

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ  
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
имени И. Т. ТРУБИЛИНА»**

**Факультет прикладной информатики**

**Кафедра компьютерных технологий и систем**

**КУРСОВАЯ РАБОТА**

по дисциплине: «Интеллектуальные системы и технологии»

на тему: «АСК-анализ зависимости демографического веса региона от самого  
региона и его демографических показателей»

Выполнил студент группы: ИТз2341 Московенко Михаил Викторович

Допущен к защите: \_\_\_\_\_

Руководитель проекта: д.э.н., к.т.н., профессор Луценко Е.В.



Защищён \_\_\_\_\_

Оценка отлично

**Краснодар 2025**

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

**Факультет прикладной информатики**

**РЕЦЕНЗИЯ  
на курсовую работу**

Студента Московенко Михаила Викторовича курса  
2 заочной формы обучения группы ИТ32341  
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»  
Наименование темы «АСК-анализ зависимости демографического веса региона  
от самого региона и его демографических показателей»  
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	отлично
2	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	отлично
3	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	отлично
4	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	отлично
5	Применение современных технологий обработки информации	отлично
6	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	отлично
7	Уровень освоения компетенций в результате выполнения курсовой работы (проекта)	отлично
8	Ответы на вопросы при защите	отлично

Достоинства работы \_\_\_\_\_

Недостатки работы \_\_\_\_\_

Итоговая оценка при защите отлично

Рецензент  (Е. В. Луценко)

«09» апреля 2025 г.

## РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 83 страницу, 40 рисунков, 18 таблиц, 20 литературных источников.

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

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа зависимости демографического веса региона от самого региона и его демографических показателей.

Для достижения поставленной цели необходимо провести анализ методов формирования обобщенных моделей факторов, влияющих на демографический вес, и решения задач классификации регионов по их демографическим показателям. Это включает идентификацию конкретных зависимостей между параметрами регионов и демографическими показателями, а также исследование моделируемой предметной области демографической ситуации через анализ и интерпретацию полученной модели с использованием выбранных инструментальных средств.

# СОДЕРЖАНИЕ

<b>1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)</b> .....	<b>1</b>
<b>2. METHODS (МЕТОДЫ)</b> .....	<b>2</b>
<b>2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ</b> .....	<b>2</b>
<b>2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА</b> .....	<b>4</b>
<b>3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)</b> .....	<b>11</b>
<b>3.1. ЗАДАЧА-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ</b> .....	<b>11</b>
<b>3.2. ЗАДАЧА-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ</b> .....	<b>12</b>
<b>3.3. ЗАДАЧА-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ</b> .....	<b>21</b>
<b>3.4. ЗАДАЧА-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ</b> .....	<b>30</b>
<b>3.5. ЗАДАЧА-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ</b> .....	<b>34</b>
<b>3.6. ЗАДАЧА-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ</b> .....	<b>35</b>
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний».....	36
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» .....	37
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев .....	38
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» .....	39
<b>3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ</b> .....	<b>42</b>
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	42
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» .....	45
<b>3.8. ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ</b> ....	<b>49</b>
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы) .....	49
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов .....	51
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал .....	53
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны .....	56
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть .....	59
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты .....	61
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	62
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения) .....	65
3.8.9. Когнитивные функции.....	68
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций .....	71
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал.....	74
<b>4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)</b> .....	<b>77</b>
<b>5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)</b> .....	<b>79</b>
<b>REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)</b> .....	<b>80</b>



## 1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

### 1.1. Описание исследуемой предметной области

В данной работе рассматривается актуальная проблема оценки демографического потенциала регионов России.

В работе выполняется анализ взаимосвязей между региональными демографическими показателями, которые определяют вес региона в демографической картине страны.

Актуальность работы обусловлена необходимостью разработки эффективных механизмов управления демографическими процессами, что требует понимания факторов, влияющих на демографический вес региона.

В данной курсовой работе для анализа статистических данных в области демографии предлагается провести Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) с помощью программного инструментария – системы интеллектуального анализа «Эйдос».

### 1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования – демографический вес региона. Характеристика, которая определяет вес региона в демографической картине страны.

Предмет исследования – выявление зависимостей демографических показателей регионов.

### 1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Спецификой данной задачи является низкая степень формализации факторов (описательных шкал), влияющих на объект моделирования, т.к. данные факторы формализуются в виде лингвистических (категориальных) переменных, значения которых имеют нечеткие границы. При этом значения классов измеряются в числовой шкале.

Таким образом, в работе решается проблема построения гибридной модели, включающей как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы. В результате работы должна быть сопоставлена обработка данных разных типов, представленных (формализуемых) в разных шкалах и разных единицах измерения.

Решение в данной работе проблемы сопоставимости при выявлении причинно-следственных связей между характеристиками дорожно-транспортных происшествий и их условиями, делает данную работу актуальной.

### 1.4. Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

Достижение поставленной цели обеспечивается решением ряда *задач* и подзадач, которые являются *этапами* достижения цели. Конкретная формулировка этих задач зависит от метода решения проблемы, поэтому обоснованно мы сформулируем их в конце раздела, т.е. после обоснованного выбора и описания метода решения проблемы.

## 2. METHODS (МЕТОДЫ)

### 2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

Из специфики поставленной проблемы сопоставимости обработки в одной модели исходных, представленных в разных типах шкал числовых и текстовых (лингвистических) и в разных единицах измерения, вытекают следующие *требования* к методу решения проблемы:

1. Метод должен обеспечивать устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных (неточных) взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

2. Иначе говоря, метод решения проблемы не должен предъявлять жестких требований к исходным данным, которые невозможно выполнить, а должен обеспечивать обработку тех данных, которые реально есть.

3. Метод должен реально на практике решать поставленную проблему, а значит, он должен иметь поддерживающий его программный инструментарий, находящийся в полном открытом бесплатном доступе.

### 2.2. Литературный обзор методов решения проблемы, их характеристика и оценка степени соответствия обоснованным требованиям

Поиск в Internet программных систем, *одновременно*:

- находящихся в полном открытом бесплатном доступе;
- обеспечивающих сопоставимую обработку числовой и текстовой информации в одной модели, дает следующие результаты;

показал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному анализу и его программному инструментарию – системе «Эйдос» в настоящее время здесь нет [4].

### 2.3. Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) как метод решения проблемы

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен *проф.Е.В.Луценко* в 2002 году в ряде статей 1997-2001 годов<sup>1</sup> и фундаментальной монографии [2].

*Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф.Е.В.Луценко. На тот момент он вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Яндексе находится 9 миллионов сайтов с этим сочетанием слов*<sup>2</sup>.

<sup>1</sup> <http://lc.kubagro.ru/aidos/Sprab0802.pdf> (см. с публикации № 48).

<sup>2</sup> [https://yandex.ru/search/?text=Автоматизированный%2Всистемно-когнитивный%2Ванализ%2В\(АСК-анализ\)&lr=35&clid=2327117-18&win=360](https://yandex.ru/search/?text=Автоматизированный%2Всистемно-когнитивный%2Ванализ%2В(АСК-анализ)&lr=35&clid=2327117-18&win=360)

### **АСК-анализ включает:**

- теоретические основы, в частности базовую формализуемую когнитивную концепцию;
- математическую модель, основанную на системном обобщении теории информации (СТИ);
- методику численных расчетов (структуры баз данных и алгоритмы их обработки);
- программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» (интеллектуальная система «Эйдос»).

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 665 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 346 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным РИНЦ), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в WoS, 7 публикаций в журналах, входящих в Скопус<sup>3</sup>[6, 7, 8].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США<sup>4</sup>.

АСК-анализ и система "Эйдос" были успешно применены в 8 докторских диссертациях по экономическим, техническим, биологическим наукам и в 8 кандидатских диссертациях по экономическим, техническим, психологическим и медицинским наукам, еще несколько докторских и кандидатских диссертаций с применением АСК-анализа находятся в стадии выхода на защиту.

Автор является основателем междисциплинарной научной школы: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ»<sup>5</sup>. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении по крайней мере трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуры научных специальностей ВАК РФ<sup>6</sup>). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

- 5.12.4. Когнитивное моделирование;
- 1.2.1. Искусственный интеллект и машинное обучение;
- 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации.

<sup>3</sup> <http://lc.kubagro.ru/aidos/Sprab0802.pdf>

<sup>4</sup> <https://catalog.loc.gov/vwebv/search?searchArg=Lutsenko+E.V.> (и кликнуть: "Search")

<sup>5</sup> <https://www.famous-scientists.ru/school/1608>

<sup>6</sup> <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/400450248/>

Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" включает следующие междисциплинарные научные направления:

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных;
- Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных;
- Спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений;
- Сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов.

Приводить здесь ссылки на все эти работы здесь вряд ли целесообразно. Отметим лишь, что у автора есть личный сайт [7] и страничка в РесечГейт [8], на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа и системе «Эйдос». Краткая информация об АСК-анализе и системе «Эйдос» есть в материале: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation\\_Aidos-online.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf).

Решение поставленной в работе проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос» обеспечивается *путем* метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [6]. Сама метризация номинальных шкал достигается *путем* вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал [5]. Для работы с лингвистическими переменными применяется лингвистический АСК-анализ [4].

#### **2.4. Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа**

Существует много систем искусственного интеллекта. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» отличается от них следующими параметрами:

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);

- находится в полном открытом бесплатном доступе ([http://lc.kubagro.ru/aidos/\\_Aidos-X.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm)), причем с актуальными исходными текстами ([http://lc.kubagro.ru/\\_\\_AidosALL.txt](http://lc.kubagro.ru/__AidosALL.txt)): открытая лицензия: CC BY-SA 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана

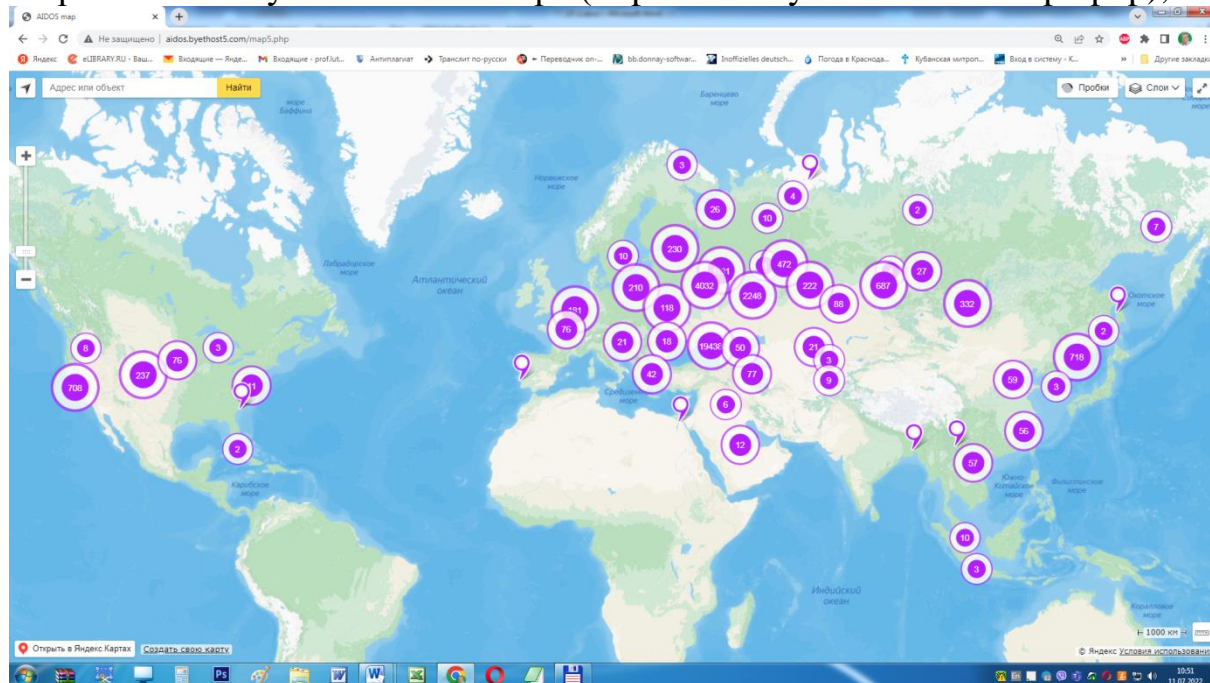
полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);

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

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

- имеет «нулевой порог входа», содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 336, соответственно: [http://aidos.byethost5.com/Source\\_data\\_applications/WebAppls.htm](http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm)) ([http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation\\_Aidos-online.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf));

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



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

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

– обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: [http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18\\_LLS/aidos18\\_LLS.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf));

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

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

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

В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос. Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих

эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах<sup>7</sup>.

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

**1-й этап, «подготовительный»: 1979-1992 годы.** Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере на основе модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен акт внедрения на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см. 2-й акт по ссылке: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>).

**2-й этап, «эра IBM PC и MS DOS»: 1992-2012 годы.** Для IBM-совместимых персональных компьютеров система "Эйдос" впервые реализована на языках CLIPPER-87 и CLIPPER-5.01 (5.02) в 1992 году, а в 1994 году уже были получены свидетельства РосПатента, первые в Краснодарском крае и, возможно, в России на системы искусственного интеллекта (слева приведена титульная видеogramма финальной DOS-версии системы «Эйдос-12.5», июнь 2012 года). С тех пор и до настоящего времени система непрерывно совершенствуется на IBM PC.

**3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы.** С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке Аляска-1.9 + Экспресс++ + библиотека для работы с Internet xb2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

**4-й этап, «эра MS Windows-10»: 2020-2021 годы.** С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке Аляска-2.0 + Экспресс++. Библиотека xb2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в базовые возможности языка программирования.

**5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2022 года по настоящее время.** С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке Аляска+Экспресс, обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big

<sup>7</sup> Ссылка на это краткое описание системы «Эйдос» на английском языке: [http://lc.kubagro.ru/aidos/The\\_Eidos\\_en.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/The_Eidos_en.htm)



Data, Big Information, Big Knowledge) с использованием ADS (Advantage Database Server), а также на языке C# (Visual Studio | C#).

На рисунке 1 приведена титульная видеोगрамма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – текущей версии системы «Эйдос»:



Рисунок 1. Титульная видеोगрамма DOS-версии системы «Эйдос» (до 2012 года)<sup>8</sup>

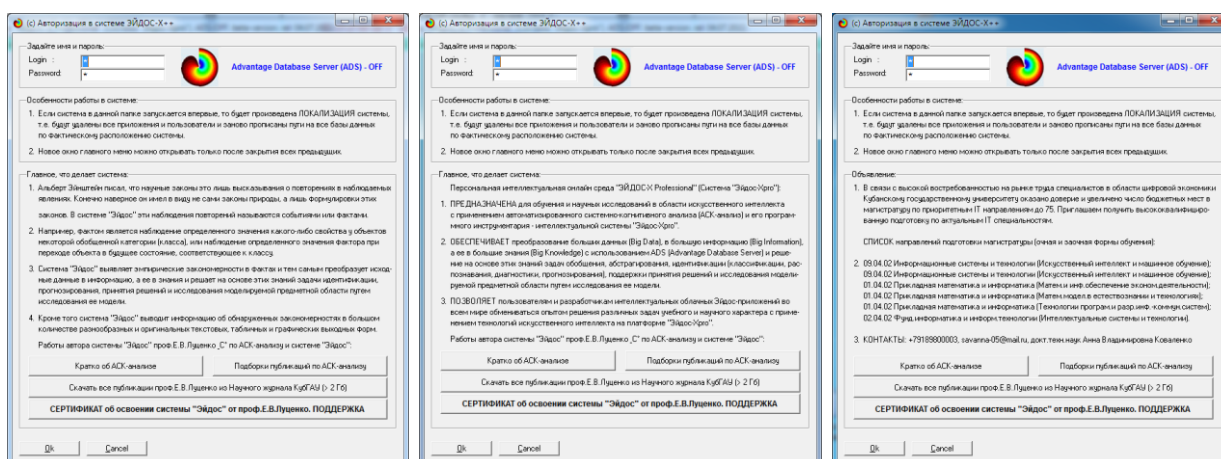


Рисунок 2. Титульные видеोगраммы текущей версии системы «Эйдос»

## 2.5. Цель и задачи работы

<sup>8</sup> [http://lc.kubagro.ru/pic/aidos\\_titul.jpg](http://lc.kubagro.ru/pic/aidos_titul.jpg)



**Целью** работы является решение поставленной проблемы.

Как уже показано выше, для работы с лингвистическими переменными целесообразно применить лингвистический АСК-анализ [4].

Достижение поставленной цели в АСК-анализе обеспечивается решением следующих *задач* и подзадач, которые являются *этапами* достижения цели:

Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области.

Задача-2. Формализация предметной области.

Задача-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

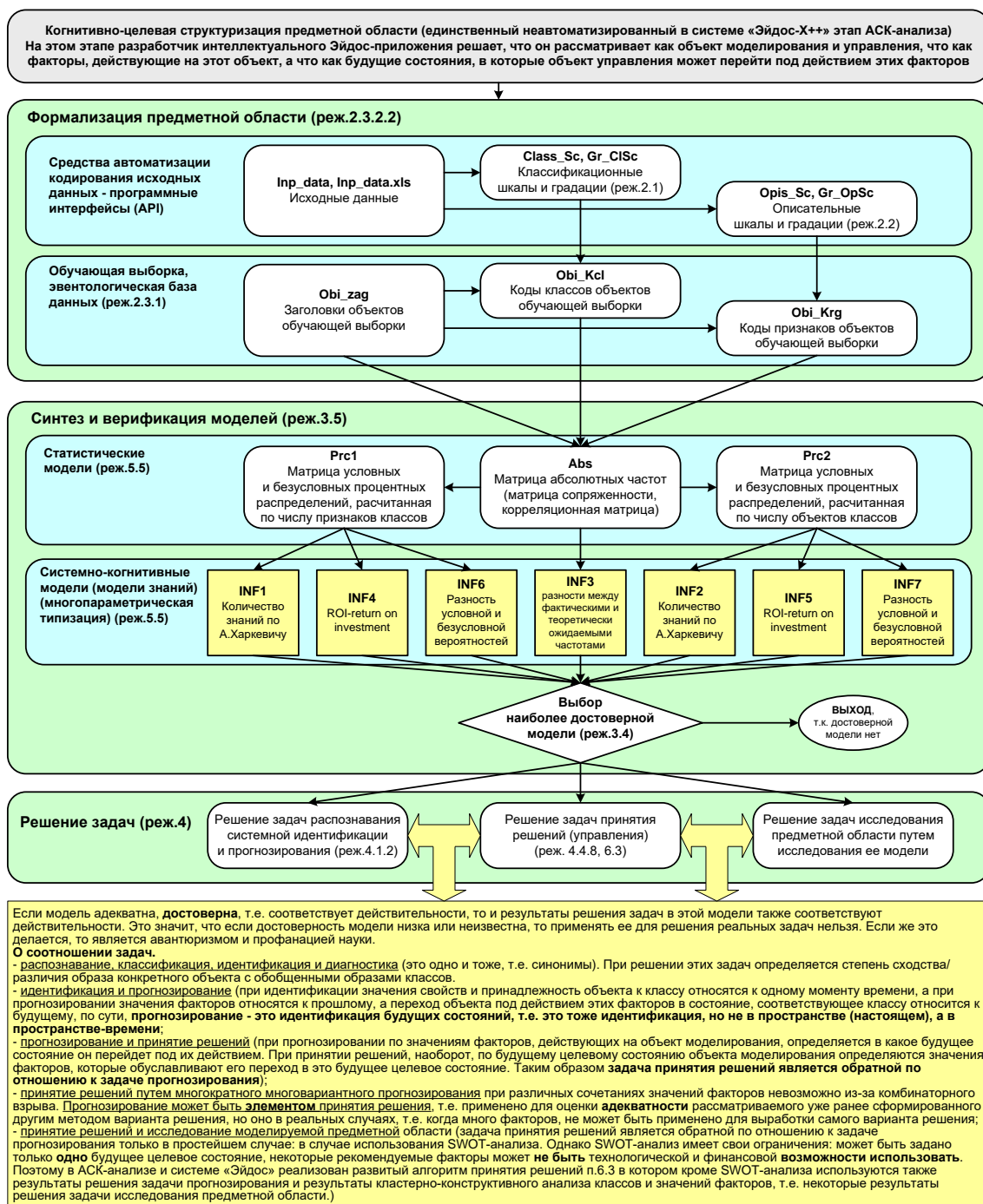
Задача-7. Поддержка принятия решений (Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ; Развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе).

Задача-8 исследование объекта моделирования путем исследования его модели, *включает ряд подзадач:*

- 1) инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);
- 2) кластерно-конструктивный анализ классов;
- 3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;
- 4) модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;
- 5) нелокальная нейронная сеть;
- 6) 3d-интегральные когнитивные карты;
- 7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 9) когнитивные функции;
- 10) значимость описательных шкал и их градаций;
- 11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

На рисунке 3 приведена последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»:

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



**Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»**

### 3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

#### 3.1. Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций

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

Описательные шкалы служат для формального описания факторов, а классификационные – результатов их действия на объект моделирования. Шкалы могут быть числовые и текстовые. Текстовые шкалы могут быть номинальные и порядковые.

Когнитивная структуризация предметной области является первым и единственным неавтоматизированным в системе «Эйдос» этапом АСК-анализа, т.е. все последующие этапы АСК анализа в ней полностью автоматизированы.

В АСК-анализе и системе «Эйдос» применяется две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций: *статичная и динамичная* и соответствующая терминология (обобщающая, статичная и динамичная). Есть также обобщающая интерпретация и соответствующая ей терминология.

##### Статичная интерпретация и терминология:

– градации классификационных шкал – это обобщающие категории видов объектов (классы);

– описательные шкалы – свойства объектов, градации описательных шкал – значения свойств (признаки) объектов.

##### Динамичная интерпретация и терминология:

– градации классификационных шкал – это обобщающие категории будущих состояний объекта моделирования (классы), описывающие результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении: например количество и качество продукции, прибыль и рентабельность;

– описательные шкалы – факторы, действующие на объект моделирования, градации описательных шкал – значения факторов, действующие на объект моделирования.

##### Обобщающая терминология:

– классификационные шкалы и градации;

– описательные шкалы и градации.

В данной работе в качестве *объекта моделирования* выступает демографическая статистика, в качестве *факторов* сами регионы (REGION), естественный прирост населения (NATURAL\_POPULATION\_GROWTH), количество рождений на 1000 человек (BIRTH\_RATE), количество смертей на 1000 человек (DEATH\_RATE) и урбанизация населения (URBANIZATION) (таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов демографический вес региона (GENERAL\_DEMOGRAPHIC\_WEIGHT) (таблица 2):

**Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)**

KOD_OPS C	NAME_OPSC
1	REGION
2	NATURAL_POPULATION_GROWTH
3	BIRTH_RATE
4	DEATH_RATE
5	URBANIZATION

*Источник:* C:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Opis\_Sc.dbf

**Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)**

KOD_CLS C	NAME_CLSC
1	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT

*Источник:* C:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Class\_Sc.dbf

### **3.2. Задача-2. Формализация предметной области**

На этапе формализации предметной области разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации, а затем исходные данные кодируются с их использованием, в результате чего получается обучающая выборка. Обучающая выборка, по сути, представляет собой исходные данные, *нормализованные* с помощью классификационных и описательных шкал и градаций. Этим самым подготавливается все необходимое для выполнения следующего этапа АСК-анализа: синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей.

В системе «Эйдос» имеется большое количество разнообразных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему внешних данных различных типов: текстовых, табличных и графических, а также других, которые могут быть представлены в этом виде, например аудио или данные электроэнцефалограммы (ЭЦГ) или кардиограммы (ЭКГ).

Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований в самых различных направлениях науки и решения практических задач в самых различных предметных областях, практически почти везде, где человек применяет естественный интеллект.

В качестве *источника исходных данных* в данной работе используем набор данных из источника [10] (см. таблицу 3):

**Таблица 3 – Исходные данные по влиянию демографических показателей на демографический вес региона (частично)**

year	region	npg	birth_rate	death_rate	gdw	urbanization
1990	Republic of Adygea	1.9	14.2	12.3	84.66	52.42
1990	Altai Krai	1.8	12.9	11.1	80.24	58.07
1990	Amur Oblast	7.6	16.2	8.6	69.55	68.37
1990	Arkhangelsk Oblast	3.7	13.5	9.8	73.26	73.63
1990	Astrakhan Oblast	4.7	15.1	10.4	77.05	68.01
1990	Republic of Bashkortostan	6.5	16.2	9.7	80.53	64.22
1990	Belgorod Oblast	0.0	12.9	12.9	84.17	63.26
1990	Bryansk Oblast	0.1	13.0	12.9	86.48	67.49
1990	Republic of Buryatia	9.2	18.3	9.1	79.47	62.16
1990	Vladimir Oblast	-0.4	12.1	12.5	77.78	79.31
1990	Volgograd Oblast	1.3	13.0	11.7	77.3	75.76
1990	Vologda Oblast	1.4	13.4	12.0	82.16	65.48
1990	Voronezh Oblast	-2.4	11.5	13.9	83.78	60.94
1990	Republic of Dagestan	19.9	26.1	6.2	94.26	43.49
1990	Jewish Autonomous Oblast	8.2	17.8	9.6	76.11	65.01
1990	Zabaykalsky Krai	8.4	17.6	9.2	77.95	63.86
1990	Ivanovo Oblast	-2.4	11.6	14.0	81.82	82.3
1990	Republic of Ingushetia				94.31	24.84
1990	Irkutsk Oblast	6.2	16.2	10.0	72.48	80.36
1990	Kabardino-Balkar Republic	11.5	20.0	8.5	80.03	60.86
1990	Kaliningrad Oblast	2.8	12.6	9.8	67.8	78.97
1990	Republic of Kalmykia	12.7	20.9	8.2	77.44	45.81
1990	Kaluga Oblast	-0.5	12.0	12.5	77.4	69.77
1990	Kamchatka Krai	6.2	12.4	6.2	49.96	81.5
1990	Karachay-Cherkess Republic	8.8	17.1	8.3	82.62	48.99
1990	Republic of Karelia	3.1	13.3	10.2	72.44	81.55
1990	Kemerovo Oblast	1.6	12.9	11.3	76.39	87.12
1990	Kirov Oblast	0.9	13.0	12.1	82.66	69.35
1990	Kostroma Oblast	-0.8	12.7	13.5	84.21	68.85
1990	Krasnodar Krai	-0.1	13.2	13.3	82.86	54.25
1990	Krasnoyarsk Krai	4.5	13.8	9.3	69.33	73.94
1990	Republic of Crimea					
1990	Kurgan Oblast	3.1	14.5	11.4	81.6	54.77

*Источник: [10]*

Используя стандартные возможности MS Excel, исходные данные представим в виде, стандартном для системы «Эйдос» (Таблица 4):

Таблица 4 – Таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос» (частично)

	A	B	C	D	E	F	G
1	year	general_demographic_weight	region	natural_population_growth	birth_rate	death_rate	urbanization
2	1990-Republic of Adygea	84,66	Republic of Adygea	1,90	14,20	12,30	52,42
3	1990-Altai Krai	80,24	Altai Krai	1,80	12,90	11,10	58,07
4	1990-Amur Oblast	69,55	Amur Oblast	7,60	16,20	8,60	68,37
5	1990-Arkhangelsk Oblast	73,26	Arkhangelsk Oblast	3,70	13,50	9,80	73,63
6	1990-Astrakhan Oblast	77,05	Astrakhan Oblast	4,70	15,10	10,40	68,01
7	1990-Republic of Bashkortostan	80,53	Republic of Bashkortostan	6,50	16,20	9,70	64,22
8	1990-Belgorod Oblast	84,17	Belgorod Oblast	0,00	12,90	12,90	63,26
9	1990-Bryansk Oblast	86,48	Bryansk Oblast	0,10	13,00	12,90	67,49
10	1990-Republic of Buryatia	79,47	Republic of Buryatia	9,20	18,30	9,10	62,16
11	1990-Vladimir Oblast	77,78	Vladimir Oblast	-0,40	12,10	12,50	79,31
12	1990-Volgograd Oblast	77,30	Volgograd Oblast	1,30	13,00	11,70	75,76
13	1990-Vologda Oblast	82,16	Vologda Oblast	1,40	13,40	12,00	65,48
14	1990-Voronezh Oblast	83,78	Voronezh Oblast	-2,40	11,50	13,90	60,94
15	1990-Republic of Dagestan	94,26	Republic of Dagestan	19,90	26,10	6,20	43,49
16	1990-Jewish Autonomous Oblast	76,11	Jewish Autonomous Oblast	8,20	17,80	9,60	65,01
17	1990-Zabaykalsky Krai	77,95	Zabaykalsky Krai	8,40	17,60	9,20	63,86
18	1990-Ivanovo Oblast	81,82	Ivanovo Oblast	-2,40	11,60	14,00	82,30
19	1990-Republic of Ingushetia	94,31	Republic of Ingushetia	0,00	0,00	0,00	24,84
20	1990-Irkutsk Oblast	72,48	Irkutsk Oblast	6,20	16,20	10,00	80,36
21	1990-Kabardino-Balkar Republic	80,03	Kabardino-Balkar Republic	11,50	20,00	8,50	60,86
22	1990-Kaliningrad Oblast	67,80	Kaliningrad Oblast	2,80	12,60	9,80	78,97
23	1990-Republic of Kalmykia	77,44	Republic of Kalmykia	12,70	20,90	8,20	45,81
24	1990-Kaluga Oblast	77,40	Kaluga Oblast	-0,50	12,00	12,50	69,77
25	1990-Kamchatka Krai	49,96	Kamchatka Krai	6,20	12,40	6,20	81,50
26	1990-Karachay-Cherkess Republic	82,62	Karachay-Cherkess Republic	8,80	17,10	8,30	48,99
27	1990-Republic of Karelia	72,44	Republic of Karelia	3,10	13,30	10,20	81,55

Таблица 4 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение, всего 40 наблюдений;
- каждое *наблюдение* описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. демографический вес региона (желтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;
- 1-я колонка – год наблюдения (не является шкалой);
- 2-я колонка – это классификационная шкала – это шкала *числового* типа описывающая *результат* действия факторов, в данном случае демографические показатели регионов России (таблица 2). В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект

моделирования в натуральном и стоимостном выражении [11]: например количество и качество продукции, прибыль и рентабельность. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 3-й по 7-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования. Эти шкалы имеют текстовый тип и их градациями являются лингвистические переменные;

– при вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значащие или как отсутствие данных. В данной работе нули и пробелы будут рассматриваться как отсутствие данных.

