

УДК 004.8

Автоматизированный системно-когнитивный анализ различных видов лапши рамён

Литвиненко Дарья Александровна
студентка факультета ПИ, группы ИТ2104
littlebleedl@gmail.com

*Кубанский государственный аграрный университет
имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия*

Целью данной работы является сравнение между собой различных видов лапши рамён. Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для нас это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-X++», а также получить зачет. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АСК-АНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС».

Automated system-cognitive analysis of different ramen noodles types

Litvinenko Daria Aleksandrovna
student of the IT faculty, group IT2104
littlebleedl@gmail.com

Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

The purpose of this work is to specify different ramen noodles types. The achievement of this goal is of great personal interest. For us, this will allow us to gain knowledge in working with the universal analytical system "Eidos-X ++", as well as get a credit. To achieve this goal, the Automated System-Cognitive Analysis (ASK-analysis) and its software tools are used - the intelligent system "Eidos".

Key words: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM.

СОДЕРЖАНИЕ

ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	6
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	6
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ	9
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	13
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)	14
Подзадача 4.2. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели	14
4.2.1. Когнитивные диаграммы классов.....	14
4.2.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов.....	15
4.2.3. Когнитивные диаграммы значений факторов	16
4.2.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	17
7. ВЫВОДЫ	18
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	20

Введение

Целью данной работы является изучение и сравнение различных типов лапши-рамён быстрого приготовления

Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для нас это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-X++», а также получить зачет.

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);
- 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-когнитивный анализа (АСК-анализ), который поэтому и предлагается применить для их решения.

АСК-анализ представляет собой метод искусственного интеллекта, разработанный проф. 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»).

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);

- 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 (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и 311, 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 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);

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

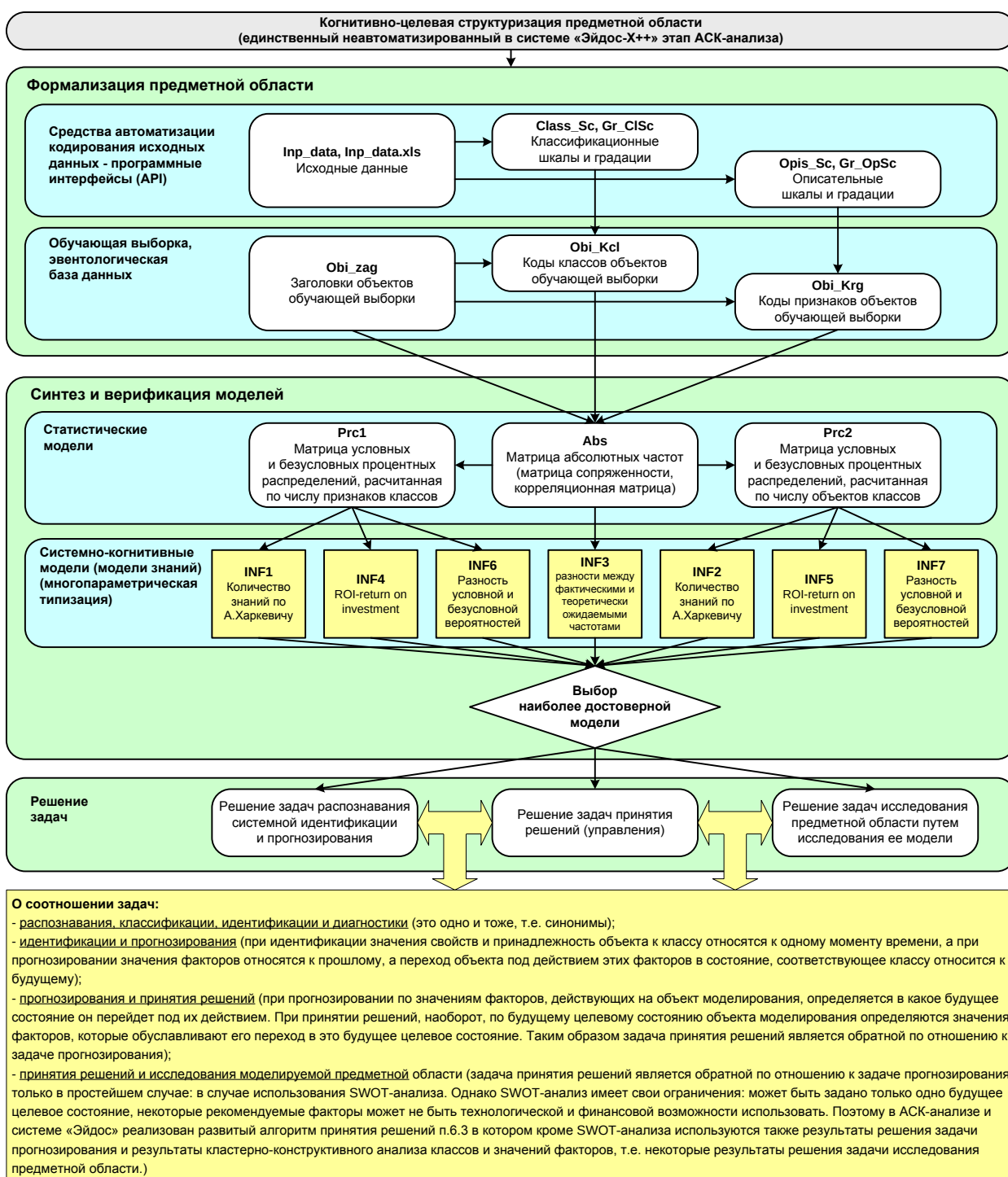
- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)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

**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.

Задача 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.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем бренд лапши, а в качестве факторов, влияющих на результаты – вид, тип, страну производителя, общую оценку покупателей и топ 10 лучших продуктов (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	Brand

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	Variety
2	Style
3	Country
4	Stars
5	Top ten

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены с интернет ресурса [Kaggle](https://www.kaggle.com/).

