

УДК 004.8

Автоматизированный системно-когнитивный анализ влияния особенностей строения цветков ириса на определение его разновидности

Завгородняя Наталья Александровна
студентка факультета ПИ, группы ИТ2101
Zavgorodnyaya3851@yandex.ru

Шарапатов Никита Андреевич
студент факультета ПИ, группы ИТ2101
neffshar@gmail.com

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

Целью данной работы является изучение силы и направления влияния особенностей строения определённого сорта ириса на определение разновидности цветка. Достижение данной цели представляет большой научный и практический интерес как для ученых-селекционеров, а так и для цветоводов-практиков. Селекционерам это позволяет получить новые сорта, а хозяйствам выбрать гибриды, наиболее соответствующие требованиям. Достижение данной цели также 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 the influence of structural features of iris flowers on the definition of its variety

Zavgorodnyaya Natalya Alexandrovna
student of the faculty of PI, group IT2101
Zavgorodnyaya3851@yandex.ru

Sharapatov Nikita Andreevich
student of the faculty of PI, group IT2101
neffshar@gmail.com

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

The purpose of this work is to study the strength and direction of the influence of structural features of a certain variety of iris on the definition of a flower variety. Achieving this goal is of great scientific and practical interest for both scientists and breeders, as well as for practicing flower growers. This allows breeders to obtain new varieties, and farms to choose hybrids that best meet the requirements. The achievement of this goal is of great too. 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	5
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	11
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	15
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)	15
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ).....	17
Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели	20
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов.....	20
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов.....	22
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов	23
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	24
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети.....	26
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты.....	28
4.3.7. Когнитивные функции	28
4.3.8. Сила и направление влияния особенностей строения цветков ириса на его разновидность	31

4.3.9. Степень детерминированности класса (сорта) ириса	33
7. ВЫВОДЫ	33
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	34

Введение

Целью данной работы является изучение силы и направления влияния особенностей строения определённого сорта ириса на определение разновидности цветка.

Достижение данной цели представляет большой научный и практический интерес как для ученых-селекционеров, а так и для цветоводов-практиков. Селекционерам это позволяет получить новые сорта, а хозяйствам выбрать гибриды, наиболее соответствующие требованиям.

Достижение данной цели представляет также 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 314, 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).