Математическая модель системы «Эйдос» обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных (фрагментированных) зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения. Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например подобные представленным в таблице 4.

В системе «Эйдос» есть 6 основных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему и интеллектуальную обработку числовых, текстовых и графических данных, представленных в виде таблиц и файлов. Возможна обработка и других видов данных (например, данных землетрясений, ЭЭГ, ЭКГ, аудио и видео), которые возможно представить в этих форматах (рисунок 4).

2.3.2. Программные интерфейсы с внешними базами данных	2.3.2.1. Импорт данных из текстовых файлов
	2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему
	2.3.2.3. Импорт данных из транспонированных внешних баз данных
	2.3.2.4. Оцифровка изображений по внешним контурам
	2.3.2.5. Оцифровка изображений по всем пикселям и спектру
	2.3.2.6. Сценарный АСК-анализ символьных и числовых рядов
	2.3.2.7. Транспонирование файлов исходных данных
	2.3.2.8. Объединение нескольких файлов исходных данных в один
	2.3.2.9. Разбиение TXT-файла на файлы-абзацы
	2.3.2.10. CSV => DBF конвертер системы "Эйдос"
	2.3.2.11. Прогноз событий по астропараметрам по Н.А.Чердниченко
	2.3.2.12. Прогнозирование землетрясений методом Н.А.Чердниченко
	2.3.2.13. Чемпионат RAIF-Challenge 2017-API-bank
	2.3.2.14. Чемпионат RAIF-Challenge 2017-API-retail
	2.3.2.15. Вставка промежуточных строк в файл исходных данных Inp_data

**Рисунок 4. Автоматизированные программные интерфейсы (API) системы «Эйдос»**



Для ввода исходных данных, представленных в таблице 4, в систему «Эйдос», используется один из ее автоматизированных программных интерфейсов (API), а именно универсальный автоматизированный программный интерфейс ввода данных из файлов MS Excel (API-2.3.2.2).

Требования API-2.3.2.2 к исходным данным подробно описаны в хелпах этого режима (рисунки 5):

Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с **реальными параметрами**, использованными в данной работе, приведены на рисунках 6.

В таблицах 6, 7, 8 приведены классификационные и описательные шкалы и градации, а также обучающая выборка, сформированные API-2.3.2.2 при параметрах, показанных на рисунках 8.

Для классификационных шкал на 3-м рисунке 8 приведено также количество наблюдений для каждого интервального значения (градации) и его размер. За счет того, что интервальные значения имеют разные размеры удается преодолеть **несбалансированность данных**, т.к. число наблюдений в каждом интервальном значении некоторой шкалы получается равным с точностью 1 (т.к. число наблюдений – всегда целое число).

*Под несбалансированностью данных понимается неравномерность распределения значений свойств объекта моделирования или действующих на него факторов по диапазону изменения значений числовых шкал.*

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 "Inp\_data.xls" в систему "ЭйдосХ++" и формализацию предметной области.

- Данный программный интерфейс обеспечивает формализацию предметной области, т.е. анализ файла исходных данных Inp\_data.xls(x), формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а затем кодирование файла исходных с их использованием.
- Файл исходных данных должен иметь имя: Inp\_data.xls(x), а файл распознаваемой выборки имя: Inp\_rasp.xls(x). Файлы Inp\_data.xls(x) и Inp\_rasp.xls(x) должны находиться в папке ..\AIDOS\AID\_DATA\Inp\_data/. Эти файлы 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 переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.к. они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо ОБЯЗАТЕЛЬНО указывать единицы измерения и число знаков после запятой в колонке должно быть ОДИНАКОВОЕ.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длинным: до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel 2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel 2010 и более поздних возможно до 1048576 строк и 16384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).
- Столбцу присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбцу присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- 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 или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойств или 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 их интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное числовое или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций кодируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных NP\_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 наименованиям столбцов, но могут иметь разное количество строк с разными значениями в них.

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 (1-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
2-й объект обучающей выборки (2-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
...	...	...	...	...	...	...

Определения основных терминов и профилактика типичных ошибок при подготовке Excel-файла исходных данных



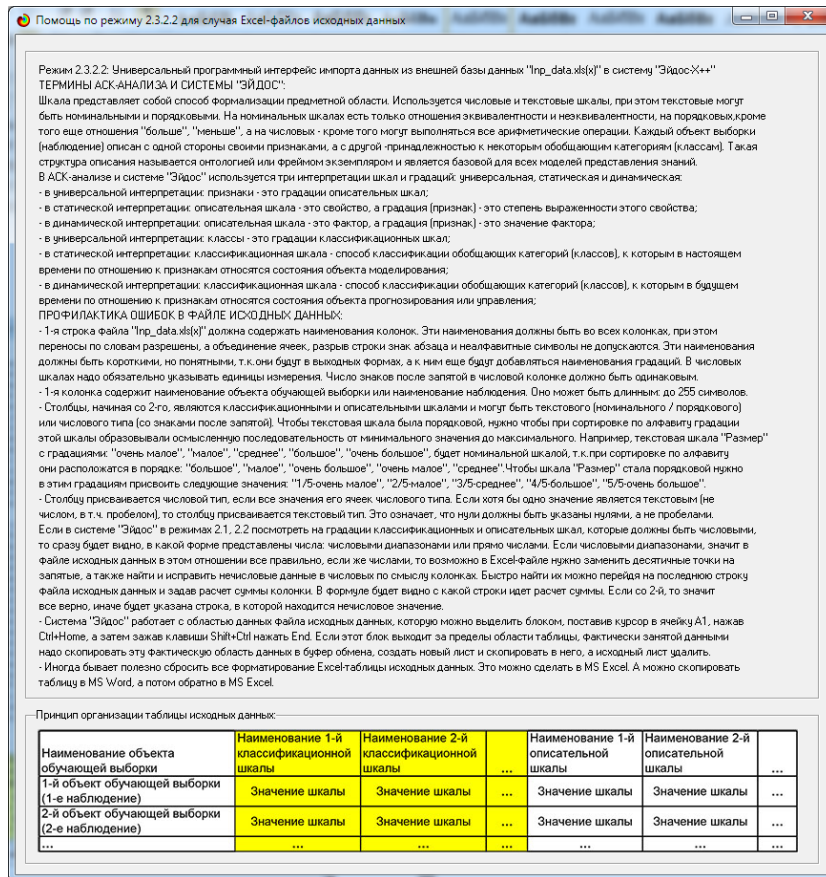
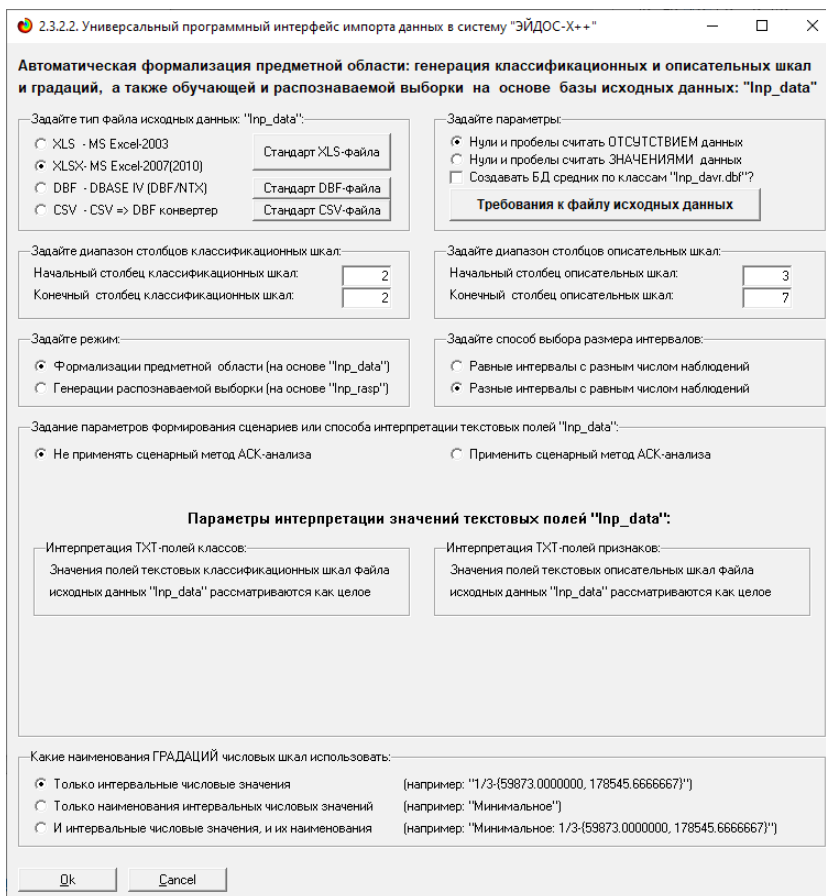


Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»



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

### ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (адаптивные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [3 классов x 97 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	1	3	3,00	4	12	3,00
Текстовые	0	0	0,00	1	85	85,00
<b>ВСЕГО:</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>3,00</b>	<b>5</b>	<b>97</b>	<b>19,40</b>

Задайте количество числовых диапазонов (интервалов, градаций) в шкале:

В классификационных шкалах:  В описательных шкалах:

2.3.2.2. Параметры классификационных и описательных шкал и градаций

ПАРАМЕТРЫ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ С АДАПТИВНЫМИ ГРАНИЦАМИ И ПРИБЛИЖЕННО РАВНЫМ КОЛИЧЕСТВОМ НАБЛЮДЕНИЙ ПО ГРАДАЦИЯМ  
с коррекцией ошибки округления числа наблюдений по интервалу градации при переходе к следующей градации

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [ 1 ], наим.: "GENERAL\_DEMOGRAPHIC\_WEIGHT", набл.на шкалу (всего): 2330, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

- Наим.градации: 1/3-(37.5000000, 63.7100000), размер интервала=26.2100000, расч./факт.число наблюдений на градации: 776/776
- Наим.градации: 2/3-(63.7100000, 73.8600000), размер интервала=10.1500000, расч./факт.число наблюдений на градации: 777/777
- Наим.градации: 3/3-(73.8600000, 97.5300000), размер интервала=23.6700000, расч./факт.число наблюдений на градации: 777/777

---

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [ 1 ], наим.: "REGION", тип шкалы/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/85

- Наим.градации: 1/85-Altai Krai
- Наим.градации: 2/85-Altai Republic
- Наим.градации: 3/85-Amur Oblast
- Наим.градации: 4/85-Arkhangelsk Oblast
- Наим.градации: 5/85-Astrakhan Oblast
- Наим.градации: 6/85-Belgorod Oblast
- Наим.градации: 7/85-Bryansk Oblast
- Наим.градации: 8/85-Chechen Republic
- Наим.градации: 9/85-Chelyabinsk Oblast
- Наим.градации: 10/85-Chukotka Autonomous Okrug
- Наим.градации: 11/85-Chuvash Republic
- Наим.градации: 12/85-Irkutsk Oblast
- Наим.градации: 13/85-Ivanovo Oblast
- Наим.градации: 14/85-Jewish Autonomous Oblast
- Наим.градации: 15/85-Kabardino-Balkar Republic
- Наим.градации: 16/85-Kaliningrad Oblast
- Наим.градации: 17/85-Kaluga Oblast
- Наим.градации: 18/85-Kamchatka Krai
- Наим.градации: 19/85-Karachay-Cherkess Republic
- Наим.градации: 20/85-Kemerovo Oblast
- Наим.градации: 21/85-Khabarovsk Krai
- Наим.градации: 22/85-Khanty-Mansi Autonomous Okrug - Yugra
- Наим.градации: 23/85-Kirov Oblast
- Наим.градации: 24/85-Komi Republic
- Наим.градации: 25/85-Kostroma Oblast
- Наим.градации: 26/85-Krasnodar Krai
- Наим.градации: 27/85-Krasnoyarsk Krai
- Наим.градации: 28/85-Kurgan Oblast
- Наим.градации: 29/85-Kursk Oblast
- Наим.градации: 30/85-Leningrad Oblast
- Наим.градации: 31/85-Lipetsk Oblast
- Наим.градации: 32/85-Magadan Oblast
- Наим.градации: 33/85-Mari El Republic
- Наим.градации: 34/85-Moscow
- Наим.градации: 35/85-Moscow Oblast
- Наим.градации: 36/85-Murmansk Oblast
- Наим.градации: 37/85-Nenets Autonomous Okrug
- Наим.градации: 38/85-Nizhny Novgorod Oblast
- Наим.градации: 39/85-Novgorod Oblast
- Наим.градации: 40/85-Novosibirsk Oblast
- Наим.градации: 41/85-Omsk Oblast
- Наим.градации: 42/85-Orenburg Oblast
- Наим.градации: 43/85-Oryol Oblast
- Наим.градации: 44/85-Penza Oblast
- Наим.градации: 45/85-Perm Krai
- Наим.градации: 46/85-Primorsky Krai
- Наим.градации: 47/85-Pskov Oblast

Ok

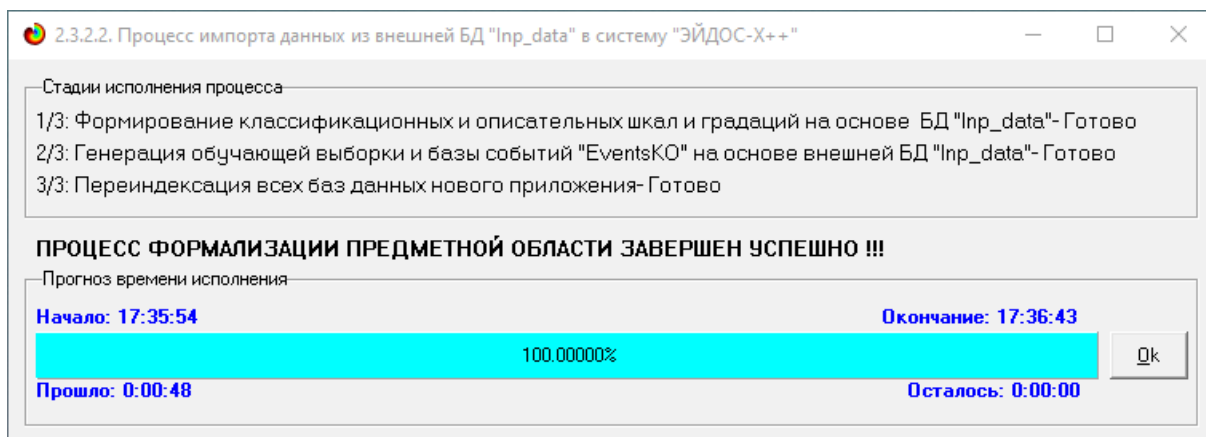
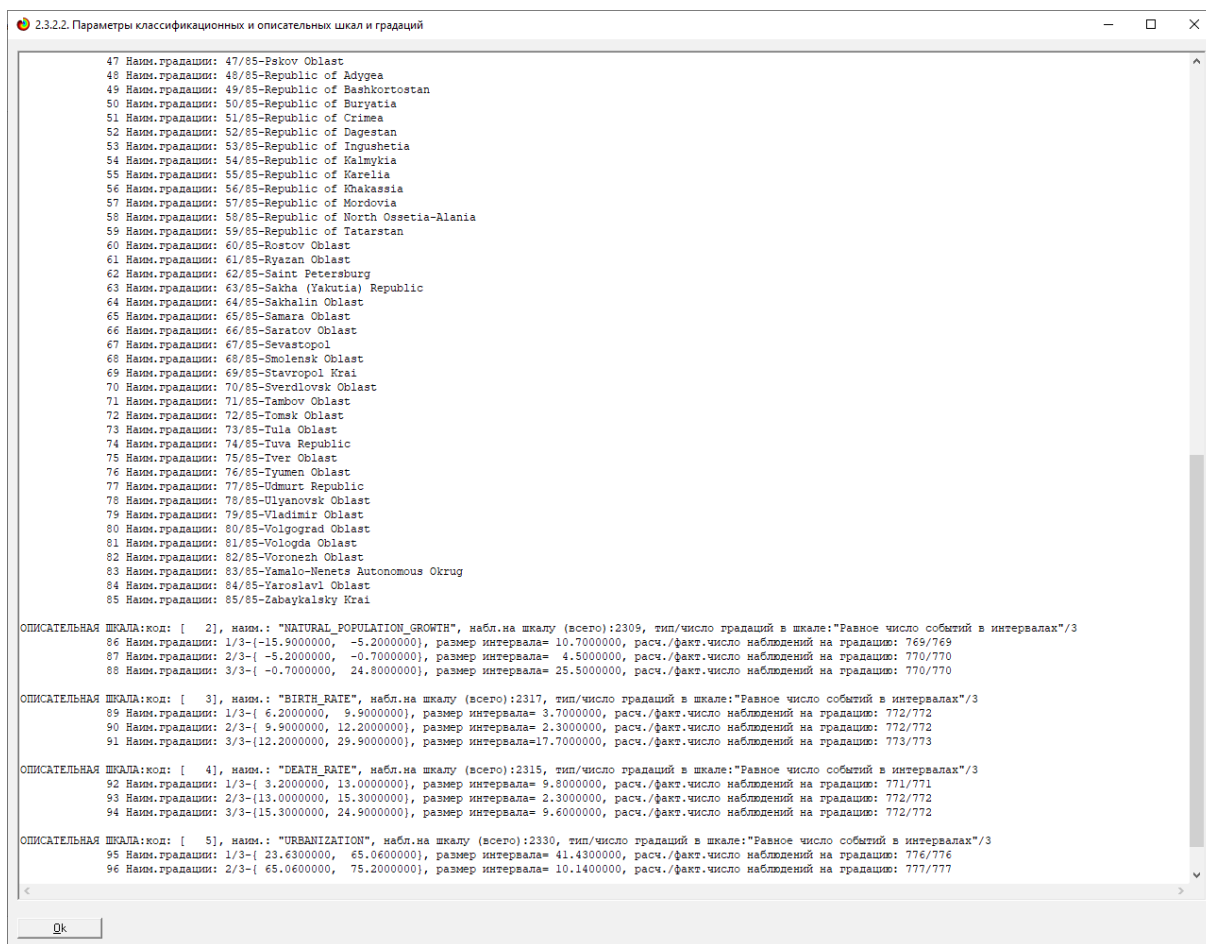


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Таблица 5 – Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-{37.5000000, 63.7100000}
2	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-{63.7100000, 73.8600000}
3	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-{73.8600000, 97.5300000}

Источник: C:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Classes.dbf

**Таблица 6 – Описательные шкалы и градации (частично)**

KOD_ATR	NAME_ATR
1	REGION-1/85-Altai Krai
2	REGION-2/85-Altai Republic
3	REGION-3/85-Amur Oblast
4	REGION-4/85-Arkhangelsk Oblast
5	REGION-5/85-Astrakhan Oblast
6	REGION-6/85-Belgorod Oblast
7	REGION-7/85-Bryansk Oblast
8	REGION-8/85-Chechen Republic
9	REGION-9/85-Chelyabinsk Oblast
10	REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug
11	REGION-11/85-Chuvash Republic
12	REGION-12/85-Irkutsk Oblast
13	REGION-13/85-Ivanovo Oblast
14	REGION-14/85-Jewish Autonomous Oblast
15	REGION-15/85-Kabardino-Balkar Republic
16	REGION-16/85-Kaliningrad Oblast
17	REGION-17/85-Kaluga Oblast
18	REGION-18/85-Kamchatka Krai
19	REGION-19/85-Karachay-Cherkess Republic
20	REGION-20/85-Kemerovo Oblast
21	REGION-21/85-Khabarovsk Krai
22	REGION-22/85-Khanty-Mansi Autonomous Okrug - Yugra
23	REGION-23/85-Kirov Oblast
24	REGION-24/85-Komi Republic
25	REGION-25/85-Kostroma Oblast
26	REGION-26/85-Krasnodar Krai
27	REGION-27/85-Krasnoyarsk Krai
28	REGION-28/85-Kurgan Oblast
29	REGION-29/85-Kursk Oblast
30	REGION-30/85-Leningrad Oblast
31	REGION-31/85-Lipetsk Oblast
32	REGION-32/85-Magadan Oblast
33	REGION-33/85-Mari El Republic
34	REGION-34/85-Moscow
35	REGION-35/85-Moscow Oblast
36	REGION-36/85-Murmansk Oblast
37	REGION-37/85-Nenets Autonomous Okrug
38	REGION-38/85-Nizhny Novgorod Oblast
39	REGION-39/85-Novgorod Oblast
40	REGION-40/85-Novosibirsk Oblast

*Источник:* C:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Attributes.dbf

Таблица 7 – Обучающая выборка (частично)

	A	B	C	D	E	F	G
1	NAME_OBI	N2	N3	N4	N5	N6	N7
2	1990-Republic of Adygea	4	48	88	92	98	102
3	1990-Altai Krai	4	1	88	92	97	103
4	1990-Amur Oblast	3	3	88	93	97	103
5	1990-Arkhangelsk Oblast	3	4	88	92	97	104
6	1990-Astrakhan Oblast	4	5	88	92	97	103
7	1990-Republic of Bashkortostan	4	49	88	93	97	103
8	1990-Belgorod Oblast	4	6	87	92	98	103
9	1990-Bryansk Oblast	5	7	87	92	98	103
10	1990-Republic of Buryatia	4	50	89	93	97	103
11	1990-Vladimir Oblast	4	79	87	92	98	104
12	1990-Volgograd Oblast	4	80	88	92	97	104
13	1990-Vologda Oblast	4	81	88	92	98	103
14	1990-Voronezh Oblast	4	82	87	92	98	103
15	1990-Republic of Dagestan	5	52	90	95	96	102
16	1990-Jewish Autonomous Oblast	4	14	88	93	97	103
17	1990-Zabaykalsky Krai	4	85	88	93	97	103
18	1990-Ivanovo Oblast	4	13	87	92	98	104
19	1990-Republic of Ingushetia	5	53	87			101
20	1990-Irkutsk Oblast	3	12	88	93	97	104
21	1990-Kabardino-Balkar Republic	4	15	89	93	97	103
22	1990-Kaliningrad Oblast	3	16	88	92	97	104
23	1990-Republic of Kalmykia	4	54	89	94	97	102
24	1990-Kaluga Oblast	4	17	87	92	98	104
25	1990-Kamchatka Krai	2	18	88	92	96	104
26	1990-Karachay-Cherkess Republic	4	19	89	93	97	102
27	1990-Republic of Karelia	3	55	88	92	97	104
28	1990-Kemerovo Oblast	4	20	88	92	97	105
29	1990-Kirov Oblast	4	23	88	92	98	103
30	1990-Kostroma Oblast	4	25	87	92	98	103
31	1990-Krasnodar Krai	4	26	87	92	98	103

Источник: C:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\EventsKO.dbf

Отметим, что в системе «Эйдос» обычно используются базы данных с расширением «dbf». Они открываются в MS Excel или могут быть конвертированы в файлы xls,xlsx с помощью онлайн-сервисов.

### **3.3. Задача-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний**

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос». Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и СК-модели, подробно описаны в ряде монографий и статей автора. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко. Отметим лишь, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов).

Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются

на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу) (рисунок 3).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике и обеспечивает [2, 3] сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых данных, представленных в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

**Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.**

Непосредственно на основе эмпирических данных (см. Help режима 2.3.2.2) рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 9).

На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 10).

Отметим, что в АСК-анализе и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» используется два способа расчета матриц условных и безусловных процентных распределений:

1-й способ: в качестве  $N_{sj}$  используется суммарное количество признаков по классу;

2-й способ: в качестве  $N_{sj}$  используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

На практике часто встречается существенная **несбалансированность данных**, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 9) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 10) является весьма обоснованным и логичным.

Таблица 8 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

		Классы					Сумма
		1	...	$j$	...	$W$	
Значения факторов	1	$N_{11}$		$N_{1j}$		$N_{1W}$	
	...						
	$i$	$N_{i1}$		$N_{ij}$		$N_{iW}$	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{ij}$
	...						
	$M$	$N_{M1}$		$N_{Mj}$		$N_{MW}$	
Суммарное количество признаков по классу				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M N_{ij}$
Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

Таблица 9 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

		Классы					Безусловная вероятность признака
		1	...	$j$	...	$W$	
Значения факторов	1	$P_{11}$		$P_{1j}$		$P_{1W}$	
	...						
	$i$	$P_{i1}$		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		$P_{iW}$	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	$M$	$P_{M1}$		$P_{Mj}$		$P_{MW}$	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 8), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9) и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 12), в частности матрица информативностей.

Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [6].

В системе «Эйдос» этот подход применяется *всегда* при решении любых задач.

Затем на основе таблиц 9 и 10 с использованием *частных критериев, знаний* приведенных таблице 11, рассчитываются матрицы семи системно-когнитивных моделей (таблица 12).

В таблице 11 приведены формулы:

- для сравнения **фактических и теоретических абсолютных частот**;
- для сравнения **условных и безусловных относительных частот** («вероятностей»).

И это сравнение в таблицах 9 и 10 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 11), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно 7 определяется тем, что они получаются путем **всех возможных вариантов** сравнения **фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот** путем **вычитания** и путем **деления**, и при этом  $N_j$  рассматривается как суммарное количество или **признаков**, или **объектов** обучающей выборки в  $j$ -м классе, а **нормировка к нулю** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо **логарифмированием**, либо **вычитанием единицы**.

Когда мы сравниваем фактические и теоретические **абсолютные частоты** путем **вычитания** у нас получается частный критерий знаний: «хи-квадрат» (СК-модель INF3), когда же мы сравниваем их путем **деления**, то у нас получается частный критерий: «количество информации по А.Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2) или «коэффициент возврата инвестиций ROI» - Return On Investment (СК-модели INF4, INF5) в зависимости от способа нормировки.

Когда же мы сравниваем **условные** и **безусловные относительные частоты** путем **вычитания** у нас получается частный критерий знаний: «коэффициент взаимосвязи» (СК-модели INF6, INF7), когда же мы сравниваем их путем **деления**, то у нас получается частный критерий: «количество информации по А.Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2).



**Таблица 10– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»**

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
<b>ABS</b> , матрица абсолютных частот, $N_{ij}$ - фактическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $\bar{N}_{ij}$ - теоретическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $N_i$ – суммарное количество признаков в $i$ -й строке; $N_j$ – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в $j$ -м классе; $N$ – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)	$N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $N_{ij} - \text{фактическая частота};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота.}$	
<b>PRC1</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<b>PRC2</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<b>INF1</b> , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу. Вероятность того, что если у объекта $j$ -го класса обнаружен признак, то это $i$ -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
<b>INF2</b> , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект $j$ -го класса, то у него будет обнаружен $i$ -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
<b>INF3</b> , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
<b>INF4</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF5</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF6</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
<b>INF7</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

**Обозначения к таблице:**

$i$  – значение прошлого параметра;

$j$  - значение будущего параметра;

$N_{ij}$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра при  $i$ -м значении прошлого параметра;

$M$  – суммарное число значений всех прошлых параметров;

$W$  - суммарное число значений всех будущих параметров.

