



МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
(ФГБОУ ВО «КубГУ»)

Кафедра вычислительных технологий

ОТЧЕТ

по лабораторной работе по дисциплине
«СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ»
на тему: «АСК-анализ активности человека по данным его смартфона»

Отчет подготовили
студенты 65 группы: М.В. Краснопер, Н.Е. Касаткин

Отчет принял
профессор: Е.В. Луценко

(подпись, дата)

Краснодар, 2020

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1. Когнитивная структуризация предметной области	8
2. Подготовка исходных данных и формализация предметной области. 9	
3. Синтез и верификация моделей.....	15
4. Решение задач в наиболее достоверной модели	21
4.1. Решение задачи прогнозирования	21
4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)	22
4.3. Исследование моделируемой предметной области путем	
исследования ее модели	27
4.3.1. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	27
4.3.2. 3d-интегральные когнитивные карты	29
4.3.3. Когнитивные функции.....	30
Заключение.....	33
Список использованной литературы.....	34

ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день разработка искусственного интеллекта (ИИ) является один из самых важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Искусственный интеллект рассматривают как прикладную область исследований, связанных с имитацией функций интеллекта человека.

В данной лабораторной работе рассмотрено решение задачи автоматического системно-когнитивного анализа активности человека по данным его смартфона.

Для достижения поставленной цели будут использоваться открытые исходные данные, собранные в социальной сети специалистов по обработке данных и машинному обучению Kaggle.

АСК-анализ предполагает, что для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи, которые получаются путем декомпозиции цели и являются этапами ее достижения:

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области;

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области;

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели;

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели:

- подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация) [1];

- подзадача 4.2. Поддержка принятия решений;

- подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели (когнитивные диаграммы классов и значений факторов, агломеративная когнитивная кластеризация классов и значений факторов, нелокальные нейроны и нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты, когнитивные функции).

Эти задачи, по сути, представляют собой этапы автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), который поэтому и предлагается применить для их решения.

АСК-анализ представляет собой метод искусственного интеллекта, разработанный профессором Е.В. Луценко в 2002 году для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ доведен до инновационного уровня благодаря тому, что имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос-X++» (система «Эйдос») [2].

Система «Эйдос» выгодно отличается от других интеллектуальных систем следующими параметрами:

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>), в которых не требуется автоматического, т.е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области;

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt) [3];

- 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>);

- 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;

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и 245, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

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

- обеспечивает мультязычную 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 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];

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

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

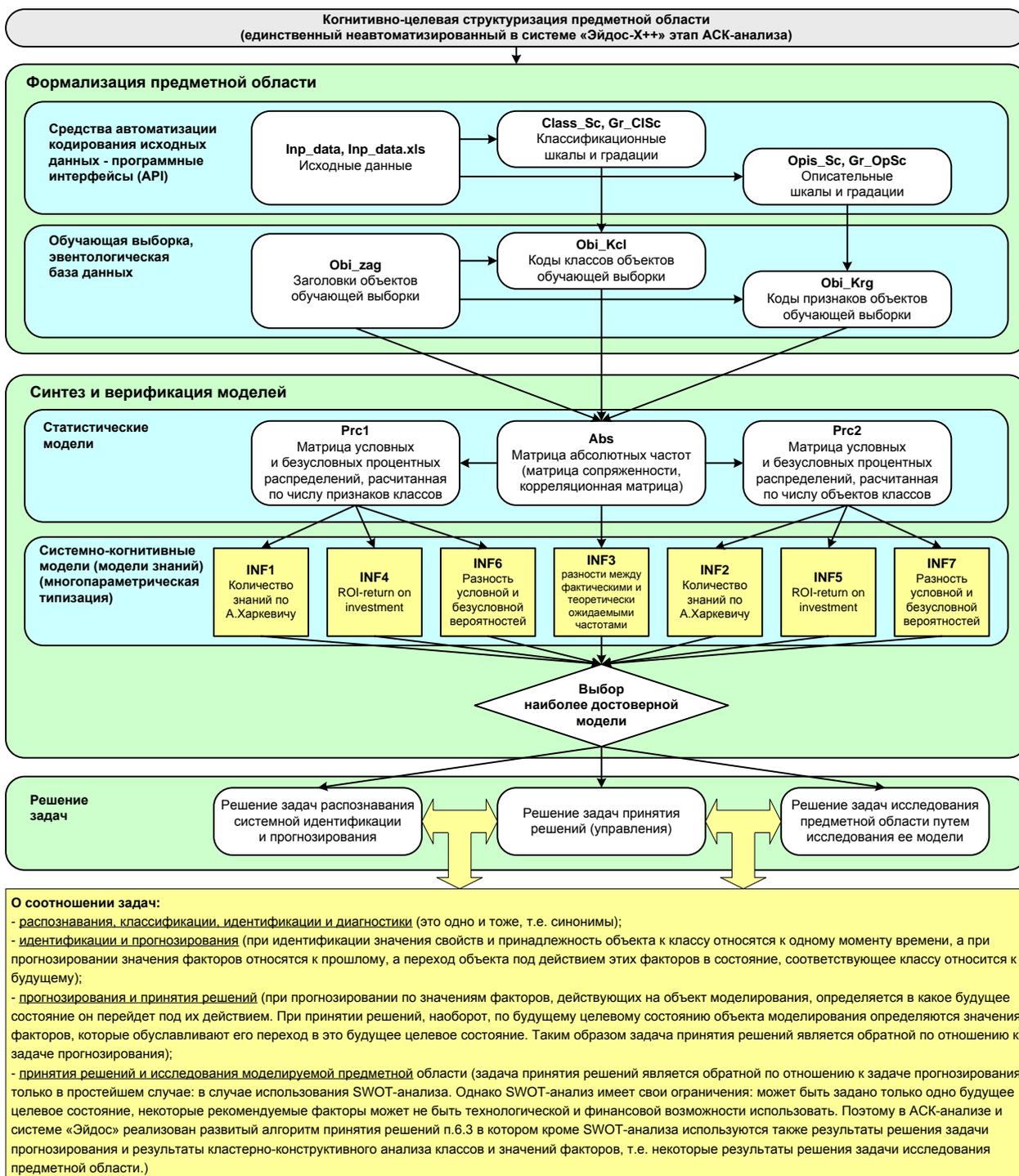
- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) 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 на теоретическом уровне познания в теоретических научных законах.

Всем этим и обусловлен выбор АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» в качестве метода и инструмента решения поставленной проблемы и достижения цели работы (рисунок 1) [5].

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



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

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

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

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

Это значит:

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

– *во-вторых*, даже если содержательной интерпретации не разработано, то в принципе это не исключает возможности пользоваться ими на практике для достижения заданных результатов и поставленных целей, т.е. для управления [6].

Таблица 1 – Классификационная шкала
Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	TBODYACC_MEAN()_X
2	TBODYACC_MEAN()_Y

Код	Наименование
1	TBODYACC_MEAN()_Z
2	TBODYACC_STD()_X
3	TBODYACC_STD()_Y
4	TBODYACC_STD()_Z
5	TBODYACC_MAD()_X
6	TBODYACC_MAD()_Y
7	TBODYACC_MAD()_Z
8	TBODYACC_MAX()_X
9	TBODYACC_MAX()_Y
10	TBODYACC_MAX()_Z

2. ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

Исходные данные по задаче взяты с сайта Kaggl: <https://www.kaggle.com/uciml/human-activity-recognition-with-smartphones>. Эти же данные размещены на сайте UCI: <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Human+Activity+Recognition+Using+Smartphones>. В Эйдос-облаке размещен лишь фрагмент этих данных из 1000 наблюдений. Это связано с ограничением хостинга на размер размещаемых на нем файлов 10 Мб (полный файл исходных данных имеет размер около 46 Мб). Расчет, описанный в данной работе, выполнен на полном объеме исходных данных.

Ввод исходных данных (см. рисунок 2) в систему «Эйдос» осуществлен с помощью ее универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных, который работает с файлами MS Excel.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	Objects	tBodyAcc_mean()_X	tBodyAcc_mean()_Y	tBodyAcc_mean()_Z	tBodyAcc_std()_X	tBodyAcc_std()_Y	tBodyAcc_std()_Z	tBodyAcc_mad()_X	tBodyAcc_mad()_Y	tBodyAcc_mad()_Z	tBodyAcc_max()_X	tBodyAcc_max()_Y	tBodyAcc_max()_Z	tBodyAcc_min()_X	tBodyAcc_min()_Y
2	1	0,28858451	-0,020294171	-0,13290514	-0,9952786	-0,98311061	-0,91352645	-0,99511208	-0,98318457	-0,92352702	-0,93472378	-0,56737807	-0,74441253	0,85294738	0,68584458
3	2	0,27841883	-0,016410568	-0,12352019	-0,99824528	-0,97530022	-0,96032199	-0,99880719	-0,97491437	-0,95768622	-0,94306751	-0,55785126	-0,81840869	0,84930787	0,68584458
4	3	0,27965306	-0,019467156	-0,11346169	-0,99537956	-0,96718701	-0,97894396	-0,99651994	-0,96366837	-0,97746859	-0,93869155	-0,55785126	-0,81840869	0,84360895	0,68240094
5	4	0,27917394	-0,026200646	-0,12328257	-0,99609149	-0,98340027	-0,9906751	-0,99709947	-0,98274984	-0,9893025	-0,93869155	-0,57615889	-0,82971145	0,84360895	0,68240094
6	5	0,27662877	-0,016569655	-0,11536185	-0,99813862	-0,98081727	-0,99048163	-0,99832113	-0,97967187	-0,99044113	-0,94246912	-0,56917385	-0,82470529	0,84909512	0,68324978
7	6	0,27719877	-0,01009785	-0,10513725	-0,99733496	-0,99048681	-0,99542003	-0,9976274	-0,99021769	-0,9955489	-0,94246912	-0,56568389	-0,82276614	0,84909512	0,69558572
8	7	0,27945388	-0,019640776	-0,11002215	-0,99692104	-0,96718593	-0,98311783	-0,99700268	-0,96609671	-0,98311627	-0,94098663	-0,56568389	-0,81718902	0,85104022	0,67434716
9	8	0,27743247	-0,030488303	-0,12536043	-0,99655926	-0,96672843	-0,98158533	-0,99648525	-0,96631315	-0,98298176	-0,94098663	-0,57263824	-0,81718902	0,85032778	0,67041013
10	9	0,27729342	-0,021750698	-0,12075082	-0,99732847	-0,96124532	-0,98367156	-0,99759576	-0,95723623	-0,98437928	-0,94059758	-0,56417505	-0,82352693	0,85032778	0,67041013
11	10	0,28058569	-0,00960298	-0,10606516	-0,99480344	-0,9727584	-0,98624387	-0,99540462	-0,97366322	-0,98564195	-0,94002751	-0,55459369	-0,81585037	0,84544241	0,68475694
12	11	0,27688027	-0,012721805	-0,10343832	-0,99481511	-0,97307692	-0,98535702	-0,99550927	-0,97394796	-0,98517247	-0,94002751	-0,55459369	-0,81585037	0,84544241	0,68475694
13	12	0,27622817	-0,021441302	-0,10820234	-0,99824595	-0,98721376	-0,99272659	-0,99825127	-0,98599654	-0,99318188	-0,94390578	-0,57142214	-0,82069493	0,85053227	0,6865276
14	13	0,278457	-0,020414761	-0,11273172	-0,99913488	-0,98468004	-0,99627424	-0,99907654	-0,98293702	-0,99641031	-0,94390578	-0,56970419	-0,82503369	0,85206858	0,6865276
15	14	0,27717497	-0,014712802	-0,10675647	-0,99918834	-0,99052638	-0,99336501	-0,99921135	-0,99068725	-0,99216753	-0,94332286	-0,56935747	-0,8225147	0,85203494	0,6926473
16	15	0,29794572	0,027093908	-0,061668123	-0,98864079	-0,8166986	-0,90190653	-0,98895795	-0,79428042	-0,8880146	-0,92597669	-0,44846574	-0,73057881	0,84866648	0,68064999
17	16	0,27920345	-0,023020143	-0,12208028	-0,99683904	-0,97484812	-0,98338551	-0,99709389	-0,97333193	-0,98406535	-0,9417158	-0,57093916	-0,81763455	0,84866648	0,68064999
18	17	0,27903836	-0,014800378	-0,11684896	-0,99694116	-0,98186562	-0,98257653	-0,99721998	-0,98161964	-0,98133604	-0,9417158	-0,56349958	-0,8242149	0,85257303	0,6888947
19	18	0,2801349	-0,013916951	-0,10637048	-0,99769492	-0,98751567	-0,99040744	-0,99801432	-0,98795448	-0,99219012	-0,94207598	-0,56349958	-0,81589176	0,84985145	0,69387601
20	19	0,27773106	-0,018210718	-0,10918803	-0,99749074	-0,99322197	-0,99612795	-0,99790305	-0,99271072	-0,99649182	-0,94487012	-0,57509103	-0,81589176	0,84715408	0,69259112
21	20	0,27556818	-0,016979698	-0,11142918	-0,99781139	-0,9905223	-0,99762104	-0,99820522	-0,98946983	-0,99719303	-0,94566163	-0,57334183	-0,82658225	0,84715408	0,69259112
22	21	0,27756171	-0,014318487	-0,10787724	-0,99790424	-0,99431129	-0,99595166	-0,99836517	-0,99360447	-0,99559481	-0,94147242	-0,57295816	-0,82002259	0,85161294	0,69476646
23	22	0,27715238	-0,017983328	-0,10660117	-0,99776322	-0,98995727	-0,99658567	-0,99829082	-0,98966887	-0,99670045	-0,94147242	-0,57295816	-0,81751965	0,84968627	0,68945922
24	23	0,2756763	-0,021264234	-0,11080122	-0,99786211	-0,99009076	-0,99459257	-0,99833345	-0,98947266	-0,99448451	-0,94456672	-0,57528783	-0,81751965	0,84968627	0,68945922
25	24	0,2792002	-0,017714427	-0,10916135	-0,99838929	-0,98730784	-0,99083159	-0,99886852	-0,98677131	-0,98963739	-0,94367519	-0,56780337	-0,82543702	0,85001518	0,69190301
26	25	0,28171549	-0,011910678	-0,10287513	-0,99853388	-0,98848901	-0,99318367	-0,99867433	-0,98854392	-0,99328718	-0,94255883	-0,56386922	-0,81539879	0,85252893	0,69354066