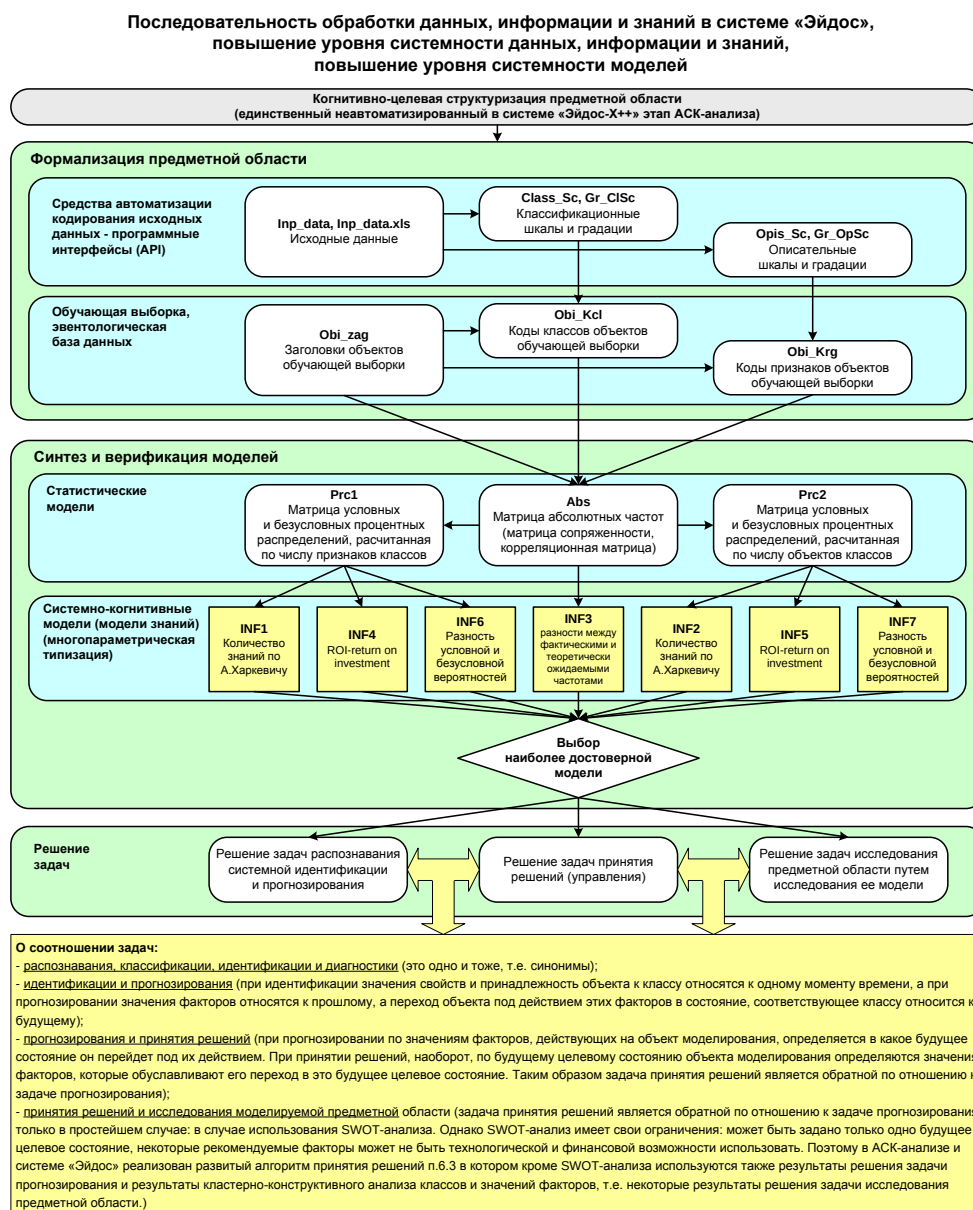


Рисунок 1. Последовательность решения задач
в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области мы не формализуемым 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 разновидность (species) ирисов (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – длина чашелистика (SepalLengthCm), ширина чашелистика (SepalWidthCm), длина лепестка (PetalLengthCm), ширина лепестка (PetalWidthCm) (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	Species

Таблица 2 – Описательные шкалы

код	наименование
1	SepalLengthCm
2	SepalWidthCm
3	PetalLengthCm
4	PetalWidthCm

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены из подробной таблицы, найденных в интернете.

	A	B	C	D	E	F
1	object	Species	SepalLengthCm	SepalWidthCm	PetalLengthCm	PetalWidthCm
2	flower 1	Iris-setosa	5,1	3,5	1,4	0,2
3	flower 2	Iris-setosa	4,9	3	1,4	0,2
4	flower 3	Iris-setosa	4,7	3,2	1,3	0,2
5	flower 4	Iris-setosa	4,6	3,1	1,5	0,2
6	flower 5	Iris-setosa	5	3,6	1,4	0,2
7	flower 6	Iris-setosa	5,4	3,9	1,7	0,4
8	flower 7	Iris-setosa	4,6	3,4	1,4	0,3
9	flower 8	Iris-setosa	5	3,4	1,5	0,2
10	flower 9	Iris-setosa	4,4	2,9	1,4	0,2
11	flower 10	Iris-setosa	4,9	3,1	1,5	0,1
12	flower 11	Iris-setosa	5,4	3,7	1,5	0,2
13	flower 12	Iris-setosa	4,8	3,4	1,6	0,2
14	flower 13	Iris-setosa	4,8	3	1,4	0,1
15	flower 14	Iris-setosa	4,3	3	1,1	0,1
16	flower 15	Iris-setosa	5,8	4	1,2	0,2
17	flower 16	Iris-setosa	5,7	4,4	1,5	0,4
18	flower 17	Iris-setosa	5,4	3,9	1,3	0,4
19	flower 18	Iris-setosa	5,1	3,5	1,4	0,3
20	flower 19	Iris-setosa	5,7	3,8	1,7	0,3
21	flower 20	Iris-setosa	5,1	3,8	1,5	0,3
22	flower 21	Iris-setosa	5,4	3,4	1,7	0,2
23	flower 22	Iris-setosa	5,1	3,7	1,5	0,4
24	flower 23	Iris-setosa	4,6	3,6	1	0,2
25	flower 24	Iris-setosa	5,1	3,3	1,7	0,5
26	flower 25	Iris-setosa	4,8	3,4	1,9	0,2