	A	B	C	D	E	F	G
1	Review #	Brand	Variety	Style	Country	Stars	Top Ten
2	2580	New Touch	T's Restaurant Tantanmen	Cup	Japan	3,75	
3	2579	Just Way	Noodles Spicy Hot Sesame Spicy Hot Sesame Guan-miao Noodles	Pack	Taiwan	1	
4	2578	Nissin	Cup Noodles Chicken Vegetable	Cup	USA	2,25	
5	2577	Wei Lih	GGE Ramen Snack Tomato Flavor	Pack	Taiwan	2,75	
6	2576	Ching's Secret	Singapore Curry	Pack	India	3,75	
7	2575	Samyang Foods	Kimchi song Song Ramen	Pack	South Korea	4,75	
8	2574	Acecook	Spice Deli Tantan Men With Cilantro	Cup	Japan	4	
9	2573	Ikeda Shoku	Nabeyaki Kitsune Udon	Tray	Japan	3,75	
10	2572	Ripe'n'Dry	Hokkaido Soy Sauce Ramen	Pack	Japan	0,25	
11	2571	KOKA	The Original Spicy Stir-Fried Noodles	Pack	Singapore	2,5	
12	2570	Tao Kae Noi	Creamy tom Yum Kung Flavour	Pack	Thailand	5	
13	2569	Yamachan	Yokohama Tonkotsu Shoyu	Pack	USA	5	
14	2568	Nongshim	Mr. Bibim Stir-Fried Kimchi Flavor	Pack	South Korea	4,25	
15	2567	Nissin	Deka Buto Kimchi Pork Flavor	Bowl	Japan	4,5	
16	2566	Nissin	Demae Ramen Bar Noodle Aka Tonkotsu Flavour Instant Noodle	Pack	Hong Kong	5	
17	2565	KOKA	Mushroom Flavour Instant Noodles	Cup	Singapore	3,5	
18	2564	TRDP	Mario Masala Noodles	Pack	India	3,75	
19	2563	Yamachan	Tokyo Shoyu Ramen	Pack	USA	5	
20	2562	Binh Tay	Mi Hai Cua	Pack	Vietnam	4	
21	2561	Paldo	Premium Gomtang	Pack	South Korea	4	
22	2560	Nissin	Cup Noodles Laksa Flavour	Cup	Hong Kong	4,25	
23	2559	Jackpot Teriyaki	Beef Ramen	Pack	USA	5	
24	2558	KOKA	Creamy Soup With Crushed Noodles Hot & Sour Fish Flavor	Cup	Singapore	5	
25	2557	Yamachan	Sapporo Miso Ramen	Pack	USA	4,75	
26	2556	Ching's Secret	Hot Garlic Instant Noodles	Pack	India	4,25	
27	2555	Samyang Foods	Song Song Kimchi Big Bowl	Bowl	South Korea	4,25	
28	2554	Yum-Mie	Instant Noodles Beef In Light Soup Flavour	Pack	Ghana	3,5	
29	2553	Nissin	Hakata Ramen Noodle White Tonkotsu	Bowl	Japan	4,75	
30	2552	MyKuali	Penang White Curry Rice Vermicelli Soup	Bowl	Malaysia	5	
31	2551	KOKA	Signature Tom Yum Flavor Instant Noodles	Pack	Singapore	4	
32	2550	Samyang Foods	Paegaejang Ramen	Pack	South Korea	5	
33	2549	Nissin	Gekikara Ramen Extra Hot Ramen Goreng	Pack	Indonesia	4,5	
34	2548	Ottogi	Plain Instant Noodle No Soup Included	Pack	South Korea	Unrated	
35	2547	Sichuan Guangyou	Chongqing Spicy Hot Noodles	Bowl	China	4	

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

Затем с параметрами, показанными на рисунке 3, запустим режим 2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа.

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

☐ XLS - MS Excel 2003 Стандарт XLS-файла

☒ XLSX - MS Excel 2007(2010) Стандарт DBF-файла

☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт CSV-файла

☐ CSV - CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

☐ Создавать БД средних по классам "Inp_davi.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:

Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:

Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

☒ Равные интервалы с разным числом наблюдений

☐ Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

☒ Не применять сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить спец. интерпретацию текстовых полей классов

☐ Применить спец. интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

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

Интерпретация TXT-полей признаков:

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

☐ Только интервальные числовые значения (например: "1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")

☐ Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")

☒ И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")

Ok Cancel

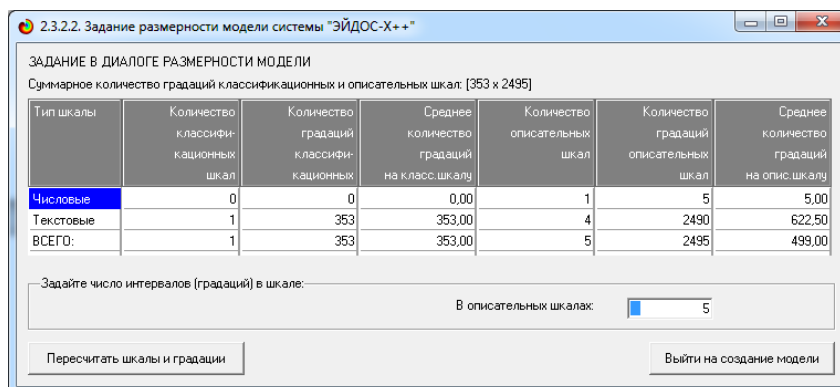


Рисунок 3. Экранная форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

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 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 4 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима. Здесь же обратим внимание на то, что в таблице 3 значения параметров могут быть представлены как числовыми, так и текстовыми значениями.