$N_i$  – количество встреч  $i$ -м значения прошлого параметра по всей выборке;

$N_j$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра по всей выборке;

$N$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра при  $i$ -м значении прошлого параметра по всей выборке.

$I_{ij}$  – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения  $i$ -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее  $j$ -му значению будущего параметра;

$\Psi$  – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле

А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;

$P_i$  – безусловная относительная частота встречи  $i$ -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;  
 $P_{ij}$  – условная относительная частота встречи  $i$ -го значения прошлого параметра при  $j$ -м значении будущего параметра.

Таким образом, мы видим, что **все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом**. Особенно интересна связь знаменитого критерия хи-квадрат Пирсона с замечательной мерой количества информации А.Харкевича и с известным в экономике коэффициентом ROI.

Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к числу испытаний) при **неограниченном** увеличении количества испытаний. Ясно, что вероятность – это математическая абстракция, которая никогда не встречается на практике (также как и другие математические и физические абстракции, типа математической точки, материальной точки, бесконечно малой и т.п.). На практике встречается только относительная частота. Но она может быть весьма близкой к вероятности. Например, при 480 наблюдений различие между относительной частотой и вероятностью (погрешность) составляет около 5%, при 1250 наблюдениях – около 2.5%, при 10000 наблюдениях – 1%.

**Таблица 11 – Матрица системно-когнитивной модели**

		Классы					Значимость фактора
		1	...	$j$	...	$W$	
Значения факторов	1	$I_{11}$		$I_{1j}$		$I_{1W}$	$\sigma_{1\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{1j} - \bar{I}_1)^2}$
	...						
	$i$	$I_{i1}$		$I_{ij}$		$I_{iW}$	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
	...						
	$M$	$I_{M1}$		$I_{Mj}$		$I_{MW}$	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$
Степень редукции класса		$\sigma_{\Sigma 1}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [6].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 12 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 11),

решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

*Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 12).*

*Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с **мощностью** сигнала, в частности мощностью информации, а в АСК-анализе все модели рассматриваются как источник информации об объекте моделирования. Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 13):*

**Таблица 12 – Уточнение терминологии АСК-анализа**

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[3]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\Sigma j} = \sqrt[3]{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j)^2}$
3	1. Качество модели. 2. Ценность модели. 3. Степень сформированности модели. 4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области	Корень из информационной мощности модели	$H = \sqrt[3]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5 (рисунок 9):

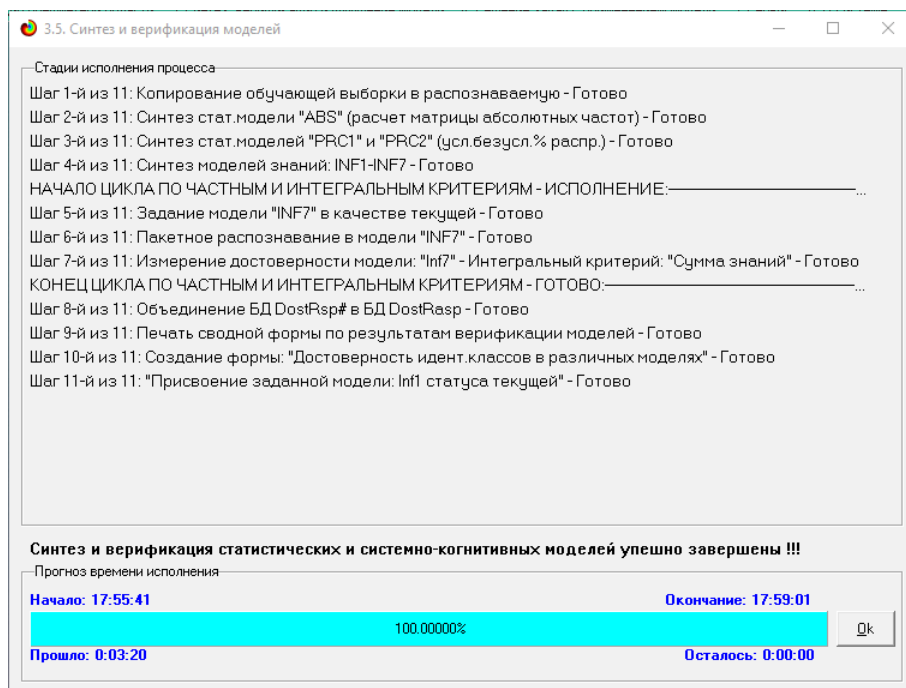
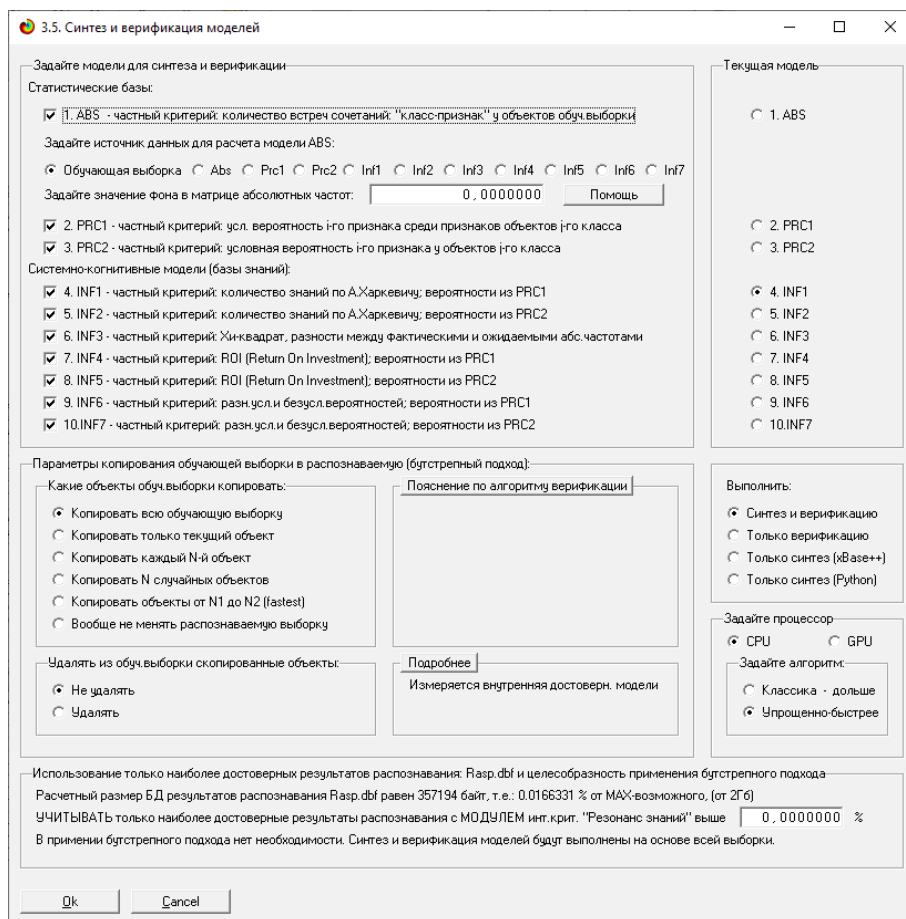


Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

В результате работы режима 3.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 8-11:

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. GENERAL_DE... 1/3 (37.5000000, 63.7100000)	2. GENERAL_DE... 2/3 (63.7100000, 73.8600000)	3. GENERAL_DE... 3/3 (73.8600000, 97.5300000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	REGION-1/85-Altai Krai	9.0	7.0	12.0	28.0	9.33	2.52
2.0	REGION-2/85-Altai Republic	6.0	8.0	14.0	28.0	9.33	4.16
3.0	REGION-3/85-Amur Oblast	14.0	13.0	1.0	28.0	9.33	7.23
4.0	REGION-4/85-Arkhangelsk Oblast	12.0	13.0	3.0	28.0	9.33	5.51
5.0	REGION-5/85-Astrakhan Oblast	9.0	9.0	10.0	28.0	9.33	0.58
6.0	REGION-6/85-Belgorod Oblast	5.0	10.0	13.0	28.0	9.33	4.04
7.0	REGION-7/85-Bryansk Oblast	3.0	10.0	15.0	28.0	9.33	6.03
8.0	REGION-8/85-Chechen Republic		7.0	21.0	28.0	9.33	10.69
9.0	REGION-9/85-Chelyabinsk Oblast	8.0	9.0	11.0	28.0	9.33	1.53
10.0	REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	28.0			28.0	9.33	16.17
11.0	REGION-11/85-Chuvash Republic	9.0	7.0	12.0	28.0	9.33	2.52
12.0	REGION-12/85-Irkutsk Oblast	10.0	16.0	2.0	28.0	9.33	7.02
13.0	REGION-13/85-Ivanovo Oblast		14.0	14.0	28.0	9.33	8.08
14.0	REGION-14/85-Jewish Autonomous Oblast	13.0	9.0	6.0	28.0	9.33	3.51
15.0	REGION-15/85-Kabardino-Balkar Republic	10.0	8.0	10.0	28.0	9.33	1.15
16.0	REGION-16/85-Kaliningrad Oblast	13.0	15.0		28.0	9.33	8.14
17.0	REGION-17/85-Kaluga Oblast	6.0	10.0	12.0	28.0	9.33	3.06
18.0	REGION-18/85-Kamchatka Krai	27.0	1.0		28.0	9.33	15.31
19.0	REGION-19/85-Karachay-Cherkess Republic	8.0	8.0	12.0	28.0	9.33	2.31
20.0	REGION-20/85-Kemerovo Oblast	9.0	9.0	10.0	28.0	9.33	0.58

**Рисунок 8. Статистическая модель «ABS», матрица абсолютных частот**

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. GENERAL... 1/3 (37.5000000, 63.7100000)	2. GENERAL... 2/3 (63.7100000, 73.8600000)	3. GENERAL... 3/3 (73.8600000, 97.5300000)	Безусл. вероятн.	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	REGION-1/85-Altai Krai	1.157	0.903	1.544	1.202	1.201	0.370
2.0	REGION-2/85-Altai Republic	0.771	1.032	1.802	1.202	1.202	0.584
3.0	REGION-3/85-Amur Oblast	1.799	1.677	0.129	1.202	1.202	0.980
4.0	REGION-4/85-Arkhangelsk Oblast	1.542	1.677	0.386	1.202	1.202	0.758
5.0	REGION-5/85-Astrakhan Oblast	1.157	1.161	1.287	1.202	1.202	0.116
6.0	REGION-6/85-Belgorod Oblast	0.643	1.290	1.673	1.202	1.202	0.569
7.0	REGION-7/85-Bryansk Oblast	0.386	1.290	1.931	1.202	1.202	0.825
8.0	REGION-8/85-Chechen Republic		0.903	2.703	1.202	1.202	1.425
9.0	REGION-9/85-Chelyabinsk Oblast	1.028	1.161	1.416	1.202	1.202	0.243
10.0	REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	3.599			1.202	1.200	2.127
11.0	REGION-11/85-Chuvash Republic	1.157	0.903	1.544	1.202	1.201	0.370
12.0	REGION-12/85-Irkutsk Oblast	1.285	2.065	0.257	1.202	1.202	0.955
13.0	REGION-13/85-Ivanovo Oblast		1.806	1.802	1.202	1.203	1.091
14.0	REGION-14/85-Jewish Autonomous Oblast	1.671	1.161	0.772	1.202	1.201	0.498
15.0	REGION-15/85-Kabardino-Balkar Republic	1.285	1.032	1.287	1.202	1.202	0.191
16.0	REGION-16/85-Kaliningrad Oblast	1.671	1.935		1.202	1.202	1.098
17.0	REGION-17/85-Kaluga Oblast	0.771	1.290	1.544	1.202	1.202	0.442
18.0	REGION-18/85-Kamchatka Krai	3.470	0.129		1.202	1.200	2.017
19.0	REGION-19/85-Karachay-Cherkess Republic	1.028	1.032	1.544	1.202	1.202	0.344
20.0	REGION-20/85-Kemerovo Oblast	1.157	1.161	1.287	1.202	1.202	0.116

**Рисунок 9. Статистическая модель «PRC2», матрица условных и безусловных процентных распределений**

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1 GENERAL_DEM... 1/3 (37.500000, 63.710000)	2 GENERAL_DEM... 2/3 (63.710000, 73.860000)	3 GENERAL_DEM... 3/3 (73.860000, 97.530000)	Сумма	Среднее	Средн. кв.др. откл.
1.0	REGION-1/85-Altai Krai	-0.007	-0.049	0.043	-0.012	-0.004	0.046
2.0	REGION-2/85-Altai Republic	-0.076	-0.026	0.069	-0.032	-0.011	0.074
3.0	REGION-3/85-Amur Oblast	0.068	0.056	-0.377	-0.253	-0.084	0.254
4.0	REGION-4/85-Akhangel'sk Oblast	0.042	0.056	-0.191	-0.094	-0.031	0.139
5.0	REGION-5/85-Astrakhan Oblast	-0.007	-0.006	0.012	-0.001	0.000	0.011
6.0	REGION-6/85-Belgorod Oblast	-0.106	0.012	0.057	-0.038	-0.013	0.084
7.0	REGION-7/85-Bryansk Oblast	-0.193	0.012	0.081	-0.100	-0.033	0.142
8.0	REGION-8/85-Chechen Republic		-0.049	0.138	0.089	0.030	0.097
9.0	REGION-9/85-Chelyabinsk Oblast	-0.027	-0.006	0.029	-0.004	-0.001	0.028
10.0	REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	0.185			0.185	0.062	0.107
11.0	REGION-11/85-Chuvash Republic	-0.007	-0.049	0.043	-0.012	-0.004	0.046
12.0	REGION-12/85-Irkutsk Oblast	0.011	0.091	-0.260	-0.158	-0.053	0.184
13.0	REGION-13/85-Ivanovo Oblast		0.069	0.069	0.138	0.046	0.040
14.0	REGION-14/85-Jewish Autonomous Oblast	0.055	-0.006	-0.074	-0.025	-0.008	0.065
15.0	REGION-15/85-Kabardino-Balkar Republic	0.011	-0.026	0.012	-0.003	-0.001	0.022
16.0	REGION-16/85-Kaliningrad Oblast	0.055	0.080		0.136	0.045	0.041
17.0	REGION-17/85-Kaluga Oblast	-0.076	0.012	0.043	-0.021	-0.007	0.062
18.0	REGION-18/85-Kamchatka Krai	0.179	-0.378		-0.199	-0.066	0.285
19.0	REGION-19/85-Karachay-Cherkess Republic	-0.027	-0.026	0.043	-0.010	-0.003	0.040
20.0	REGION-20/85-Kemerovo Oblast	-0.007	-0.006	0.012	-0.001	0.000	0.011

Рисунок 10. Системно-когнитивная модель «INF1», матрица информативностей (по А.Харкевичу)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1 GENERAL_DEM... 1/3 (37.500000, 63.710000)	2 GENERAL_DEM... 2/3 (63.710000, 73.860000)	3 GENERAL_DEM... 3/3 (73.860000, 97.530000)	Сумма	Среднее	Средн. кв.др. откл.
1.0	REGION-1/85-Altai Krai	-0.373	-2.337	2.711			2.545
2.0	REGION-2/85-Altai Republic	-3.373	-1.337	4.711			4.205
3.0	REGION-3/85-Amur Oblast	4.627	3.663	-8.289			7.195
4.0	REGION-4/85-Akhangel'sk Oblast	2.627	3.663	-6.289			5.471
5.0	REGION-5/85-Astrakhan Oblast	-0.373	-0.337	0.711			0.616
6.0	REGION-6/85-Belgorod Oblast	-4.373	0.663	3.711			4.083
7.0	REGION-7/85-Bryansk Oblast	-6.373	0.663	5.711			6.069
8.0	REGION-8/85-Chechen Republic	-9.373	-2.337	11.711			10.735
9.0	REGION-9/85-Chelyabinsk Oblast	-1.373	-0.337	1.711			1.570
10.0	REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	18.627	-9.337	-9.289			16.131
11.0	REGION-11/85-Chuvash Republic	-0.373	-2.337	2.711			2.545
12.0	REGION-12/85-Irkutsk Oblast	0.627	6.663	-7.289			6.997
13.0	REGION-13/85-Ivanovo Oblast	-9.373	4.663	4.711			8.118
14.0	REGION-14/85-Jewish Autonomous Oblast	3.627	-0.337	-3.289			3.470
15.0	REGION-15/85-Kabardino-Balkar Republic	0.627	-1.337	0.711			1.159
16.0	REGION-16/85-Kaliningrad Oblast	3.627	5.663	-9.289			8.109
17.0	REGION-17/85-Kaluga Oblast	-3.373	0.663	2.711			3.096
18.0	REGION-18/85-Kamchatka Krai	17.627	-8.337	-9.289			15.272
19.0	REGION-19/85-Karachay-Cherkess Republic	-1.373	-1.337	2.711			2.348
20.0	REGION-20/85-Kemerovo Oblast	-0.373	-0.337	0.711			0.616

Рисунок 11. Системно-когнитивная модель «INF3», матрица Хи-квадрат (по К.Пирсону)

*Полученные модели корректно использовать для решения задач только в том случае, если они достаточно достоверны (адекватны), т.е. верно отражают моделируемую предметную область.* Поэтому в следующем разделе оценим достоверность созданных статистических и системно-когнитивных моделей.

### 3.4. Задача-4. Верификация моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергера, а также по критериям L1- L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры [12].

Достоверность моделей можно оценивать и путем решения других задач, например задач прогнозирования, выработки управляющих решений, исследования объекта моделирования путем исследования его модели. Но это более трудоемко и даже всегда возможно, особенно на экономических и политических моделях.

В режиме 3.4 системы «Эйдос» и ряде других изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности.

В соответствии с критерием достоверности F-мерой Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модель INF5 с интегральным критерием: «Сумма знаний»:  $F=0.560$  (1-й рисунок 14).

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф. Е.В.Луценко будем использовать СК-модель INF1 (хи-квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Резонанс знаний»:  $L1=0.647$  (2-й рисунок 12). *Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

3.4. Обобщ. форма по достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модулей истинно-положительных решений (STP)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс.частот с обр...	2330	2330		4810		0.326	1.000	0.492	1846.067
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс.частот по признак...	2330	2330		4810		0.326	1.000	0.492	1879.145
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	2330	2330		4810		0.326	1.000	0.492	1846.067
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по при...	2330	2330		4810		0.326	1.000	0.492	1887.133
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	2330	2330		4810		0.326	1.000	0.492	1846.062
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по при...	2330	2330		4810		0.326	1.000	0.492	1882.295
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	2330	1421	3129	1681	909	0.458	0.610	0.523	333.052
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	2330	1662	2803	2007	668	0.453	0.713	0.554	439.632
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	2330	1420	3129	1681	910	0.458	0.609	0.523	332.429
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	2330	1646	2798	2012	684	0.450	0.706	0.550	440.808
6. INF3 - частный критерий: "Хи-квадрат: разности между фактик...	Семантический резонанс зна...	2330	1480	2781	2029	850	0.422	0.635	0.507	657.064
6. INF3 - частный критерий: "Хи-квадрат: разности между фактик...	Сумма знаний	2330	1480	2781	2029	850	0.422	0.635	0.507	545.341
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	2330	964	3930	880	1366	0.523	0.414	0.462	253.931
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	2330	1759	2583	2227	571	0.441	0.755	0.557	352.698
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	2330	970	3925	885	1360	0.523	0.416	0.464	253.300
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	2330	1765	2599	2211	565	0.444	0.758	0.560	528.372
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	2330	1471	2800	2010	859	0.423	0.631	0.506	634.630
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	2330	1480	2756	2054	850	0.419	0.635	0.505	552.357
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	2330	1473	2793	2017	857	0.422	0.632	0.506	626.317
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	2330	1479	2772	2038	851	0.421	0.635	0.506	554.866

3.4. Обобщ. форма по достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	удл. код. л.о. STP)	Сумма модулей истинно-отрицательных решений (STN)	Сумма модулей ложно-положительных решений (SFP)	Сумма модулей ложно-отрицательных решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль истинно-положительных решений	Средний модуль ложно-отрицательных решений	Средний модуль истинно-положительных решений	Средний модуль ложно-отрицательных решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс.частот с обр...	067	3430.652	3430.652		0.350	1.000	0.518	0.792	0.713		
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс.частот по признак...	145	3536.114	3536.114		0.347	1.000	0.515	0.807	0.735		
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	067	3430.652	3430.652		0.350	1.000	0.518	0.792	0.713		
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по при...	133	3551.402	3551.402		0.347	1.000	0.515	0.810	0.738		
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	062	3430.644	3430.644		0.350	1.000	0.518	0.792	0.713		
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по при...	295	3542.260	3542.260		0.347	1.000	0.515	0.808	0.736		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	052	884.554	275.912	158.380	0.547	0.678	0.605	0.234	0.283	0.164	0.174
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	632	808.044	349.265	130.946	0.557	0.771	0.647	0.265	0.288	0.174	0.196
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	429	883.611	275.364	158.567	0.547	0.677	0.605	0.234	0.282	0.164	0.174
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	808	810.438	349.700	130.582	0.558	0.771	0.647	0.268	0.290	0.174	0.191
6. INF3 - частный критерий: "Хи-квадрат: разности между фактик...	Семантический резонанс зна...	064	1132.435	744.300	280.439	0.469	0.701	0.562	0.444	0.407	0.367	0.330
6. INF3 - частный критерий: "Хи-квадрат: разности между фактик...	Сумма знаний	341	916.903	571.971	200.409	0.488	0.731	0.585	0.368	0.330	0.282	0.236
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	931	1398.331	194.753	342.257	0.566	0.426	0.486	0.263	0.356	0.221	0.251
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	698	488.095	403.817	81.598	0.569	0.867	0.687	0.303	0.189	0.181	0.143
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	300	1396.008	194.356	342.168	0.566	0.425	0.486	0.261	0.356	0.220	0.252
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	372	483.761	399.816	80.313	0.569	0.868	0.688	0.299	0.186	0.181	0.142
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	630	1173.563	717.720	299.184	0.469	0.680	0.555	0.431	0.419	0.357	0.348
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	357	905.160	585.100	203.029	0.486	0.731	0.584	0.373	0.328	0.285	0.239
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	317	1152.101	709.885	291.950	0.469	0.682	0.556	0.425	0.412	0.352	0.341
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	866	910.332	588.453	203.449	0.485	0.732	0.584	0.375	0.328	0.289	0.239

Рисунок 12. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4



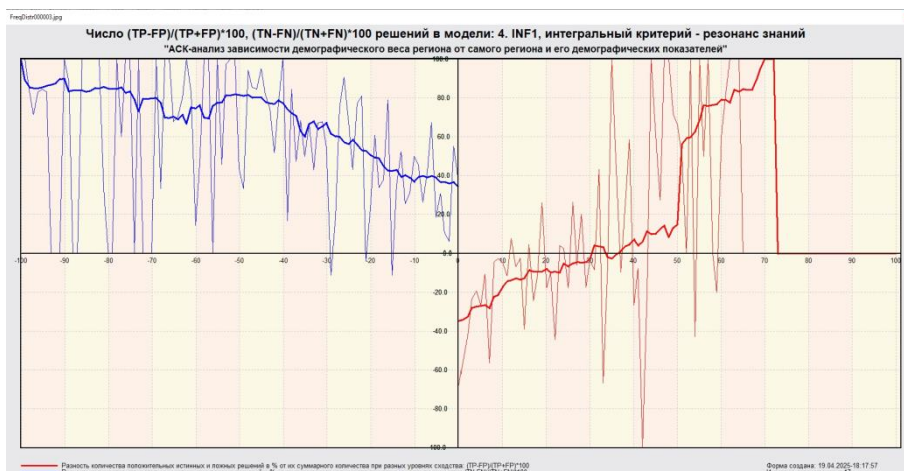
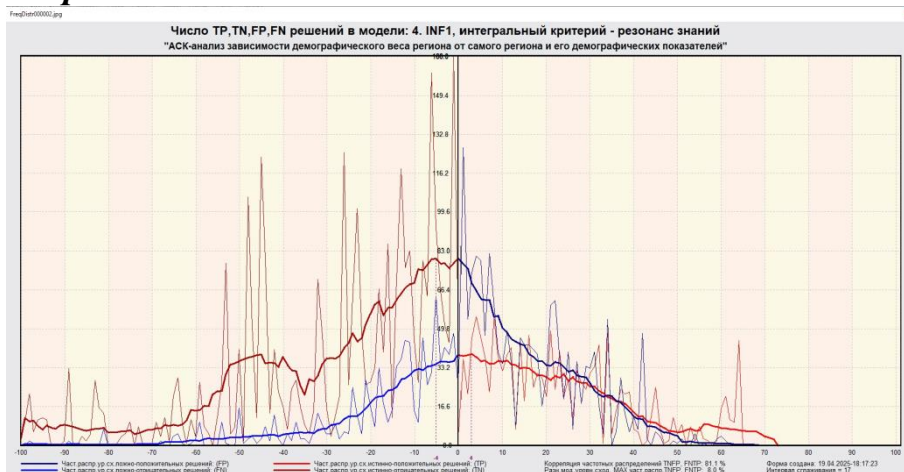
На рисунках 15 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF1.

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерию достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3:

– отрицательные ложные решения вообще практически не встречаются не встречаются, за исключением 1-го случая при уровне различия –10%;

– при уровнях сходства меньше 40% преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. При уровнях сходства выше 50% ложных положительных решений вообще нет;

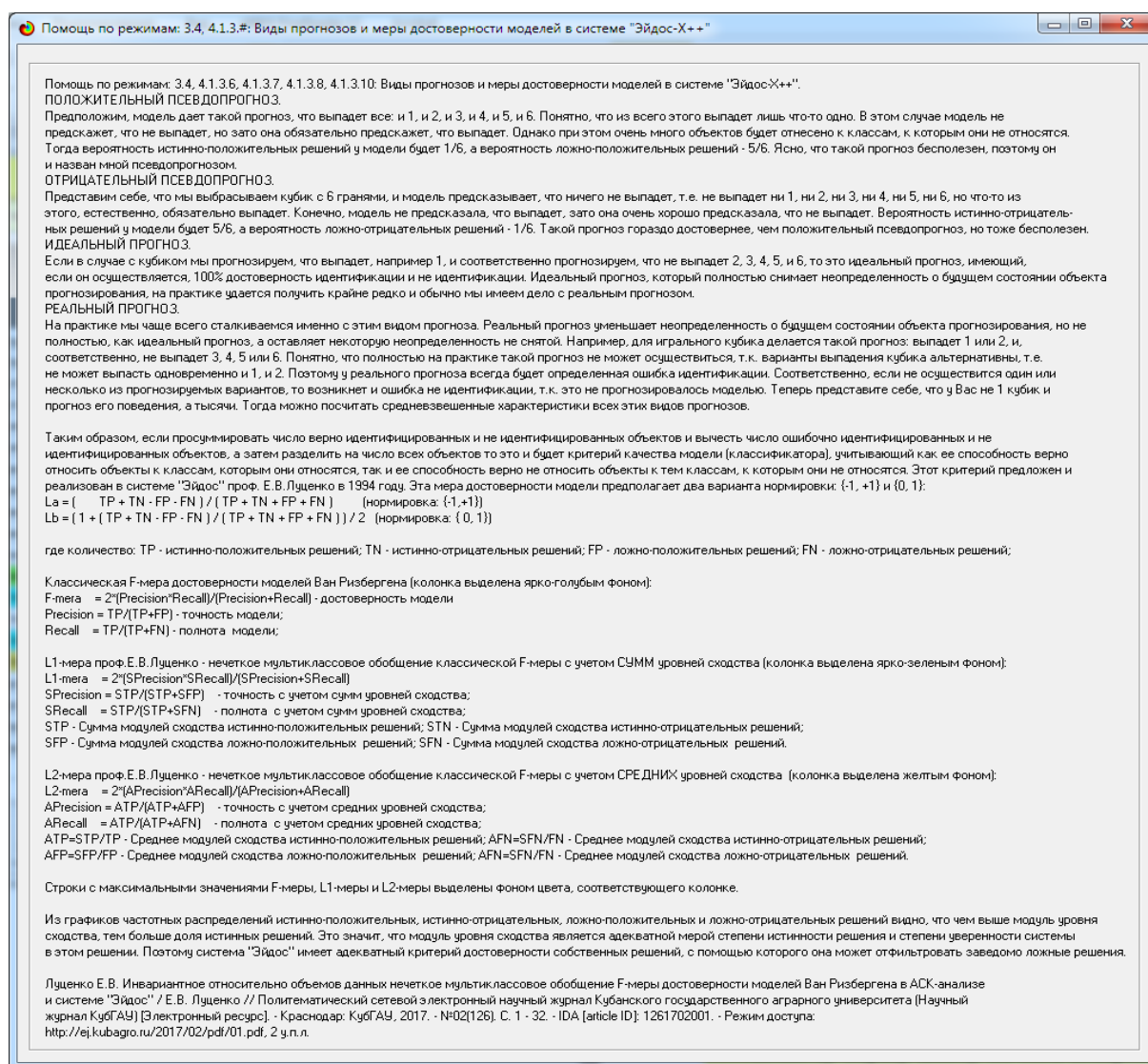
– **чем выше уровень сходства, тем больше доля истинных решений. Поэтому уровень сходства является адекватной внутренней мерой системы «Эйдос», так сказать адекватной мерой самооценки или аудита степени достоверности решений и уровня риска ошибочного решения.**





### Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF1

На рисунках 14 приведены экранные формы хелпов режима 3.4, в которых подробно объясняется смысл этого режима. Эти формы приводятся в работе вместо более детального описания данного режима.