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

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++"

☒ XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
☒ XLSX - MS Excel-2007(2010) Стандарт XLS-файла
☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла
☐ CSV - CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
☐ Создавать БД средних по классам "Inp_data.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:
 Начальный столбец классификационных шкал: 2
 Конечный столбец классификационных шкал: 2

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:
 Начальный столбец описательных шкал: 3
 Конечный столбец описательных шкал: 6

Задайте режим:
☒ Формализации предельной области (на основе "Inp_data")
☐ Генерации распознанной 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 ACK-анализа
☐ Применить сценарный метод ACK-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

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [3 x 40]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс шкала	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	4	40	10,00
Текстовые	1	3	3,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	1	3	3,00	4	40	10,00

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:
 В описательных шкалах: 10

Пересчитать шкалы и градации Выйти на создание модели

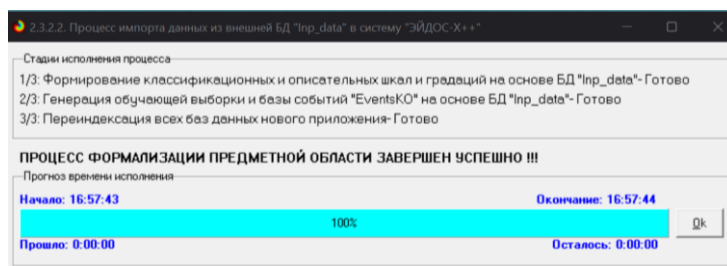


Рисунок 3. Экранная форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

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.

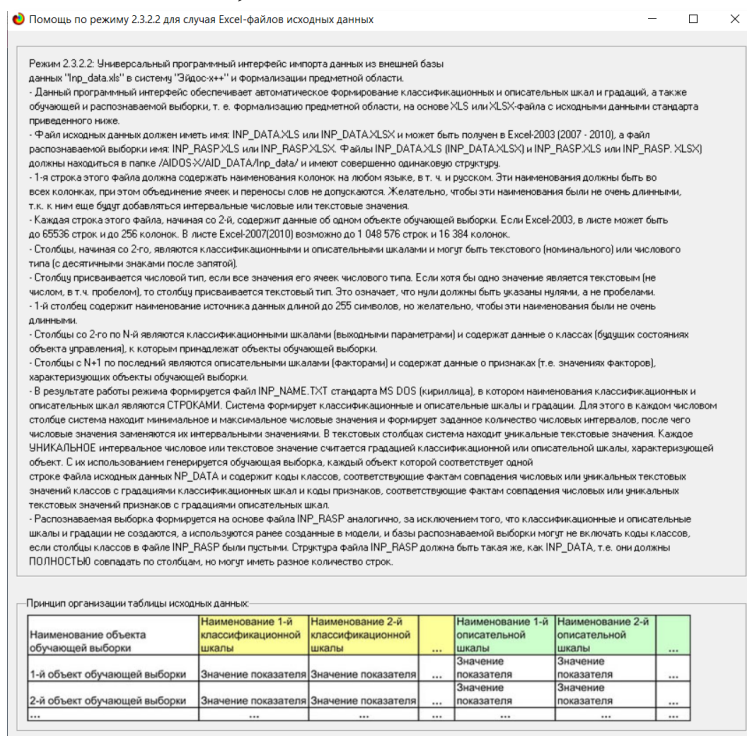


Рисунок 4. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформирована 1 классификационная шкала с суммарным количеством градаций (классов) 3 (таблица 3) и 4 описательных шкалы с суммарным числом градаций 40 (таблица 4). С использованием классификационных и описательных шкал и градаций исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (таблица 5):