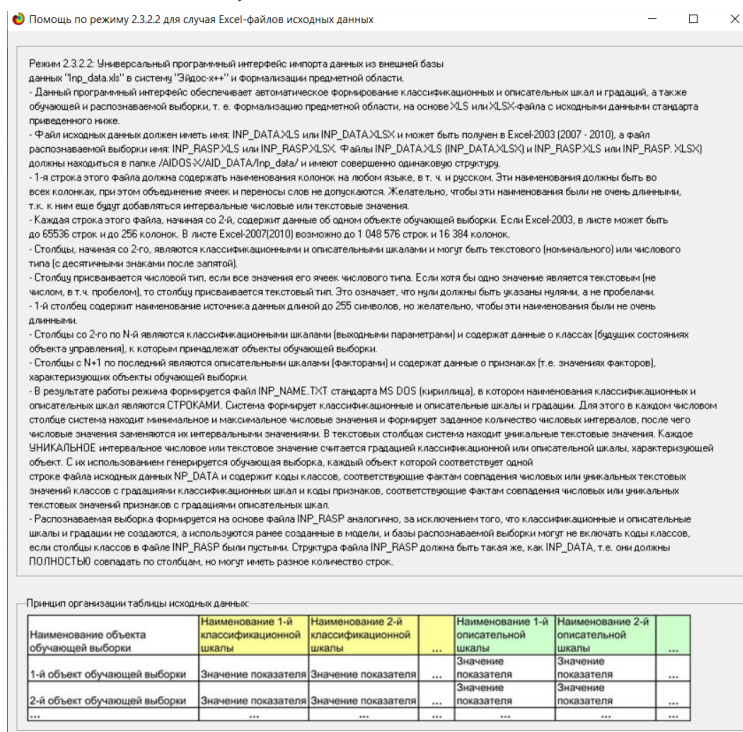


Рисунок 4. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной из них для решения задач

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 5).

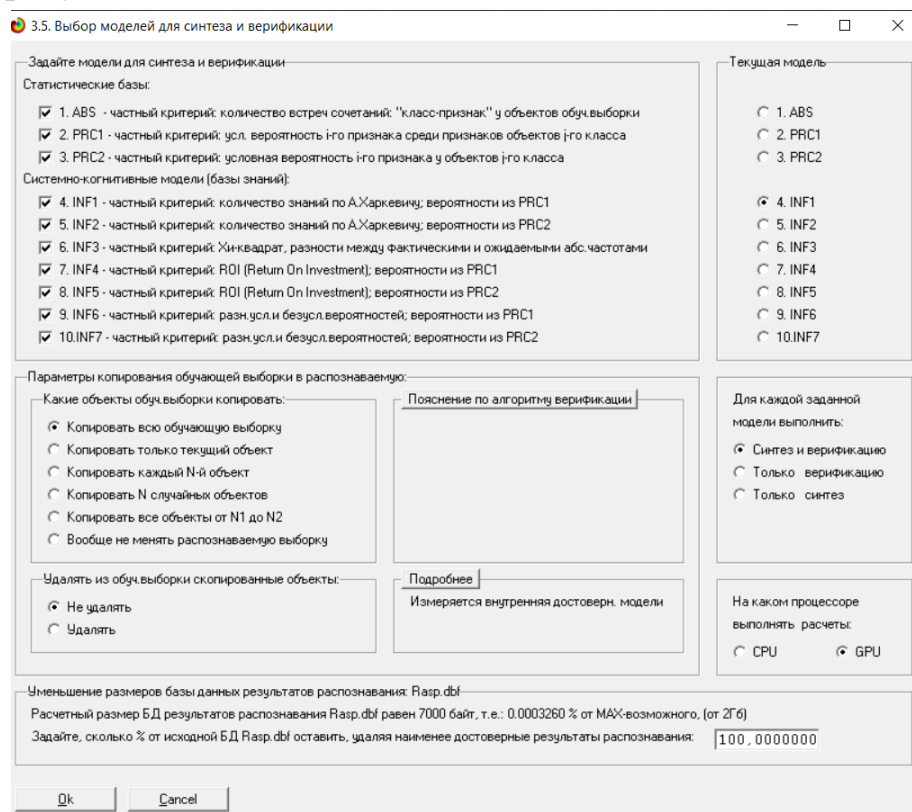


Рисунок 5. Экранная форма режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что при синтезе и верификации моделей использовался графический процессор (GPU) видеокарты. На центральном процессоре (CPU) выполнение этих операций занимает значительно большее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз дольше). Таким образом, неграфические вычисления на графических процессорах видеокарты делает возможной обработку больших объемов исходных данных за разумное время. В процесс синтеза и верификации моделей осуществляется также расчет 10 выходных форм, на что уходит более 99% времени исполнения.

