1. Существует не очень сильная причинно-следственная зависимость между параметрами тензиограмм динамического поверхностного натяжения на границе раздела молоко/воздух (ДПВ) и содержанием жира и белка в коровьем молоке.

2. Эта причинно-следственная зависимость адекватно отражена в системно-когнитивных моделях INF1 и INF3. На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам оценки жи на основе их морфологических свойств в СК-модели INF1 по данным обучающей выборки:

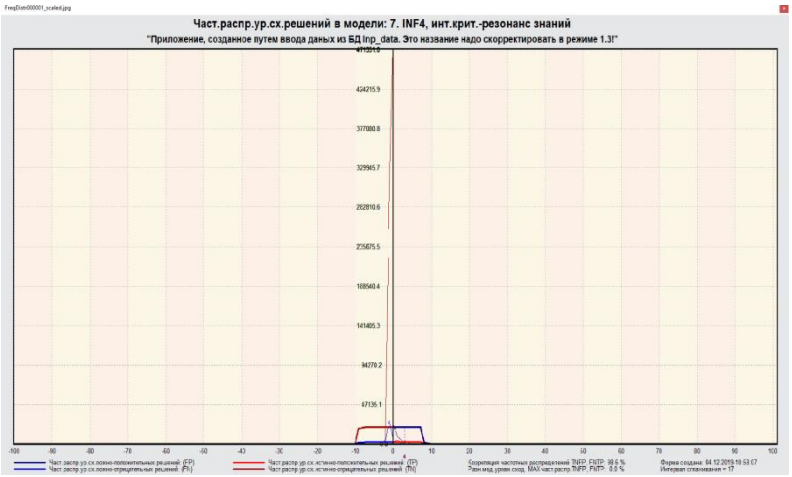


Рисунок 9 - Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF-4

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации типа объекта и времени присутствия НЛО по параметрам ДПВ другие задачи. На рисунке 10 приведен Help по режиму 3.4, в котором описаны меры достоверности моделей, применяемые в системе «Эйдос»:

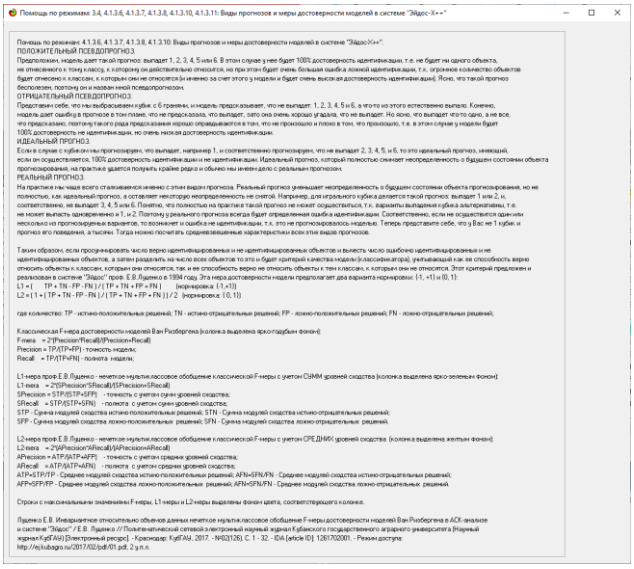


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF-4 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (11):

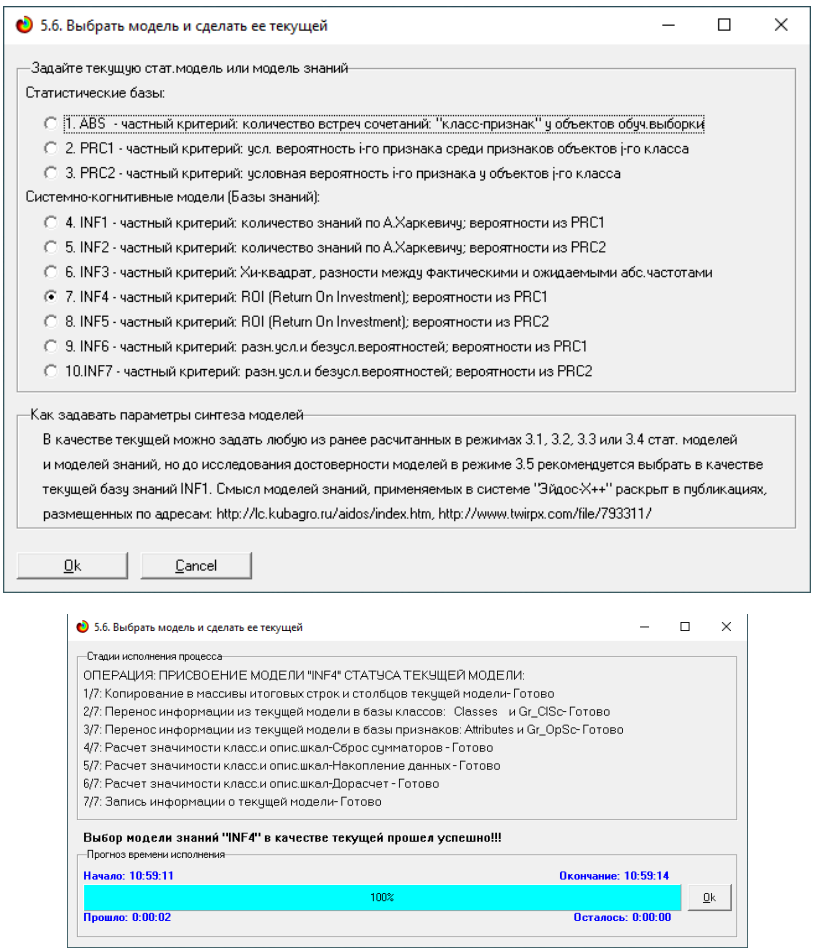


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной по F-критерию СК-модели INF-4 статуса текущей модели

4. РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

4.1 Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)

Решим задачу системной идентификации, т.е. измерения содержания жира и белка в коровьем молоке на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели Abs на GPU (рисунок 12).

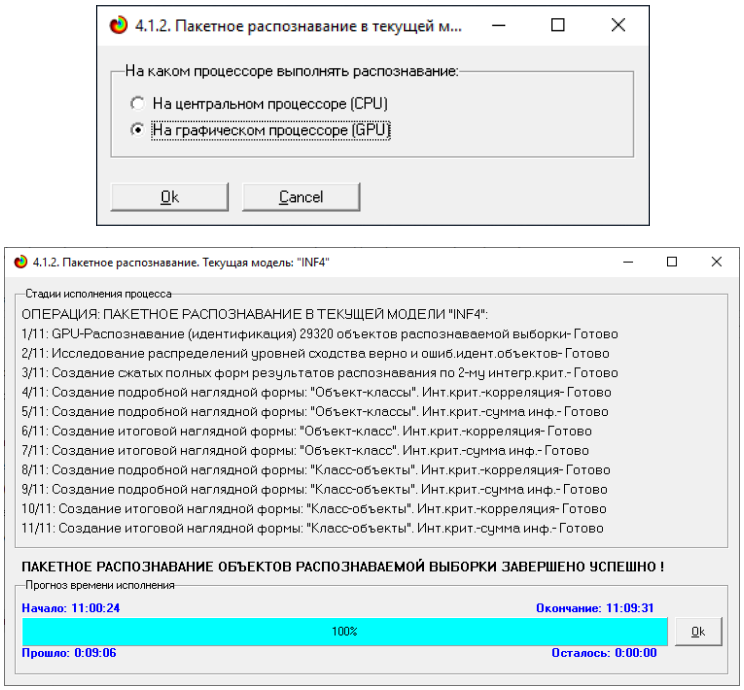


Рисунок 12. Экранные формы отображения процесса решения задачи системной идентифкации в текущей модели

Отметим, что 99,999% этого времени заняла не сама идентификация на GPU, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях: Приведем две из этих 10 форм: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 13).