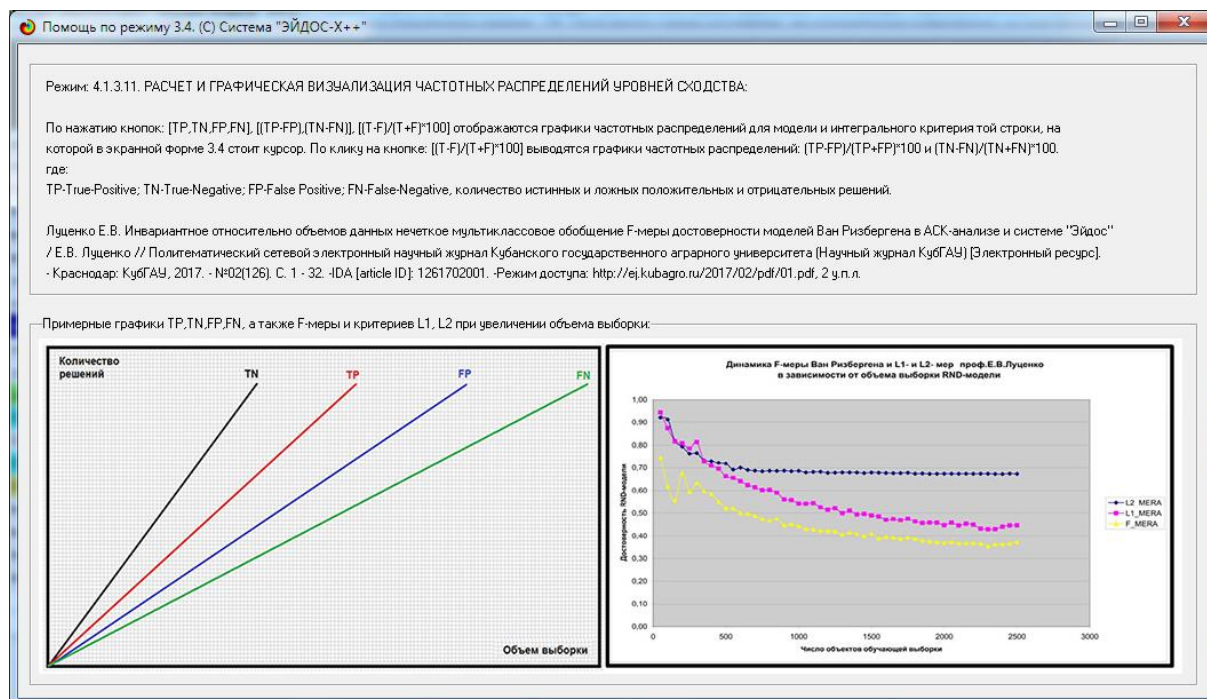


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

### 3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

*Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.*

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

- идентификация объекта с классом достоверна, т.е. модель относит объекты к классам, к которым они действительно принадлежат;
- прогнозирование достоверно, т.е. действительно наступают те события, которые прогнозируются;
- принятие решений адекватно (достоверно), т.е. после реализации принятых управляющих решений объект управления действительно переходит в целевые будущие состояния;
- исследование достоверно, т.е. полученные в результате исследования модели объекта моделирования выводы могут быть с полным основанием отнесены к объекту моделирования.

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро (рисунки 17). Это необходимо делать лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует и потребляет наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только для модели, заданной в качестве текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

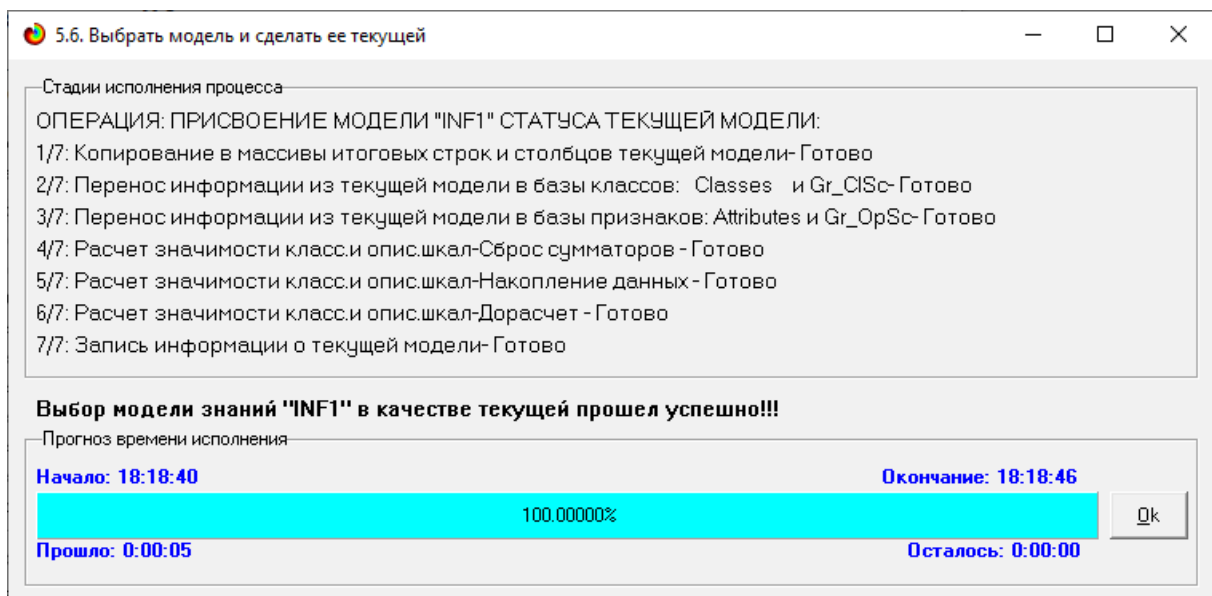
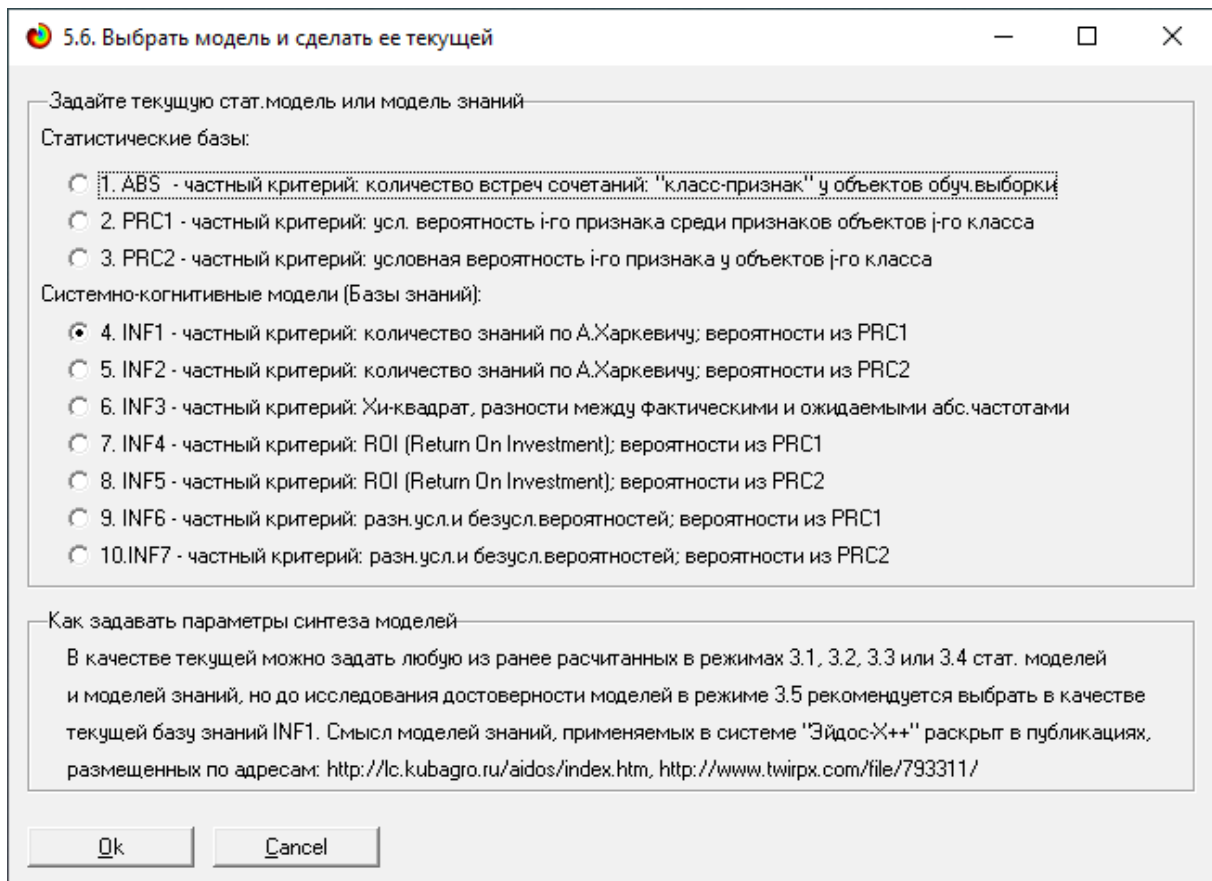


Рисунок 15. Задание СК-модели INF1 в качестве текущей

### 3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

При решении задачи идентификации каждый объект распознаваемой выборки сравнивается по всем своим признакам с каждым из обобщенных

образов классов. Смысл решения задачи идентификации заключается в том, что при определении принадлежности конкретного объекта к обобщенному образу классу об этом конкретном объекте *по аналогии становится известно все, что известно об объектах этого класса, по крайней мере, самое существенное о них, т.е. чем они отличаются от объектов других классов.*

Задачи идентификации и прогнозирования взаимосвязаны и мало чем отличаются друг от друга. Главное различие между ними в том, что при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему (рисунок 3).

Задача решается в модели, заданной в качестве текущей, т.к. является весьма трудоемкой в вычислительном отношении. Правда с разработкой и реализацией в системе «Эйдос» высокоэффективных алгоритмов распознавания и использованием графического процессора (GPU) для расчетов эта проблема практически снялась.

Сравнение осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны<sup>9</sup> в неортономмированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

### 3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

Интегральный критерий «Сумма знаний» представляет собой суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний, представленных в help режима 5.5:

$$I_j = (\vec{l}_{ij}, \vec{L}_i).$$

В выражении круглыми скобками обозначено скалярное произведение. В координатной форме это выражение имеет вид:

$$I_j = \sum_{i=1}^M l_{ij} L_i,$$

где:  $M$  – количество градаций описательных шкал (признаков);

$\vec{l}_{ij} = \{l_{ij}\}$  – вектор состояния  $j$ -го класса;

<sup>9</sup> В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

$\vec{L}_i = \{L_i\}$  – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, & \text{если } i\text{-й фактор действует;} \\ n, & \text{где: } n > 0, \text{ если } i\text{-й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i\text{-й фактор не действует.} \end{cases}$$

системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n, если он присутствует у объекта с интенсивностью n, т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» - один раз).

### 3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» представляет собой *нормированное* суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний, представленных в help режима 3.3 и имеет вид:

$$I_j = \frac{1}{\sigma_j \sigma_i M} \sum_{i=1}^M (l_{ij} - \bar{l}_j)(L_i - \bar{L}),$$

где:

$M$  – количество градаций описательных шкал (признаков);  $\bar{l}_j$  – средняя информативность по вектору класса;  $\bar{L}$  – среднее по вектору объекта;

$\sigma_j$  – среднее квадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;  $\sigma_i$  – среднее квадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

$\vec{l}_{ij} = \{l_{ij}\}$  – вектор состояния j-го класса;  $\vec{L}_i = \{L_i\}$  – вектор состояния распознаваемого объекта (состояния или явления), включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, & \text{если } i\text{-й фактор действует;} \\ n, & \text{где: } n > 0, \text{ если } i\text{-й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i\text{-й фактор не действует.} \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n, если он присутствует у объекта с интенсивностью n, т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» - один раз).

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями:

$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j}{\sigma_j}, L_i \rightarrow \frac{L_i - L}{\sigma_i}$ . Поэтому по своей сути он также является скалярным

произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности линейной интерполяции:

$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}, L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$ , Это позволяет предложить неограниченное

количество других видов интегральных критериев. Но результаты их применения едва ли они будут существенно отличаться от уже существующих, поэтому они не реализованы в системе «Эйдос».

### 3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев

Данные интегральные критерии обладают очень интересными *математическими свойствами*, которые обеспечивают ему важные достоинства:

*Во-первых*, интегральный критерий имеет **нemetрическую** природу, т.е. он является мерой сходства векторов класса и объекта, но не расстоянием между ними, а косинусом угла между ними, т.е. это межвекторное или информационное расстояние. Поэтому его применение является корректным в **неортономрированных** пространствах, которые, как правило, и встречаются на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

*Во-вторых*, данный интегральный критерий является **фильтром**, подавляющим белый шум, который всегда присутствует в эмпирических исходных данных и в моделях, созданных на их основе. Это свойство подавлять белый шум проявляется у данного критерия тем ярче, чем больше в модели градаций описательных шкал.

*В-третьих*, интегральный критерий сходства представляет собой количественную меру сходства/различия конкретного объекта с обобщенным образом класса и имеет тот же смысл, что и **функция принадлежности** элемента множеству в нечеткой логике Лотфи Заде. **Однако** в нечеткой логике эта функция задается исследователем априорно путем выбора из нескольких возможных вариантов, а в АСК-анализе и его программном инструментарии – интеллектуальной системе «Эйдос» она рассчитывается в соответствии с хорошо обоснованной математической моделью непосредственно на основе эмпирических данных.

*В-четвертых*, кроме того значение интегрального критерия сходства представляет собой адекватную самооценку **степени уверенности**

системы в положительном или отрицательном решении о принадлежности/непринадлежности объекта к классу или **риска ошибки** при таком решении.

*В-пятых*, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов  $I_j$  разложения функции объекта  $L_i$  в ряд по функциям классов  $I_{ij}$ , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в монографии [11, 12].

На рисунках 17 приведены экранные формы режима идентификации и прогнозирования 4.1.2 системы «Эйдос»:

#### **3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос»**

В АСК-анализе разработаны а в системе «Эйдос» реализованы развитые методы прогнозирования, основанные на сценарном методе АСК-анализа или сценарном АСК-анализе. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более, что они подробно описаны и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [13, 14] и в ряде других<sup>10</sup>.

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 16):

---

<sup>10</sup> См., например: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_Scenario\\_ASC-analysis.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm)

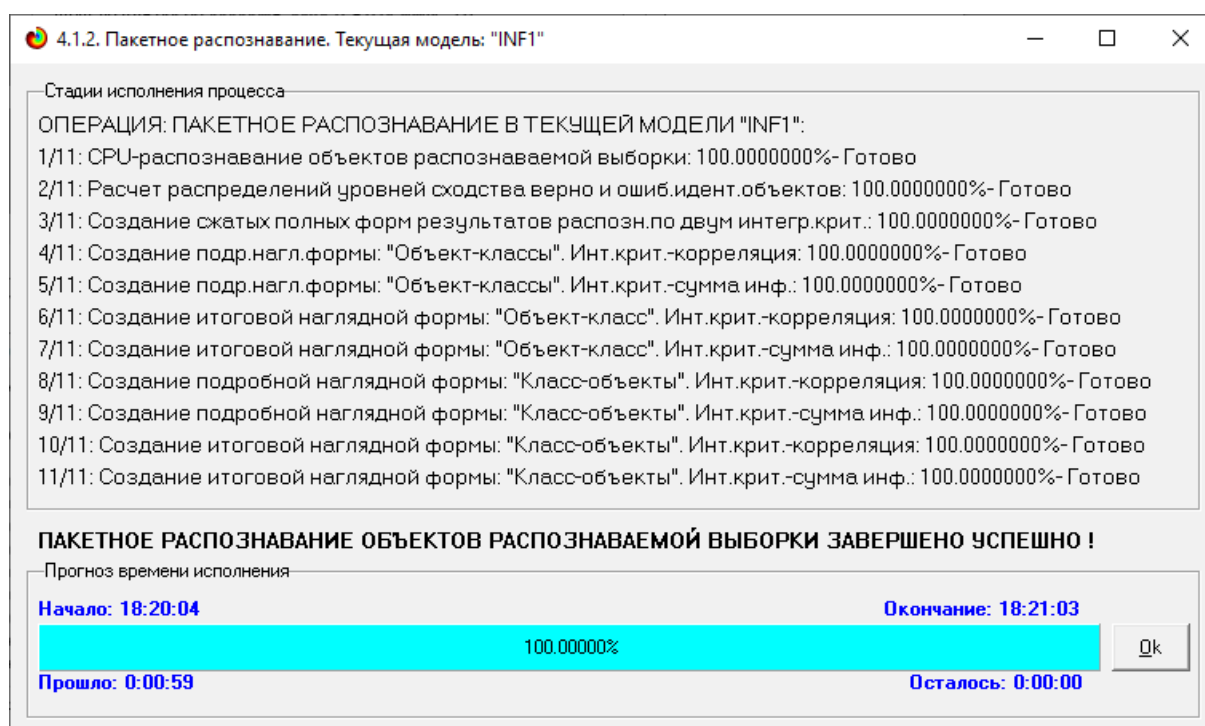
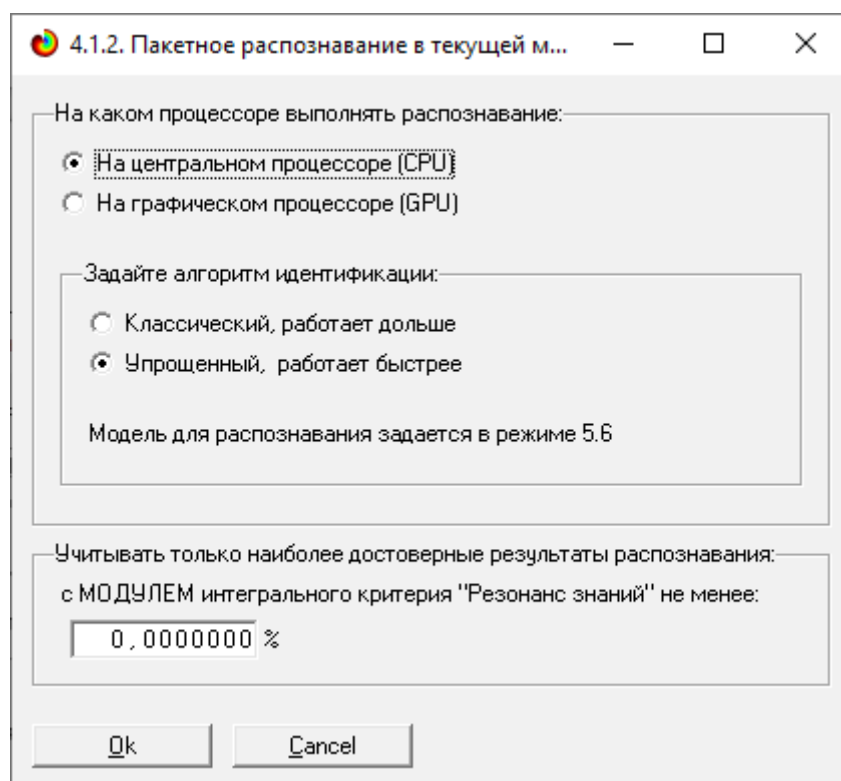
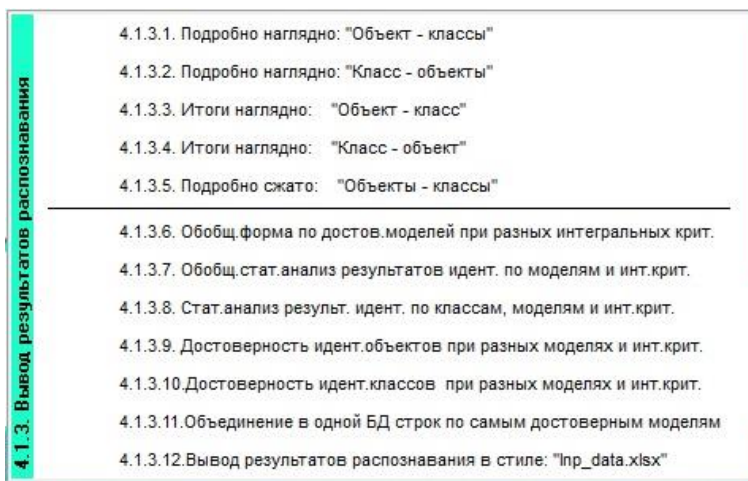


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 12 (рисунок 17):





**Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования**

Из этих выходных форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 18):

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF1"

Код	Наим. объекта
1	1990 Republic of Adygea
2	1990 Akha Krai
3	1990 Amur Oblast
4	1990 Ashgabat Oblast
5	1990 Astakhan Oblast
6	1990 Republic of Bashkortostan
7	1990 Belgorod Oblast
8	1990 Bryansk Oblast
9	1990 Republic of Buryatia
10	1990 Vladimir Oblast
11	1990 Volgograd Oblast
12	1990 Vologda Oblast
13	1990 Voronezh Oblast
14	1990 Republic of Dagestan
15	1990 Jewish Autonomous Oblast
16	1990 Zabaykalsky Krai
17	1990 Ivanovo Oblast
18	1990 Republic of Ingushetia
19	1990 Irkutsk Oblast
20	1990 Kabardino-Balkar Republic
21	1990 Kaliningrad Oblast
22	1990 Republic of Kalmykia
23	1990 Kaluga Oblast

Код	Наименование класса	Сходство	Ф	Сходство
GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-173.9, 97.5)	3.403	✓		
1 GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-137.5, 63.7)	1.135			
2 GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-163.7, 73.9)	-1.162			

Код	Наименование класса	Сходство	Ф	Сходство
GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-173.9, 97.5)	24.45	✓		
1 GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-137.5, 63.7)	4.352			
2 GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-163.7, 73.9)	-8.961			

4.1.3.2. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Класс-объекты". Текущая модель: "INF1"

Код	Наим. класса
1	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-13.
2	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-16.
3	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-17.

Код	Наименование объекта	Сходство	Ф	Сходство
70	1990 Khanty-Mansi Autonomous Okrug ...	64.18	✓	
84	1990 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	64.18	✓	
163	1991 Khanty-Mansi Autonomous Okrug ...	64.18	✓	
168	1991 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	64.18	✓	
249	1992 Khanty-Mansi Autonomous Okrug ...	64.18	✓	
254	1992 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	64.18	✓	
424	1994 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	64.18	✓	
509	1995 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	64.18	✓	
594	1996 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	64.18	✓	
679	1997 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	64.18	✓	

Код	Наименование объекта	Сходство	Ф	Сходство
70	1990 Khanty-Mansi Autonomous Okrug ...	76.25	✓	
84	1990 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	76.25	✓	
163	1991 Khanty-Mansi Autonomous Okrug ...	76.25	✓	
168	1991 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	76.25	✓	
249	1992 Khanty-Mansi Autonomous Okrug ...	76.25	✓	
254	1992 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	76.25	✓	
424	1994 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	76.25	✓	
509	1995 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	76.25	✓	
594	1996 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	76.25	✓	
679	1997 Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	76.25	✓	

**Рисунок 18. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»**

Эти выходные формы, учитывая сказанное выше об интегральных критериях системы «Эйдос», как говорят «интуитивно понятны» и не требуют особых комментариев.

### **3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений**

#### **3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ**

Задачи прогнозирования и принятия решений относятся друг к другу как прямая и *обратная* задачи:

– при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием;

– при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние.

Таким образом, задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования. Но это так только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос») [15] (рисунки 19).

Выходные формы, приведенные на рисунках 21, интуитивно понятны и не требуют особых комментариев. Отметим лишь, что на SWOT-диаграммах наглядно показаны знак и сила влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне. Знак показан цветом, а сила влияния – толщиной линии.