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

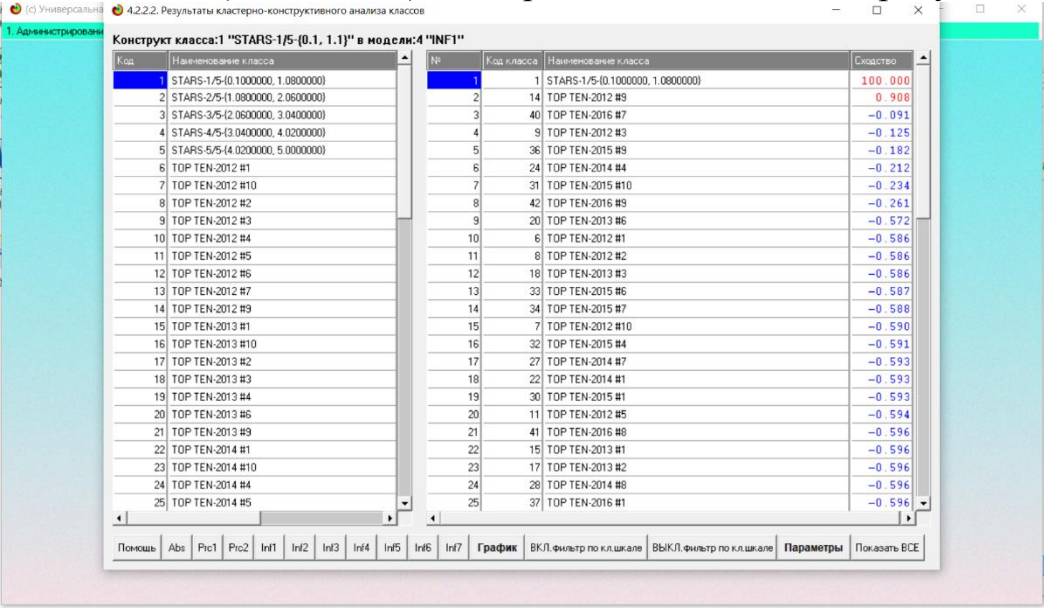


Рисунок 6. Результат кластерно-конструктивного анализа

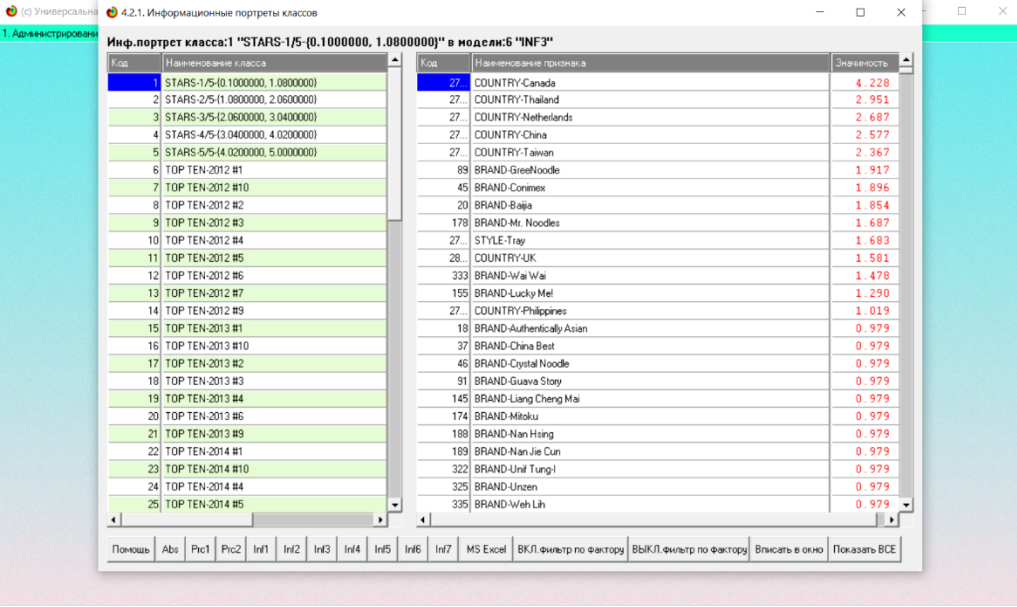


Рисунок 7. Модель INF3

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.

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 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 8).

3.4. Обобщенная форма по достоверности при разнотип. крит. Текущая модель: "INF3"

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 Ризбергера	Сумма модул. уровней сход. истинно-полож. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней сход. ложно-полож. решений (STFP)	Сумма модул. уровней сход. ложно-отриц. решений (STFN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Улас...	Корреляция абс. частот с обр...	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	37.000	4.622	1903	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Улас...	Сумма абс. частот по признакам	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	37.000		1909	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	37.000	4.622	1903	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Сумма усл.отн. частот по признакам	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	37.000		1909	
3. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	37.000	4.622	1903	
3. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Сумма усл.отн. частот по признакам	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	37.000		1909	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу: в...	Семантический резонанс: зна...	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	29.675	3.749	274	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу: в...	Сумма знаний	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	23.666		233	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу: в...	Семантический резонанс: зна...	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	29.675	3.749	274	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу: в...	Сумма знаний	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	23.666		233	
6. INF3 - частный критерий: Хинкварт: разности между фактич...	Семантический резонанс: зна...	37	37	6414	3132		0.012	1.000	0.023	34.846	300.560	327	
6. INF3 - частный критерий: Хинкварт: разности между фактич...	Сумма знаний	37	37	6414	3132		0.012	1.000	0.023	24.164	229.234	229	
7. INF4 - частный критерий: RDI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс: зна...	37	37	5489	4057		0.009	1.000	0.018	29.296	6.028	172	
7. INF4 - частный критерий: RDI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	22.922		153	
8. INF5 - частный критерий: RDI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс: зна...	37	37	5489	4057		0.009	1.000	0.018	29.296	6.028	172	
8. INF5 - частный критерий: RDI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	22.922		153	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс: зна...	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	30.440	3.839	417	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	24.164		342	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс: зна...	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	30.440	3.839	417	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	37	37	2600	6946		0.005	1.000	0.011	24.164		342	

Рисунок 8. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1-критерию проф. Е.В.Луценко