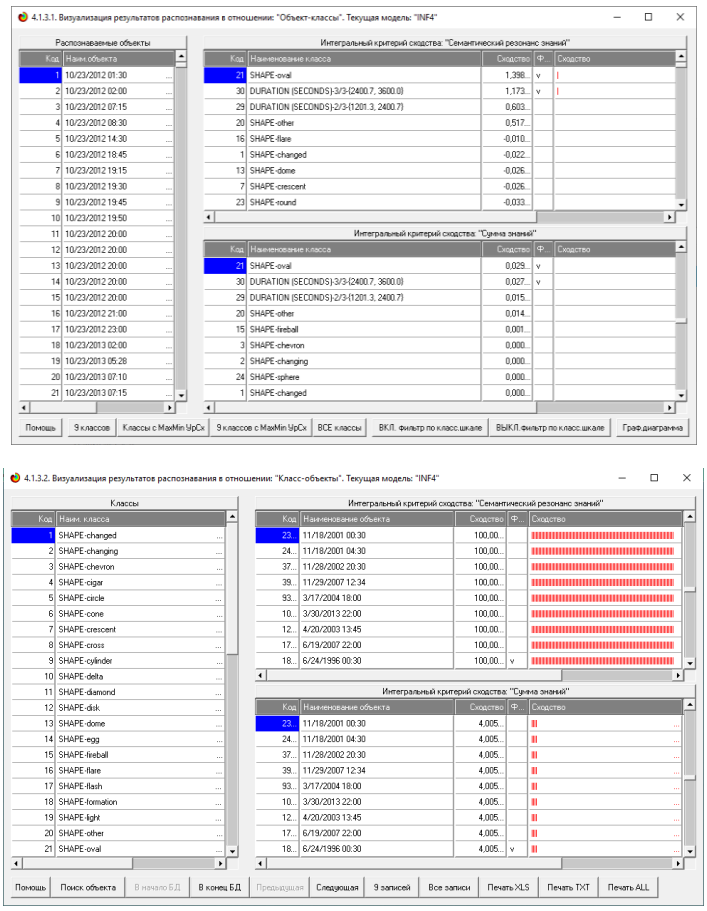


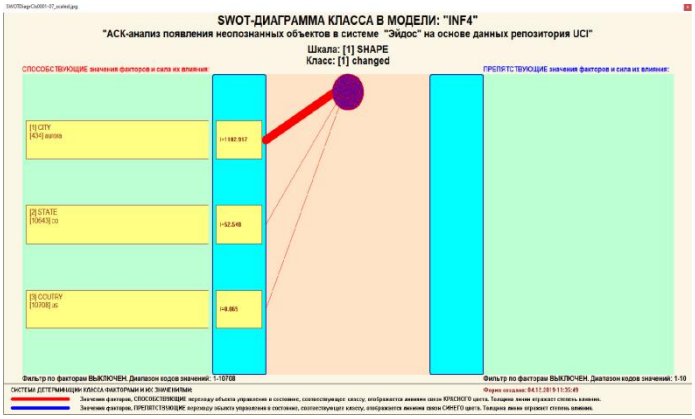
Рисунок 13. Выходные формы по результатам прогнозированиятипов объектов и времени присутствия при появлении НЛО на основе значений параметров ДПН

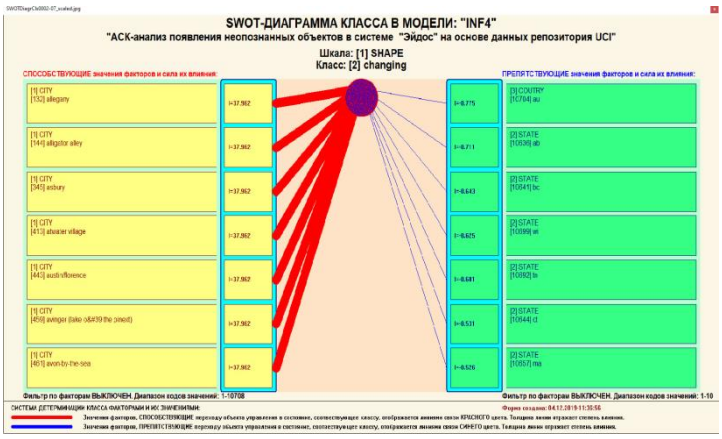
4.2 Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

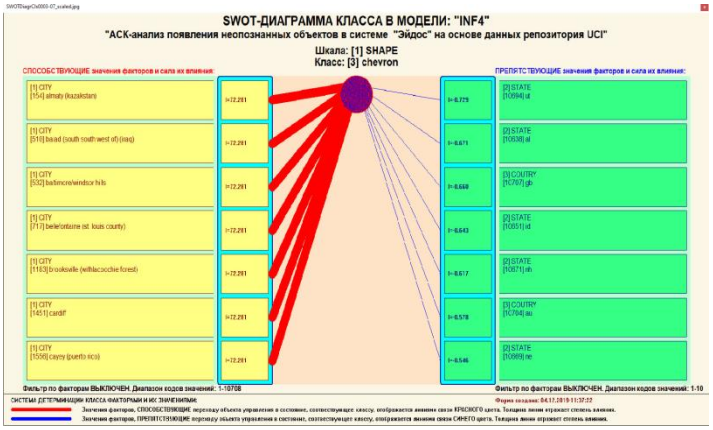
При принятии решений определяется сила и направление влияния значений факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути это решение задачи SWOT-анализа. Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений параметров ДПН. В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом выявляется система детерминации заданного класса, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в

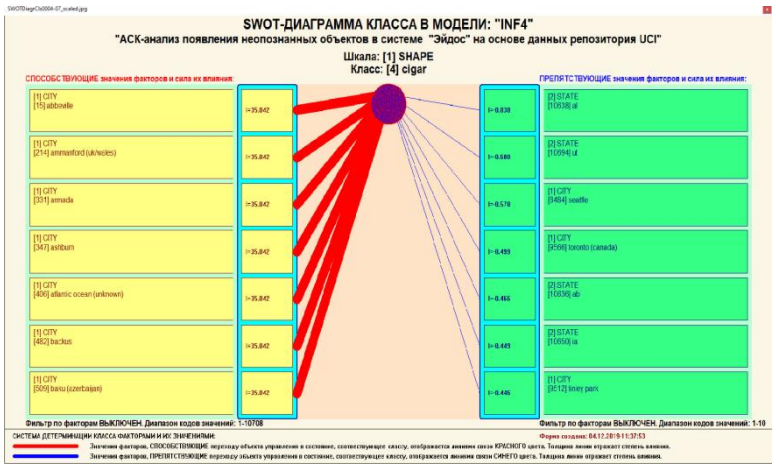
состояние, соответствующее данному классу, а также препятствующих этому переходу.

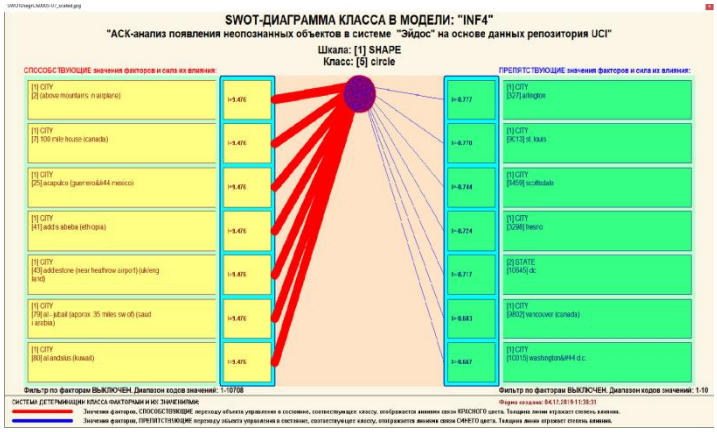
На рисунках 14 приведены SWOT-диаграммы наглядно отражающие силу и направление влияния различных значений параметров ДПН типов объектов и времени присутствия при появлении неопознанных объектов.