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами АСК-анализа в системе "Эйдос"

### Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-{37.500000, 63.710000}	0,0853149	3890	32,6890756
2	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-{63.710000, 73.860000}	0,0763314	3875	32,5630252
3	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-{73.860000, 97.530000}	0,0858442	3855	32,6470588

### SWOT-анализ класса: 1 "GENERAL\_DEMOGRAPHIC\_WEIGHT-1/3-{37.500000, 63.710000}" в модели: 6 "IN..."

#### Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
97	URBANIZATION-3/3-{75.200000, 100.000000}	126.559
91	BIRTH_RATE-3/3-{12.200000, 29.900000}	60.242
88	NATURAL_POPULATION_GROWTH-3/3-{-0.700000, 2...	46.886
90	BIRTH_RATE-2/3-{-9.900000, 12.200000}	45.216
87	NATURAL_POPULATION_GROWTH-2/3-{-5.200000, ...	44.216
92	DEATH_RATE-1/3-{-3.200000, 13.000000}	43.512
10	REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	18.627
22	REGION-22/85-Khanty-Mansi Autonomous Okrug - Yugra	18.627
83	REGION-83/85-Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	18.627
18	REGION-18/85-Kamchatka Krai	17.627
32	REGION-32/85-Magadan Oblast	17.627
36	REGION-36/85-Murmansk Oblast	16.627
24	REGION-24/85-Komi Republic	15.627
64	REGION-64/85-Sakhalin Oblast	14.627

#### Препятствующие факторы и сила их влияния

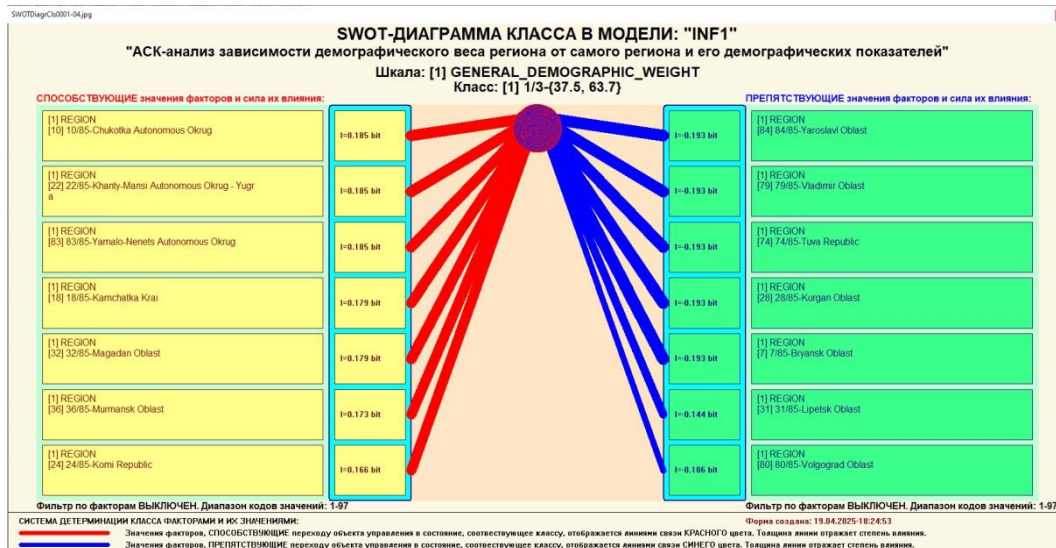
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
89	BIRTH_RATE-1/3-{-6.200000, 9.900000}	-102.445
86	NATURAL_POPULATION_GROWTH-1/3-{-15.900000, ...	-93.110
95	URBANIZATION-1/3-{-23.630000, 65.060000}	-87.780
96	URBANIZATION-2/3-{-65.060000, 75.200000}	-40.788
94	DEATH_RATE-3/3-{-15.300000, 24.900000}	-35.762
82	REGION-82/85-Voronezh Oblast	-9.373
75	REGION-75/85-Tver Oblast	-9.373
73	REGION-73/85-Tula Oblast	-9.373
71	REGION-71/85-Tambov Oblast	-9.373
61	REGION-61/85-Ryazan Oblast	-9.373
58	REGION-58/85-Republic of North Ossetia-Alania	-9.373
53	REGION-53/85-Republic of Ingushetia	-9.373
48	REGION-48/85-Republic of Adygea	-9.373
47	REGION-47/85-Republic of Chechnya	-9.373

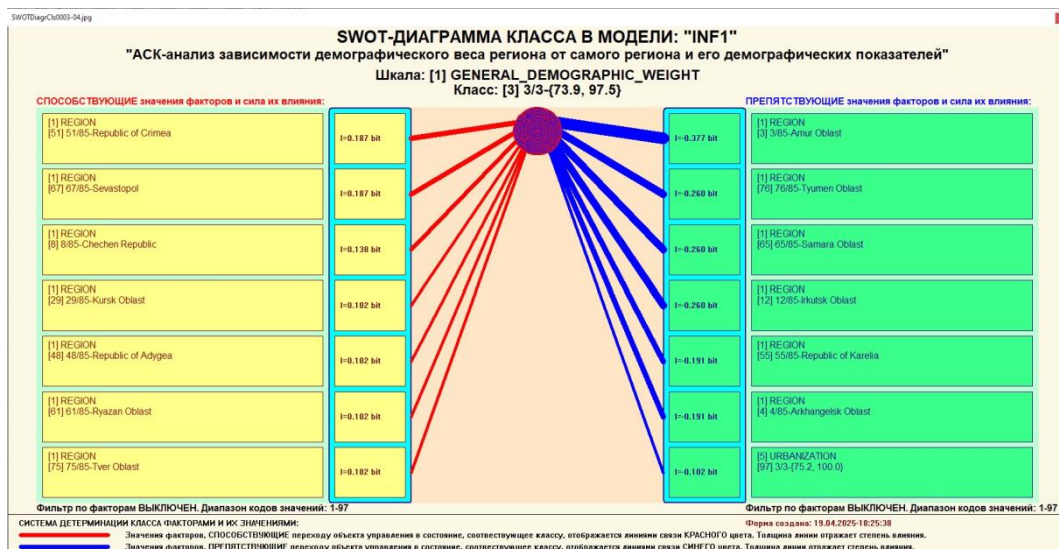
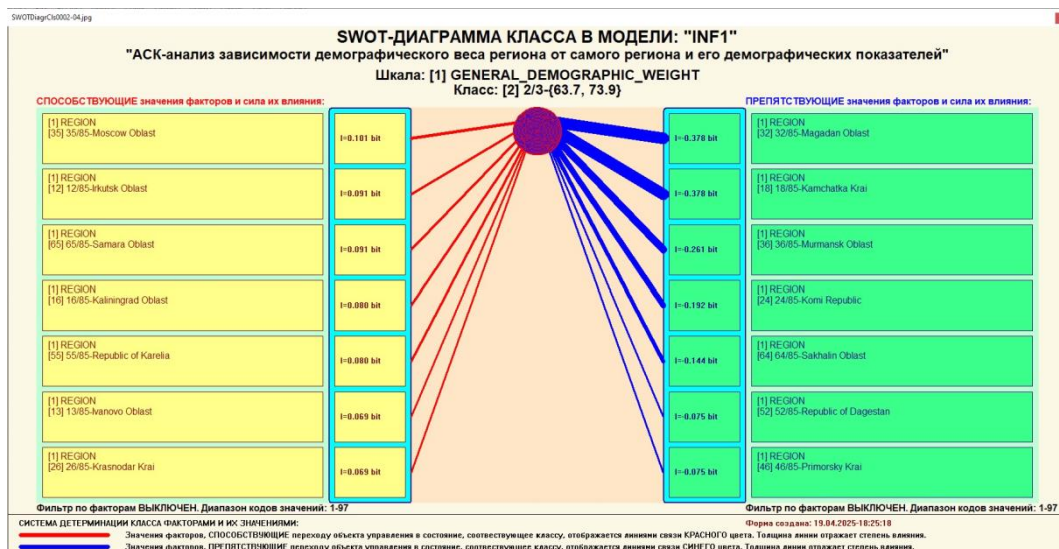
ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь    Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

SWOT-диаграмма





**Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)**

На первом рисунке 21 приведена экранная форма задания в диалоге параметров отображения SWOT-диаграммы. На этой экранной форме в верхнем окне пользователь курсором выбирает исследуемый класс, внизу слева задает модель для исследования, а справа внизу задает отображать ли SWOT-диаграмму. Кроме того пользователь может включить или выключить фильтры по факторам и посмотреть помощь по режиму. При включении фильтра по фактору, на котором стоит курсор, на экранной форме отображается влияние только значения этого фактора.

Слева на SWOT-диаграмме приведены значения факторов, способствующих переходу объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне (показаны красным цветом), а справа – препятствующих этому переходу (показаны синим цветом). Сила влияния каждого значения фактора на поведение объекта моделирования показана толщиной линии.

### **3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»**

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно (альтернативными) или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать и возможно надо искать им замену, примерно так же влияющую на объект моделирования.

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работах [13, 14, 16] и в ряде других работ.

**Приведем этот алгоритм и в данной работе (рисунок 20).**

**Шаг 1-й.** Руководство ставит цели управления, т.е. определяет будущие целевые состояния объекта управления. Обычно целевые состояния в натуральном выражении - это количество и качество продукции, а в стоимостном выражении - прибыль и рентабельность. Объект управления как система, эффективность объекта управления как **системное свойство**, повышение уровня системности объекта управления как цель управления (нелинейность). Модель отражает определенный уровень технологий, поэтому целевые состояния, недостижимые в одной модели, могут оказаться достижимыми в другой с большим числом факторов [16, 17, 18].

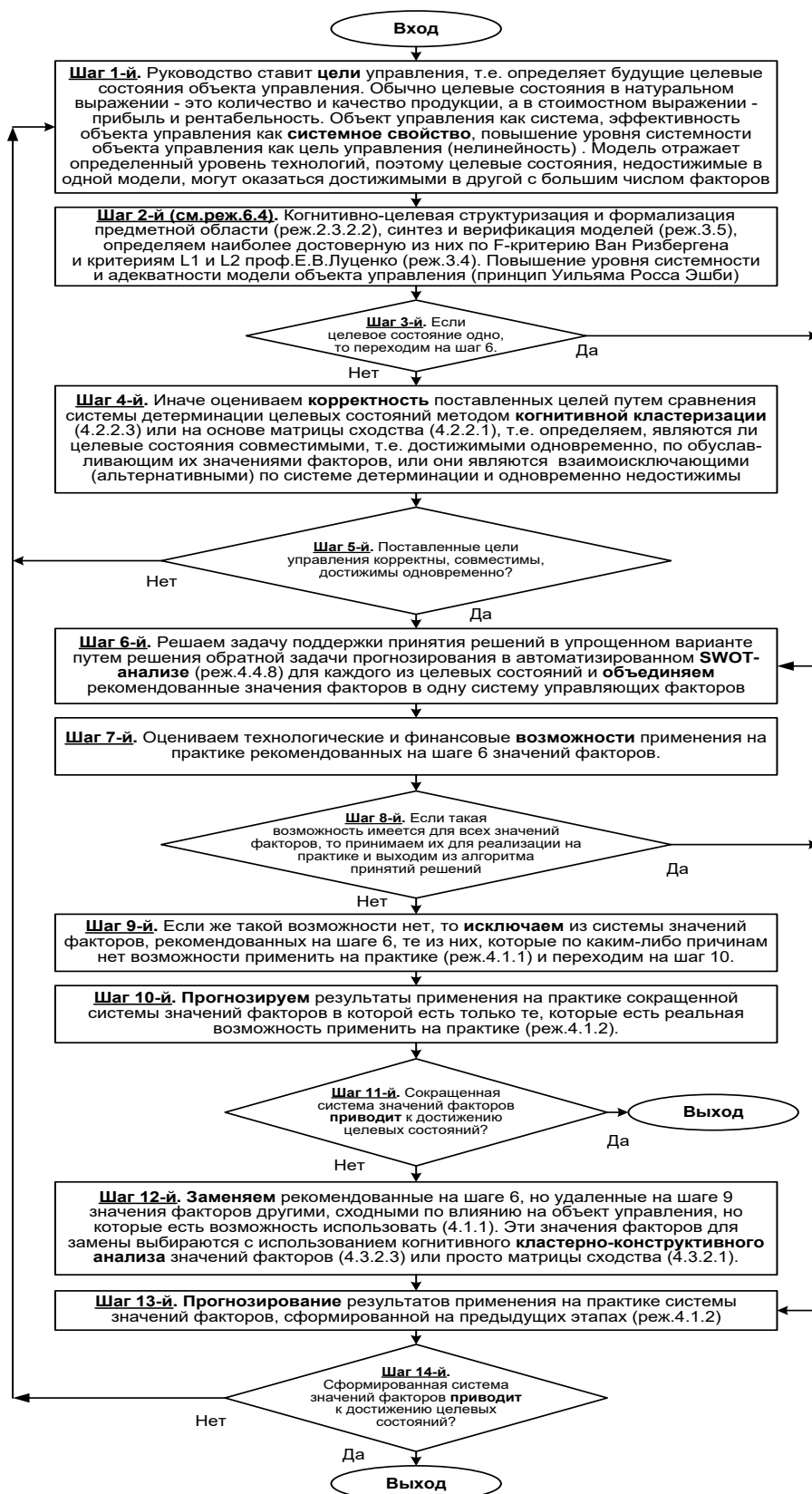


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

**Шаг 2-й (см.реж.6.4).** Когнитивно-целевая структуризация и формализация предметной области (реж.2.3.2.2), синтез и верификация моделей (реж.3.5), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергена и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко (реж.3.4) [5]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [17].

**Шаг 3-й.** Если целевое состояние одно, то переходим на шаг 6, а иначе на шаг 4.

**Шаг 4-й.** Иначе оцениваем **корректность** поставленных целей путем сравнения системы детерминации целевых состояний методом **когнитивной кластеризации** (4.2.2.3) или на основе матрицы сходства (4.2.2.1), т.е. определяем, являются ли целевые состояния совместимыми, т.е. достижимыми одновременно, по обуславливающим их значениями факторов, или они являются взаимоисключающими (альтернативными) по системе детерминации и одновременно недостижимы.

**Шаг 5-й.** Поставленные цели управления корректны, совместимы, достижимы одновременно? Если да – переход на шаг 6, иначе на шаг 1.

**Шаг 6-й.** Решаем задачу поддержки принятия решений в упрощенном варианте путем решения обратной задачи прогнозирования в автоматизированном **SWOT-анализе** (реж.4.4.8) для каждого из целевых состояний и **объединяем** рекомендованные значения факторов в одну систему управляющих факторов [15].

**Шаг 7-й.** Оцениваем технологические и финансовые **возможности** применения на практике рекомендованных на шаге 6 значений факторов.

**Шаг 8-й.** Если такая возможность имеется для всех значений факторов, то принимаем их для реализации на практике и переходим на шаг 13 для проверки эффективности принятых решений, а иначе переходим на шаг 9.

**Шаг 9-й.** Если же такой возможности нет, то **исключаем** из системы значений факторов, рекомендованных на шаге 6, те из них, которые по каким-либо причинам нет возможности применить на практике (реж.4.1.1) и переходим на шаг 10.

**Шаг 10-й.** **Прогнозируем** результаты применения на практике сокращенной системы значений факторов в которой есть только те, которые есть реальная возможность применить на практике (реж.4.1.2).

**Шаг 11-й.** Сокращенная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да, то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 12.

**Шаг 12-й.** **Заменяем** рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но которые есть возможность использовать (4.1.1). Эти значения факторов для замены выбираются с использованием

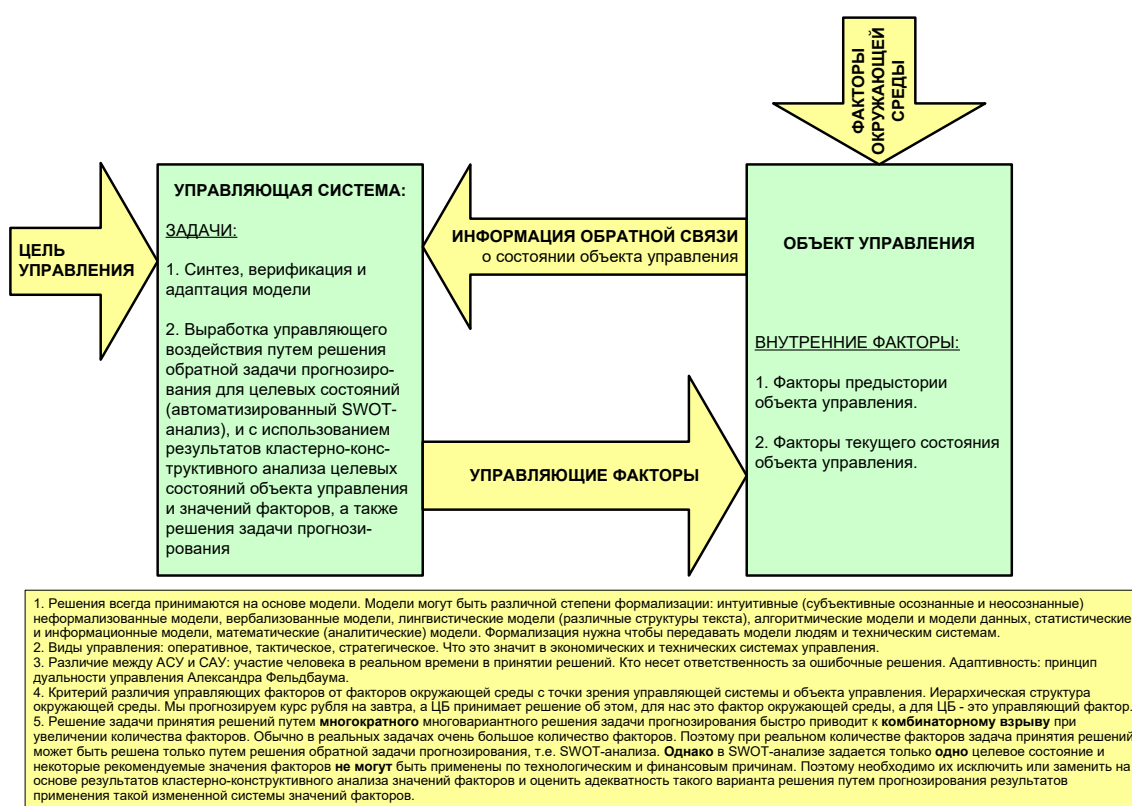


когнитивного кластерно-конструктивного анализа значений факторов (4.3.2.3) или просто матрицы сходства (4.3.2.1) [19].

**Шаг 13-й. Прогнозирование** результатов применения на практике системы значений факторов, сформированной на предыдущих этапах (реж.4.1.2)

**Шаг 14-й.** Сформированная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да – то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 1.

Приведенный выше развитый алгоритм принятия решений может быть применен в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос». Принципиальная схема подобной системы приведена на рисунке 21:



**Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»**

Как мы видим в развитом алгоритме принятия решений широко используются результаты решения различных задач: и задачи прогнозирования, и некоторых задач исследования объекта моделирования путем исследования его модели. Необходимо особо отметить, что система «Эйдос» поддерживает решение всех задач, которые необходимо решать в развитом алгоритме принятия решений. Потому ниже кратко рассмотрим решение этих и некоторых других задач.



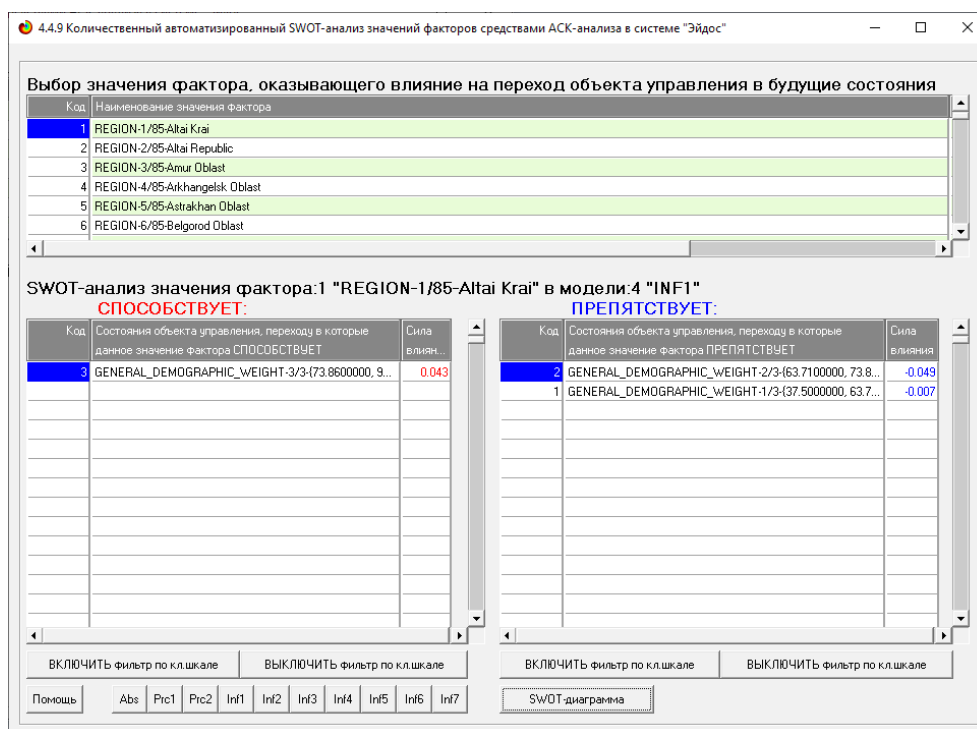
Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [21, 22].

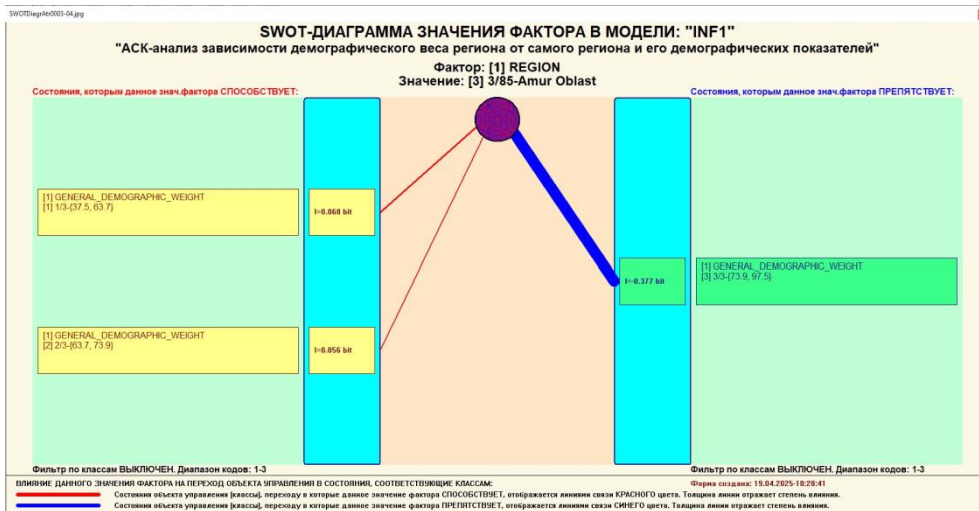
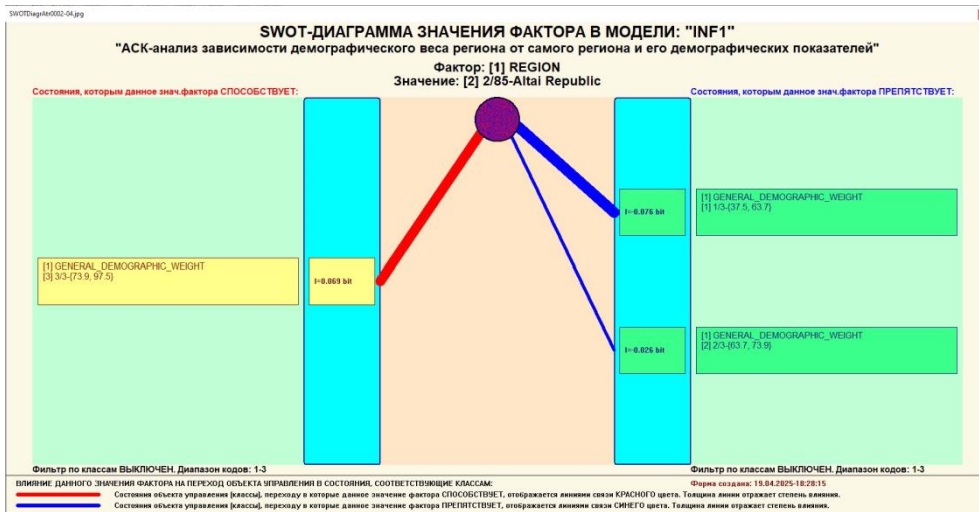
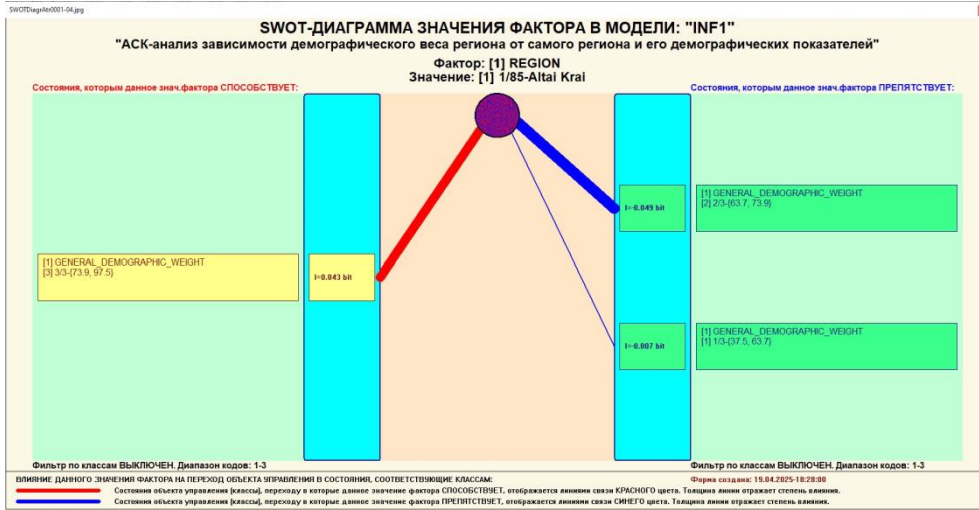
### 3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели

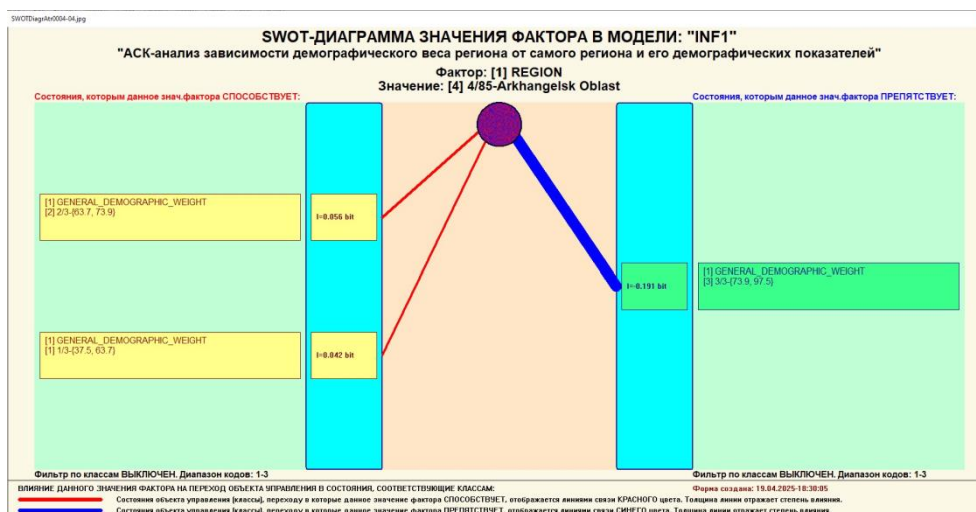
#### 3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)

Инвертированные SWOT-диаграммы (предложены автором в работе [15]), отражают силу и направление влияния конкретной градации описательной шкалы на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационных шкал (классы). Это и есть *смысл* (семантический потенциал) этой градации описательной шкалы. Инвертированные SWOT-диаграммы выводятся в режиме 4.4.9 системы «Эйдос».

Инвертированные SWOT-диаграммы для каждого значения фактора, которые представляют собой лингвистические переменные, приведены ниже на рисунке 22:







**Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам**

Приведенные на рисунке 22 инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам. Во многом это и есть решение проблемы, поставленной в работе.

### 3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 14) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 24);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 25);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 26).