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний» ($F=0,810$ при максимуме 1,000), что является довольно хорошим результатом, по критерию L1 проф. Е.В.Луценко та же модель является наиболее достоверной ($L1=0,960$ при максимуме 1,000), что является отличным результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF3 сильной причинно-следственной зависимости

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации факторов влияющих на средний балл в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

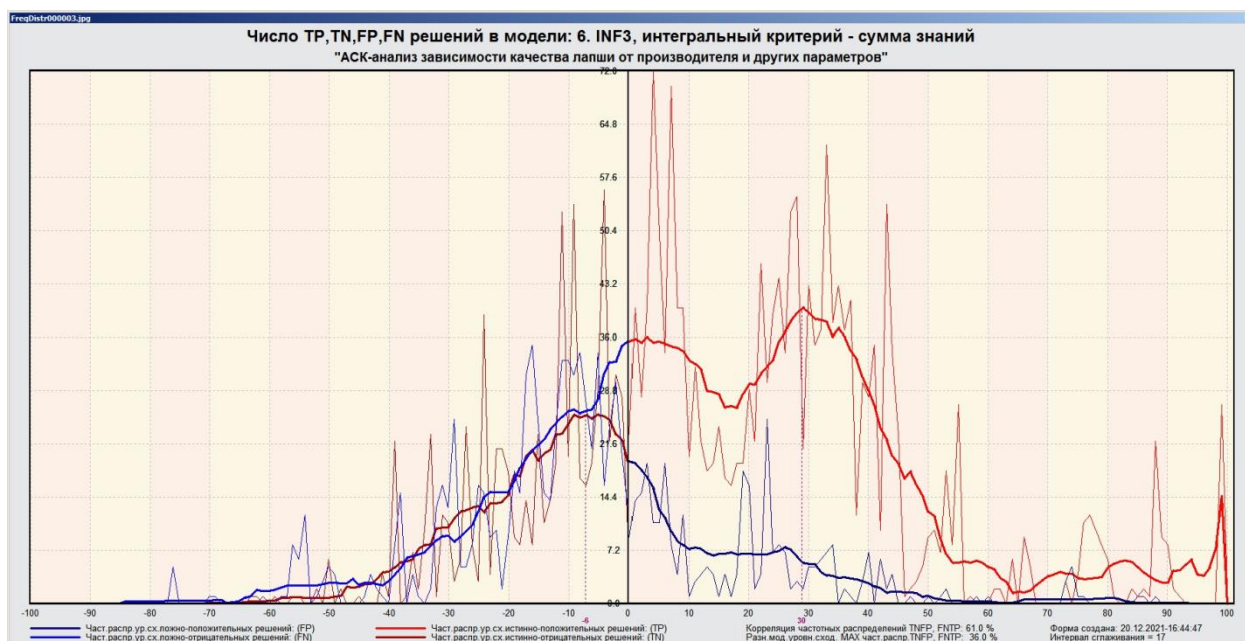


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

Рисунок 9 содержит изображения двух частотных распределений, похожих на нормальные, сдвинутых относительно друг друга по фазе.

Левое распределение, большее по амплитуде включает истинно-отрицательные и ложно-положительные решения, а правое, меньшее по амплитуде, включает ложные отрицательные и истинно-положительные решения.

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации вида балла по его факторам и другие задачи.

Видно, что для отрицательных решений количество истинных решений всегда значительно превосходит количество ложных решений, причем при уровнях различия больше примерно 5% ложные отрицательные решения вообще практически отсутствуют.

Видно также, что для положительных решений картина более сложная и включает 3 диапазона уровней сходства

- 1) при уровнях сходства от 0% до 30% количество ложных решений больше числа истинных;
- 2) при уровнях сходства от 30% до примерно 42% есть и истинные и ложные положительные решения, но число истинных решений больше числа ложных и доля истинных решений возрастает при увеличении уровня сходства;
- 3) при уровнях сходства выше 42% ложные положительные решения не встречаются.

На рисунке 10 приведен Help по режиму 3.4, в котором описаны меры достоверности моделей, применяемые в системе «Эйдос»:

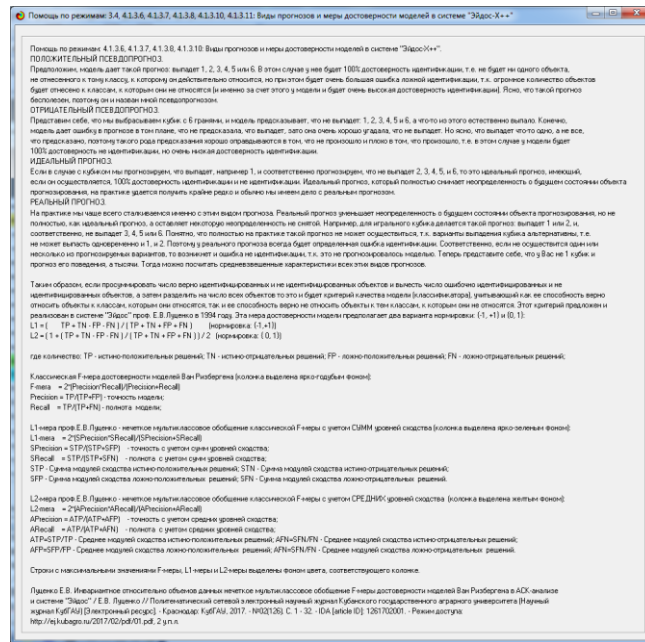
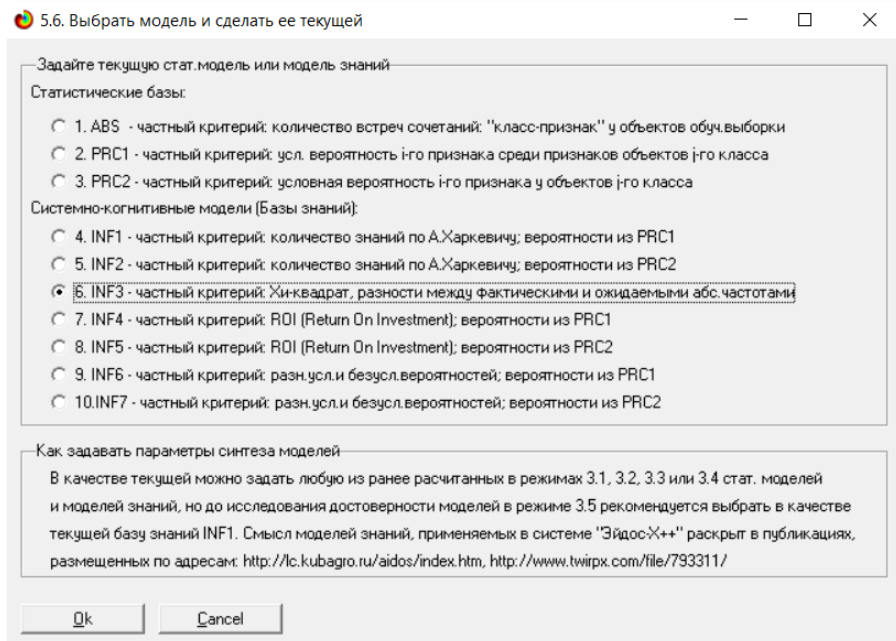


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф. Е.В.Луценко

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF3 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 11):



Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение балла на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на GPU (рисунок 12).

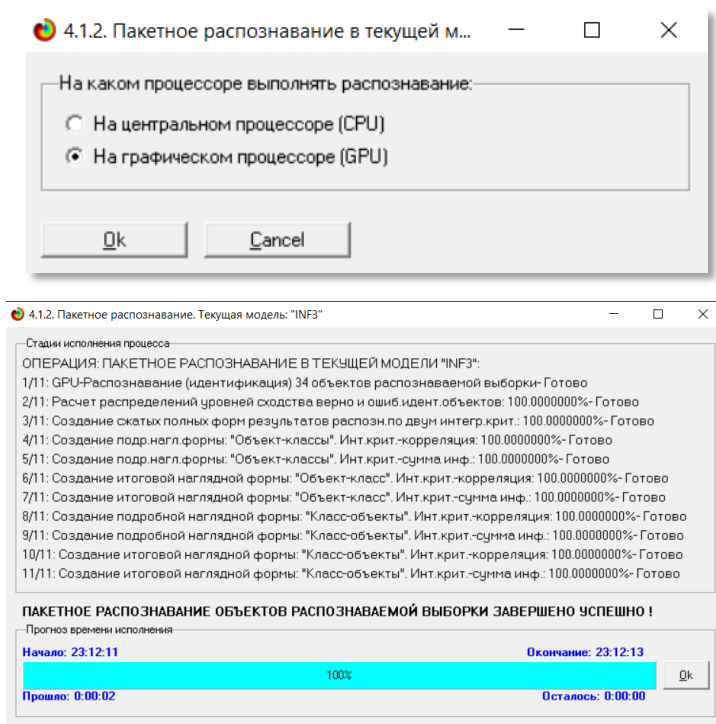


Рисунок 12. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Подзадача 4.2. 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.

4.2.1. Когнитивные диаграммы классов

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

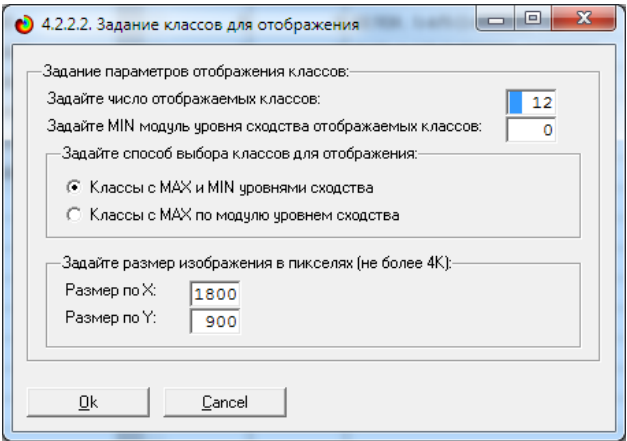


Рисунок 13. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.2.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, пример которой приведен на рисунке 16, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате *когнитивной кластеризации* (рисунок 18):