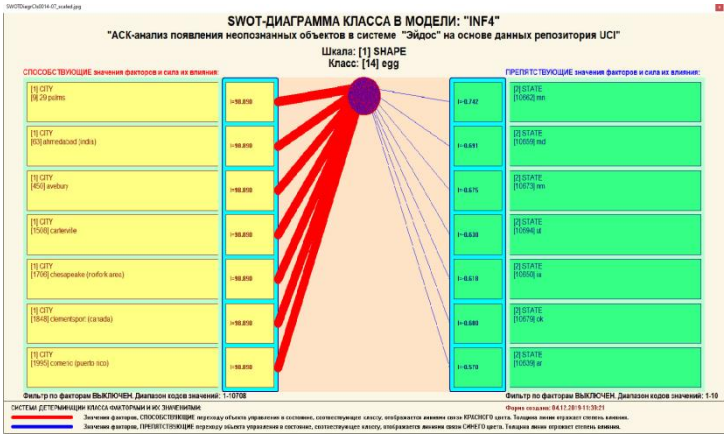












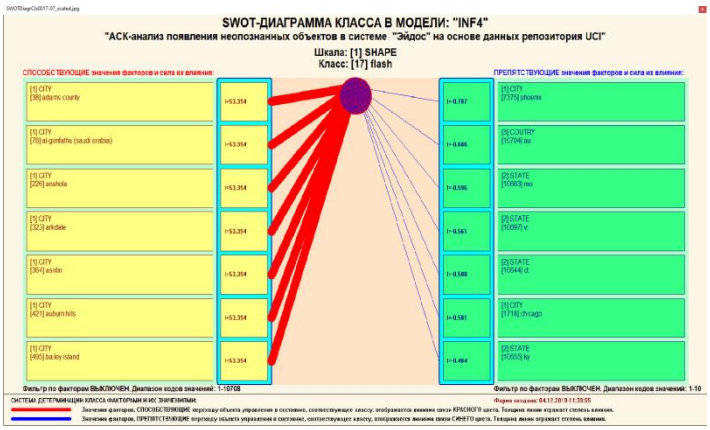
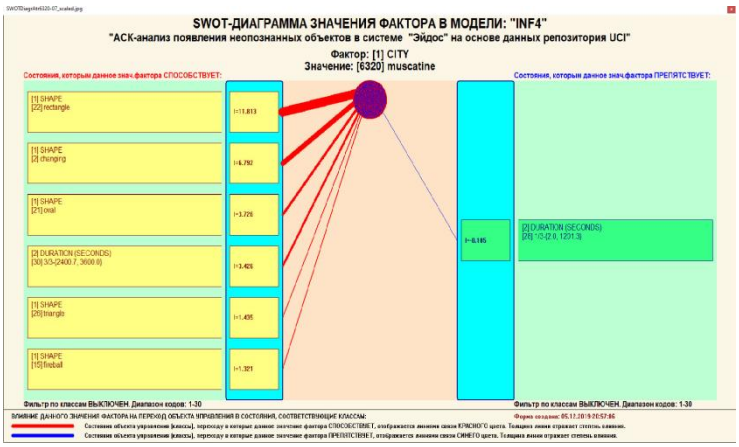


Рисунок 14. SWOT-диаграммы детерминации появления неопознанных объектов

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных значений параметров ДПН вида оъекта и времени присутствия при появлении НЛ. Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой всегда, т.е. даже в самых ранних DOS-версиях и в реализациях системы «Эйдос» на других языках и типах компьютеров. Например, первый акт внедрения системы «Эйдос», где об этом упоминается в явном виде, датируется 1987 годом, а первый подобный расчет относится к 1981 году.

Но тогда SWOT-диаграммы назывались позитивным и негативным информационными портретами классов. Информация о системе значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, может быть приведена не только в диаграммах, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности в этих формах может быть выведена значительно более полная информация (в т.ч. вообще вся имеющая в модели). Подобная подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути: c:\AidosX\AID_DATA\A0000001\System\SWOTCls####Inf1.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями.

На рисунке 15 приведены примеры нескольких инвертированных SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных значений параметров ДПН



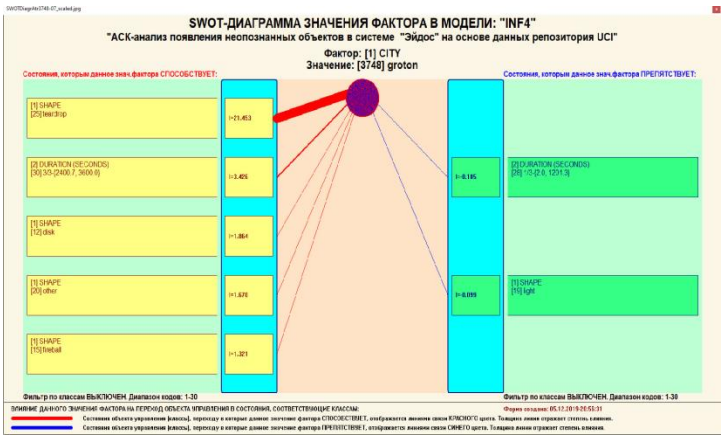


Рисунок 15. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния конкретного значения параметра ДПН

4.3 Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

Если модель предметной области достоверна, то исследование модели можно считать исследованием самого моделируемого объекта, т.е. результаты исследования модели корректно относить к самому объекту моделирования, «переносить на него». В системе «Эйдос» есть довольно много возможностей для такого исследования, но в данной работе из-за ограничений на ее объем мы рассмотрим лишь результаты кластерно-конструктивного анализа классов и признаков (когнитивные диаграммы и дендрограммы), а также нелокальные нейроны, нелокальные нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты и когнитивные функции.

4.3.1 Когнитивные диаграммы классов

Эти диаграммы отражают сходство/различие классов. Мы получаем их в режимах 4.2.2.1 и 4.2.2.2 (рисунок 16). Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 16, показаны количественные оценки сходства/различия таких важнейших показателей при появлении неопознанных объектов как тип и время присутствия, по связанным с ними значениям параметров ДПН. Важно, что результаты сравнения получены с

применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

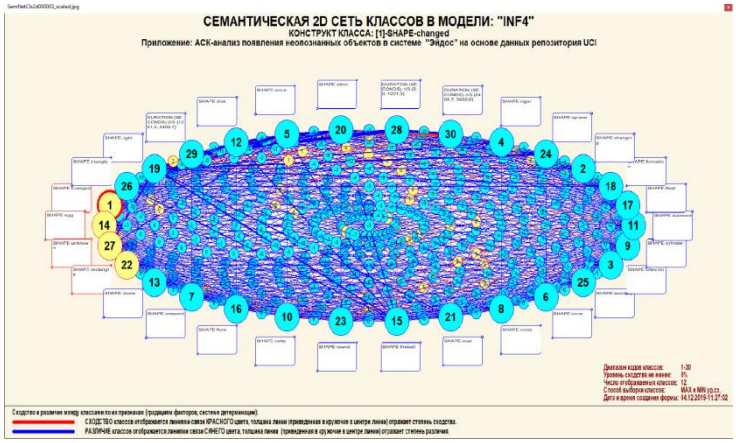


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов

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

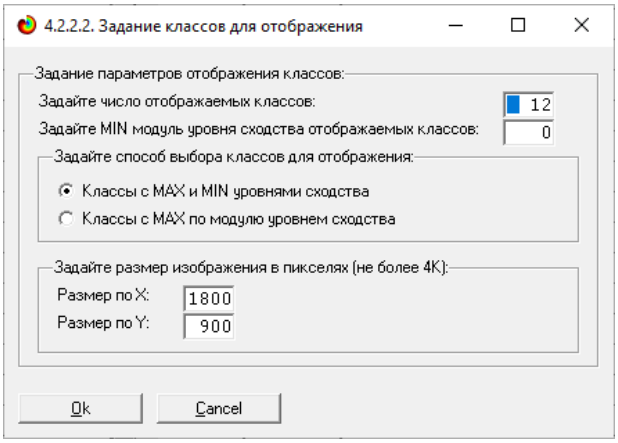


Рисунок 17. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате когнитивной кластеризации (рисунок 18)

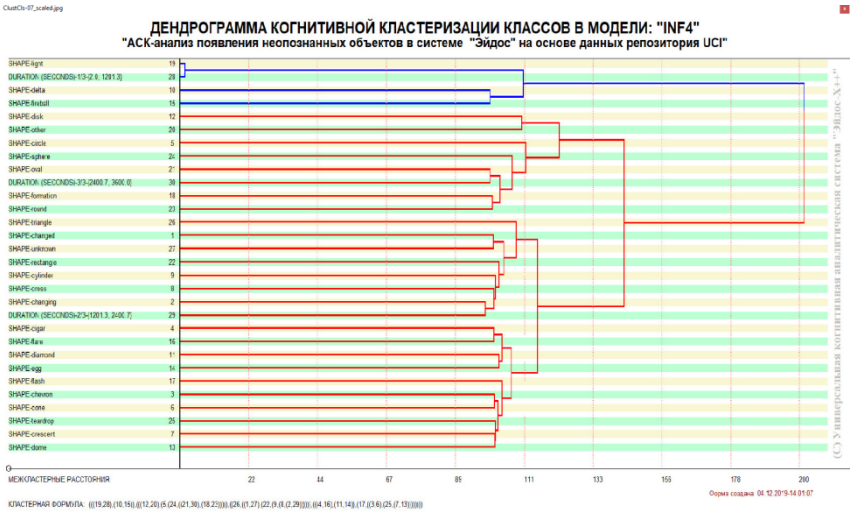


Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации

Из рисунков мы видим, что некоторые показатели появления неопознанных объектов сходны по детерминирующей их системе значений параметров ДПН, и, следовательно, корректно ставить задачу их одновременного достижения, а другие по системе значений этих параметров сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. альтернативными и цель их одновременного достижения является некорректной и недостижимой, т.к. для достижения одного из альтернативных результатов необходимы одни значения параметров ДПН, а для достижения другого – совершенно другие, которые не могут наблюдаться одновременно с первыми. Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 10, мы видим также, что все классы по неопознанным объектам образуют два противоположных кластера,

являющихся полюсами конструкта, по системе значений обуславливающих значениям параметров ДПН. В верхнем кластере объединены (за редким исключением) результаты с очень высокими, высокими и средними значениями показателей качества, а в нижнем – с очень низкими, низкими и средними.