Рисунок 2. Исходные данные для ввода в систему «Эйдос»

Скопируем получившуюся таблицу из MS Word в MS Excel и запишем ее с именем: "C:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\". В результате получим таблицу исходных данных, полностью подготовленную для обработки в системе «Эйдос» и записанную в нужную папку в виде файла нужного типа с нужным именем.

Далее система Эйдос производит автоматизированную формализацию предметной области путем импорта исходных данных из внешних баз данных в систему.

Для загрузки базы исходных данных в систему «Эйдос» необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз данных табличного вида, то есть режимом 2.3.2.2 (см. рисунок 3).

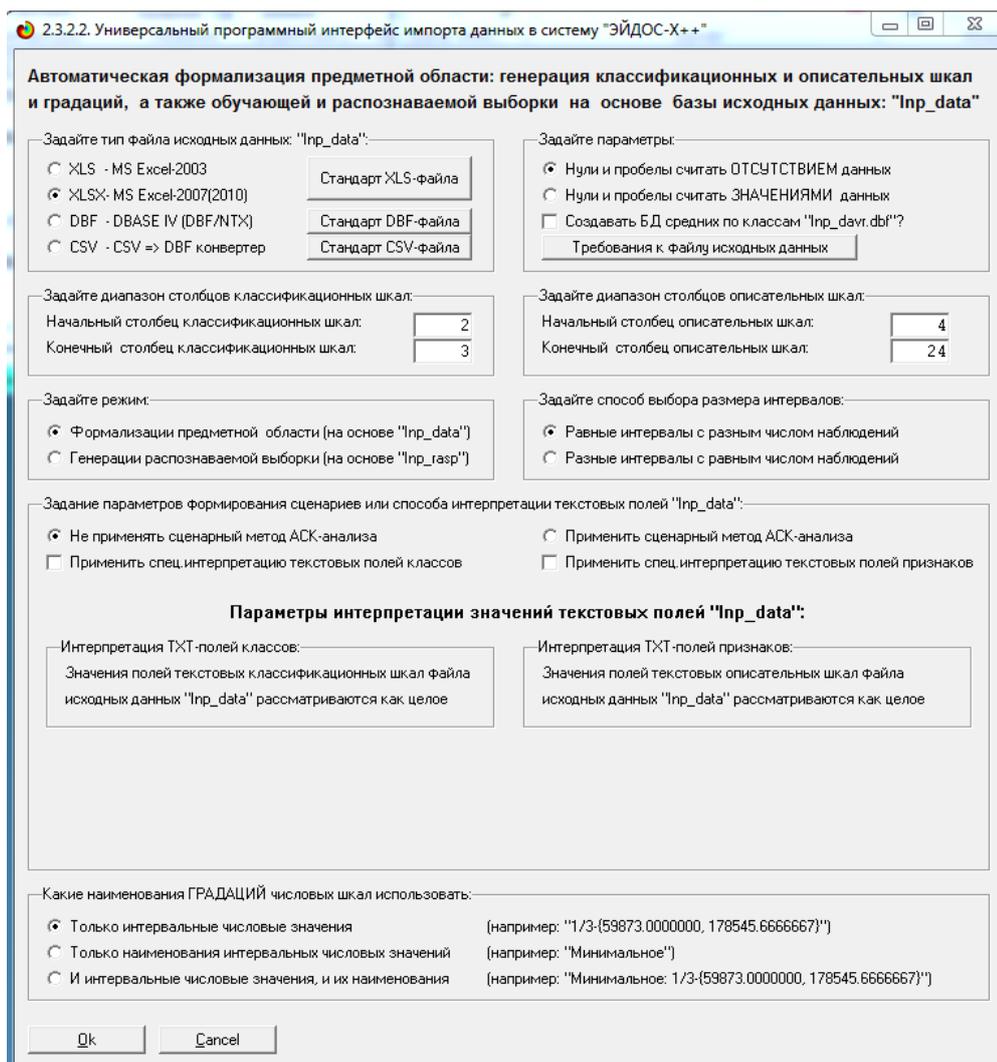


Рисунок 3. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

Перед началом импорта необходимо выставить следующие настройки:

1. Указываем формат файла исходных данных – XLSX.
2. Указываем диапазон столбцов классификационных шкал: «Начальный столбец классификационных шкал» – 2, «Конечный столбец классификационных шкал» – 3.
3. Указываем диапазон столбцов описательных шкал: «Начальный столбец описательных шкал» – 4, «Конечный столбец описательных шкал» – 24.
4. Указываем параметры формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей – «Не применять сценарный метод АСК-анализа».
5. Наименования градаций числовых шкал выбираем «Только интервальные числовые значения».

После нажатия кнопки "ОК" начнется преобразование исходного Excel-файла в DBF-таблицу (см. рисунок 4).

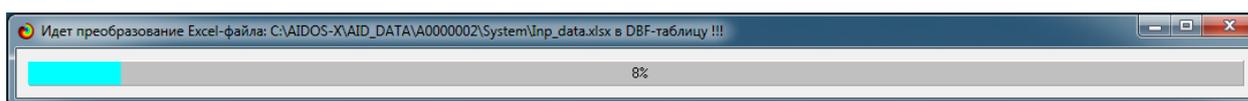


Рисунок 4. Преобразование исходного Excel-файла в DBF-таблицу

Далее открывается окно, где размещена информация о размерности модели (см. рисунок 5). В этом окне необходимо нажать кнопку "Выйти на создание модели".

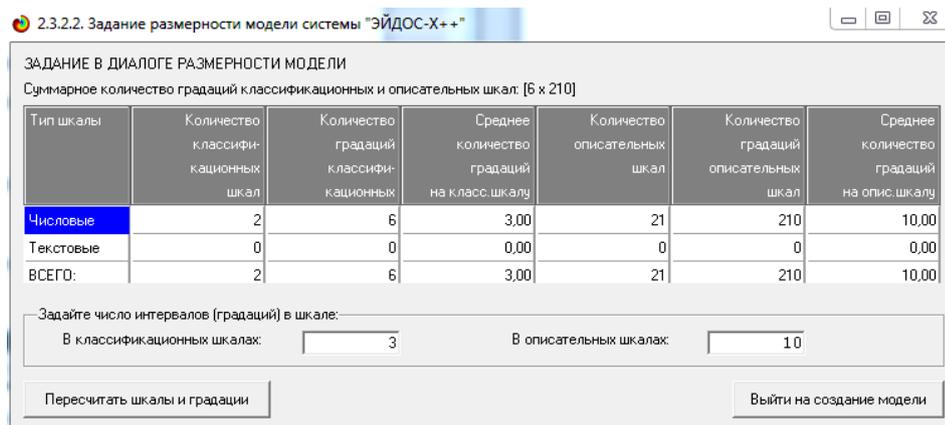


Рисунок 5. Задание размерности модели системы "Эйдос"

Далее открывается окно, отображающее стадию процесса импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xlsx" в систему "Эйдос" (см. рисунок 6), а также прогноз времени завершения этого процесса. Необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку "ОК".

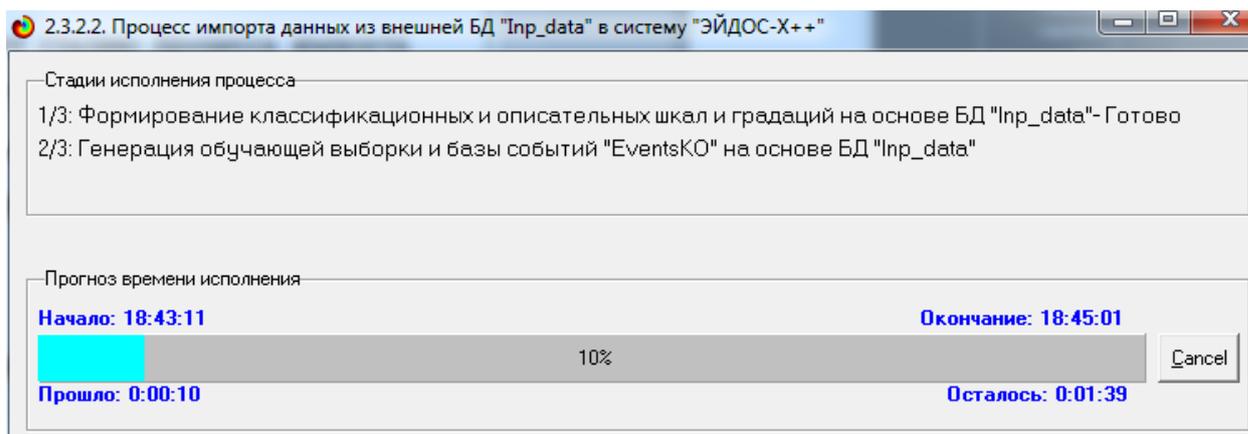


Рисунок 6. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xlsx" в систему "Эйдос"

Обратим внимание на то, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений, что важно при относительно небольшом числе наблюдений. Если бы интервалы были заданы равными и по величине, то в них бы учитывалось сильно отличающееся число наблюдений, а в некоторых интервалах их бы могло не оказаться вовсе. В описательных шкалах задано 3 числовых интервальных значения.