Эта матрица сходства (таблица 14) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

На рисунке 23 представлены экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

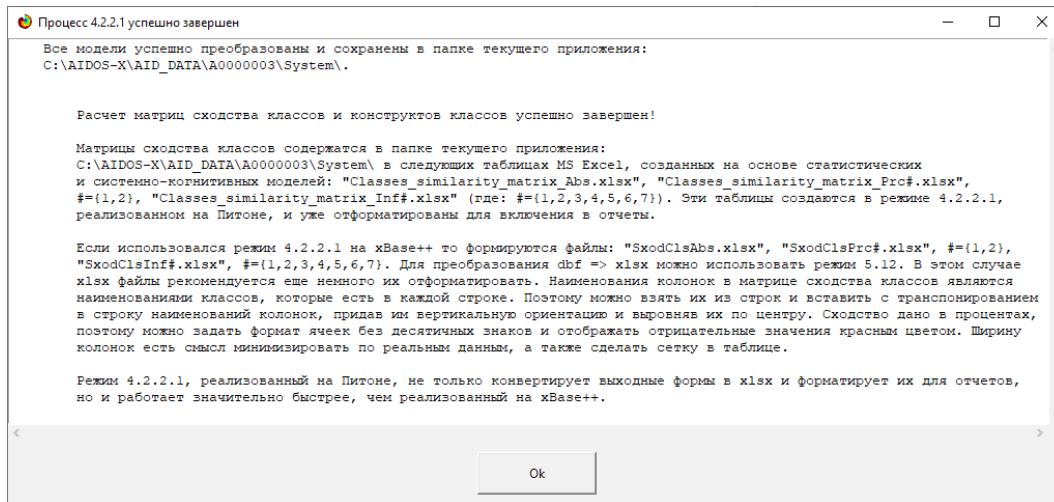
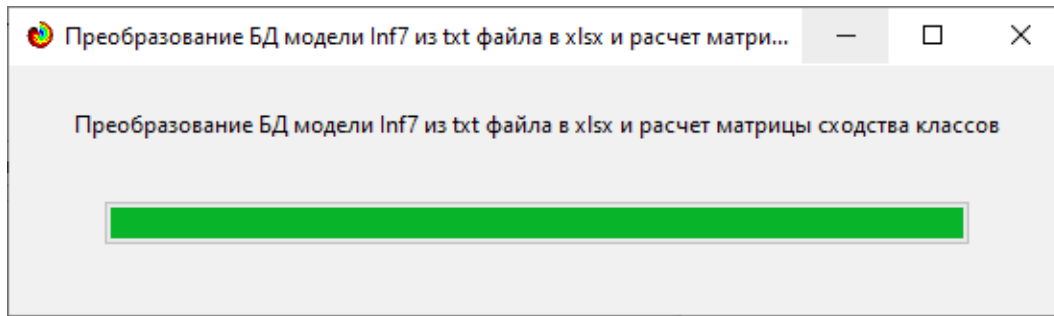


Рисунок 23. Экраны и формы реж

#### ма 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

### Таблица 13 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3 (полностью)

МАТРИЦА СХОДСТВА КЛАССОВ

(С) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'

Приложение: АСК-анализ зависимости демографического веса региона от самого региона и его демографических показателей

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

Дата и время SemNetCh2\000001.jpg

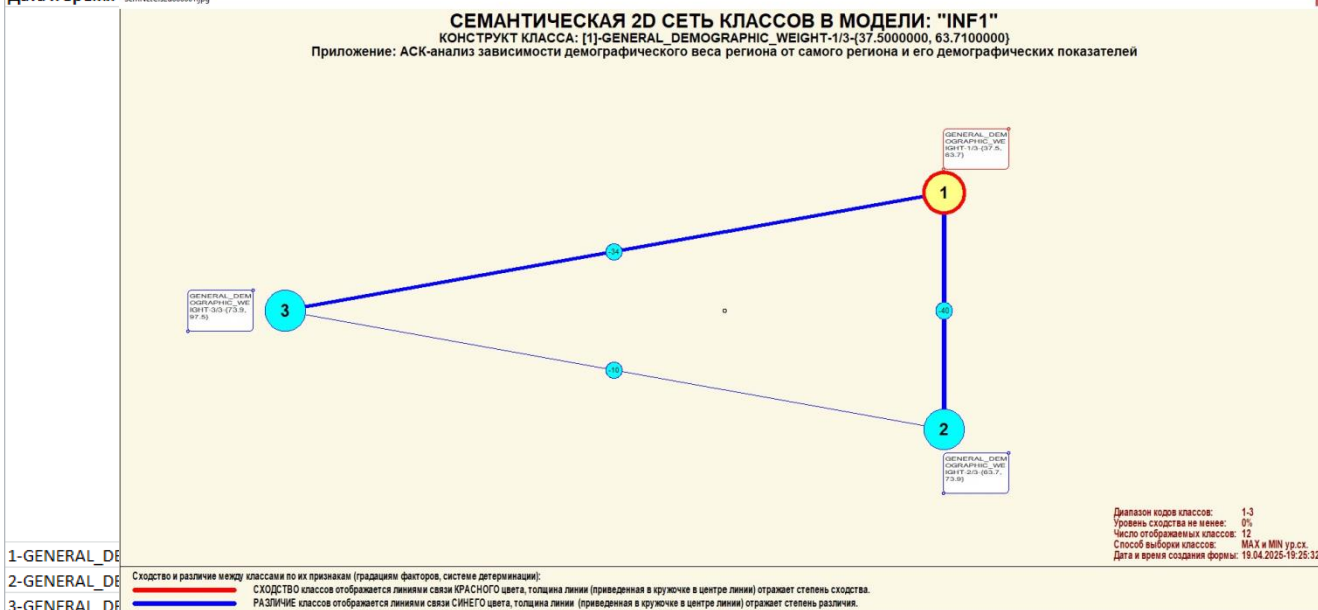
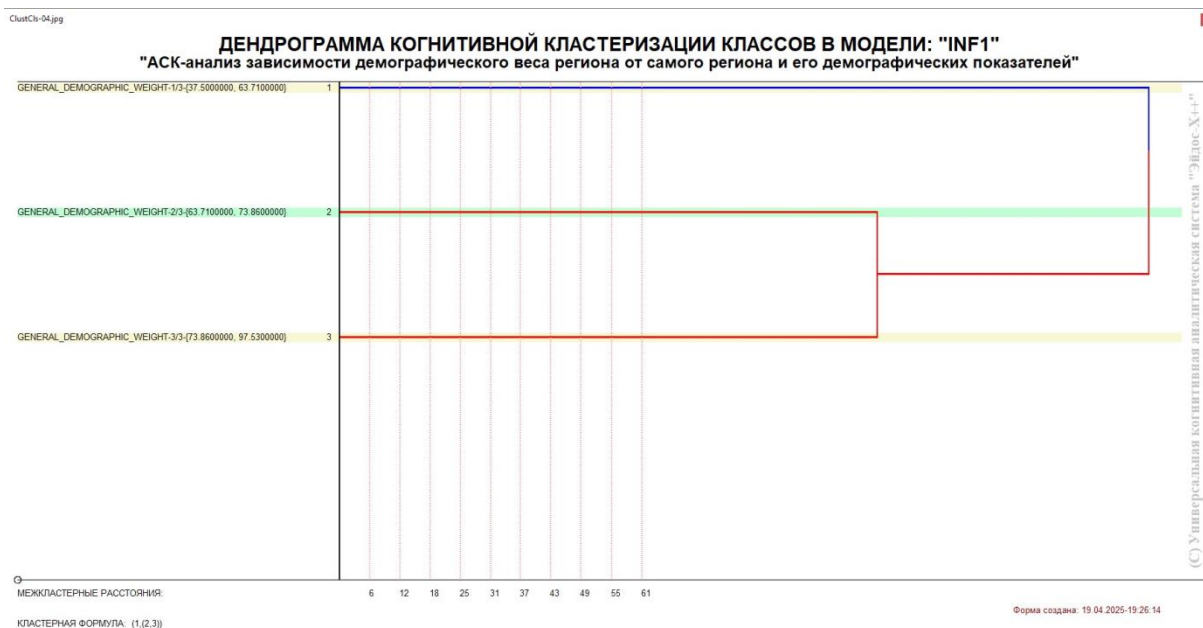
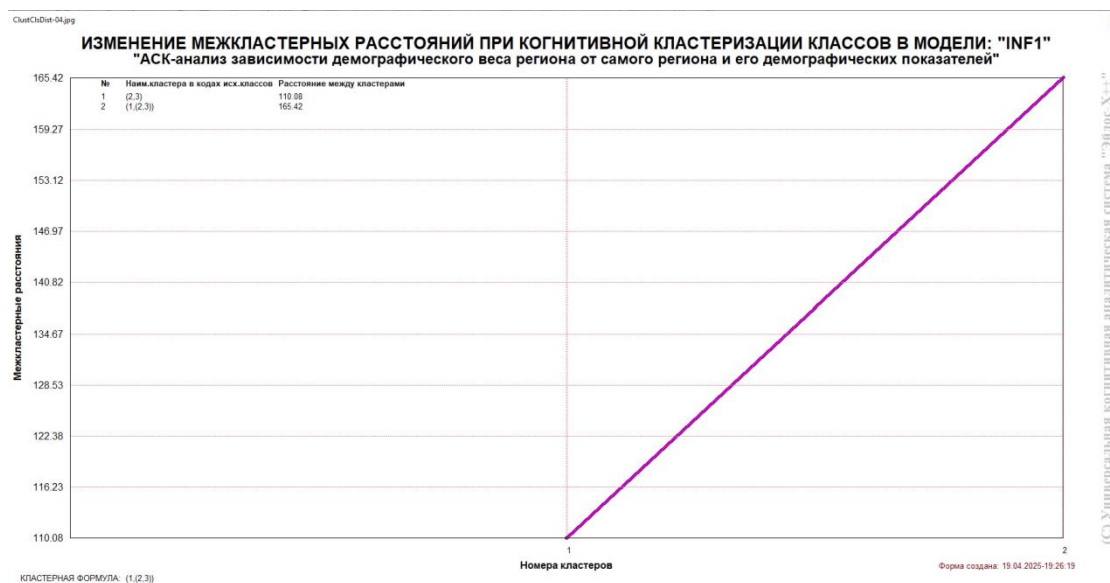


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)



**Рисунок 25. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)**



**Рисунок 26. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)**

### 3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 15) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

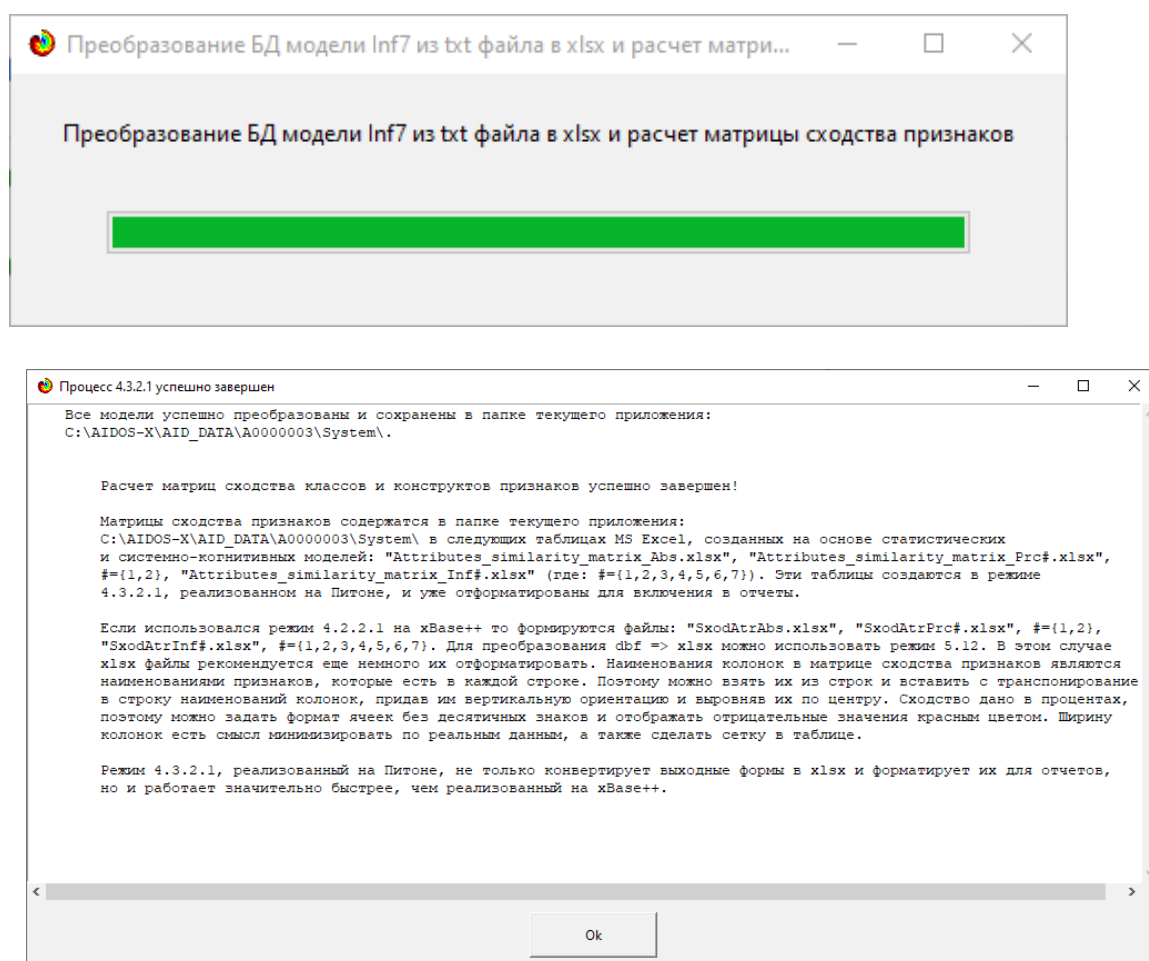
– круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) рисунок 27);

– агломеративные дендрограммы, полученные в результате **когнитивной (истинной) кластеризации признаков** (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.3.2.3) рисунок 28);

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 31).

Эта матрица сходства (таблица 15) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

На рисунке 27 представлены экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:



**Рисунок 27. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов**

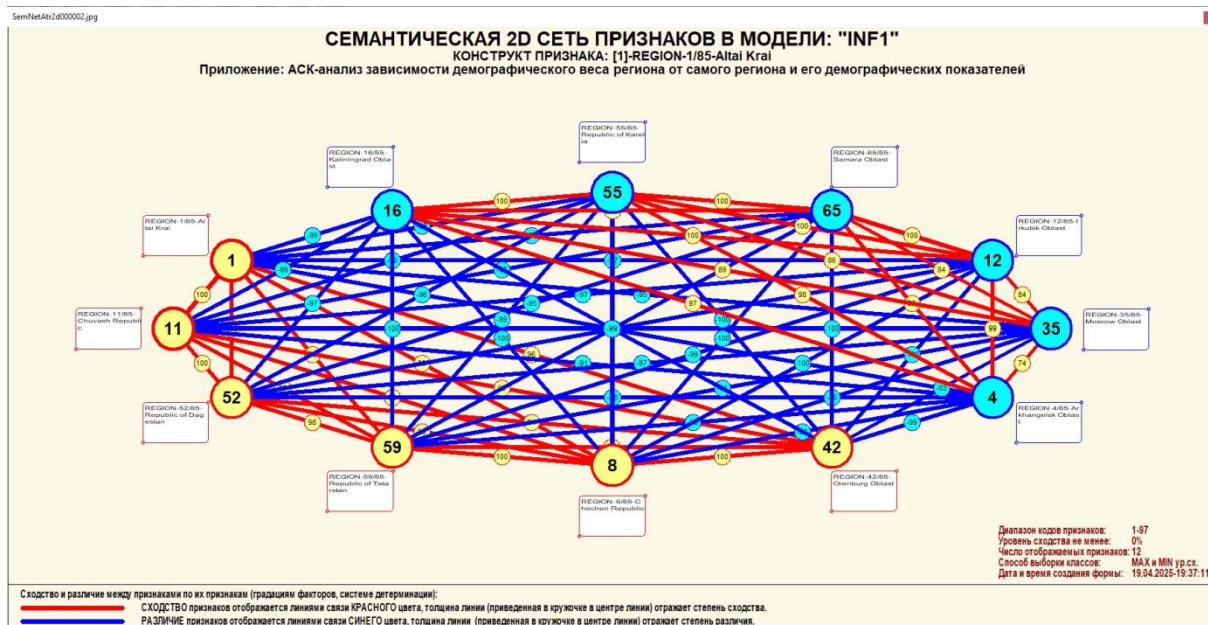
**Таблица 14 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF3 (частично)**



**МАТРИЦА СХОДСТВА ПРИЗНАКОВ**  
 (С\*) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ зависимости демографического веса региона от самого региона и его демографических показателей  
 Модель: INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1  
 Дата и время создания формы: 2025-04-19 19:29:38.561818

	1 - REGION-1/85-Altai Krai	2 - REGION-2/85-Altai Republic	3 - REGION-3/85-Amur Oblast	4 - REGION-4/85-Arkhangelsk Oblast	5 - REGION-5/85-Astrakhan Oblast	6 - REGION-6/85-Belgorod Oblast	7 - REGION-7/85-Bryansk Oblast	8 - REGION-8/85-Chechen Republic	9 - REGION-9/85-Chelyabinsk Oblast	10 - REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	11 - REGION-11/85-Chuvash Republic	12 - REGION-12/85-Irkutsk Oblast
1 - REGION-1/85-Altai Krai	100	68,74745	-88,0058	-91,3001	87,70475	31,85544	29,43348	97,6543	66,17765	-5,2202	100	-96,851
2 - REGION-2/85-Altai Republic	68,74745	100	-94,9869	-92,3927	95,1821	90,73744	89,63869	82,77173	99,93939	-76,1106	68,74745	-84,6634
3 - REGION-3/85-Amur Oblast	-88,0058	-94,9869	100	99,7219	-99,998	-73,0474	-71,2863	-96,1664	-93,841	52,01599	-88,0058	97,05749
4 - REGION-4/85-Arkhangelsk Oblast	-91,3001	-92,3927	99,7219	100	-99,673	-67,7546	-65,8615	-97,9427	-91,0049	45,50626	-91,3001	98,58217
5 - REGION-5/85-Astrakhan Oblast	87,70475	95,1821	-99,998	-99,673	100	73,47642	71,72686	95,99163	94,05686	-52,5532	87,70475	-96,9038
6 - REGION-6/85-Belgorod Oblast	31,85544	90,73744	-73,0474	-67,7546	73,47642	100	99,96763	51,51871	92,1457	-96,3241	31,85544	-54,4529
7 - REGION-7/85-Bryansk Oblast	29,43348	89,63869	-71,2863	-65,8615	71,72686	99,96763	100	49,32147	91,12751	-96,9764	29,43348	-52,3013
8 - REGION-8/85-Chechen Republic	97,6543	82,77173	-96,1664	-97,9427	95,99163	51,51871	49,32147	100	80,76806	-26,6006	97,6543	-99,9401
9 - REGION-9/85-Chelyabinsk Oblast	66,17765	99,93939	-93,841	-91,0049	94,05686	92,1457	91,12751	80,76806	100	-78,3225	66,17765	-82,7595
10 - REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	-5,2202	-76,1106	52,01599	45,50626	-52,5532	-96,3241	-96,9764	-26,6006	-78,3225	100	-5,2202	29,91948

*Источник:* C:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\SxodAtrInf3.xlsx



**Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF1 (режим 4.3.2.2)**

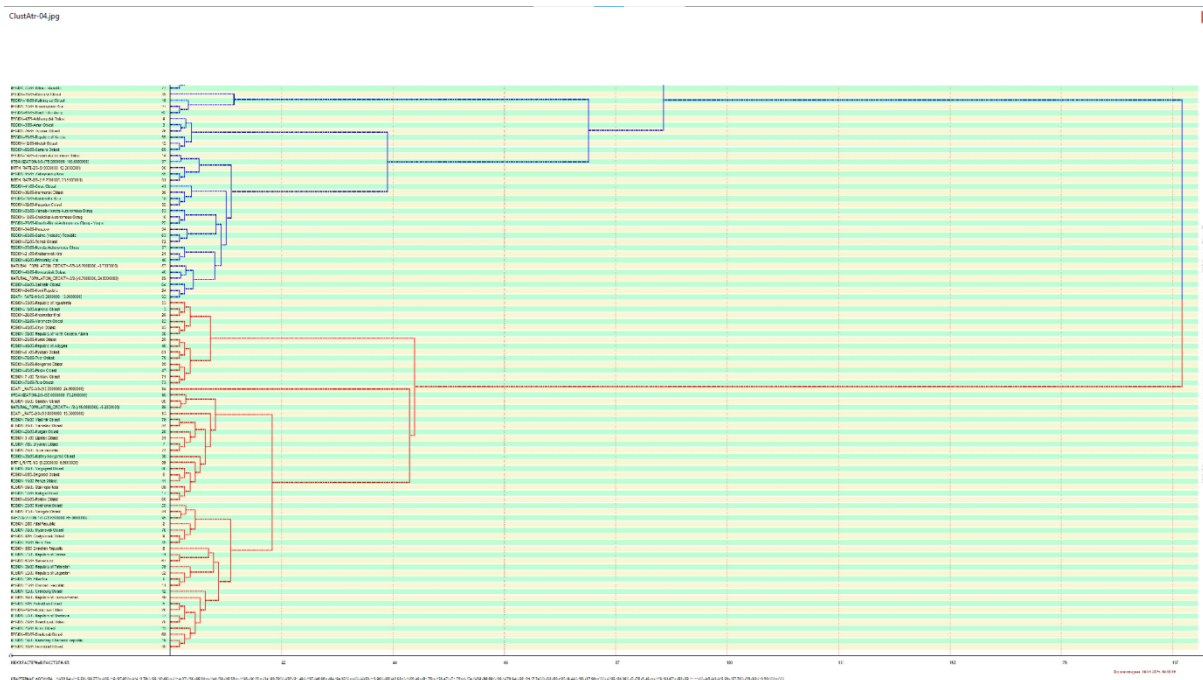


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

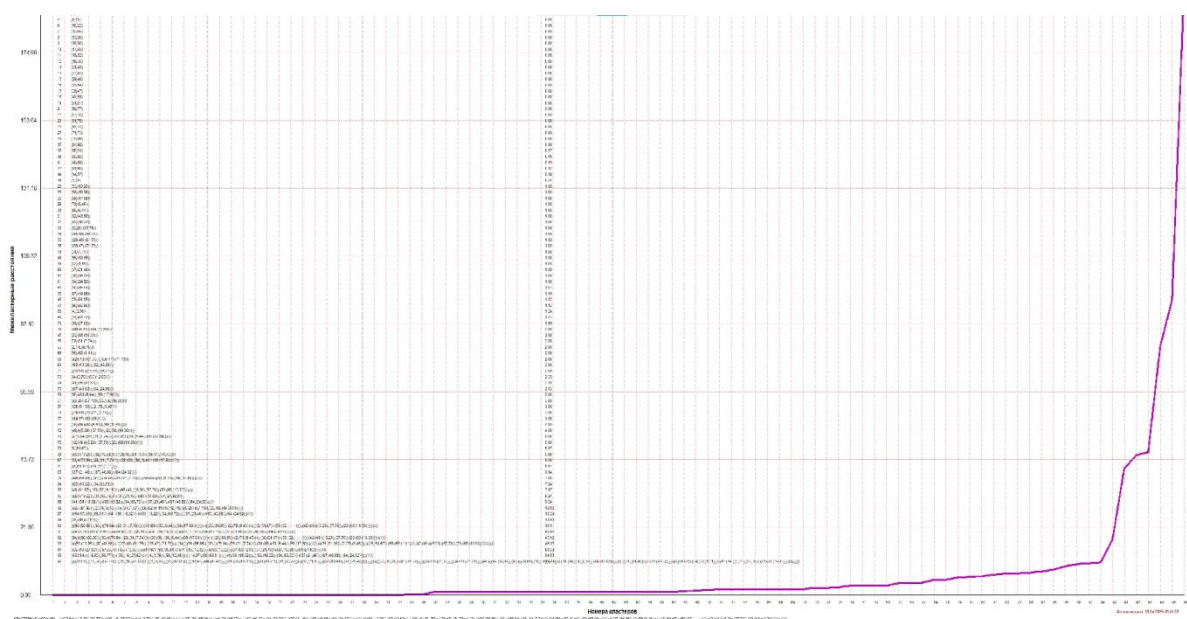


Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

### 3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

Модель знаний системы «Эйдос» относится к *нечетким декларативным* гибридным моделям и объединяет в себе некоторые положительные особенности нейросетевой и фреймовой моделей представления знаний.



Классы в этой модели соответствуют нейронам и фреймам, а признаки рецепторам и шпациям (описательные шкалы – слотам).

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

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [20]:

1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на **теории информации** (это напоминает байесовские сети);

2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную **содержательную интерпретацию**, основанную на теории информации;

3) нейросеть является **нелокальной**, как сейчас говорят «полносвязной».

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 31). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

4.4.10. Графическое отображение нелокального нейрона в системе "Эйдос"

### Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-{37.5000000, 63.7100000}
2	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-{63.7100000, 73.8600000}
3	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-{73.8600000, 97.5300000}

Подготовка визуализации нейрона: 1 "GENERAL\_DEMOGRAPHIC\_WEIGHT-1/3-{37.5000000, 63.7100000}" в...

#### АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
10	REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	0.185
22	REGION-22/85-Khanty-Mansi Autonomous Okrug - Yugra	0.185
83	REGION-83/85-Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	0.185
18	REGION-18/85-Kamchatka Krai	0.179
32	REGION-32/85-Magadan Oblast	0.179
36	REGION-36/85-Murmansk Oblast	0.173
24	REGION-24/85-Komi Republic	0.166
64	REGION-64/85-Sakhalin Oblast	0.159
21	REGION-21/85-Khabarovsk Krai	0.144
46	REGION-46/85-Primorsky Krai	0.144

#### ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
84	REGION-84/85-Yaroslavl Oblast	-0.193
79	REGION-79/85-Vladimir Oblast	-0.193
74	REGION-74/85-Tuva Republic	-0.193
28	REGION-28/85-Kurgan Oblast	-0.193
7	REGION-7/85-Bryansk Oblast	-0.193
31	REGION-31/85-Lipetsk Oblast	-0.144
80	REGION-80/85-Volgograd Oblast	-0.106
44	REGION-44/85-Penza Oblast	-0.106
38	REGION-38/85-Nizhny Novgorod Oblast	-0.106
25	REGION-25/85-Ivanovo Oblast	-0.106

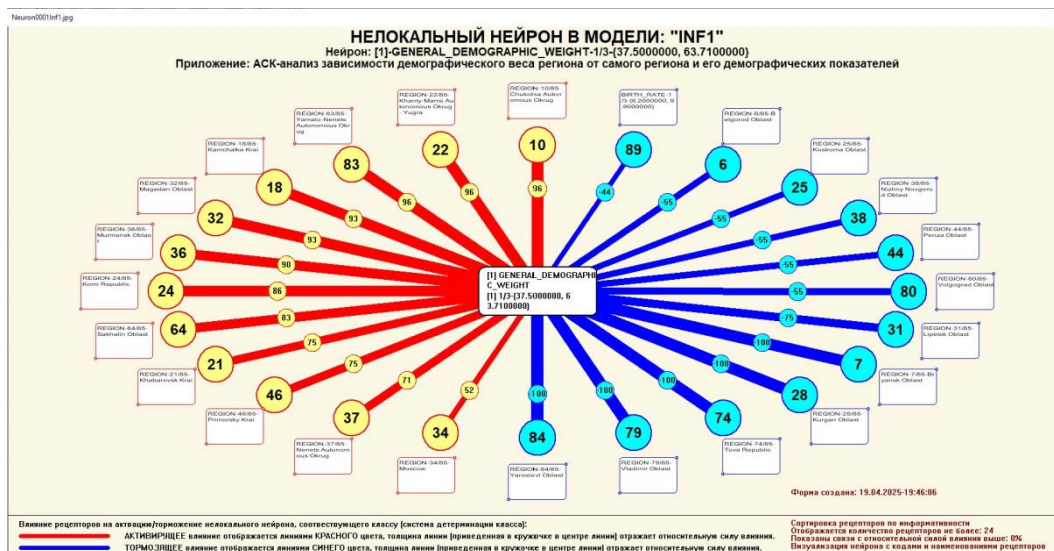
ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь    Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

**НЕЙРОН**    Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999    Минимальный вес. коэф. отображаемых рецепторов: 0,000

Сортировать рецепторы:  
 по информативности  
 по модулю информативности

Отображать рецепторы:  
 с наименованиями  
 только с кодами



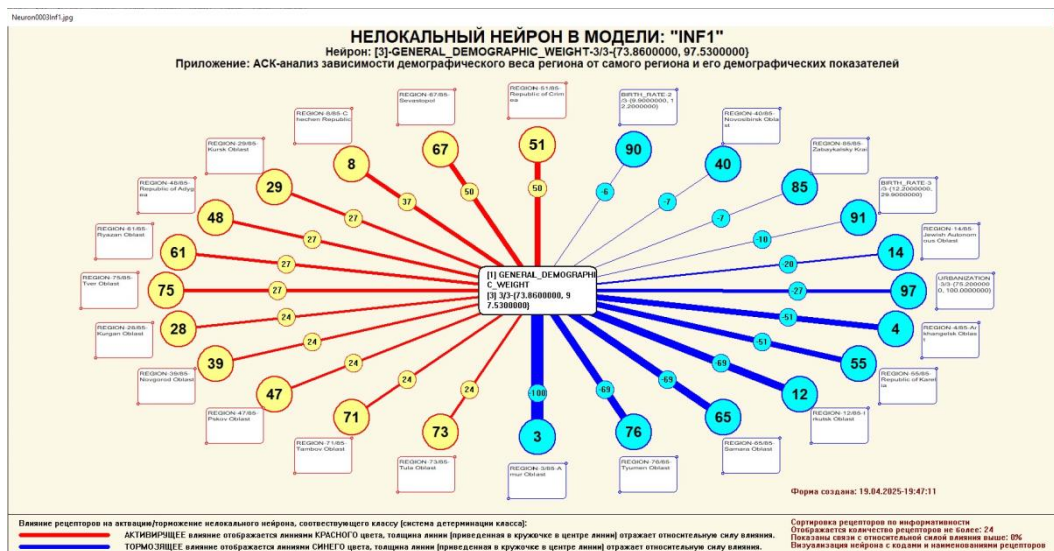
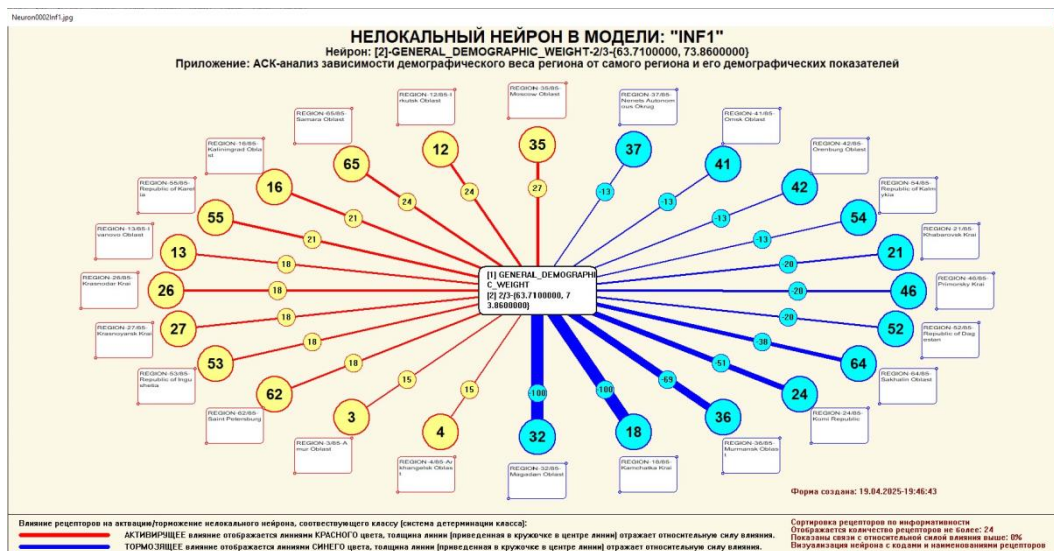


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

### 3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [20].

Есть также возможность визуализации любого одного слоя нелокальной нейронной сети (режим 4.4.11 системы «Эйдос»).

Такой слой в наглядной форме отражает силу и направление влияния рецепторов ряда нейрона на степень их активации/торможения в форме цвета и толщины дендритов.