На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

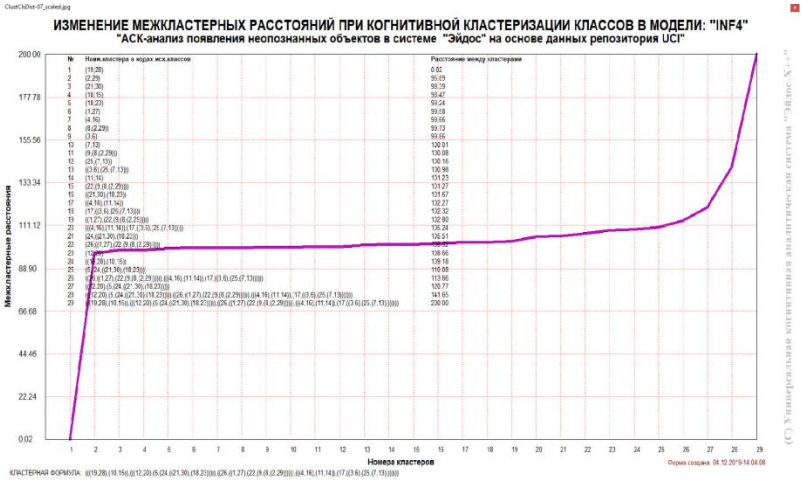


Рисунок 21- График изменения межкластерных расстояний

4.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов

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

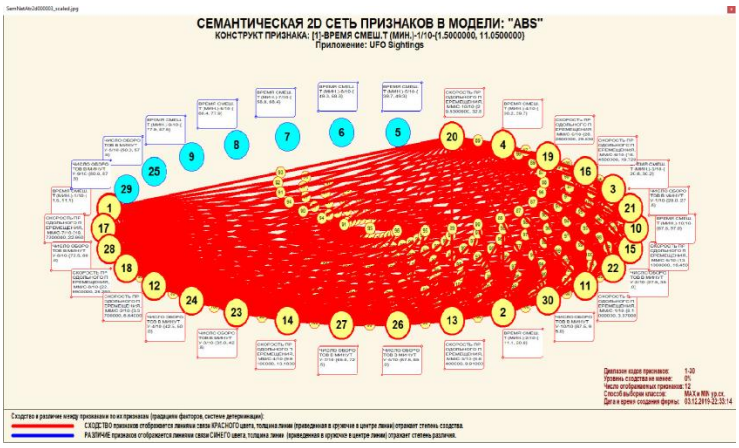


Рисунок 20. сходство/различие значений параметров ДПН по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о появлении неопознанных объектах

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

Отметим, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 20, показаны количественные оценки сходства/различия значений факторов, полученные с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции. Диаграмма, приведенная на рисунке 20, получена при параметрах, приведенных на рисунке 21.

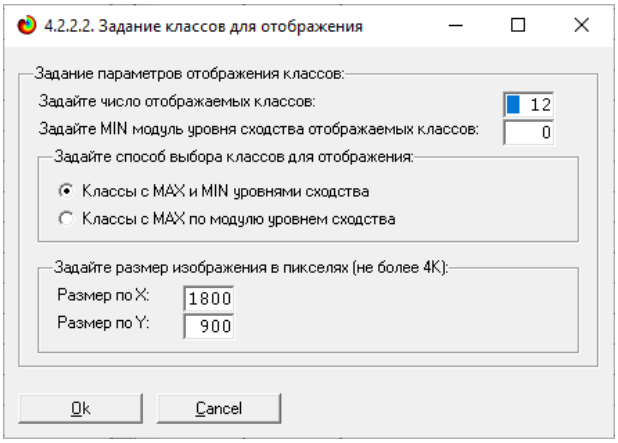


Рисунок 21 - Параметры отображения когнитивной диаграммы

4.3.4 Алгомеративная когнитивная диаграмма значений факторов

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

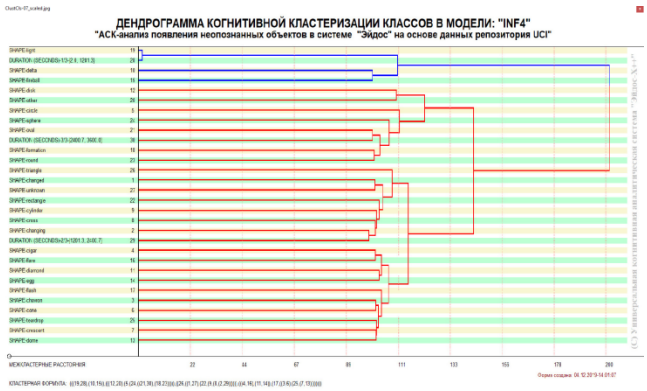


Рисунок 22. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации значений параметров ДПН по их смыслу

Из дендрограммы на рисунке 22 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами). Хорошо видна группировка значений параметров ДПН по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о качестве коровьего молока. Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов. На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений параметров ДПН появления неопознанных объектов.

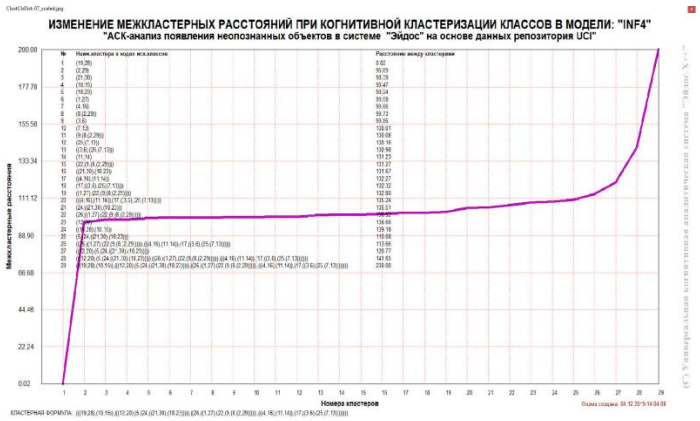


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

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

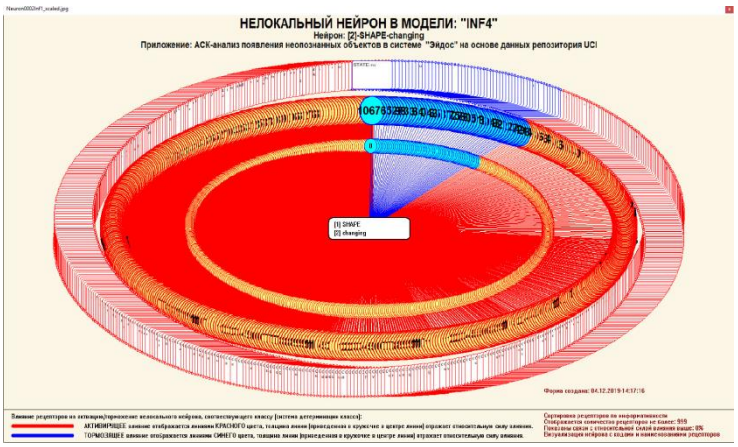


Рисунок 24. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений параметров ДПН на появление неопознанных объектов

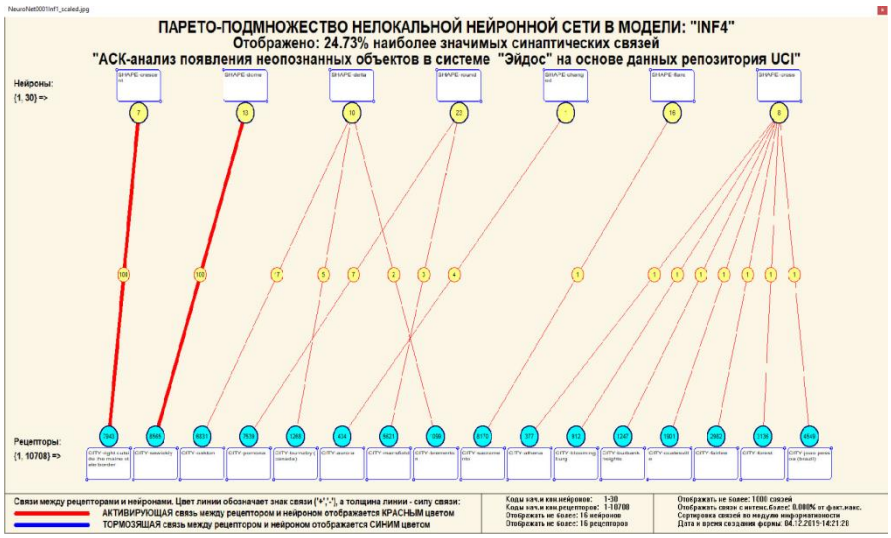


Рисунок 25. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений параметров ДПН на появление НЛО (фрагмент около 25% сети)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют показателям появления неопознанных объектов а рецепторы – значения параметров ДПН. Нейроны расположены слева на право в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные обуславливающими их значениями факторами, а с права – менее жестко обусловленные.