На рисунке 7 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима.



Рисунок 7. Экранная форма HELP программного интерфейса 2.3.2.2

В результате работы режима сформировано 2 классификационные шкалы с суммарным количеством градаций 6 (см. рисунок 8) и 21 описательных шкал с суммарным числом градаций 210 (см. рисунок 9).

Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1.

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

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	TBODYACC_MEAN(LX	1	1/3-(-1.0000000, -0.3333333)
2	TBODYACC_MEAN(LY	2	2/3-(-0.3333333, 0.3333333)
		3	3/3-(0.3333333, 1.0000000)

Помощь | Доб.шкалу | Доб.град.шкалы | Копир.шкалу | Копир.град.шкалы | Копир.шкалу с град. | Удал.шкалу с град. | Удал.град.шкалы | Удаление и перекодирование | Графики будущих сценариев

Рисунок 8. Классификационные шкалы и градации

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

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	TBODYACC_MEAN(LZ	1	1/10-(-1.0000000, -0.8000000)
2	TBODYACC_STD(LX	2	2/10-(-0.8000000, -0.6000000)
3	TBODYACC_STD(LY	3	3/10-(-0.6000000, -0.4000000)
4	TBODYACC_STD(LZ	4	4/10-(-0.4000000, -0.2000000)
5	TBODYACC_MAD(LX	5	5/10-(-0.2000000, 0.0000000)
6	TBODYACC_MAD(LY	6	6/10-(0.0000000, 0.2000000)
7	TBODYACC_MAD(LZ	7	7/10-(0.2000000, 0.4000000)
8	TBODYACC_MAX(LX	8	8/10-(0.4000000, 0.6000000)
9	TBODYACC_MAX(LY	9	9/10-(0.6000000, 0.8000000)
10	TBODYACC_MAX(LZ	10	10/10-(0.8000000, 1.0000000)
11	TBODYACC_MIN(LX		
12	TBODYACC_MIN(LY		
13	TBODYACC_MIN(LZ		
14	TBODYACC_SMA()		
15	TBODYACC_ENERGY(LX		
16	TBODYACC_ENERGY(LY		
17	TBODYACC_ENERGY(LZ		
18	TBODYACC_IQR(LX		
19	TBODYACC_IQR(LY		
20	TBODYACC_IQR(LZ		
21	TBODYACC_ENTROPY(LX		

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

Рисунок 9. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

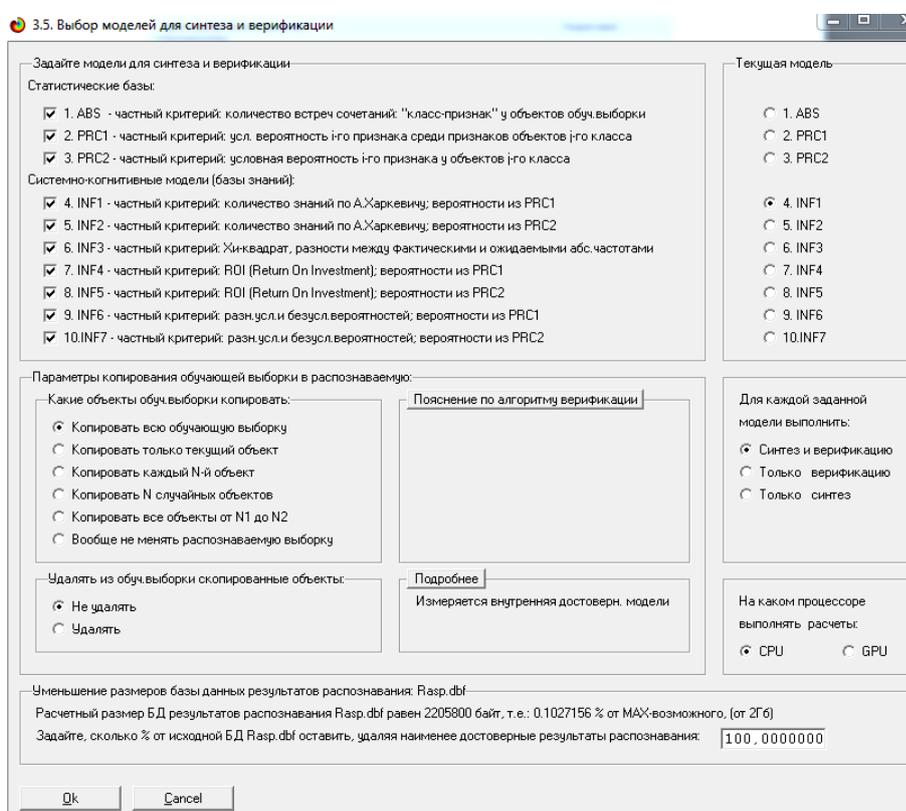
Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующих этапов АСК-анализа, т.е. для синтеза и верификации моделей.

3. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

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

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (см. рисунок 10).



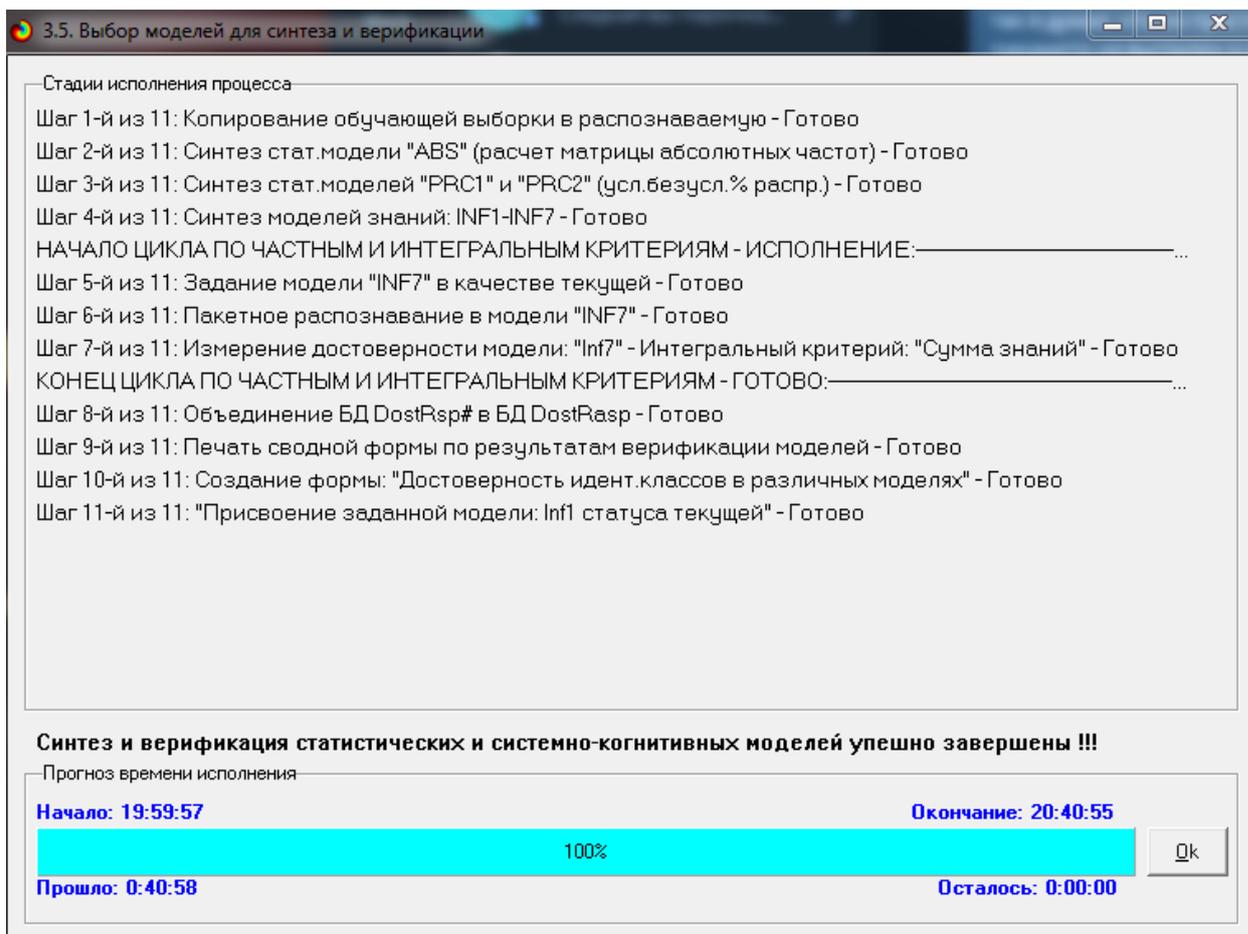


Рисунок 10. Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Из рисунка 10 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 41 минуту. Отметим, что при синтезе и верификации моделей не использовался графический процессор (GPU) видеокарты. На центральном процессоре (CPU) выполнение этих операций занимает значительно большее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз дольше). В процесс синтеза и верификации моделей осуществляется также расчет 10 выходных форм, на что уходит более 99% времени исполнения [7] [9].

Фрагменты самих созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели) приведены в рисунках 11, 12 и 13:

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. TBODYACC_M... 1/3 { 1.0, 0.3}	2. TBODYACC_M... 2/3 { 0.3, 0.3}	3. TBODYACC_M... 3/3 {0.3, 1.0}	4. TBODYACC_M... 1/3 { 1.0, 0.3}	5. TBODYACC_M... 2/3 { 0.3, 0.3}	6. TBODYACC_M... 3/3 {0.3, 1.0}	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	TBODYACC_MEAN(I_Z-1/10-(-1.0000000, -0.8000000))		2	1		3		6	1.00	1.26
2	TBODYACC_MEAN(I_Z-2/10-(-0.8000000, -0.6000000))			1			1	2	0.33	0.52
3	TBODYACC_MEAN(I_Z-3/10-(-0.6000000, -0.4000000))		4	11		12	3	30	5.00	5.29
4	TBODYACC_MEAN(I_Z-4/10-(-0.4000000, -0.2000000))	1	149	48	2	194	2	396	66.00	84.87
5	TBODYACC_MEAN(I_Z-5/10-(-0.2000000, 0.0000000))	2	6306	706	1	7012	1	14028	2338.00	3365.55
6	TBODYACC_MEAN(I_Z-6/10-(0.0000000, 0.2000000))	2	78	24	3	99	2	208	34.67	43.05
7	TBODYACC_MEAN(I_Z-7/10-(0.2000000, 0.4000000))	3	8	1	4	8		24	4.00	3.41
8	TBODYACC_MEAN(I_Z-8/10-(0.4000000, 0.6000000))	1				1		2	0.33	0.52
9	TBODYACC_MEAN(I_Z-9/10-(0.6000000, 0.8000000))		1			1		2	0.33	0.52
10	TBODYACC_MEAN(I_Z-10/10-(0.8000000, 1.0000000))	2	1		1	2		6	1.00	0.89
11	TBODYACC_STD(I_X-1/10-(-1.0000000, -0.8000000))		3908	99	7	3992	8	8014	1335.67	2025.56
12	TBODYACC_STD(I_X-2/10-(-0.8000000, -0.6000000))	4	72	12	2	85	1	176	29.33	38.50
13	TBODYACC_STD(I_X-3/10-(-0.6000000, -0.4000000))	2	357	36	2	393		790	131.67	189.31
14	TBODYACC_STD(I_X-4/10-(-0.4000000, -0.2000000))	2	1051	217		1270		2540	423.33	581.26
15	TBODYACC_STD(I_X-5/10-(-0.2000000, 0.0000000))	3	592	125		720		1440	240.00	328.30
16	TBODYACC_STD(I_X-6/10-(0.0000000, 0.2000000))		348	148		496		992	165.33	212.14
17	TBODYACC_STD(I_X-7/10-(0.2000000, 0.4000000))		156	110		266		532	88.67	109.56
18	TBODYACC_STD(I_X-8/10-(0.4000000, 0.6000000))		48	37		85		170	28.33	34.88
19	TBODYACC_STD(I_X-9/10-(0.6000000, 0.8000000))		14	6		20		40	6.67	8.55
20	TBODYACC_STD(I_X-10/10-(0.8000000, 1.0000000))		3	2		5		10	1.67	2.07
21	TBODYACC_STD(I_Y-1/10-(-0.9998729, -0.8082618))		3724	54		3778		7556	1259.33	1930.23
22	TBODYACC_STD(I_Y-2/10-(-0.8082618, -0.6166507))		151	36	2	181	4	374	62.33	81.93