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 32). В форме управления

визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

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

### Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1		GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-{37.5000000, 63.7100000}
2		GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-{63.7100000, 73.8600000}
3		GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-{73.8600000, 97.5300000}

Помощь    Максимальное количество отображаемых нейронов: 16    ClearSet    Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 3  
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000    Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 97

### Подготовка визуализации нейрона: 1 "GENERAL\_DEMOGRAPHIC\_WEIGHT-1/3-{37.5000000, 63.7100000}" в...

#### АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
10	REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	0.185
22	REGION-22/85-Khanty-Mansi Autonomous Okrug -Yugra	0.185
83	REGION-83/85-Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	0.185
18	REGION-18/85-Kamchatka Krai	0.179
32	REGION-32/85-Magadan Oblast	0.179
36	REGION-36/85-Murmansk Oblast	0.173
24	REGION-24/85-Komi Republic	0.166
64	REGION-64/85-Sakhalin Oblast	0.159
21	REGION-21/85-Khabarovsk Krai	0.144
46	REGION-46/85-Nenets Autonomous Okrug	0.144

#### ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
84	REGION-84/85-Yaroslavl Oblast	-0.193
79	REGION-79/85-Vladimir Oblast	-0.193
74	REGION-74/85-Tuva Republic	-0.193
28	REGION-28/85-Kurgan Oblast	-0.193
7	REGION-7/85-Bryansk Oblast	-0.193
31	REGION-31/85-Lipetsk Oblast	-0.144
80	REGION-80/85-Volgograd Oblast	-0.106
44	REGION-44/85-Penza Oblast	-0.106
38	REGION-38/85-Nizhny Novgorod Oblast	-0.106
26	REGION-26/85-Kaluga Oblast	-0.106

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

НейроСеть    Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16  
 Отображать связи с интенсивностью >= от макс.: 0, 000

Сортировать связи:  
 по модулю информативности  
 по информативности и знаку

Отображать наименования:  
 нейронов  
 рецепторов

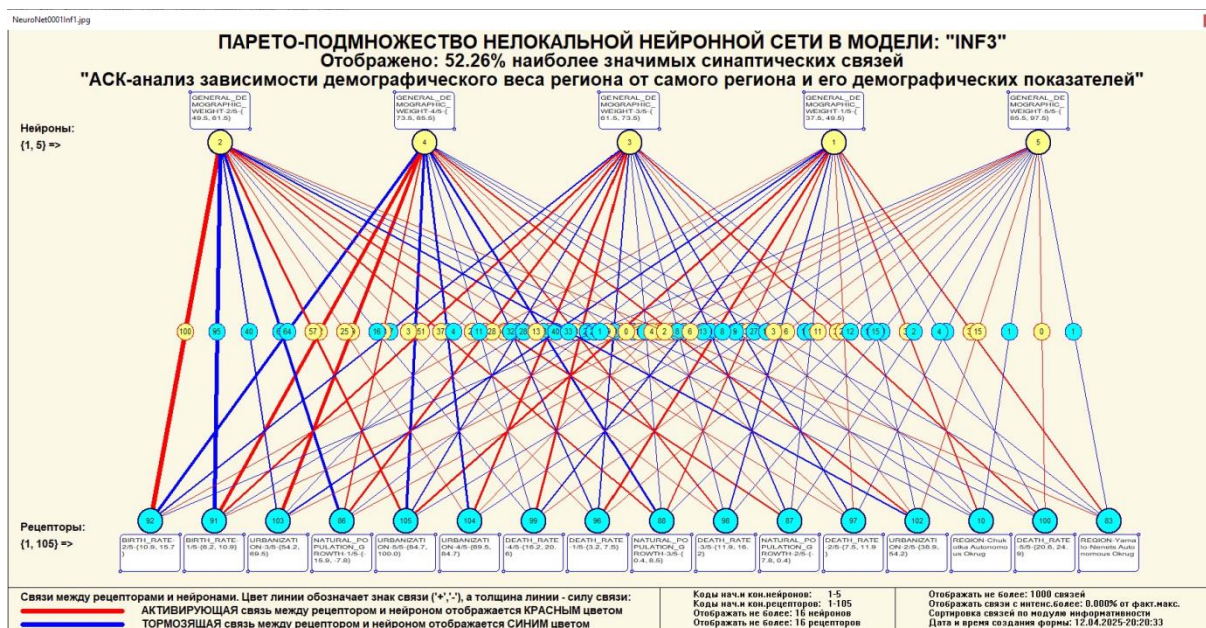


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF1

### 3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 24) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (рисунок 28) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 32) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 33):

4.4.12. Отображение Парето-подмножеств одного слоя интегральной когнитивной карты в системе "Эйдос"

**Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте**

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-{37.5000000, 63.7100000}
<input type="checkbox"/>	2	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-{63.7100000, 73.8600000}
<input type="checkbox"/>	3	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-{73.8600000, 97.5300000}

Помощь    Максимальное количество отображаемых нейронов:     ClearSet    Диапазон кодов отображаемых нейронов:  -   
 Максимальное количество отображаемых связей:     Диапазон кодов отображаемых рецепторов:  -

**Подготовка визуализации нейрона:1 "GENERAL\_DEMOGRAPHIC\_WEIGHT-1/3-{37.5000000, 63.7100000}" в...**

**АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния**      **ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
<input checked="" type="checkbox"/>	10 REGION-10/85-Chukotka Autonomous Okrug	0.185
<input type="checkbox"/>	22 REGION-22/85-Khanty-Mansi Autonomous Okrug - Yugra	0.185
<input type="checkbox"/>	83 REGION-83/85-Yamalo-Nenets Autonomous Okrug	0.185
<input type="checkbox"/>	18 REGION-18/85-Kamchatka Krai	0.179
<input type="checkbox"/>	32 REGION-32/85-Magadan Oblast	0.179
<input type="checkbox"/>	36 REGION-36/85-Murmansk Oblast	0.173
<input type="checkbox"/>	24 REGION-24/85-Komi Republic	0.166
<input type="checkbox"/>	64 REGION-64/85-Sakhalin Oblast	0.159
<input type="checkbox"/>	21 REGION-21/85-Khabarovsk Krai	0.144
<input type="checkbox"/>	46 REGION-46/85-Vladimir Oblast	0.144

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
<input checked="" type="checkbox"/>	84 REGION-84/85-Yaroslavl Oblast	-0.193
<input type="checkbox"/>	79 REGION-79/85-Vladimir Oblast	-0.193
<input type="checkbox"/>	74 REGION-74/85-Tuva Republic	-0.193
<input type="checkbox"/>	28 REGION-28/85-Kurgan Oblast	-0.193
<input type="checkbox"/>	7 REGION-7/85-Bryansk Oblast	-0.193
<input type="checkbox"/>	31 REGION-31/85-Lipetsk Oblast	-0.144
<input type="checkbox"/>	80 REGION-80/85-Volgograd Oblast	-0.106
<input type="checkbox"/>	44 REGION-44/85-Penza Oblast	-0.106
<input type="checkbox"/>	38 REGION-38/85-Nizhny Novgorod Oblast	-0.106
<input type="checkbox"/>	25 REGION-25/85-Kaliningrad Oblast	-0.106

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

**Когн. карта**    Abs    Prt1    Prc2    **Inf1**    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

Максимальное количество отображаемых рецепторов:   
 Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.:

Сортировать связи:  
 по модулю информативности  
 по информативности и знаку

Отображать наименования:  
 нейронов  
 рецепторов



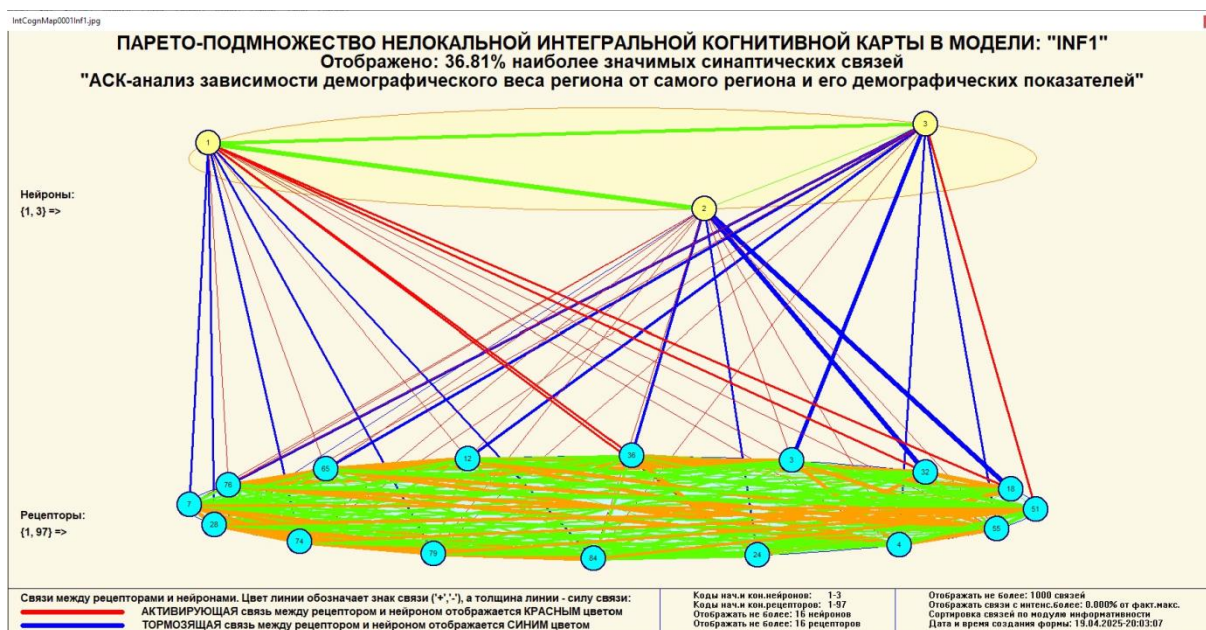


Рисунок 33. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

### 3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)

В 2d-когнитивных диаграммах сравнения классов по системе их детерминации видно, насколько сходны или насколько отличаются друг от друга классы по значениям обуславливающих их факторов.

Однако мы не видим из этой диаграммы, чем именно конкретно сходны и чем именно отличаются эти классы по значениям обуславливающих их факторов.

Это мы можем увидеть из когнитивной диаграммы содержательного сравнения классов, которая отображается в режиме 4.2.3 системы «Эйдос».

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть одним из первых писал Дьердь Пойа [23]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [2] на странице 521<sup>11</sup>. Позже об этом писалось в работе [3]<sup>12</sup> и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

#### Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

Допустим нам известно, что один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. Спрашивается, эти признаки вносят вклад в

<sup>11</sup> [https://www.elibrary.ru/download/elibrary\\_18632909\\_64818704.pdf](https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf), Таблица 7. 17, стр. 521

<sup>12</sup> <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, стр.44.

сходство или в различие этих двух людей? В АСК-анализе и системе «Эйдос» этот вопрос решается так. В модели на основе кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов (признаков) известно, насколько те или иные признаки сходны или отличаются по их влиянию на объект моделирования. Поэтому понятно, что человек с голубыми глазами вероятнее всего блондин, а брюнет, скорее всего, имеет темные глаза. Так что понятно, что эти признаки вносят вклад в различие этих двух людей.

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 34. Всего системой в данной модели генерируется 9 подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся.

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор классов для когнитивной диаграммы

**Задайте коды двух классов, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее**

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-(37.5000000, 63.7100000)
2	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-(63.7100000, 73.8600000)
3	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-(73.8600000, 97.5300000)

Выбор кода класса левого инф.портрета      Выбор кода класса правого инф.портрета

---

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

**Задайте коды двух описательных шкал, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее**

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ	1	97
1	REGION	1	85
2	NATURAL_POPULATION_GROWTH	86	88
3	BIRTH_RATE	89	91
4	DEATH_RATE	92	94
5	URBANIZATION	95	97

Выбор кода описательной шкалы левого инф.портрета      Выбор кода описательной шкалы правого инф.портрета

---

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

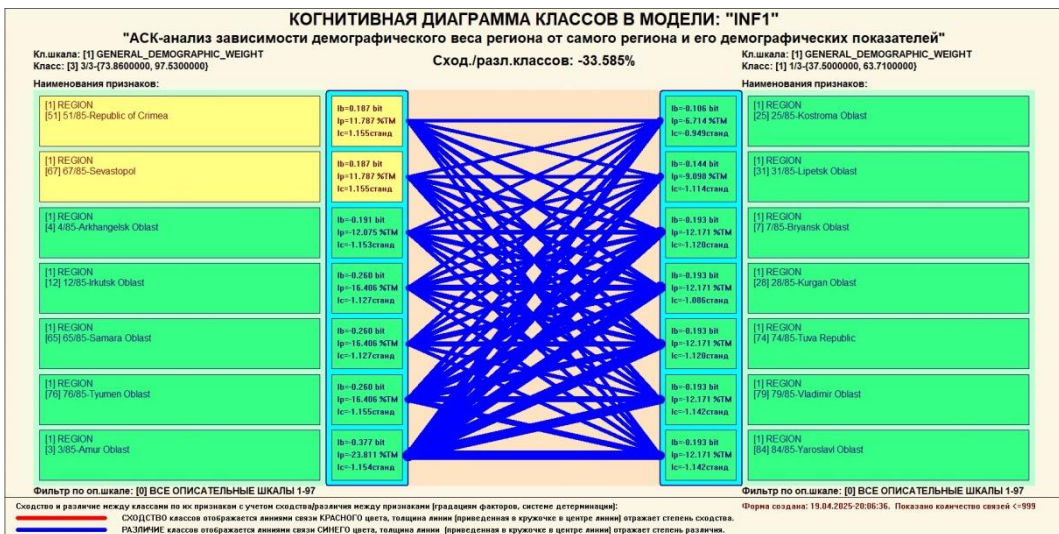
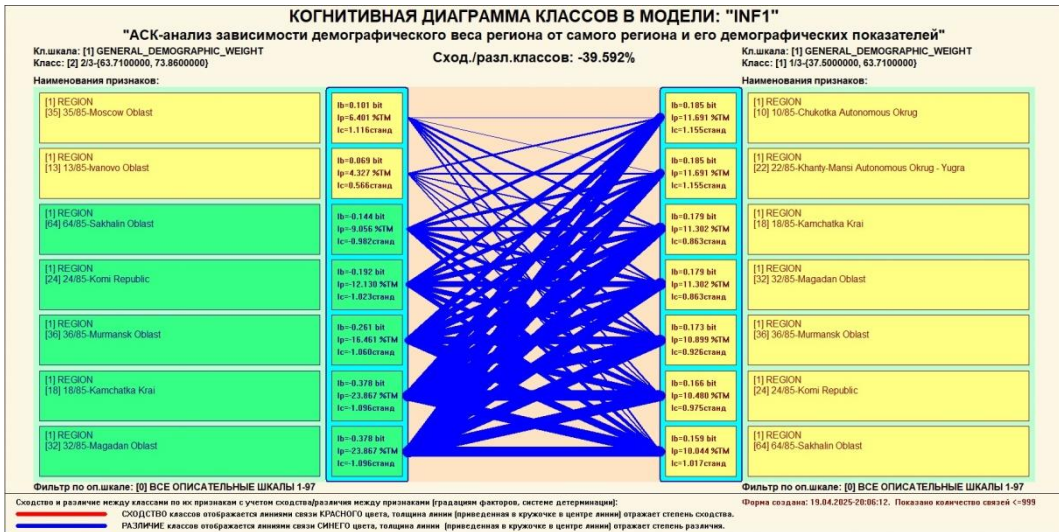
---

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

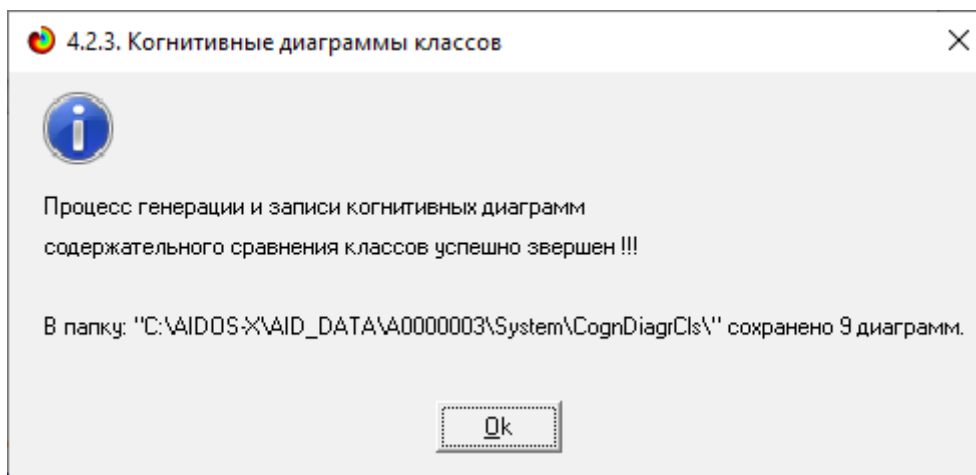
**Класс для левого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ**  
**Класс для правого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ**  
**Описат.шкала для левого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ**  
**Описат.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ**  
**Модели, заданные для расчета: Inf1**

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой  
 Записать все диаграммы без показа







**Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF1**

### **3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)**

Из 2d-когнитивных диаграммах сравнения значений факторов по их влиянию на объект моделирования, т.е. на его переходы в состояния, соответствующие классам вполне понятно, насколько сходны или отличаются любые два значения факторов по их смыслу.

Напомним, что смысл, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий [24].

Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно сходны или отличаются значения факторов по их смыслу.

Это видно из когнитивных диаграмм, которые можно получить в режиме 4.3.3 системы «Эйдос».

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, приведены ниже на рисунках 35.

4.3.3. Когнитивные диаграммы признаков. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор признаков для когнитивной диаграммы:

**Задать коды двух признаков, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее**

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	REGION-1/85-Altai Krai
2	REGION-2/85-Altai Republic
3	REGION-3/85-Amur Oblast
4	REGION-4/85-Arkhangelsk Oblast
5	REGION-5/85-Astrakhan Oblast
6	REGION-6/85-Belgorod Oblast

Выбор кода признака левого инф. портрета      Выбор кода признака правого инф. портрета

Выбор способа фильтрации классов в информационных портретах когнитивной диаграммы:

**Задать коды двух классификационных шкал, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее**

Код	Наименование классификационной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	3
1	GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT	1	3

Выбор кода классификационной шкалы левого инф. портрета      Выбор кода классификационной шкалы правого инф. портрета

Задать модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

Задать max количество отображаемых связей:  [Помощь](#)

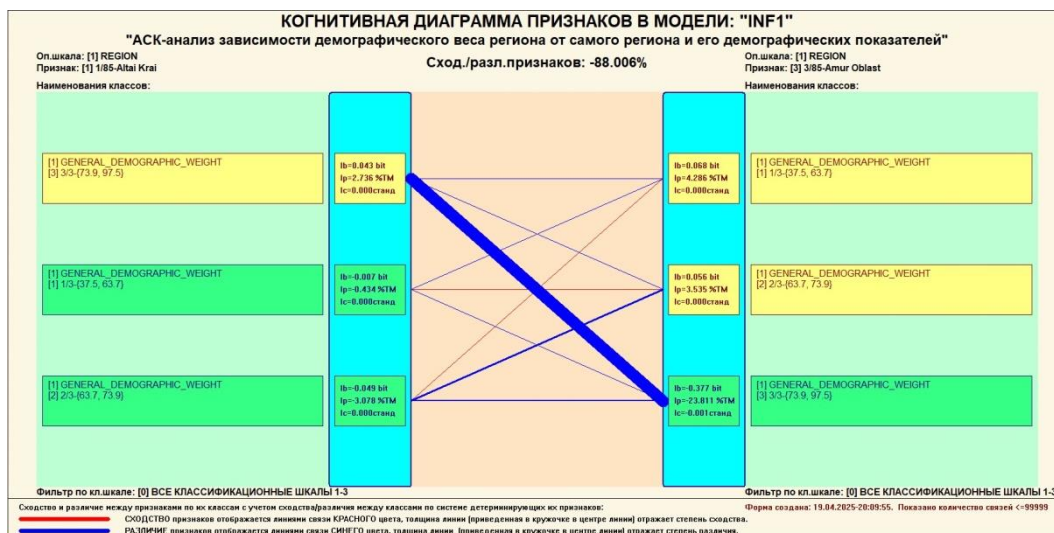
В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

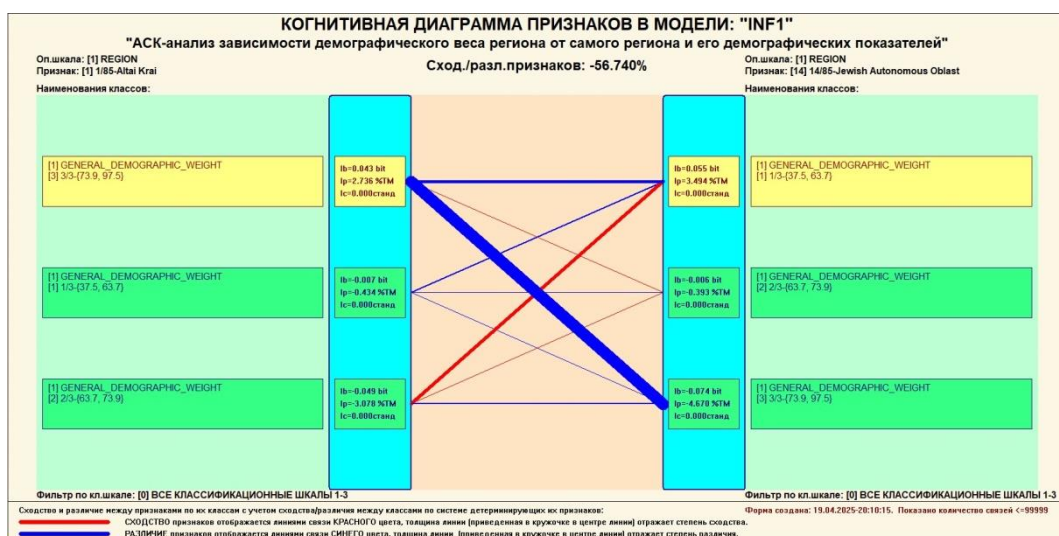
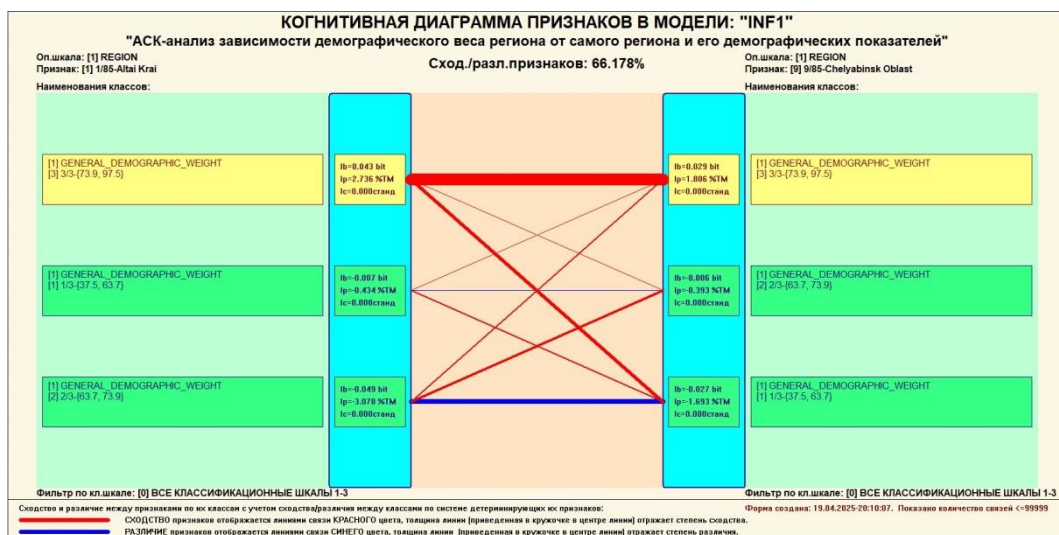
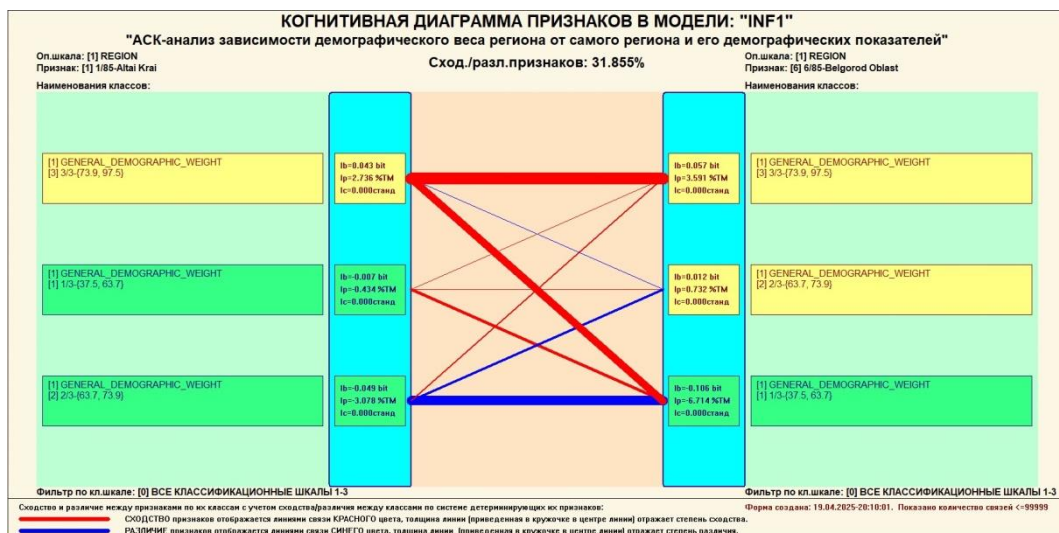
Признак для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ  
 Признак для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ  
 Классиф. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ  
 Классиф. шкала для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ  
 Модели, заданные для расчета: Inf1

Задать режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой  
 Записать все диаграммы без показа





Рисунки 35. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт

содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF1

Всего системой в данной модели генерируется 9409 подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся.

### 3.8.9. Когнитивные функции

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году [25, 26].

Когнитивные функции отображают, какое количество информации содержится в градациях описательной шкалы о переходе объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационной шкалы. При этом в статистических и системно-когнитивных моделях в каждой градации описательной шкалы содержится информация обо всех градациях классификационной шкалы, т.е. *каждому значению аргумента соответствуют все значения функции, но соответствуют в разной степени, причем как положительной, так и отрицательной, которая отображается цветом.*

Когнитивные функции являются одним из наиболее мощных и наглядных средств когнитивной графики, имеющихся в системе «Эйдос», позволяющих отобразить силу и направление влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в каждое из будущих состояний.

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 38). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным функциям, а также страницы сайта автора со списком этих работ и работ автора по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания.

Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это *феноменологические* модели, отражающие *эмпирические* закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они отражают причинно-следственные связи, но не отражают *механизма детерминации*, а только сам факт и характер детерминации [21]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [22].

4.5. Генерация, визуализация и запись когнитивных функций системы "Эйдос"

— □ ×

— Задайте статистические и/или системно-когнитивные модели для генерации когнитивных функций:

Статистические базы:

- 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки
- 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
- 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

- 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

— Задайте виды когнитивных функций для генерации, визуализации и записи:

- 1. Сетка триангуляции Делоне без цветовой заливки.
- 2. Сглаженные изолинии триангуляции Делоне без цветовой заливки.
- 3. Сетка триангуляции Делоне с цветовой заливкой.
- 4. Сглаженные изолинии триангуляции Делоне с цветовой заливкой.
- 5. Сглаженная цветочная заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета.

— Задайте дополнительные параметры визуализации когнитивных функций:

- Соединять ли точки с максимальным количеством информации линией КРАСНОГО цвета?
- Соединять ли точки с минимальным количеством информации линией СИНЕГО цвета?