4.3.6 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 26 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающая фрагмент СК-модели Inf4. 3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отображенных соответственно на рисунках 16 и 20, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 25.

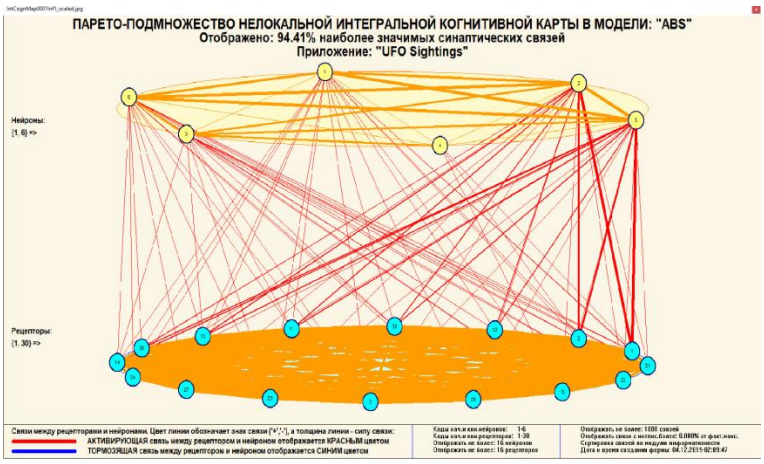


Рисунок 26. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf4

4.3.7 Когнитивные функции

Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 27) и сошлемся на работу, в которой это довольно подробно описано [14].

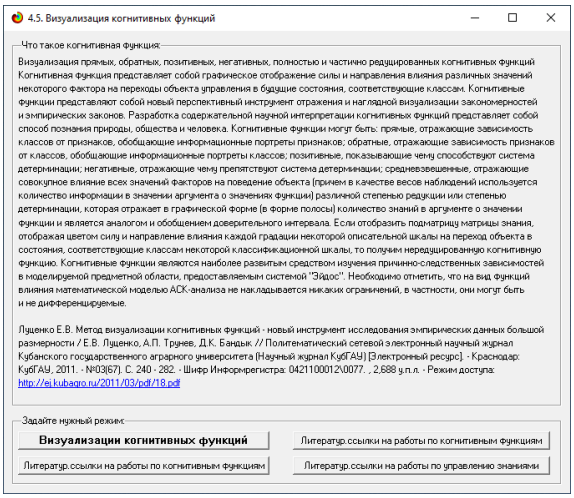
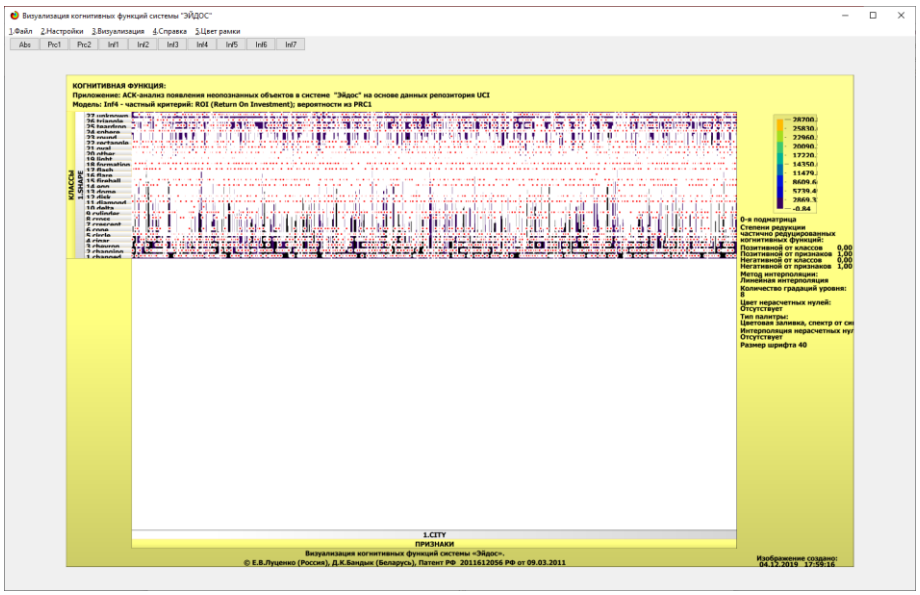
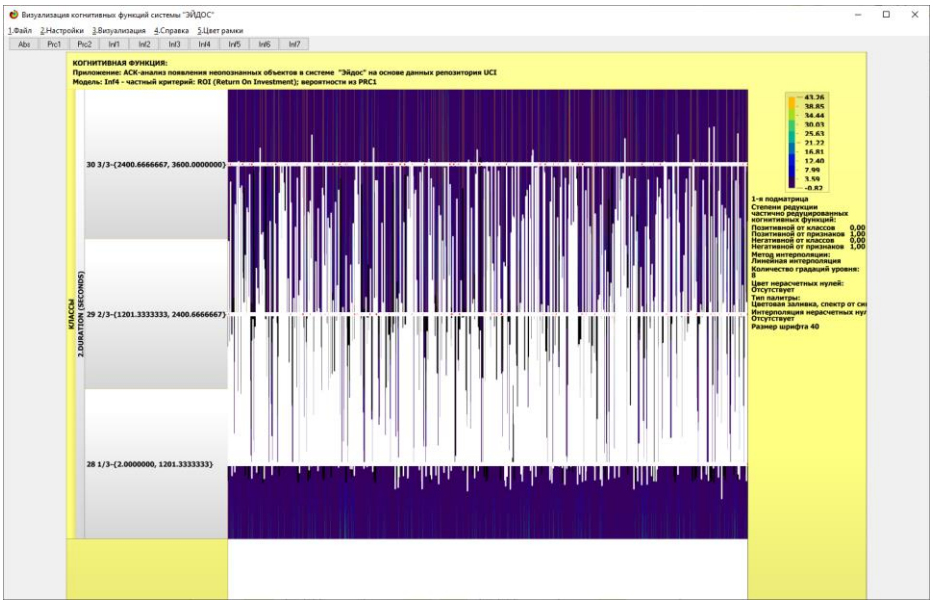
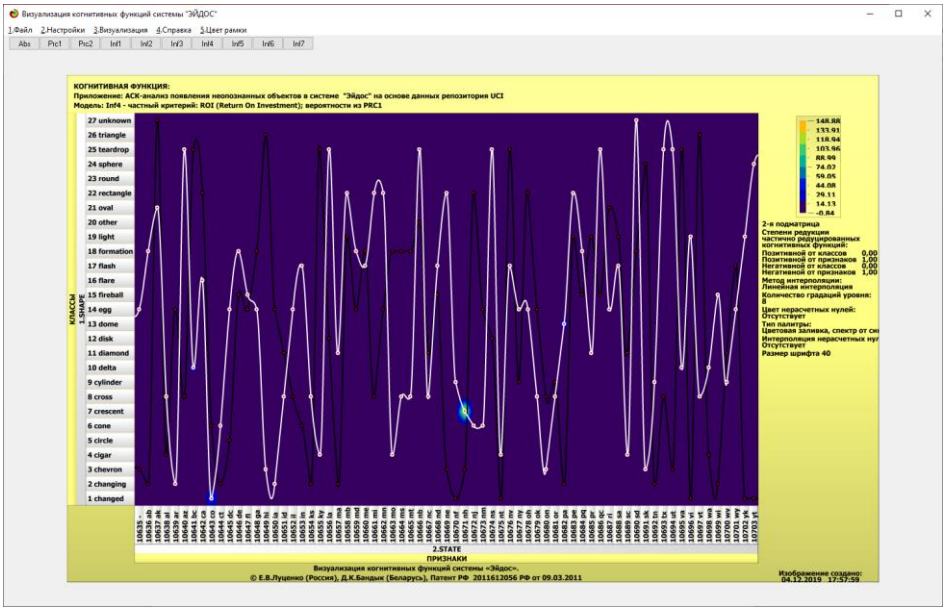