Рисунок 11. Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных, и безусловных процентных распределений (фрагмент)

5.5. Модель: "5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; вероятности из PRС2"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. TBODYACC_ME... 1/3 { 1.0, 0.3}	2. TBODYACC_ME... 2/3 { 0.3, 0.3}	3. TBODYACC_ME... 3/3 {0.3, 1.0}	4. TBODYACC_ME... 1/3 { 1.0, 0.3}	5. TBODYACC_ME... 2/3 { 0.3, 0.3}	6. TBODYACC_ME... 3/3 {0.3, 1.0}	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	TBODYACC_MEAN(I_Z-1/10-(-1.0000000, -0.8000000))		-0.078	0.304			0.001	0.227	0.038	0.134
2	TBODYACC_MEAN(I_Z-2/10-(-0.8000000, -0.6000000))			0.600			1.806	2.407	0.401	0.729
3	TBODYACC_MEAN(I_Z-3/10-(-0.6000000, -0.4000000))		-0.325	0.517		-0.059	1.373	1.505	0.251	0.614
4	TBODYACC_MEAN(I_Z-4/10-(-0.4000000, -0.2000000))	0.328	-0.045	0.218	0.514	-0.005	0.569	1.579	0.263	0.257
5	TBODYACC_MEAN(I_Z-5/10-(-0.2000000, 0.0000000))	-0.447	0.002	-0.018	-0.633	0.001	-0.579	-1.674	-0.279	0.306
6	TBODYACC_MEAN(I_Z-6/10-(0.0000000, 0.2000000))	0.688	-0.046	0.205	0.797	-0.013	0.742	2.373	0.396	0.391
7	TBODYACC_MEAN(I_Z-7/10-(0.2000000, 0.4000000))	1.379	-0.078	-0.069	1.456	-0.108		2.579	0.430	0.766
8	TBODYACC_MEAN(I_Z-8/10-(0.4000000, 0.6000000))	1.752				0.001		1.753	0.292	0.715
9	TBODYACC_MEAN(I_Z-9/10-(0.6000000, 0.8000000))		0.031			0.001		0.032	0.005	0.013
10	TBODYACC_MEAN(I_Z-10/10-(0.8000000, 1.0000000))	1.643	-0.265		1.456	-0.108		2.726	0.454	0.856
11	TBODYACC_STD(I_X-1/10-(-1.0000000, -0.8000000))		0.024	-0.397	0.042	0.000	0.132	-0.199	-0.033	0.185
12	TBODYACC_STD(I_X-2/10-(-0.8000000, -0.6000000))	0.920	-0.023	0.064	0.733	-0.009	0.600	2.285	0.381	0.419
13	TBODYACC_STD(I_X-3/10-(-0.6000000, -0.4000000))	0.328	0.004	-0.045	0.328	-0.001		0.615	0.103	0.176
14	TBODYACC_STD(I_X-4/10-(-0.4000000, -0.2000000))	0.014	-0.020	0.124		0.001		0.119	0.020	0.052
15	TBODYACC_STD(I_X-5/10-(-0.2000000, 0.0000000))	0.276	-0.022	0.129		0.001		0.384	0.064	0.117
16	TBODYACC_STD(I_X-6/10-(0.0000000, 0.2000000))		-0.064	0.274		0.001		0.211	0.035	0.120
17	TBODYACC_STD(I_X-7/10-(0.2000000, 0.4000000))		-0.113	0.362		0.001		0.250	0.042	0.163
18	TBODYACC_STD(I_X-8/10-(0.4000000, 0.6000000))		-0.123	0.376		0.001		0.254	0.042	0.171
19	TBODYACC_STD(I_X-9/10-(0.6000000, 0.8000000))		-0.065	0.276		0.001		0.212	0.035	0.121
20	TBODYACC_STD(I_X-10/10-(0.8000000, 1.0000000))		-0.106	0.353		0.001		0.248	0.041	0.159
21	TBODYACC_STD(I_Y-1/10-(-0.9998729, -0.8082618))	0.027	-0.544		0.001			-0.516	-0.086	0.225
22	TBODYACC_STD(I_Y-2/10-(-0.8082618, -0.6166507))		-0.026	0.156	0.530	-0.008	0.771	1.422	0.237	0.335

Рисунок 12. Матрица информативностей (модель INF2) (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. TBODYACC_MEAN(Z-1/10-(-1.0000000, -0.8000000)) 1/3 (1.0, 0.3)	2. TBODYACC_MEAN(Z-2/10-(-0.8000000, -0.6000000)) 2/3 (0.3, 0.3)	3. TBODYACC_MEAN(Z-3/10-(-0.6000000, -0.4000000)) 3/3 (0.3, 1.0)	4. TBODYACC_MEAN(Z-4/10-(-0.4000000, -0.2000000)) 1/3 (1.0, 0.3)	5. TBODYACC_MEAN(Z-5/10-(-0.2000000, 0.0000000)) 2/3 (0.3, 0.3)	6. TBODYACC_MEAN(Z-6/10-(0.0000000, 0.2000000)) 3/3 (0.3, 1.0)	Сумма	Среднее	Сред. квадрат. откл.
1	TBODYACC_MEAN(Z-1/10-(-1.0000000, -0.8000000))	-0.004	-0.672	0.677	-0.004	0.008	-0.004			0.427
2	TBODYACC_MEAN(Z-2/10-(-0.8000000, -0.6000000))	-0.001	-0.891	0.892	-0.001	-0.997	0.999			0.846
3	TBODYACC_MEAN(Z-3/10-(-0.6000000, -0.4000000))	-0.022	-9.362	9.384	-0.022	-2.959	2.982			6.219
4	TBODYACC_MEAN(Z-4/10-(-0.4000000, -0.2000000))	0.704	-27.375	26.671	1.704	-3.461	1.758			17.200
5	TBODYACC_MEAN(Z-5/10-(-0.2000000, 0.0000000))	-8.494	58.043	-49.548	-9.494	17.081	-7.586			35.596
6	TBODYACC_MEAN(Z-6/10-(0.0000000, 0.2000000))	1.844	-14.642	12.797	2.844	-4.717	1.873			9.115
7	TBODYACC_MEAN(Z-7/10-(0.2000000, 0.4000000))	2.982	-2.689	-0.293	3.982	-3.967	-0.015			3.092
8	TBODYACC_MEAN(Z-8/10-(0.4000000, 0.6000000))	0.999	-0.891	-0.108	-0.001	0.003	-0.001			0.600
9	TBODYACC_MEAN(Z-9/10-(0.6000000, 0.8000000))	-0.001	0.109	-0.108	-0.001	0.003	-0.001			0.069
10	TBODYACC_MEAN(Z-10/10-(0.8000000, 1.0000000))	1.996	-1.672	-0.323	0.996	-0.992	-0.004			1.331
11	TBODYACC_STD(LX-1/10-(-1.0000000, -0.8000000))	-5.995	338.629	-332.634	1.005	-4.099	3.095			212.310
12	TBODYACC_STD(LX-2/10-(-0.8000000, -0.6000000))	3.868	-6.389	2.521	1.868	-2.761	0.892			3.848
13	TBODYACC_STD(LX-3/10-(-0.6000000, -0.4000000))	1.409	5.140	-6.549	1.409	-0.925	-0.484			3.857
14	TBODYACC_STD(LX-4/10-(-0.4000000, -0.2000000))	0.100	-80.295	80.196	-1.900	3.455	-1.555			50.787
15	TBODYACC_STD(LX-5/10-(-0.2000000, 0.0000000))	1.923	-49.364	47.442	-1.077	1.959	-0.881			30.650
16	TBODYACC_STD(LX-6/10-(0.0000000, 0.2000000))	-0.742	-93.829	94.571	-0.742	1.349	-0.607			59.583
17	TBODYACC_STD(LX-7/10-(0.2000000, 0.4000000))	-0.398	-80.948	81.346	-0.398	0.724	-0.326			51.324
18	TBODYACC_STD(LX-8/10-(0.4000000, 0.6000000))	-0.127	-27.717	27.844	-0.127	0.231	-0.104			17.570
19	TBODYACC_STD(LX-9/10-(0.6000000, 0.8000000))	-0.030	-3.816	3.846	-0.030	0.054	-0.024			2.423
20	TBODYACC_STD(LX-10/10-(0.8000000, 1.0000000))	-0.007	-1.454	1.461	-0.007	0.014	-0.006			0.922
21	TBODYACC_STD(LY-1/10-(-0.9998729, -0.8082618))	-5.653	358.619	-352.966	-5.653	10.278	-4.625			225.115
22	TBODYACC_STD(LY-2/10-(-0.8082618, -0.6166507))	-0.280	-15.577	15.856	1.720	-5.491	3.771			10.406

Рисунок 13. Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных свойств объектов наблюдения рассматривается с единственной точки зрения: с точки зрения того, какое **количество информации** содержится в них о том, к каким обобщающим категориям (классам) будут принадлежать или не принадлежать эти объекты. Поэтому не играет никакой роли, в каких единицах измерения измеряются те или иные свойства объектов наблюдения, а также в каких единицах измеряются результаты влияния этих свойств, натуральных, в процентах или стоимостных. Это и есть решение проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий [8].

Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван 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. В режиме 4.1.3 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 14).