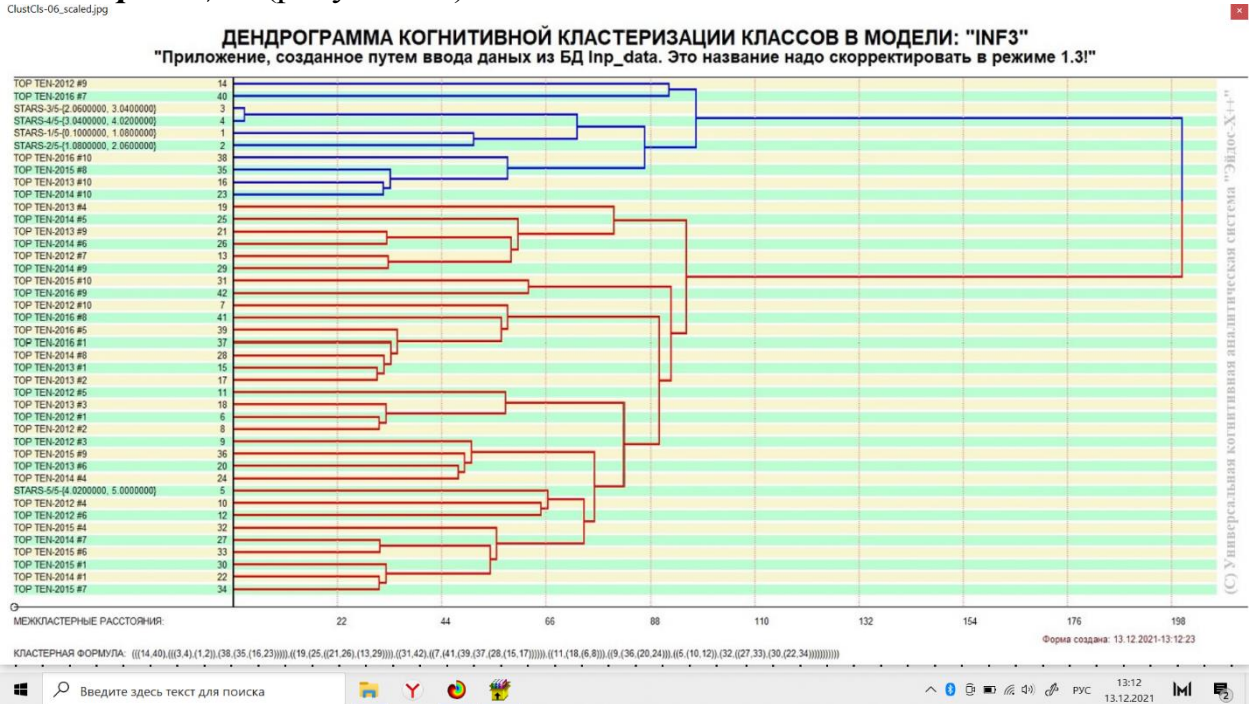


Рисунок 14. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие факторов

Из рисунка 18 мы видим, что некоторые виды сходны по детерминирующей их системе значений характеристик, и, следовательно, корректно ставить задачу их одновременного достижения, а другие по системе значений этих параметров сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. альтернативными и цель их одновременного достижения является некорректной и недостижимой, т.к. для

достижения одного из альтернативных результатов необходимы одни значения характеристик, а для достижения другого – совершенно другие, которые не могут наблюдаться одновременно с первыми.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 18, мы видим также, что все классы образуют два противоположных кластера, являющихся полюсами конструкта, по системе значений обуславливающих значениям параметров их характеристик.

На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:



Рисунок 15. График изменения межкластерных расстояний

4.2.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

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

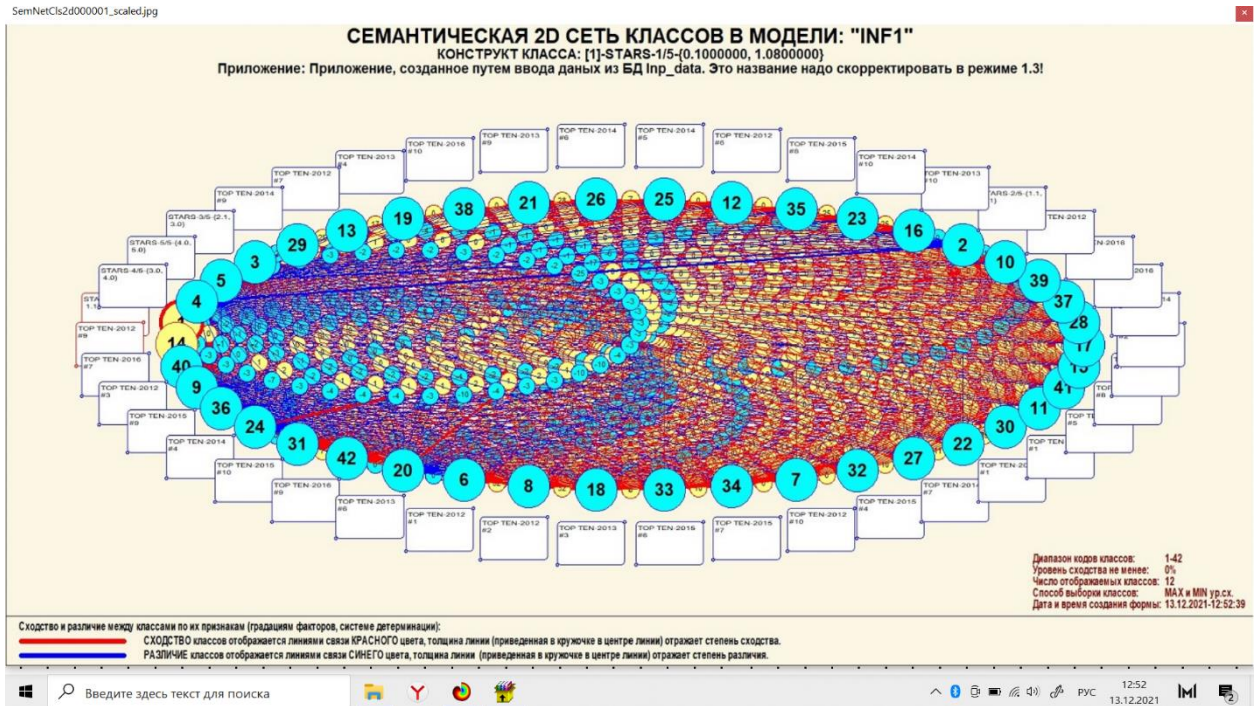


Рисунок 20. сходство/различие факторов

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

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

Диаграмма, приведенная на рисунке 20, получена при параметрах, приведенных на рисунке 21.