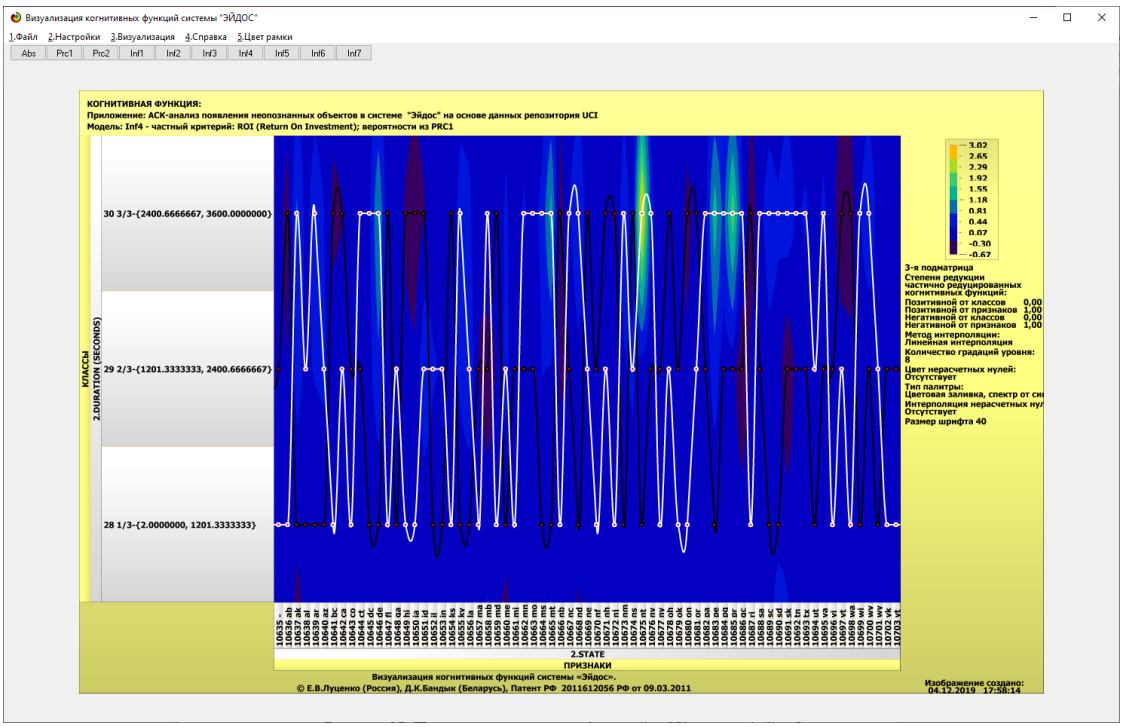
Рисунок 27. Help режима визуализации когнитивных функций

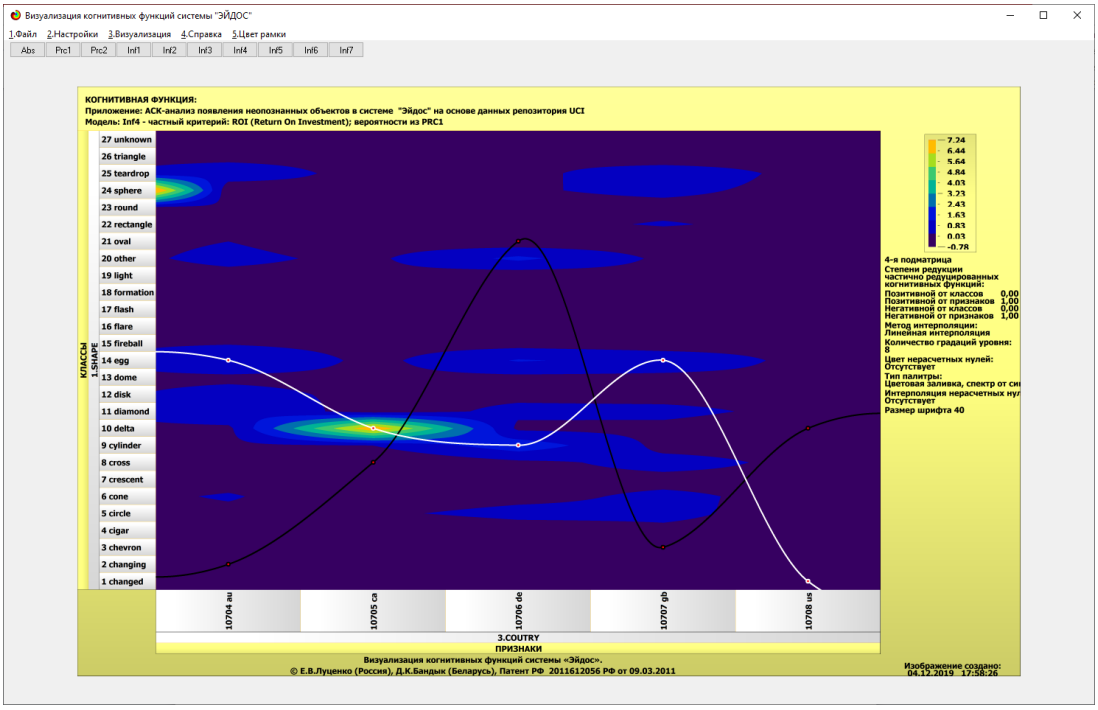
На рисунках 28 приведены примеры некоторых когнитивных функций, наглядно отражающих силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных параметров ДПН появления неопознанных объектов на такие важнейшие показатели, как вид объекта и время присутствия.


Визуализация когнитивных функций системы "ЭЙДОС"
1.Файл 2.Настройки 3.Визуализация 4.Справка 5.Цвет рамки
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:
Приложение: АСК-анализ появления неопознанных объектов в системе "Эйдос" на основе данных репозитория UCI
Модель: Inf4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
КЛАССЫ
5.SHAPE
1.CITY
ПРИЗНАКИ
Визуализация когнитивных функций системы «Эйдос».
© Е.В.Луценко (Россия), Д.К.Бандык (Беларусь), Патент РФ 2011612056 РФ от 09.03.2011
Изображение создано:
04.12.2019 17:59:16


Визуализация когнитивных функций системы "ЭЙДОС"
1.Файл 2.Настройки 3.Визуализация 4.Справка 5.Цвет рамки
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:
Приложение: АСК-анализ появления неопознанных объектов в системе "Эйдос" на основе данных репозитория UCI
Модель: Inf4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
КЛАССЫ
2.DURATION (SECONDS)
30 3/3-(2400.6666667, 3600.0000000)
29 2/3-(1201.3333333, 2400.6666667)
28 1/3-(2.0000000, 1201.3333333)


Визуализация когнитивных функций системы "ЭЙДОС"
1.Файл 2.Настройки 3.Визуализация 4.Справка 5.Цвет рамки
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:
Приложение: АСК-анализ появления неопознанных объектов в системе "Эйдос" на основе данных репозитория UCI
Модель: Inf4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
КЛАССЫ
1.SHAPE
27 unknown
26 triangle
25 teardrop
24 sphere
23 round
22 rectangle
21 oval
20 other
19 light
18 formation
17 flash
16 flare
15 fireball
14 egg
13 dome
12 disk
11 diamond
10 delta
9 cylinder
8 cross
7 crescent
6 cone
5 circle
4 cigar
3 chevron
2 changing
1 changed
2.STATE
ПРИЗНАКИ
Визуализация когнитивных функций системы «Эйдос».
© Е.В.Луценко (Россия), Д.К.Бандык (Беларусь), Патент РФ 2011612056 РФ от 09.03.2011
Изображение создано:
04.12.2019 17:57:39


Визуализация когнитивных функций системы "ЭЙДОС"
1.Файл 2.Настройки 3.Визуализация 4.Справка 5.Цвет рамки
Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:
Приложение: АСК-анализ появления неопознанных объектов в системе "Эйдос" на основе данных репозитория UCI
Модель: Inf4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
КЛАССЫ
2.DURATION (SECONDS)
30 3/3-{2400.6666667, 3600.0000000}
29 2/3-{1201.3333333, 2400.6666667}
28 1/3-{2.0000000, 1201.3333333}
3.02
2.65
2.29
1.92
1.55
1.18
0.81
0.44
0.07
-0.30
-0.67
3-я подматрица
Степени редукции частично редуцированных когнитивных функций:
Позитивной от классов 0,00
Позитивной от признаков 1,00
Негативной от классов 0,00
Негативной от признаков 1,00
Метод интерполяции:
Линейная интерполяция
Количество градаций уровня:
8
Цвет нерасчетных нулей:
Отсутствует
Тип палитры:
Цветовая заливка, спектр от си
Интерполяция нерасчетных нул
Отсутствует
Размер шрифта 40
2.STATE
ПРИЗНАКИ
Визуализация когнитивных функций системы «Эйдос».
© Е.В.Луценко (Россия), Д.К.Бандык (Беларусь), Патент РФ 2011612056 РФ от 09.03.2011
Изображение создано:
04.12.2019 17:58:14