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Ликelihood (FP)	Число ложно отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Ф-мера Ван Ризберггена	Средняя доля истинно положительных решений (STP)	Средняя доля истинно отрицательных решений (STN)	Средняя доля ложно положительных решений (SFP)	Средняя доля ложно отрицательных решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средняя доля истинно положительных решений	Средняя доля истинно отрицательных решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч совпадений. Учас.	Корреляция абс. частот с обр.	35443	135	0.364	0.991	0.533	8979.748	208.966	7508.206	5.509	0.545	0.999	0.705	0.616	0.053
2. ABS - частный критерий: количество встреч совпадений. Учас.	Средняя абс. частот по признаку...	39408		0.333	1.000	0.500	9532.044		556.815		0.945	1.000	0.972	0.648	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред.	Корреляция усл.отм частот с о.	35443	135	0.364	0.991	0.533	8979.748	208.966	7508.206	5.509	0.545	0.999	0.705	0.616	0.053
3. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред.	Средняя усл.отм частот по признаку...	39408		0.333	1.000	0.500	9603.250		10192.895		0.485	1.000	0.653	0.653	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность его признака.	Корреляция усл.отм частот с о.	35443	135	0.364	0.991	0.533	8979.745	208.966	7508.197	5.509	0.545	0.999	0.705	0.616	0.053
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность его признака.	Средняя усл.отм частот по признаку...	39408		0.333	1.000	0.500	9603.199		10192.758		0.485	1.000	0.653	0.653	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Хорчевлеву. в.	Семантический резонанс зна.	2623	451	0.845	0.969	0.903	2878.995	6457.869	228.189	79.527	0.927	0.973	0.949	0.202	0.316
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Хорчевлеву. в.	Средняя знания	9660	4010	0.525	0.727	0.610	334.823	3760.955	1213.896	151.968	0.216	0.688	0.329	0.021	0.190
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Хорчевлеву. в.	Семантический резонанс зна.	2623	451	0.845	0.969	0.903	2879.052	6457.826	228.186	79.527	0.927	0.973	0.949	0.202	0.316
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Хорчевлеву. в.	Средняя знания	9660	4010	0.525	0.727	0.610	334.817	3761.005	1213.847	151.962	0.216	0.688	0.329	0.021	0.190
6. INF3 - частный критерий: Уникалдар: разности между фактил.	Семантический резонанс зна.	3540	2867	0.770	0.805	0.787	6505.227	11697.932	675.674	625.750	0.906	0.912	0.909	0.550	0.452
6. INF3 - частный критерий: Уникалдар: разности между фактил.	Средняя знания	3540	2867	0.770	0.805	0.787	3958.924	3964.633	614.531	608.832	0.866	0.867	0.866	0.334	0.153
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероютн.	Семантический резонанс зна.	304	764	0.933	0.934	0.934	5829.249	7919.629	131.247	185.132	0.968	0.969	0.968	0.424	0.279
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероютн.	Средняя знания	5238	3965	0.413	0.730	0.528	19.542	31.547	89.445	2.430	0.179	0.889	0.298	0.002	0.002
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероютн.	Семантический резонанс зна.	304	764	0.933	0.934	0.934	5829.284	7919.611	131.248	185.131	0.968	0.969	0.968	0.424	0.279
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероютн.	Средняя знания	5238	3965	0.413	0.730	0.528	19.541	31.547	89.443	2.430	0.179	0.889	0.298	0.002	0.002
9. INF6 - частный критерий: разм.усл.и безусл.вероятностей. вер.	Семантический резонанс зна.	3729	2877	0.760	0.804	0.782	6459.477	8883.071	719.510	629.504	0.900	0.911	0.905	0.546	0.346
9. INF6 - частный критерий: разм.усл.и безусл.вероятностей. вер.	Средняя знания	6432	2867	0.648	0.805	0.718	653.713	6336.528	897.250	132.753	0.423	0.831	0.559	0.055	0.276
10. INF7 - частный критерий: разм.усл.и безусл.вероятностей. ве.	Семантический резонанс зна.	3729	2877	0.760	0.804	0.782	6459.449	8882.904	719.443	629.437	0.900	0.911	0.905	0.546	0.346
10. INF7 - частный критерий: разм.усл.и безусл.вероятностей. ве.	Средняя знания	6432	2867	0.648	0.805	0.718	653.709	6336.408	897.142	132.744	0.422	0.831	0.559	0.055	0.276

Рисунок 14. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризберггена и L1-критерию проф. Е.В. Луценко

Наиболее достоверными в данном приложении оказались модели INF4 и INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели составляет 0.933 и полнота модели – 0.934, что является хорошими показателями. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризберггена, а также его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф. Е.В. Луценко [10].

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF4 и INF5 сильной причинно-следственной зависимости между данными, хранящимися в смартфоне человека, и его активностью.

На рисунке 14 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации характеристик оружия в СК-модели INF4 по данным обучающей выборки:

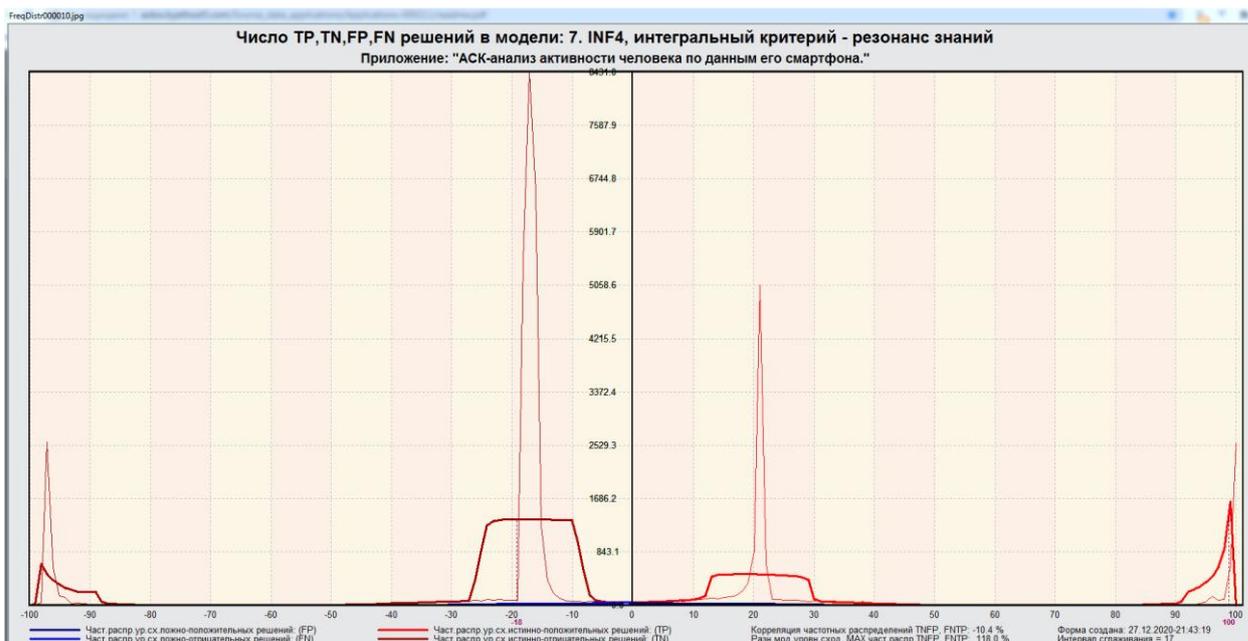


Рисунок 15. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели INF4

Из рисунка 15 видно следующее:

- 1) Наиболее достоверная модель INF4 лучше определяет принадлежность объекта к классу, чем непринадлежность;
- 2) Модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF4 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно неидентифицированных. Это верно для всего диапазона уровней сходства-различия.

Таким образом, если учитывать не только сами факты верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных объектов, но и уровень сходства-различия, то можно свести на нет ошибочные идентификации и неидентификации и оценить достоверность модели значительно точнее, чем с помощью F-критерия Ван Ризбергена. Эта идея и положена в основу нечеткого мультиклассового обобщения помощью F-критерия Ван Ризбергена, предложенного проф. Е.В.Луценко (L-мера).

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF4 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с необходимыми параметрами.

4. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

4.1. Решение задачи прогнозирования

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение класса оружия на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3.

Запустим пакетное распознавание в текущей модели.

Отметим, что 99% этого времени при пакетном распознавании занимает не сама идентификация, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях [11].

Приведем одну из этих 10 форм: 4.1.3.2 (рисунок 16).

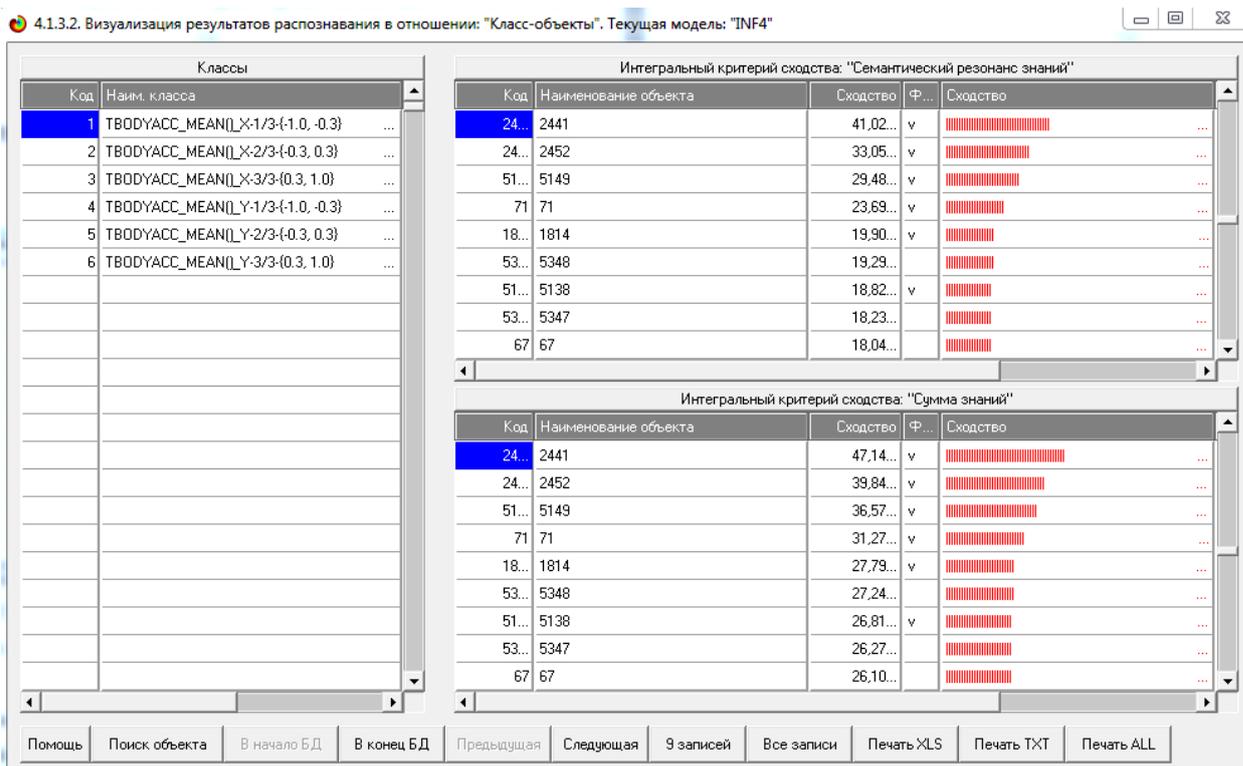


Рисунок 16. Выходная форма по результатам анализа активности человека по данным его смартфона

4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

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

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных активностей человека на данные его смартфона.

В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи (см. рисунок 17). При этом **выявляется система детерминации заданного класса**, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу, а также препятствующих этому переходу [13].