Задайте количество градаций уровня (цвета и изолиний) когнитивных функций:

Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

Задайте паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций:

Задайте размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y:

**Визуализация когнитивных функций new**      Визуализация когнитивных функций old

Работы по когнитивным функциям-1      Работы по когнитивным функциям-2

## 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 будуще состоянии, 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 степени 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 состоянии, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию. Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос". Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций - новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический 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>

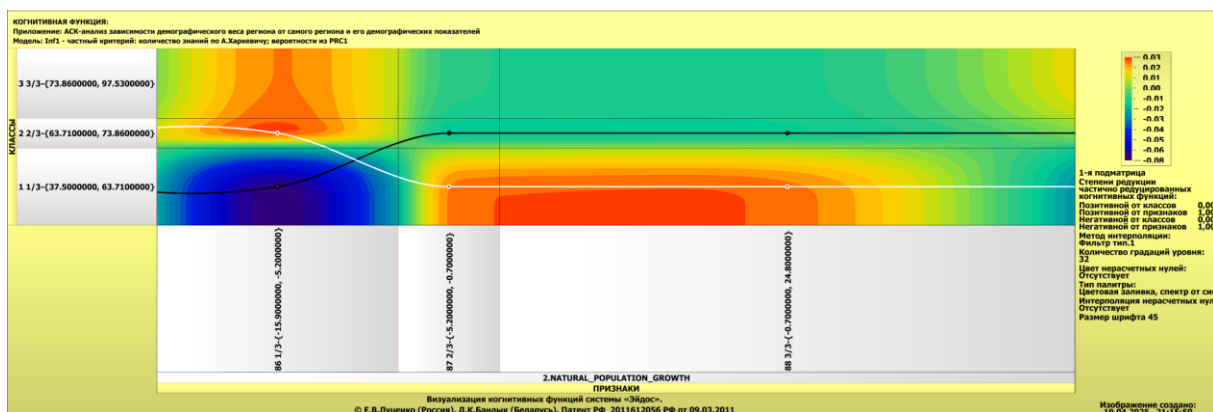
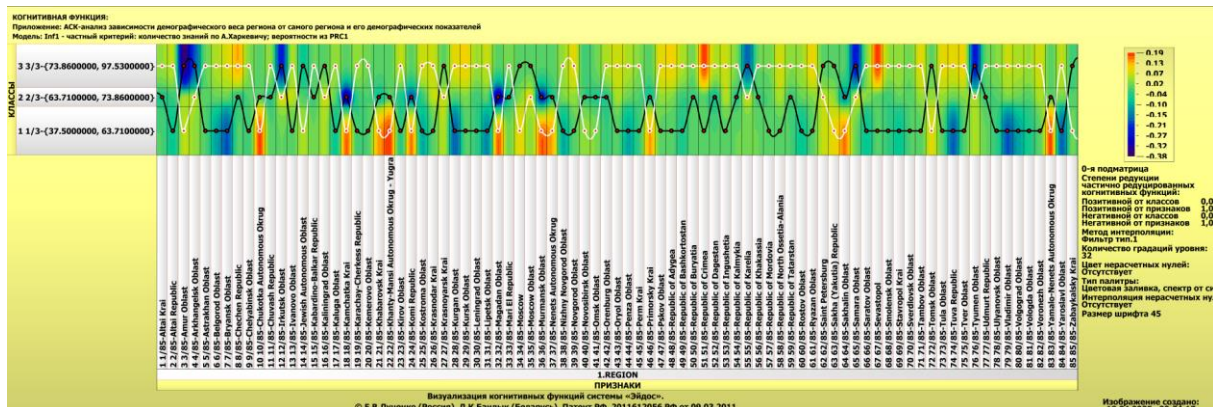
Задайте нужный режим:

Визуализации когнитивных функций

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями





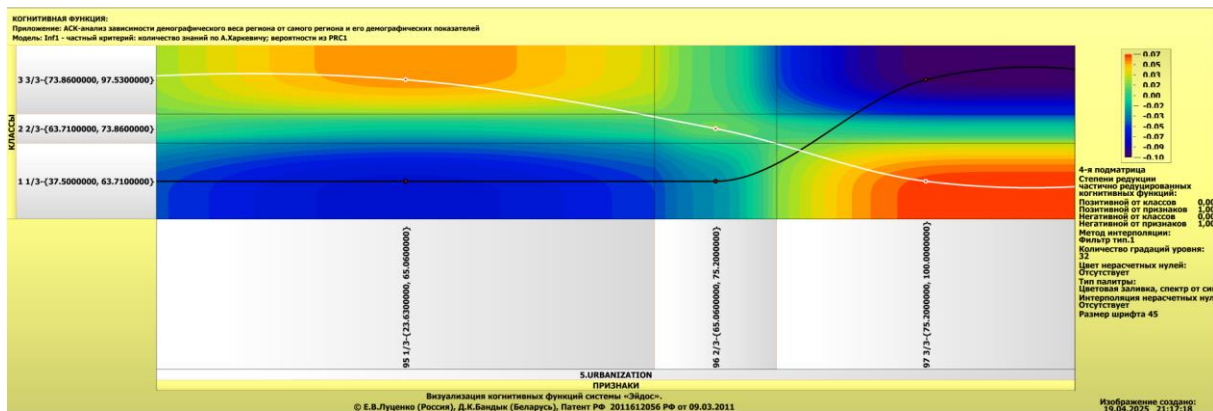
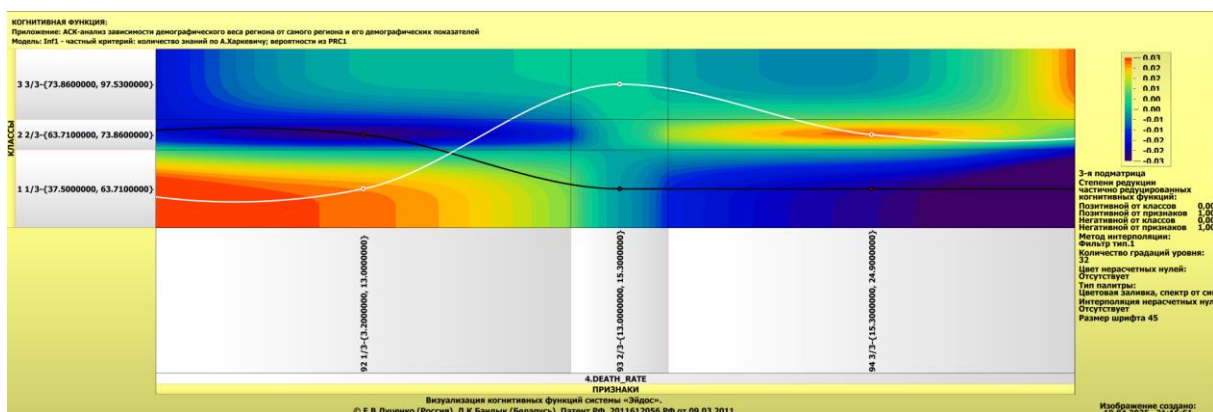
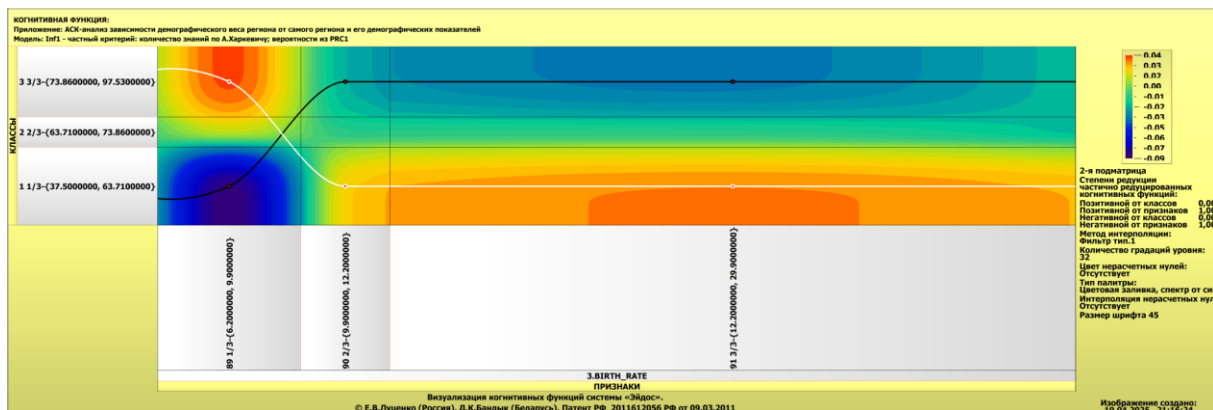


Рисунок 36. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF1

Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [22].

### 3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

В АСК-анализе все факторы рассматриваются с одной единственной точки зрения: сколько информации содержится в их значениях о переходе объекта моделирования и управления, на который они действуют, в определенное будущее состояние, описываемое классом (градация классификационной шкалы), и при этом сила и направление влияния всех

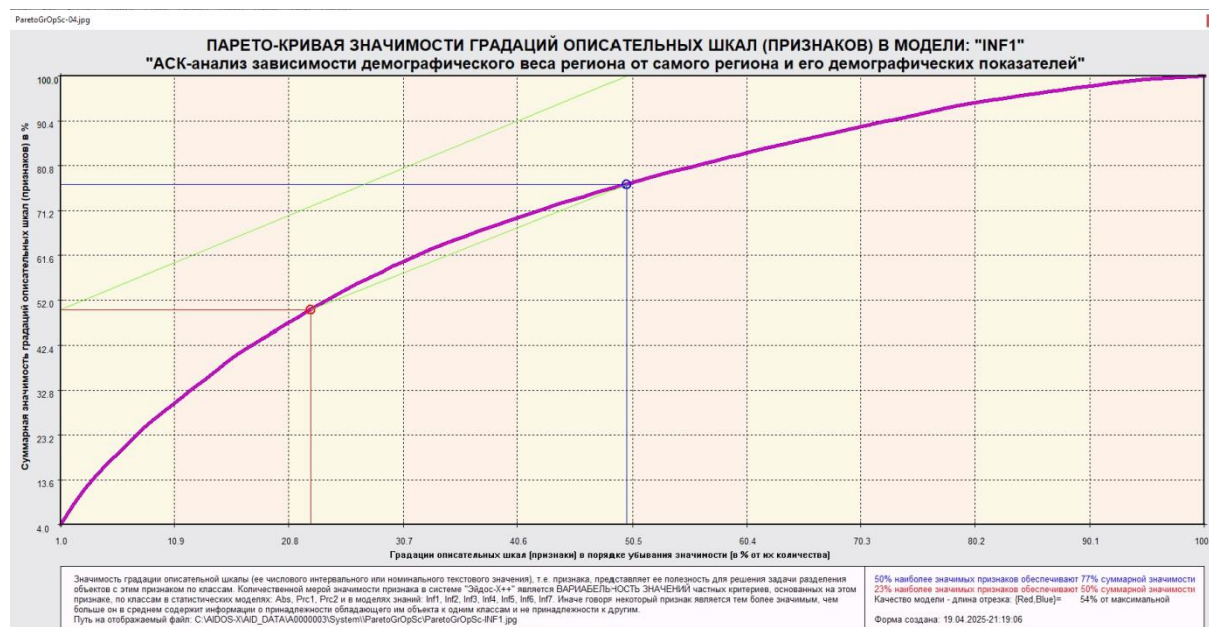
значений факторов на объект измеряется в одних общих для всех факторов единицах измерения: единицах количества информации [6].

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели Inf1, это вариабельность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос»).

Значимость всей описательной шкалы является средним от степени значимости ее градаций (режим 3.7.4 системы «Эйдос»).

Если рассортировать все градации факторов (признаки) в порядке убывания селективной силы и получить сумму селективной силы системы значений факторов нарастающим итогом, то получим Парето-кривую.

На рисунке 37 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3:



**Рисунок 37. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF1**

Из рисунка 37 видно, что 14% наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 81% суммарного влияния.

Таблица 15 отображает исходные данные для построения кумулятивной кривой (Рисунок 36). Из таблицы видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущее состояние, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.



**Таблица 15 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF1 (частично)**

№	№, %	Код значения фактора	Наименование значения фактора	Код фактора	Ценность значения фактора, %	Ценность значения фактора кумулятивно, %
1	1,0309278	18	REGION-18/85-Kamchatka Krai	1	3,9792081	3,9792081
2	2,0618557	32	REGION-32/85-Magadan Oblast	1	3,9792081	7,9584162
3	3,0927835	3	REGION-3/85-Amur Oblast	1	3,5481533	11,5065695
4	4,1237113	36	REGION-36/85-Murmansk Oblast	1	3,0527316	14,5593011
5	5,1546392	12	REGION-12/85-Irkutsk Oblast	1	2,5734869	17,1327880
6	6,1855670	65	REGION-65/85-Samara Oblast	1	2,5734869	19,7062749
7	7,2164948	76	REGION-76/85-Tyumen Oblast	1	2,5490081	22,2552830
8	8,2474227	24	REGION-24/85-Komi Republic	1	2,5077021	24,7629851
9	9,2783505	64	REGION-64/85-Sakhalin Oblast	1	2,1175282	26,8805134
10	10,3092784	28	REGION-28/85-Kurgan Oblast	1	2,0241059	28,9046193

На экранной форме рисунка 40 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях:

3.7.5. Значимость градаций описательных шкал и абстрагирование

Задайте модель, в которой удалять наименее значимые признаки:  
Отображение Парето-диаграмм значимости признаков завершено!

Результаты расчета силы влияния (значимости) признаков или значений факторов содержатся в следующих базах данных, созданных на основе статистических и интеллектуальных моделей: "Zpr\_Abs.xlsx", "Zpr\_Prc1.xlsx", "Zpr\_Prc2.xlsx", "Zpr\_Inf1.xlsx", "Zpr\_Inf2.xlsx", "Zpr\_Inf3.xlsx", "Zpr\_Inf4.xlsx", "Zpr\_Inf5.xlsx", "Zpr\_Inf6.xlsx", "Zpr\_Inf7.xlsx" в папке текущего приложения: C:\AIDOS\X\AID\_DATA\A0000003\System\.

Эти MS Excel файлы создаются в в режиме 5.12. Они практически готовы для печати и получения графиков.

Сила влияния (значимость) признака или значения фактора представляет собой вариабельность количества информации в этом признаке о переходе объекта моделирования во все будущие состояния, соответствующие классам, имеющимся в модели, т.е. это "жесткость", с которой данное значение фактора обуславливают (детерминируют) переход объекта моделирования в различные состояния, соответствующие классам.

---

Рейтинг моделей:      Задайте модель, в которой удалять наименее значимые признаки:

---

79.292%       1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки

79.070%       2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса

77.836%       3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

54.147%       4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1

54.372%       5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2

79.088%       6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами

51.611%       7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1

51.908%       8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2

82.233%       9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1

82.344%       10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

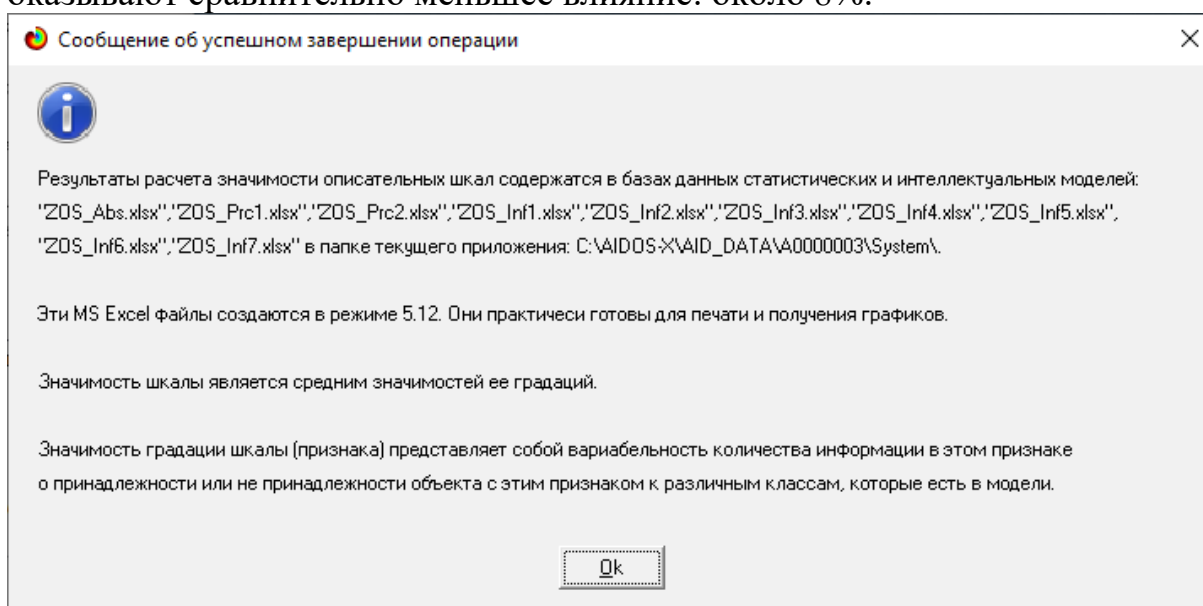
Задайте какой % наиболее значимых признаков ОСТАВИТЬ в модели:

**Рисунок 38. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях**

На экранной форме рисунка 38 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.

В таблице 16 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF1. Из таблицы 16 видно, что 33% суммарного влияния на поведение объекта моделирования обусловлено урбанизацией (REGION), еще 24% влияния оказывает количество рождений (URBANIZATION), ещё 18% влияния оказывает количество смертей (BIRTH\_RATE), ещё 15% влияния оказывает естественный прирост населения (NATURAL\_POPULATION\_GROWTH) а регион (DEATH\_RATE) оказывают сравнительно меньшее влияние: около 8%.



**Рисунок 39. имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях**

**Таблица 16 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF3**

№	№, %	Код фактора	Наименование фактора	Сила влияния, %	Сила влияния кумулятивно, %
1	20,00	1	REGION	33,3895199	33,3895199
2	40,00	5	URBANIZATION	24,5968033	57,9863232
3	60,00	3	BIRTH_RATE	18,3363055	76,3226287
4	80,00	2	NATURAL_POPULATION_GRC	15,5361668	91,8587956
5	100,00	4	DEATH_RATE	8,1412044	100,0000000

### 3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью варибельности значений*

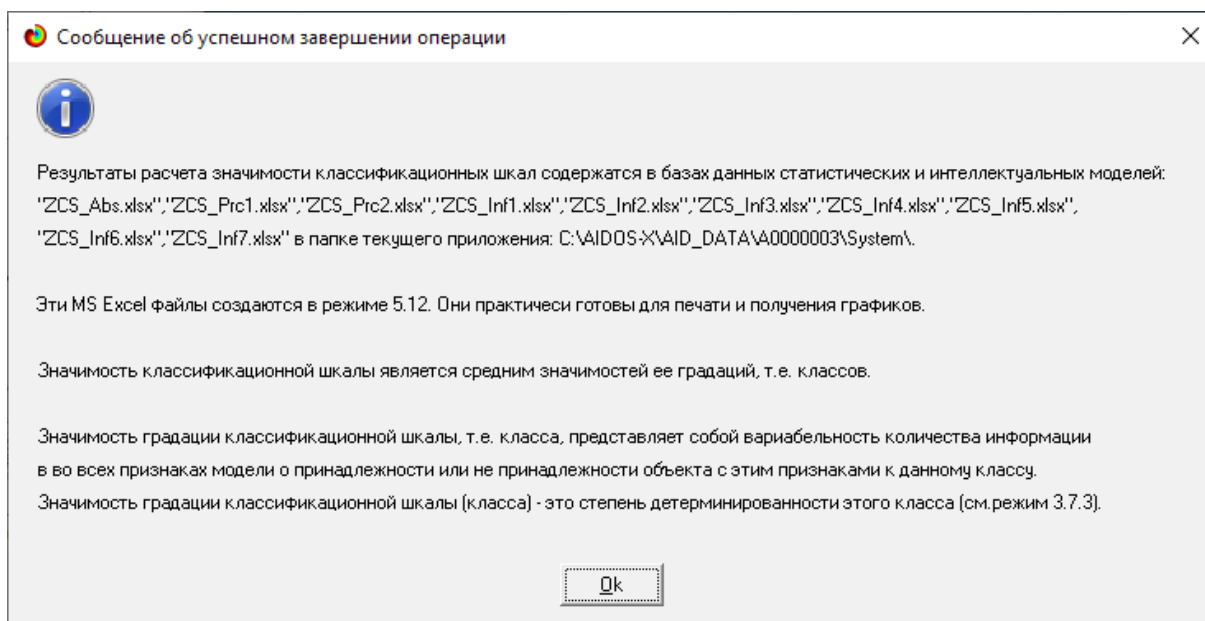
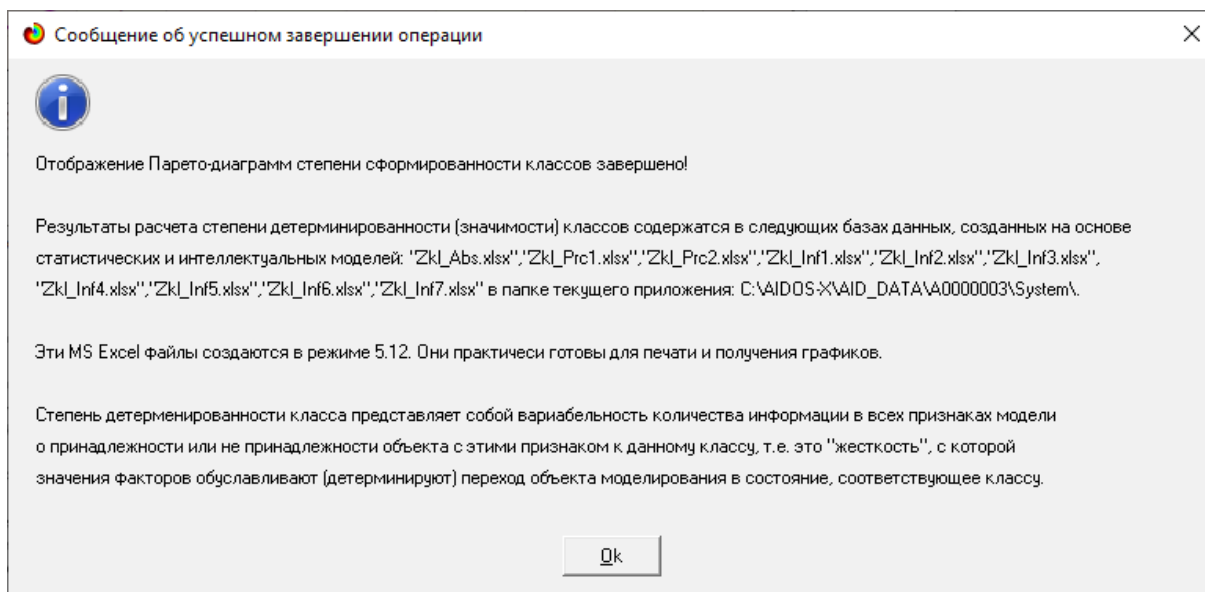
**факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

Чем выше степень детерминированности класса, тем более достоверно он прогнозируется по значениям факторов.

Степень детерминированности (обусловленности) всей классификационной шкалы является средним от степени детерминированности ее градаций, т.е. классов (режим 3.7.2 системы «Эйдос»).

На рисунках 40 приведены экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:





**Рисунок 40. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»**

В таблице 17 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 40. Из таблицы 17 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Например, видно, что класс: «GENERAL\_DEMOGRAPHIC\_WEIGHT-1/3-{37.500000, 63.710000}» детерминирован (обусловлен) значениями факторов почти также как и класс: «GENERAL\_DEMOGRAPHIC\_WEIGHT-2/3-{63.710000, 73.860000}». Это значит, что степень обусловленности значениями

факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, существенно не отличается друг от друга.

**Таблица 17 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF3**

№	№, %	Код классификационной шкалы	Наименование классификационной шкалы и класса	Код классификационной шкалы	Степень детерминированности класса, %	Степень детерминированности класса кумулятивно, %
1	33,3333333		1 GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-1/3-{37.5000000, 63.7100000}	1	33,3905579	33,3905579
2	66,6666667		3 GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-3/3-{73.8600000, 97.5300000}	1	33,3476395	66,7381974
3	100,0000000		2 GENERAL_DEMOGRAPHIC_WEIGHT-2/3-{63.7100000, 73.8600000}	1	33,2618026	100,0000000

В таблице 17 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF3. Из таблицы 18 видно, что 100% суммарной детерминированности приходится на общий демографический вес (GENERAL\_DEMOGRAPHIC\_WEIGHT).

**Таблица 18 – Степень детерминированности классификационных шкал в системно-когнитивной модели INF3**

№	№, %	Код классификационной шкалы	Наименование классификационной шкалы	Степень детерминированности классификационной шкалы, %	Степень детерминированности классификационной шкалы кумулятивно, %
1	100,0000000		1 GENERAL_DEMOGRAPHIC_WE	100,0000000	100,0000000

#### 4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

Полученные результаты можно оценить как успешно решающие сформулированную в работе проблему и обеспечивающие достижение поставленной в работе цели. Эти результаты получены путем применения лингвистического Автоматизированного системно-когнитивного анализа (лингвистический АСК-анализ) и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы [10], на исходных данных которой они основаны. С другой стороны применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области, по сравнению с методами, применяемыми в работе [10]. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является:

1. Возможность построения системно-когнитивных моделей предметной области на основе исходных данных, содержащих лингвистические переменные.

2. Возможность применения системно-когнитивных моделей для решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области.

В качестве перспективы продолжения исследований можно было бы рекомендовать существенно увеличить объем исходных данных, количество исследуемых факторов, а также количество классификационных шкал и их градаций (классов) для описания будущих состояний объекта моделирования.

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами автора в этой области [1-26].

У желающих есть все возможности для изучения данной работы и для дальнейших исследований с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» на своем компьютере.

## 5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В работе решена задача выявления зависимости агро-физических показателей почвы от ее обработки, удобрений и фазы вегетации пшеницы. На основе знания этих зависимостей решены задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные являются лингвистическими (категориальными) переменными. Поэтому для решения данной задачи применяется лингвистический АСК-анализ, т.е. когнитивная математическая лингвистика. При этом сами агро-физические показатели почвы измеряются в числовых шкалах.

Таким образом, в работе строится гибридная модель, включающая как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы. Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [6].

Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении той или иной урожайности.

## REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Работы проф.Е.В.Луценко & С<sup>о</sup> по тематике, связанной с АПК, частности с когнитивной агрономией: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_with\\_agricultural.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm)
2. 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) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHС.
3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.
4. Работы проф.Е.В.Луценко по АСК-анализу текстов, т.е. по когнитивной математической лингвистике: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_ASK-analysis\\_of\\_texts.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm)
5. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_emergence.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm)
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. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.
7. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
8. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
9. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?id=123162](https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162).
10. Russian Demography Data (1990-2017) - Stats about population in Russia // Kaggle URL: <https://www.kaggle.com/datasets/dwdkills/russian-demography>
11. Горпинченко, К. Н. Прогнозирование и принятие решений по выбору агротехнологий в зерновом производстве с применением методов искусственного интеллекта (на примере СК-анализа) / К. Н. Горпинченко, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2013. – 168 с. – ISBN 978-5-94672-644-3. – EDN RAIMQL.
12. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.
13. Луценко, Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2021. – 288 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22981.37608. – EDN ZQLITW.
14. Орлов, А. И. Анализ данных, информации и знаний в системной нечеткой интервальной математике / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2022. – 405 с. – ISBN 978-5-907550-62-9. – DOI 10.13140/RG.2.2.15688.44802. – EDN OQULUW.



15. Луценко, Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос-Х++" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 101. – С. 1367-1409. – EDN SZVWRV.

16. Луценко, Е. В. Автоматизация функционально-стоимостного анализа и метода "Директ-костинг" на основе АСК-анализа и системы "Эйдос" (автоматизация управления натуральной и финансовой эффективностью затрат без содержательных технологических и финансово-экономических расчетов на основе информационных и когнитивных технологий и теории управления)1 / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 131. – С. 1-18. – DOI 10.21515/1990-4665-131-001. – EDN ZRXVFN.

17. Луценко, Е. В. Системное обобщение принципа Эшби и повышение уровня системности модели объекта познания как необходимое условие адекватности процесса его познания / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2020. – № 163. – С. 100-134. – DOI 10.21515/1990-4665-163-009. – EDN SWKGWY.

18. Луценко, Е. В. Эффективность объекта управления как его эмерджентное свойство и повышение уровня системности как цель управления / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2021. – № 165. – С. 77-98. – DOI 10.13140/RG.2.2.11887.25761. – EDN UMTAMT.

19. Луценко, Е. В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе "Эйдос") / Е. В. Луценко, В. Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2011. – № 71. – С. 27-74. – EDN OIGYBB.

20. Луценко, Е. В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2003. – № 1. – С. 76-88. – EDN JWXLKT.

21. Луценко, Е. В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 127. – С. 1-60. – DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.

22. Работы проф.Е.В.Луценко & С<sup>о</sup> по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: [http://ic.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_identification\\_presentation\\_and\\_use\\_of\\_knowledge.htm](http://ic.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm)

23. Пойа Дьердь. Математика и правдоподобные рассуждения. // под редакцией С.А.Яновской. Пер. с английского И.А.Вайнштейна., М., Наука, 1975 — 464 с., <http://ilib.mccme.ru/djvu/polya/rassuzhdenija.htm>

24. Луценко, Е. В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка - Абельсона / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2004. – № 5. – С. 14-35. – EDN JWXMKX.

25. Работы проф.Е.В.Луценко & С<sup>о</sup> по когнитивным функциям:  
[http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_cognitive\\_functions.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm)

26. Луценко, Е. В. Системы представления и приобретения знаний /  
Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 513 с. –  
ISBN 978-5-94215-415-8. – EDN UZZBLC.