Визуализация когнитивных функций системы "ЭЙДОС"
1.Файл 2.Настройки 3.Визуализация 4.Справка 5.Цвет рамки
Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:
Приложение: АСК-анализ появления неопознанных объектов в системе "Эйдос" на основе данных репозитория UCI
Модель: Inf4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
КЛАССЫ
1.SHAPE
27 unknown
26 triangle
25 teardrop
24 sphere
23 round
22 rectangle
21 oval
20 other
19 light
18 formation
17 flash
16 flare
15 fireball
14 egg
13 dome
12 disk
11 diamond
10 delta
9 cylinder
8 cross
7 crescent
6 cone
5 circle
4 cigar
3 chevron
2 changing
1 changed
7.24
6.44
5.64
4.84
4.03
3.23
2.43
1.63
0.83
0.03
-0.78
4-я подматрица
Степени редукции частично редуцированных когнитивных функций:
Позитивной от классов 0,00
Позитивной от признаков 1,00
Негативной от классов 0,00
Негативной от признаков 1,00
Метод интерполяции:
Линейная интерполяция
Количество градаций уровня:
8
Цвет нерасчетных нулей:
Отсутствует
Тип палитры:
Цветовая заливка, спектр от си
Интерполяция нерасчетных нул
Отсутствует
Размер шрифта 40
10704 au
10705 ca
10706 de
10707 gb
10708 us
3.COUTRY
ПРИЗНАКИ
Визуализация когнитивных функций системы «Эйдос».
© Е.В.Луценко (Россия), Д.К.Бандык (Беларусь), Патент РФ 2011612056 РФ от 09.03.2011
Изображение создано:
04.12.2019 17:58:26

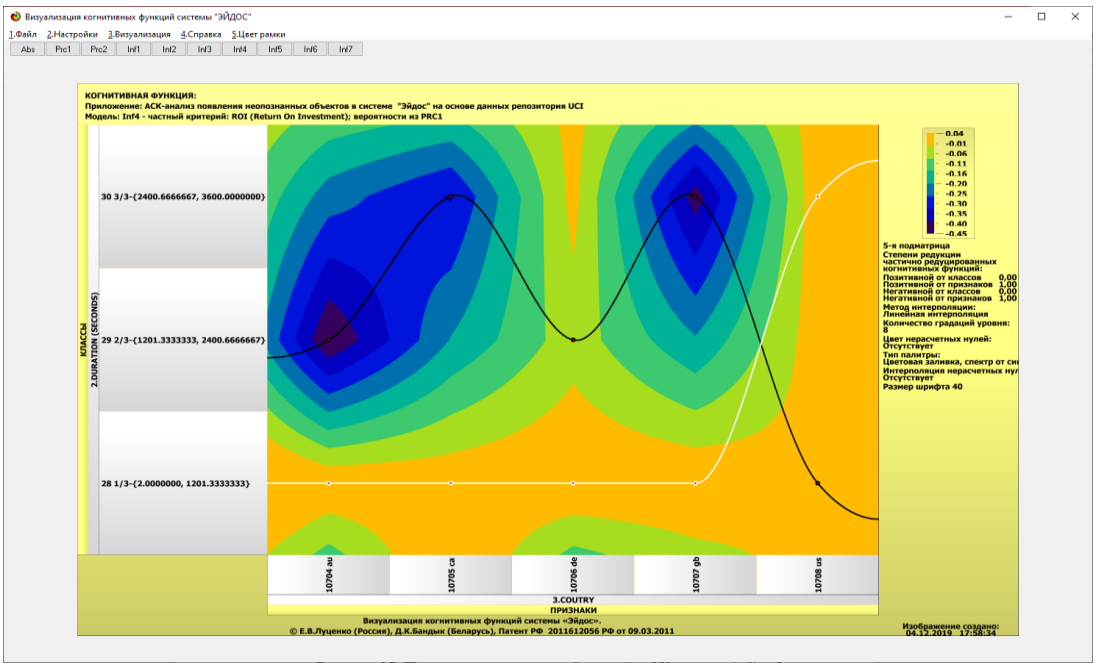


Рисунок 28. Примеры когнитивных функций в СК-модели inf4 с 5 адаптивными интервалами, отражающих силу и направление влияния значений параметров ДПН появления неопознанных объектов: вид объекта и время присутствия

4.3.8 Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на появление неопознанных объектов

Существует много мер вариабельности значений: это и среднее модулей отклонения от среднего, и дисперсия, и среднеквадратичное отклонение и другие. В АСК-анализе и системе «Эйдос» для этой цели принято использовать среднеквадратичное отклонение. Численно оно равно стандартному отклонению и вычисляется по той же формуле, но мы предпочитаем не использовать термин «стандартное отклонение», т.к. он предполагает нормальность распределения исследуемых последовательностей чисел, а значит и проверку соответствующих статистических гипотез.

Самая правая колонка в матрицах моделей на рисунках 5, 6, 7 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой значения параметра ДПН, соответствующего строке, для решения задачи квалиметрии и других задач, рассмотренных в работе. Если рассортировать матрицу модели по этой самой правой колонке в порядке убывания, а потом просуммировать значения в ней нарастающим итогом, то получим логистическую Парето-кривую, отражающую зависимость ценности модели от числа наиболее ценных признаков в ней (рисунок 32, таблица 7).