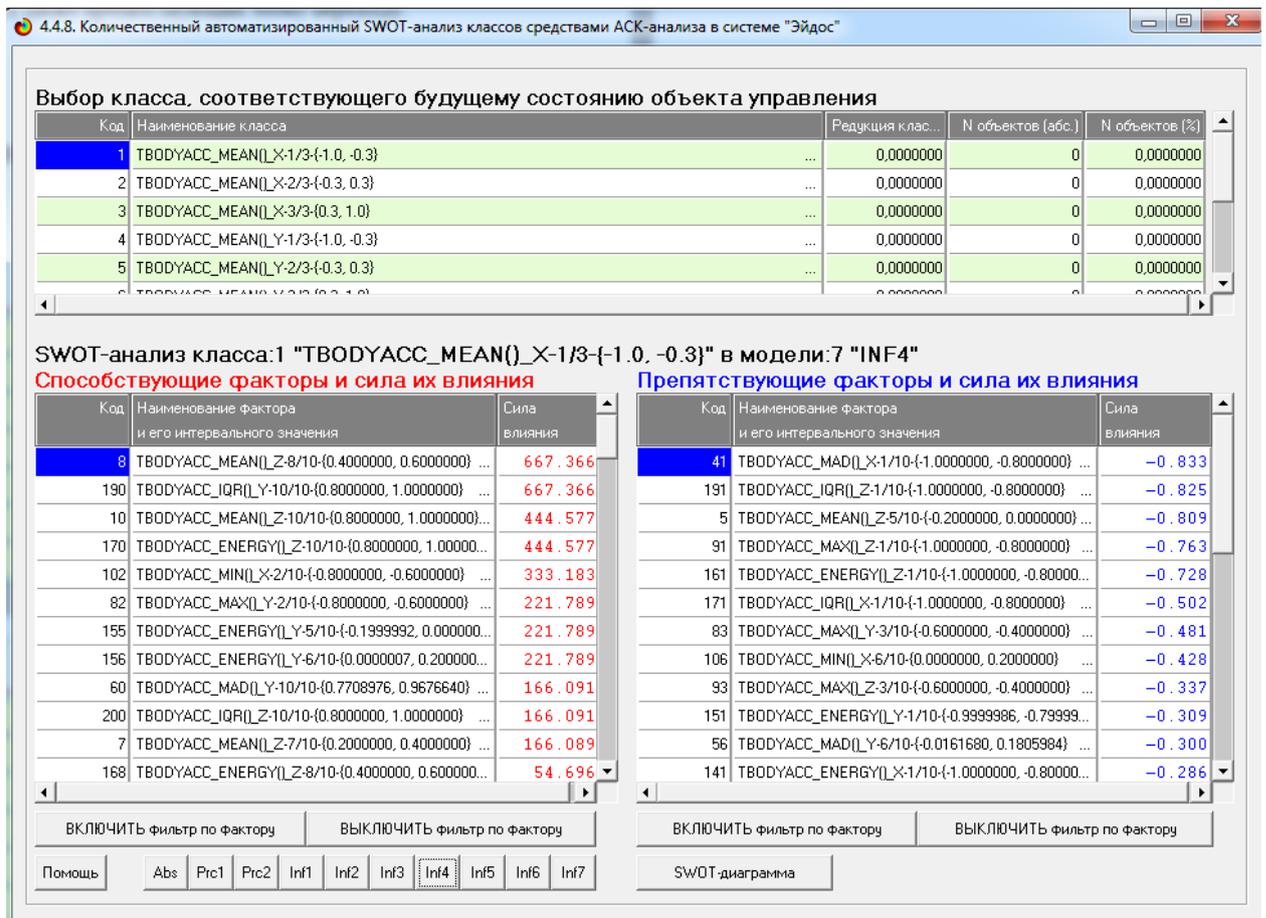


Рисунок 17. Экранная форма SWOT-анализа (раздел 4.4.8) системы «Эйдос»

На рисунках 18 приведены SWOT-диаграммы наглядно отражающие силу и направление влияния различных активностей человека на данные, хранящиеся в его смартфоне.

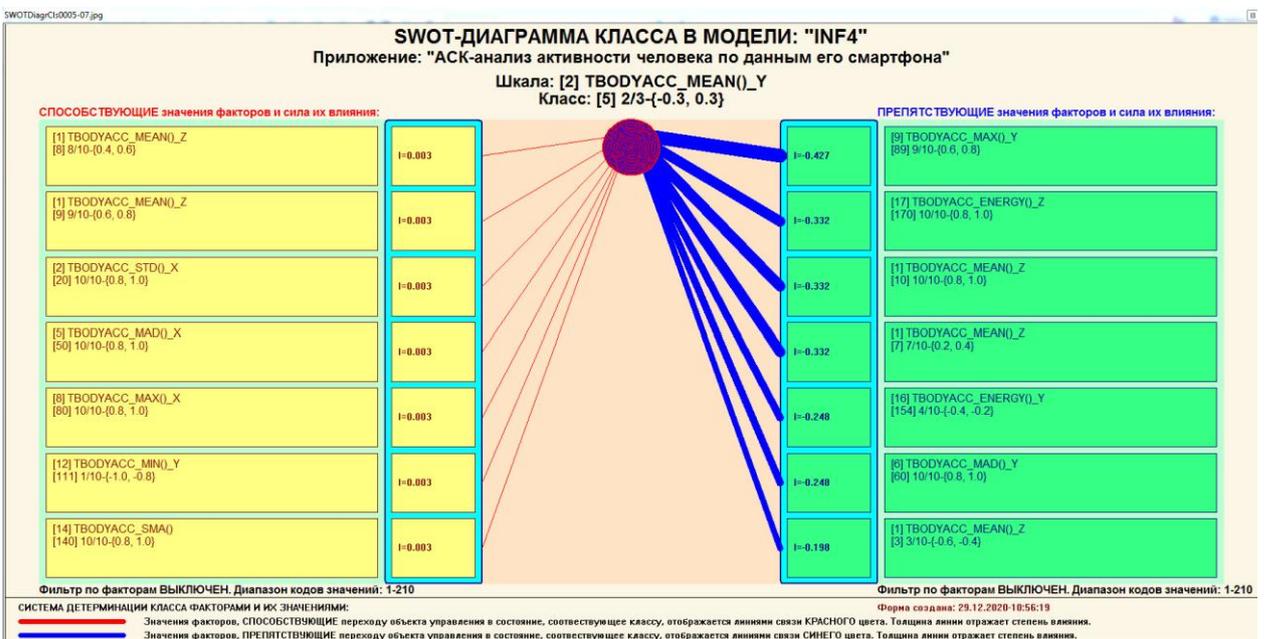
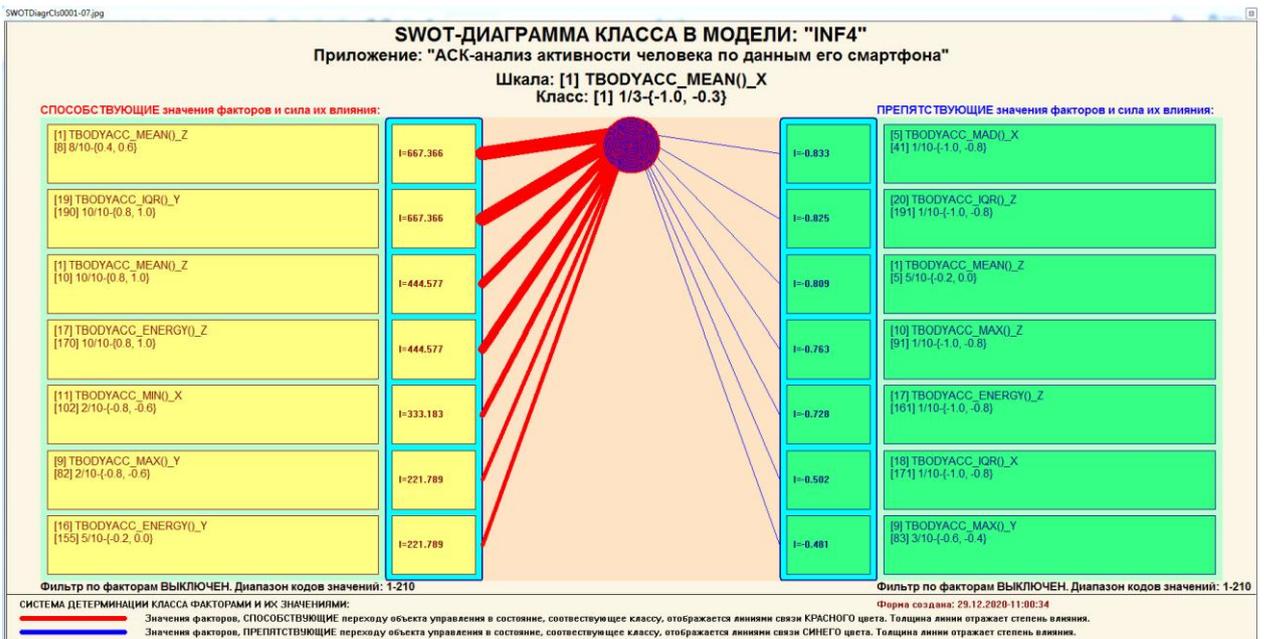


Рисунок 18. SWOT-диаграммы зависимости данных смартфона от активности человека

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных активностей, занятий и увлечений человека на данные, которые он хранит в своем смартфоне.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой задачи всегда, т.е. даже в самых ранних DOS-версиях и в реализациях системы «Эйдос» на других языках и типах компьютеров. Например, первый

акт внедрения системы «Эйдос» (см. рисунок 19), где об этом упоминается в явном виде, датируется 1987 годом, а первый подобный расчет относится к 1981 году.

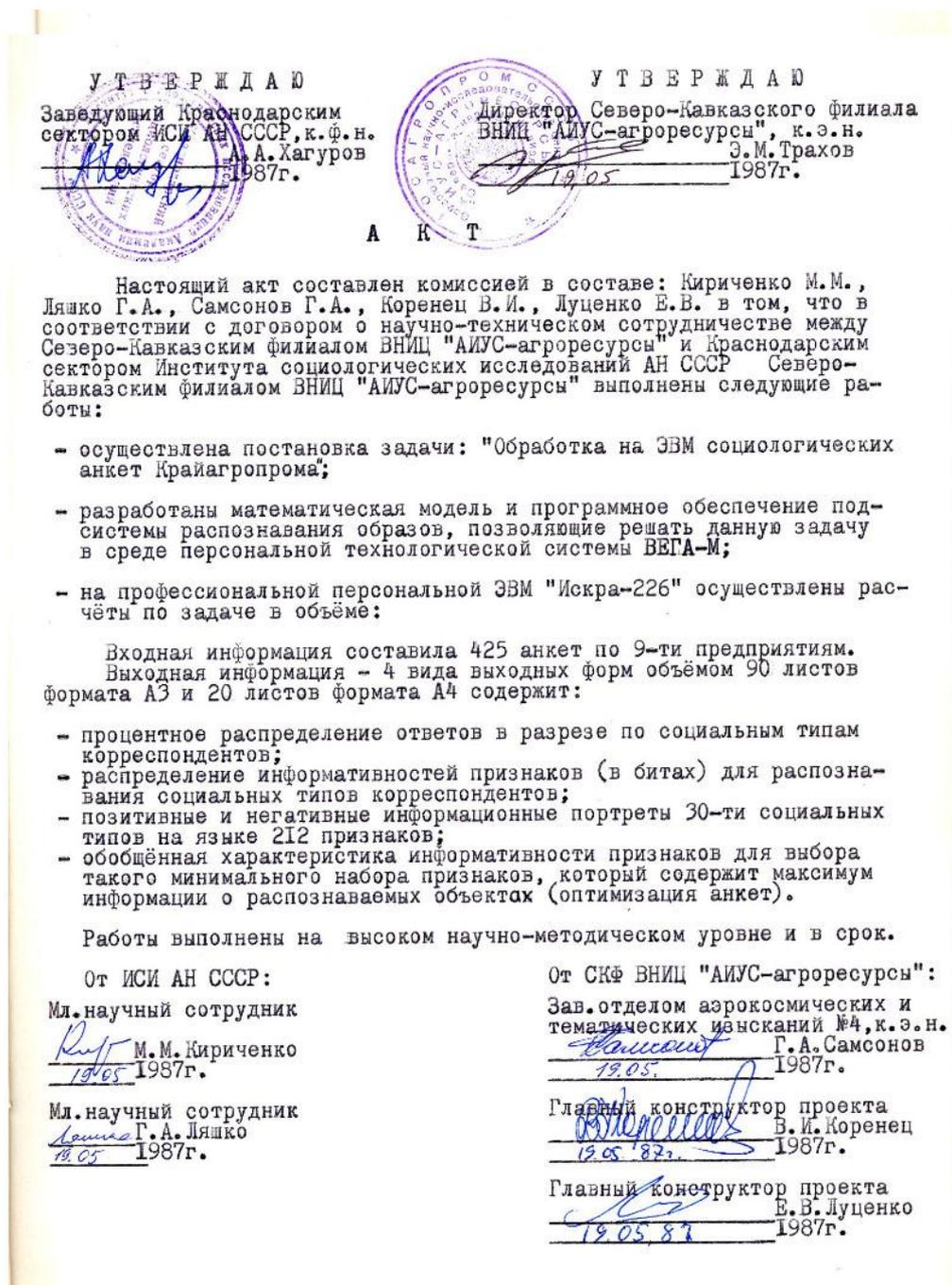


Рисунок 19. Первый акт внедрения системы «Эйдос»

Но тогда SWOT-диаграммы назывались позитивным и негативным информационными портретами классов.