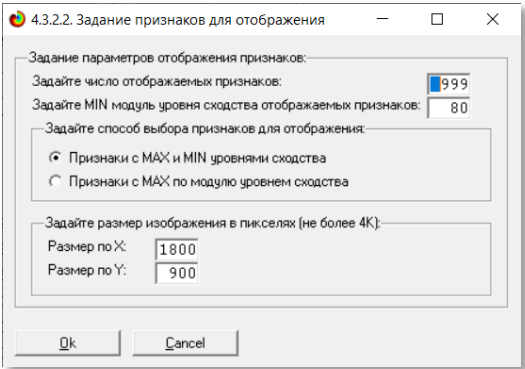


Рисунок 21. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 20

4.2.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 22 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных

расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах, пример которой приведен на рисунке 20.

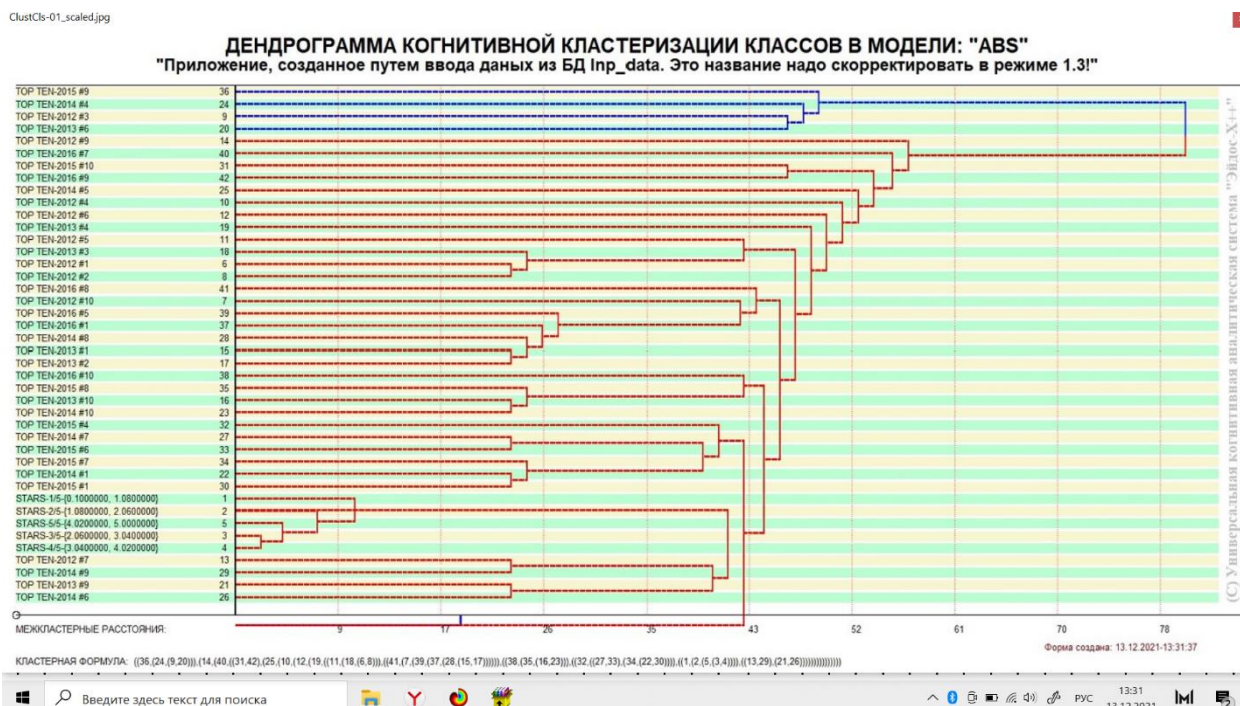


Рисунок 22. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации признаков

Из дендрограммы на рисунке 22 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами).

Хорошо видна группировка признаков по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о балле. **Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 18 и 20).**

7. Выводы

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.

В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 2 статистические и 5 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенный образ спецификации видов рамёна, изучено влияние факторов, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и

исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение №209 в режиме 1.3 системы «Эйдос».

Список литературы

1. Лойко В.И. Подходы к автоматизации процессов управления производством продукции растениеводства / В.И. Лойко, С.А. Курносов, В.В. Ткаченко, Н.А. Ткаченко // Экономико-правовые аспекты реализации стратегии модернизации России: поиск модели эффективного социохозяйственного развития: сб. стат. междунар. науч.-практ. конф., Сочи, 5-9 октября 2016 г. – М.: НИИ ЭИП2016. С. 128-132.
2. Луценко Е. В., Лойко В. И., Лаптев В. Н. Системы представления и приобретения знаний : учеб. пособие / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар: Экоинвест, 2018. – 513 с. ISBN 978-5-94215-415-8. <https://elibrary.ru/item.asp?id=35641755>
3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
4. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСКанализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №02(126). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf> 2 у.п.л.
5. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf> 2,688 у.п.л.
6. 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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf> 3,062 у.п.л.
7. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системнокогнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf> 1,562 у.п.л.
8. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-X++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf> 1,562 у.п.л.

9. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online 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. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf
10. 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.
11. Луценко Е.В. Системно-когнитивное моделирование влияния агротехнологий на урожайность и качество пшеницы и решение задач прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №03(147). С. 62 – 128. – IDA [article ID]: 1471903015. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/03/pdf/15.pdf> 4,188 у.п.л.
12. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.рег.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg> 2 у.п.л.
13. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5- 94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>