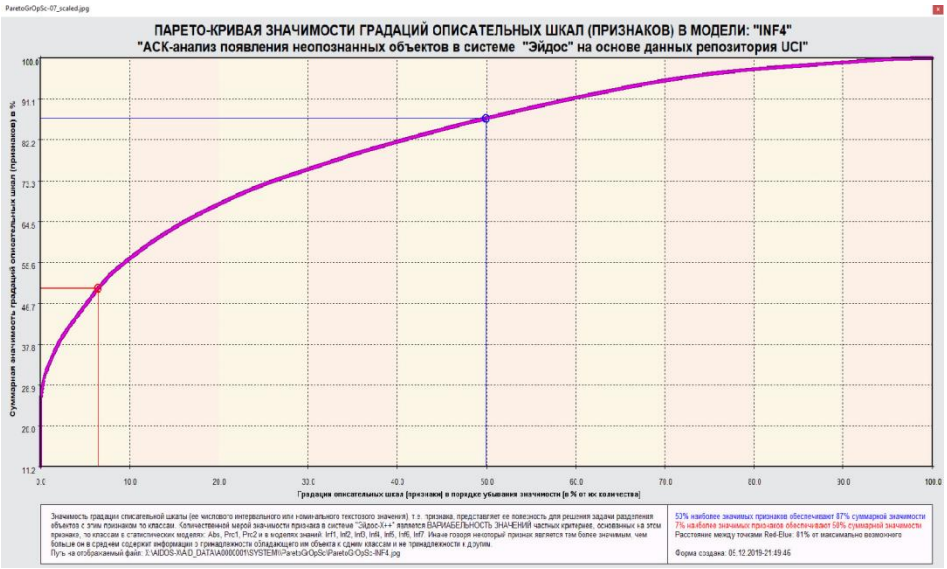


Рисунок 32. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

NUM	NUM_PRC	KOD_CLS	NAME_CLS	KOD_CLSC	ZNACH_CLS	ZN_CLSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	3,3333333	7	SHAPE-crescent	1	277,3613661	277,3613661	36,3828453	36,3828453
2	6,6666667	13	SHAPE-dome	1	277,3578962	554,7192623	36,3823902	72,7652355
3	10,0000000	10	SHAPE-delta	1	48,2563522	602,9756145	6,3300215	79,0952569
4	13,3333333	23	SHAPE-round	1	21,8499192	624,8255337	2,8661606	81,9614176
5	16,6666667	8	SHAPE-cross	1	13,6388720	638,4644057	1,7890775	83,7504951
6	20,0000000	6	SHAPE-cone	1	12,6836040	651,1480097	1,6637703	85,4142653
7	23,3333333	1	SHAPE-changed	1	10,6703568	661,8183665	1,3996828	86,8139482
8	26,6666667	25	SHAPE-teardrop	1	9,5295059	671,3478724	1,2500318	88,0639800
9	30,0000000	14	SHAPE-egg	1	8,5444237	679,8922961	1,1208138	89,1847938
10	33,3333333	11	SHAPE-diamond	1	6,8523680	686,7446641	0,8988586	90,0836524
11	36,6666667	9	SHAPE-cylinder	1	6,7146243	693,4592884	0,8807901	90,9644425
12	40,0000000	22	SHAPE-rectangle	1	6,6784221	700,1377105	0,8760413	91,8404837
13	43,3333333	3	SHAPE-chevron	1	6,4091142	706,5468247	0,8407148	92,6811985
14	46,6666667	17	SHAPE-flash	1	6,3060544	712,8528791	0,8271960	93,5083945
15	50,0000000	4	SHAPE-cigar	1	4,9463401	717,7992192	0,6488356	94,1572301
16	53,3333333	2	SHAPE-changing	1	4,8727963	722,6720155	0,6391885	94,7964186
17	56,6666667	18	SHAPE-formation	1	4,2170135	726,8890290	0,5531663	95,3495849
18	60,0000000	30	DURATION (SECONDS)-3/3-{2400.7, 3600.0}	2	3,9565873	730,8456163	0,5190049	95,8685897
19	63,3333333	21	SHAPE-oval	1	3,9322408	734,7778571	0,5158112	96,3844010
20	66,6666667	16	SHAPE-flare	1	3,5932474	738,3711045	0,4713438	96,8557448
21	70,0000000	27	SHAPE-unknown	1	3,1780551	741,5491596	0,4168810	97,2726258
22	73,3333333	24	SHAPE-sphere	1	3,1531537	744,7023133	0,4136146	97,6862404
23	76,6666667	12	SHAPE-disk	1	3,1202710	747,8225843	0,4093012	98,0955416
24	80,0000000	29	DURATION (SECONDS)-2/3-{1201.3, 2400.7}	2	2,9557711	750,7783554	0,3877229	98,4832645
25	83,3333333	20	SHAPE-other	1	2,8314528	753,6098082	0,3714155	98,8546800
26	86,6666667	15	SHAPE-fireball	1	2,4869233	756,0967315	0,3262219	99,1809019
27	90,0000000	26	SHAPE-triangle	1	2,4735462	758,5702777	0,3244671	99,5053690
28	93,3333333	5	SHAPE-circle	1	2,3372986	760,9075763	0,3065949	99,8119639
29	96,6666667	19	SHAPE-light	1	1,2512324	762,1588087	0,1641303	99,9760942
30	100,0000000	28	DURATION (SECONDS)-1/3-{2.0, 1201.3}	2	0,1822441	762,3410528	0,0239058	100,0000000

Таблица 7 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния значений параметров ДПН

Из рисунка 32 видно, что 53% наиболее ценных для решения задачи квалиметрии молока значений ДПН обуславливают 87% суммарной ценности, а 50% суммарной ценности обеспечиваются 7% наиболее ценных значений ДПН.

4.3.9 Степень детерменированности появления неопознанных объектов значениями параметров ДПН

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается степенью вариабельности значений факторов (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу. В данной работе у нас классами являются показатели неопознанных объектов (вид объекта и время его присутсвия), а значениями градаций описательных шкал – значения параметров ДПН. На рисунке 33 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов значениями параметров ДПН нарастающим итогом.

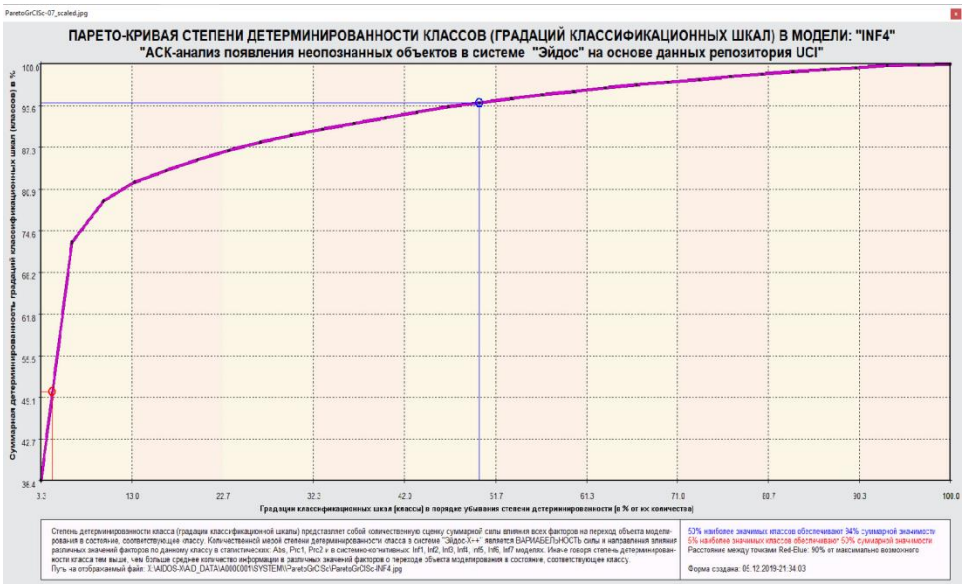


Рисунок 33. Парето-кривая степени детерминированности классов

NUM	NUM_PRC	KOD_CLSC	NAME_CLSC	N_GRCLSC	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_CS	ZN_CSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	50,0000000	1	SHAPE	27	1	27	27,9720908	27,9720908	92,2046651	92,2046651
2	100,0000000	2	DURATION (SECONDS	3	28	30	2,3648675	30,3369583	7,7953349	100,0000000

Таблица 10 – Классификационные шкалы, ранжированные по убыванию средней степени детерминированности их градаций в СК-модели INF4

Из таблицы 10 видно, что наиболее высокую степень детерминированности обуславливающими их факторами имеет вид объекта. Это значит, что появление неопознанных объектов лучше определяется по параметрам ДПН, чем содержание в нем белка.

4.3.10 Устойчивость видов объектов и времени присутствия при появлении неопознанных объектов от значений параметров ДПН

Устойчивость зависимостей показателей качества коровьего молока от обуславливающих их значений параметров ДПН подразумевает непрерывность и монотонность этих зависимостей.

Непрерывность зависимостей показателей качества коровьего молока от обуславливающих их значений параметров ДПН означает, что малые изменения значений параметров ДПН детерминируют малые изменения показателей качества молока, а более значительные изменения значения параметров ДПН обуславливают и более существенные изменения показателей качества, т.е. степень изменения значений показателей качества молока соответствует степени изменения обуславливающих их параметров ДПН.

Если непрерывность нарушается, то незначительное изменения значения параметров ДПН может привести как к малым, так и к значительным изменениям значений показателей качества коровьего молока, а большие изменения значений параметров ДПН могут оказать как сильное, так и незначительное влияние на изменение значений показателей качества. Если в системе управления нарушается непрерывность управления, то это

воспринимается как ее поломка, неисправность и непригодность для выполнения своей функции.

Монотонность зависимостей показателей качества коровьего молока от значений параметров ДПН означает, что:

– если параметр ДПН способствует повышению качества коровьего молока, то увеличение значения параметра ДПН приводит к повышению показателя качества коровьего молока, т.е. между параметром ДПН и показателем качества молока наблюдается прямо-пропорциональная зависимость;

– если же параметр ДПН препятствует повышению качества коровьего молока, то увеличение значения параметра ДПН приводит к понижению показателя качества коровьего молока, т.е. между параметром ДПН и показателем качества молока наблюдается обратнопропорциональная зависимость.

Нарушение монотонности управления может приводить к различным видам зависимостей результатов от значений управляющих факторов: это могут быть зависимости, типа показанных на рисунке 34; периодические зависимости (ярким примером является таблица Д.И.Менделеева, в которой свойства химических элементов изменяются периодически при линейном увеличении заряда ядра), а также сложные зависимости, в которых трудно найти какую-либо закономерность (напоминающие случайные).

Таким образом, у нас есть все основания разделить все значения параметров ДПН появления неопознанных объектов, действующие на вид объекта и время его присутсвия, относящиеся к одной классификационной шкале, на три основные группы (рисунок 31):

1. Способствующие получению более высоких результатов.
2. Препятствующие получению более высоких результатов.
3. Действующие сложным и неоднозначным образом.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На сегодняшний день все больше проявилась потребность в системах, не только представляющих информацию, но и выполняющих некоторый ее предварительный анализ, способных давать некоторые советы и рекомендации, осуществлять прогнозирование развития ситуаций, отбирать наиболее перспективные альтернативы решений, взять на себя значительную часть рутинных операций, а также функции предварительного анализа и оценок.

В данной курсовой работе была разработана системно-когнитивной модель прогноза дисциплины появления неопознанных летающих объектов в разных странах мира с помощью программного инструментария системы искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,295, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием. Также обращает на себя внимание, что статистические модели в данном приложении дают примерно на 17% 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.

Обработка данных, их систематизация и визуализация позволили сделать прогнозы и обоснованные выводы по дисциплине неопознанные летающие объекты. Таким образом, повышены качество и оперативность принятия решений, а также эффективность управления знаниями.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. 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.

2. 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 // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 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.

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. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- Х++» / 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.

6. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf, 1,562 у.п.л.

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

8. Луценко Е.В. Нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Луценко Е.В. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №09(123). – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2016/09/pdf/01.pdf, 1,813 у.п.л. – IDA [article ID]: 1231609001. http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-123-001