Информация о системе значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, может быть приведена не только в диаграммах, показанных на рисунках 18, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности в этих формах может быть выведена значительно более полная информация (в т. ч. вообще вся имеющая в модели). Подобная подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути: \Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\SWOTCls####Inf3.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых чаще всего является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего опыта и профессиональной компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже более 30 лет, но, к сожалению, она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос» [14].

4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

Если модель предметной области достоверна, то исследование модели можно считать исследованием самого моделируемого объекта, т.е. результаты исследования модели корректно относить к самому объекту моделирования, «переносить на него».

В системе «Эйдос» есть довольно много возможностей для такого исследования, но в данной работе из-за ограничений на ее объем мы рассмотрим лишь результаты кластерно-конструктивного анализа классов и признаков (когнитивные диаграммы и дендрограммы), а также нелокальные нейроны, нелокальные нейронные сети, 3D-интегральные когнитивные карты и когнитивные функции.

4.3.1. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 20 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 21 – фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:

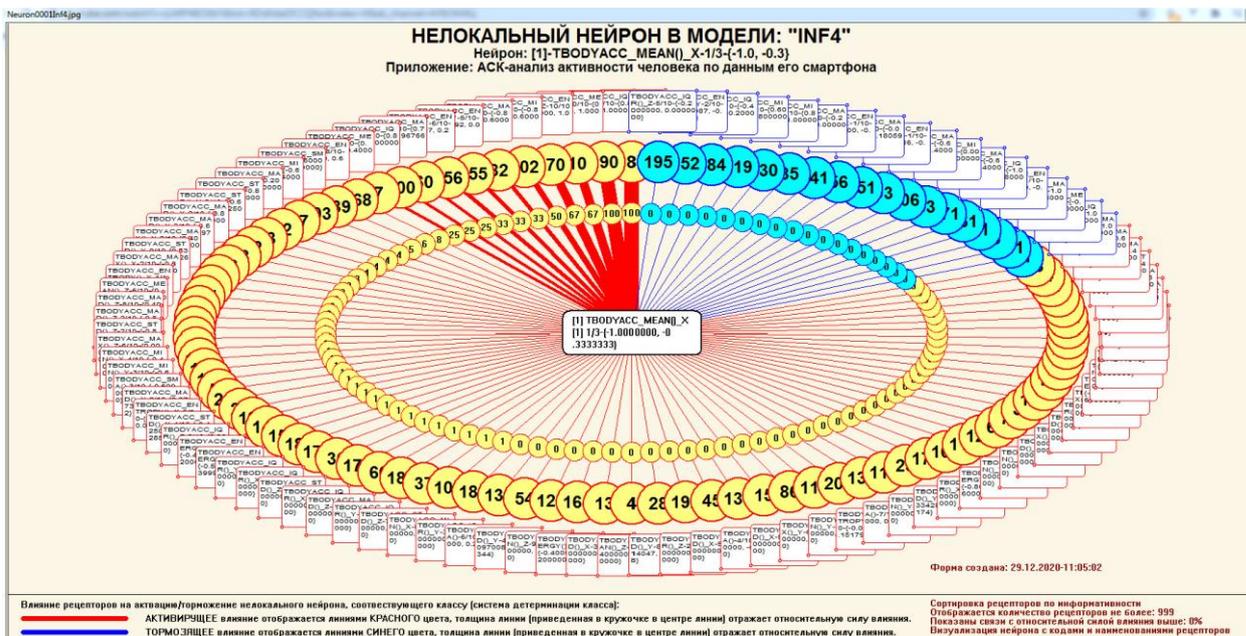


Рисунок 20. Нелокальный нейрон

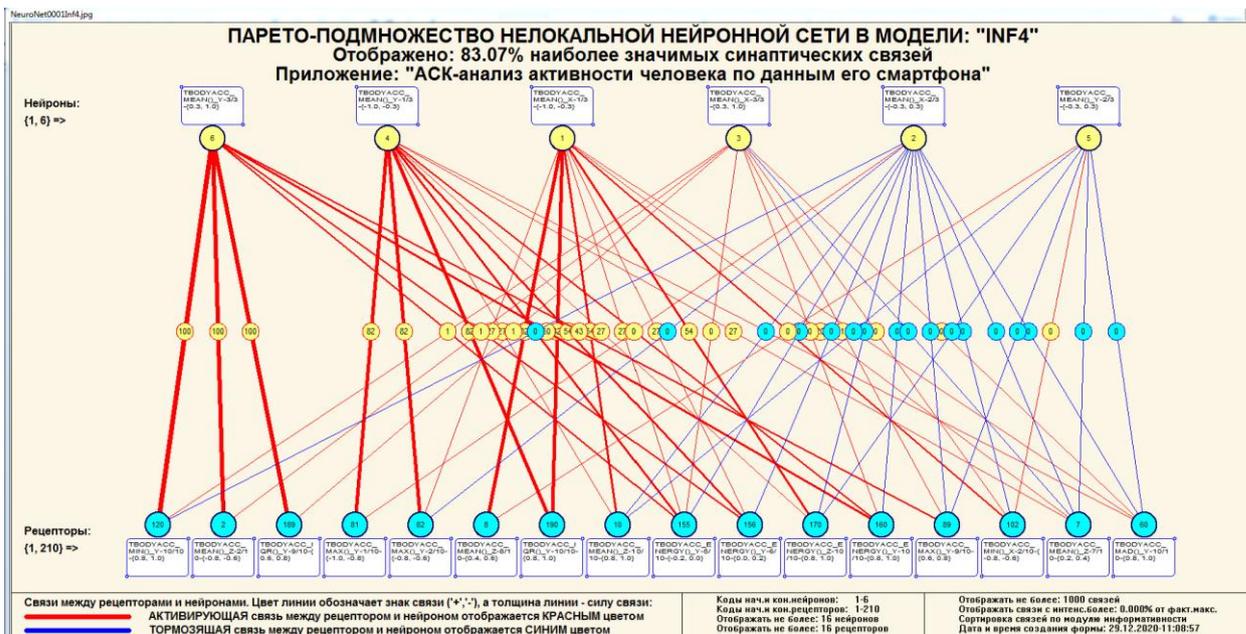


Рисунок 21. Нелокальная нейронная сеть

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют данным в смартфоне, а рецепторы – активностям человека. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные обуславливающими их значениями факторами, а справа – менее жестко обусловленные.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к нечетким декларативным гибридным моделям и объединяет в себе некоторые особенности нейросетевой и фреймовой моделей представления знаний. Классы в этой модели соответствуют нейронам и фреймам, а признаки рецепторам и шпациям (описательные шкалы – слотам).

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

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

- 1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а считаются прямым счетом на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети);
- 2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации;
- 3) нейросеть является нелокальной, как сейчас говорят «полносвязной».

4.3.2. 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 21 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент СК-модели Inf4.

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

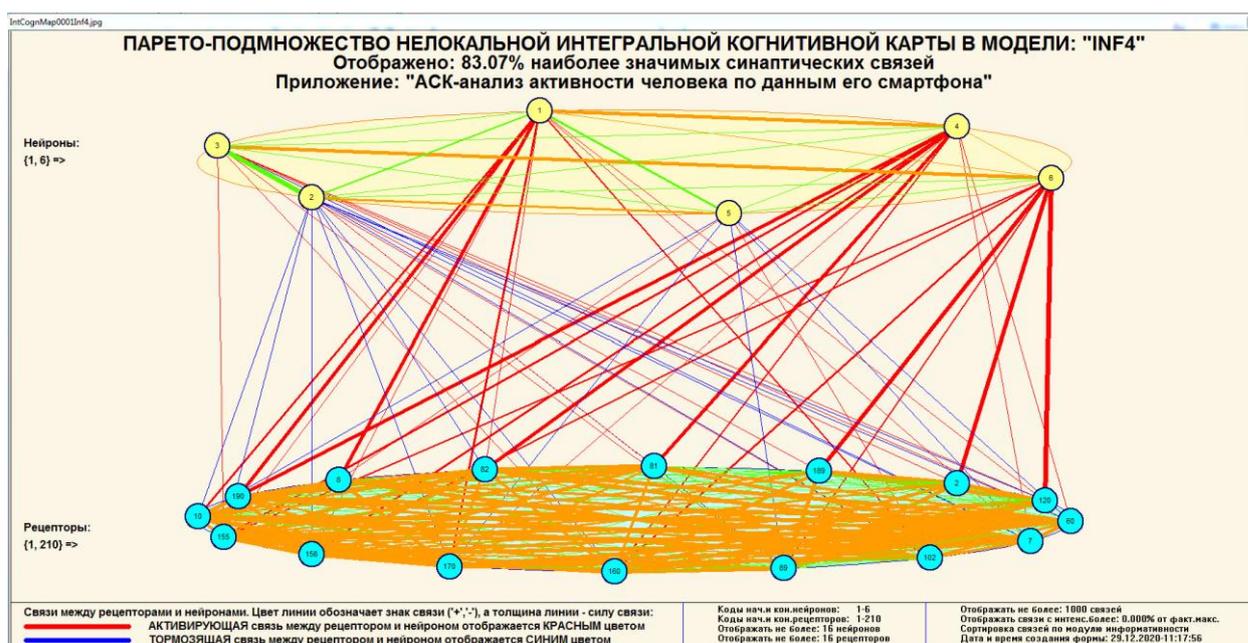


Рисунок 21. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf4

4.3.3. Когнитивные функции

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора (признаков) на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Классы являются градациями классификационных шкал.

Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации эмпирических закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека.

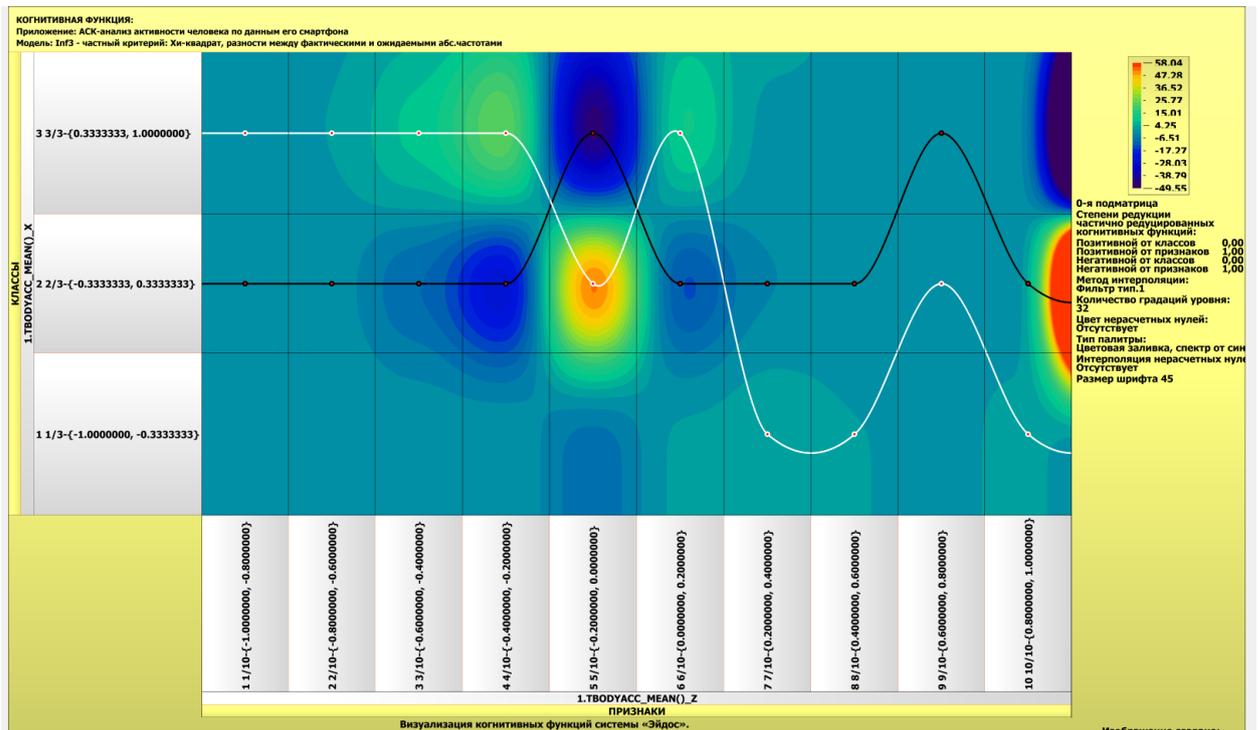
Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации (обозначены белой линией); негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации (обозначены черной линией); средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы разной толщины) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала.

Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой

классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию.

Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос".

Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.



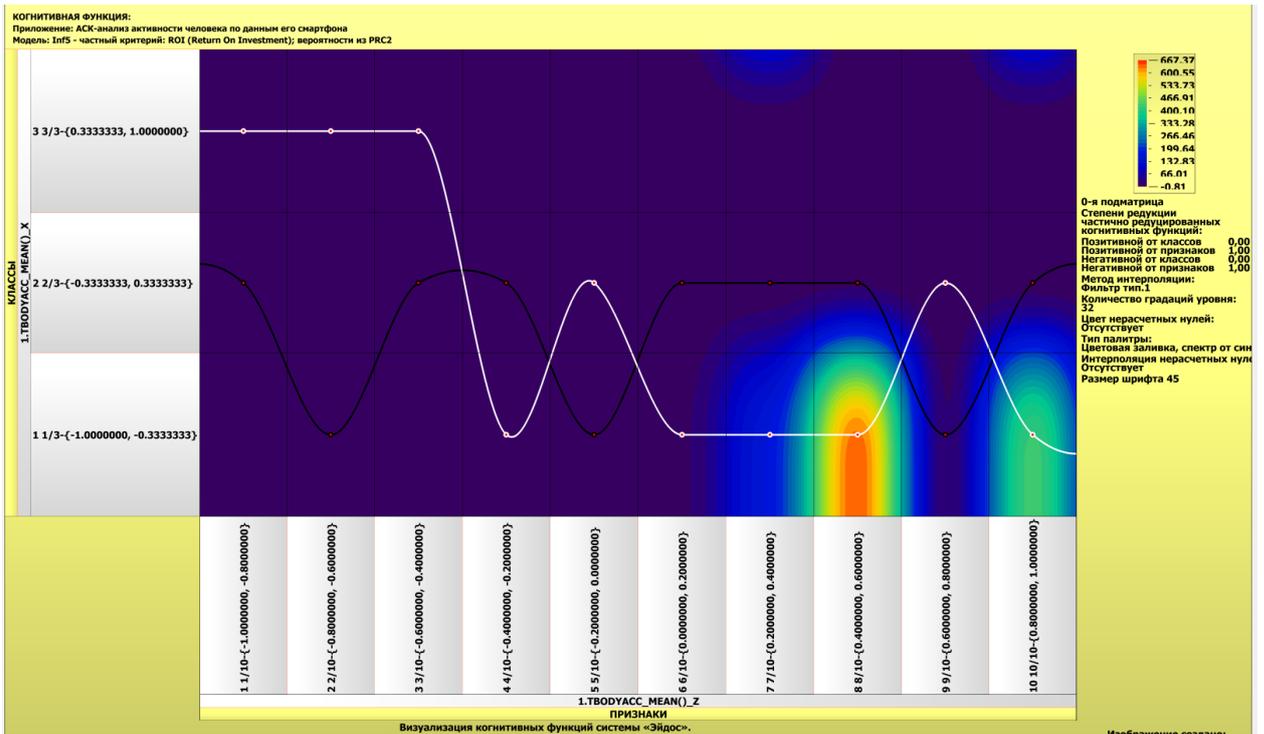
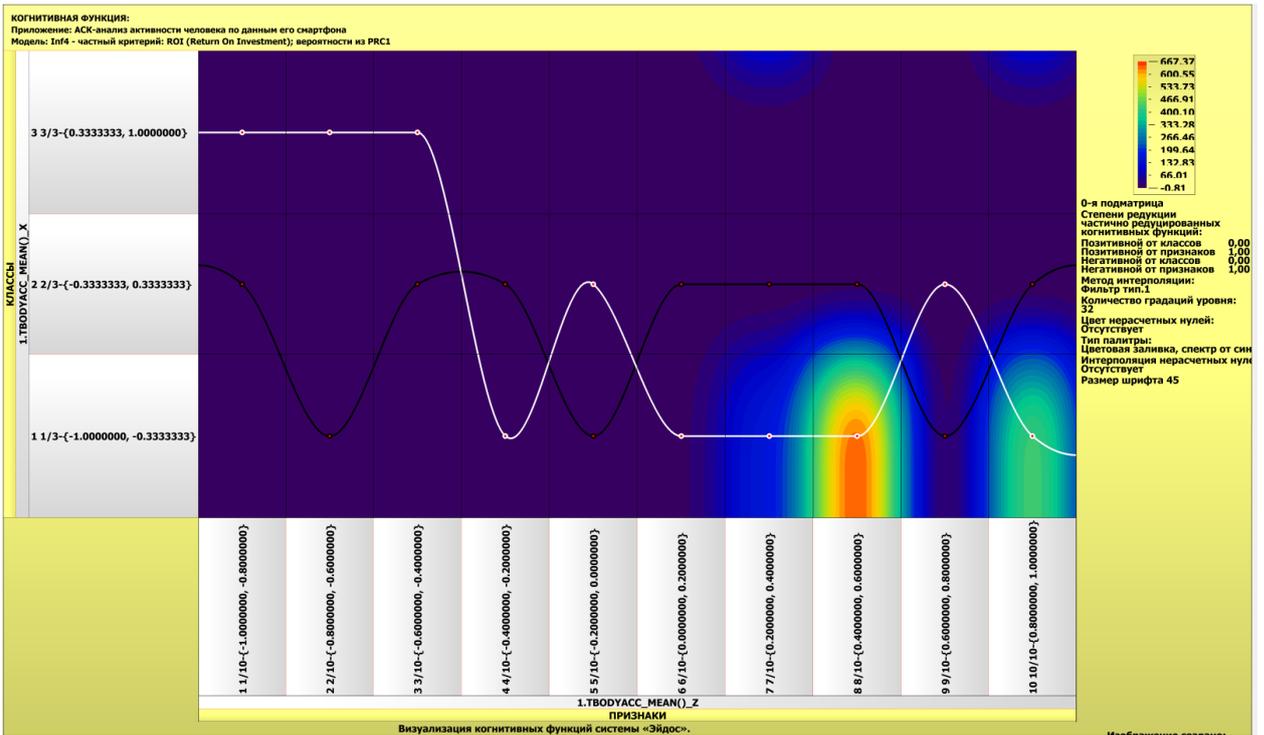


Рисунок 22. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и описательных шкал в модели INF3, INF4, INF5

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Как показывает анализ результатов численного эксперимента предложенное и реализованное в системе «Эйдос» решение поставленных задач является вполне эффективным, что позволяет обоснованно утверждать, что цель работы достигнута, поставленная проблема решена.

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу Kaggle.

В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по различным данным смартфонов, изучено влияние активности человека на эти классы, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

2. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда для обучения и научных исследований на базе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л.

3. Луценко Е.В., Шульман Б.Х., Универсальная автоматизированная система анализа и прогнозирования ситуаций на фондовом рынке «ЭЙДОСфонд». Свидетельство РосАПО №940334. Заяв. № 940336. Опубл. 23.08.94. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000334.jpg>, 3,125 / 3,063 у.п.л.

4. Луценко Е.В., Универсальная автоматизированная система анализа, мониторинга и прогнозирования состояний многопараметрических динамических систем "ЭЙДОС-Т". Свидетельство РосАПО №940328. Заяв. № 940324. Опубл. 18.08.94. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000328.jpg>, 3,125 у.п.л.

5. Луценко Е.В., Симанков В.С., Автоматизированная система анализа и прогнозирования состояний сложных систем "Дельта". Пат. №2000610164 РФ. Заяв. № 2000610164. Оpubл. 03.03.2000. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2000610164.jpg>, 3,125 / 3,063 у.п.л.

6. Луценко Е.В., Драгавцева И. А., Лопатина Л.М., Автоматизированная система мониторинга, анализа и прогнозирования развития сельхозкультур "ПРОГНОЗ-АГРО". Пат. № 2003610433 РФ. Заяв. № 2002611927 РФ. Оpubл. от 18.02.2003. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003610433.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

7. Луценко Е.В., Драгавцева И. А., Лопатина Л.М., База данных автоматизированной системы мониторинга, анализа и прогнозирования развития сельхозкультур "ПРОГНОЗ-АГРО". Пат. № 2003620035 РФ. Заяв. № 2002620178 РФ. Оpubл. от 20.02.2003. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003620035.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

8. Луценко Е.В., Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС". Пат. № 2003610986 РФ. Заяв. № 2003610510 РФ. Оpubл. от 22.04.2003. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003610986.jpg>, 3,125 у.п.л.

9. Луценко Е.В., Некрасов С.Д., Автоматизированная система комплексной обработки данных психологического тестирования "ЭЙДОС-У". Пат. № 2003610987 РФ. Заяв. № 2003610511 РФ. Оpubл. от 22.04.2003. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003610987.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

10. Луценко Е.В., Драгавцева И. А., Лопатина Л.М., Немоляев А.Н., Подсистема агрометеорологической типизации лет по успешности выращивания плодовых и оценки соответствия условий микрорзон выращивания ("АГРО-МЕТЕО-ТИПИЗАЦИЯ"). Пат. № 2006613271 РФ. Заяв. № 2006612452 РФ. Оpubл. от 15.09.2006. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2006613271.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

11. Луценко Е.В., Подсистема агломеративной когнитивной кластеризации классов системы «Эйдос» ("Эйдос-кластер"). Пат. №

2012610135 РФ. Заяв. № 2011617962 РФ 26.10.2011. Оpubл. От 10.01.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012610135.jpg>, 3,125 у.п.л. а. Луценко Е.В., Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС-Х++". Пат. № 2012619610 РФ. Заявка № 2012617579 РФ от 10.09.2012. Зарегистр. 24.10.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012619610.jpg>, 3,125 у.п.л.

12. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Подсистема генерации сочетаний классов, сочетаний значений факторов и декодирования обучающей и распознаваемой выборки интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» ("Эйдоссочетания"). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Гос.рег.№ 2013660481 от 07.11.2013. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2013660481.jpg>, 2 у.п.л.

13. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., «Подсистема интеллектуальной системы «Эйдос-Х++», реализующая сценарный метод системнокогнитивного анализа ("Эйдос-сценарии"). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Гос.рег.№ 2013660738 от 18.11.2013. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2013660738.jpg>, 2 у.п.л.

14. Луценко Е.В., Бандык Д.К., Интерфейс ввода изображений в систему "Эйдос" (Подсистема «Эйдос-img»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2015614954 от 11.06.2015, Гос.рег.№ 2015618040, зарегистр. 29.07.2015. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2015618040.jpg>, 2 у.п.л.