Код	Название
1	Iris-setosa
2	Iris-versicolor
3	Iris-virginica

Таблица 3 – Классификационные шкалы и градации
(разновидности ирисов)

Код	Название
1	1/10-{14.3000000, 4.6600000}
2	2/10-{14.6600000, 5.0200000}
3	3/10-{15.0200000, 5.3800000}
4	4/10-{15.3800000, 5.7400000}
5	5/10-{5.7400000, 6.1000000}
6	6/10-{16.1000000, 6.4600000}
7	7/10-{16.4600000, 6.8200000}
8	8/10-{16.8200000, 7.1800000}
9	9/10-{17.1800000, 7.5400000}
10	10/10-{17.5400000, 7.9000000}
11	1/10-{12.0000000, 2.2400000}
12	2/10-{12.2400000, 2.4800000}
13	3/10-{12.4800000, 2.7200000}
14	4/10-{12.7200000, 2.9600000}
15	5/10-{12.9600000, 3.2000000}
16	6/10-{3.2000000, 3.4400000}
17	7/10-{13.4400000, 3.6800000}
18	8/10-{3.6800000, 3.9200000}
19	9/10-{13.9200000, 4.1600000}
20	10/10-{4.1600000, 4.4000000}
21	1/10-{11.0000000, 1.5900000}
22	2/10-{11.5900000, 2.1800000}
23	3/10-{12.1800000, 2.7700000}
24	4/10-{12.7700000, 3.3600000}
25	5/10-{13.3600000, 3.9500000}
26	6/10-{13.9500000, 4.5400000}
27	7/10-{4.5400000, 5.1300000}
28	8/10-{5.1300000, 5.7200000}
29	9/10-{5.7200000, 6.3100000}
30	10/10-{6.3100000, 6.9000000}
31	1/10-{10.1000000, 0.3400000}
32	2/10-{0.3400000, 0.5800000}
33	3/10-{10.5800000, 0.8200000}
34	4/10-{0.8200000, 1.0600000}
35	5/10-{1.0600000, 1.3000000}
36	6/10-{11.3000000, 1.5400000}
37	7/10-{11.5400000, 1.7800000}
38	8/10-{11.7800000, 2.0200000}
39	9/10-{2.0200000, 2.2600000}
40	10/10-{2.2600000, 2.5000000}

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).

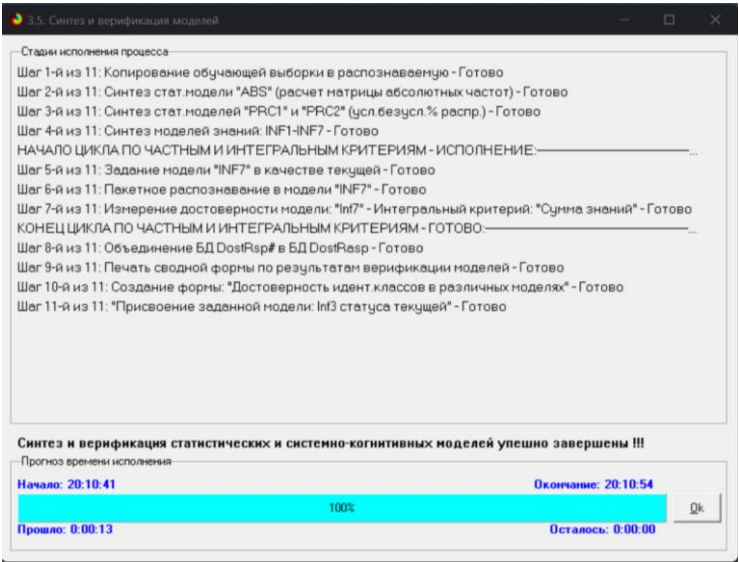
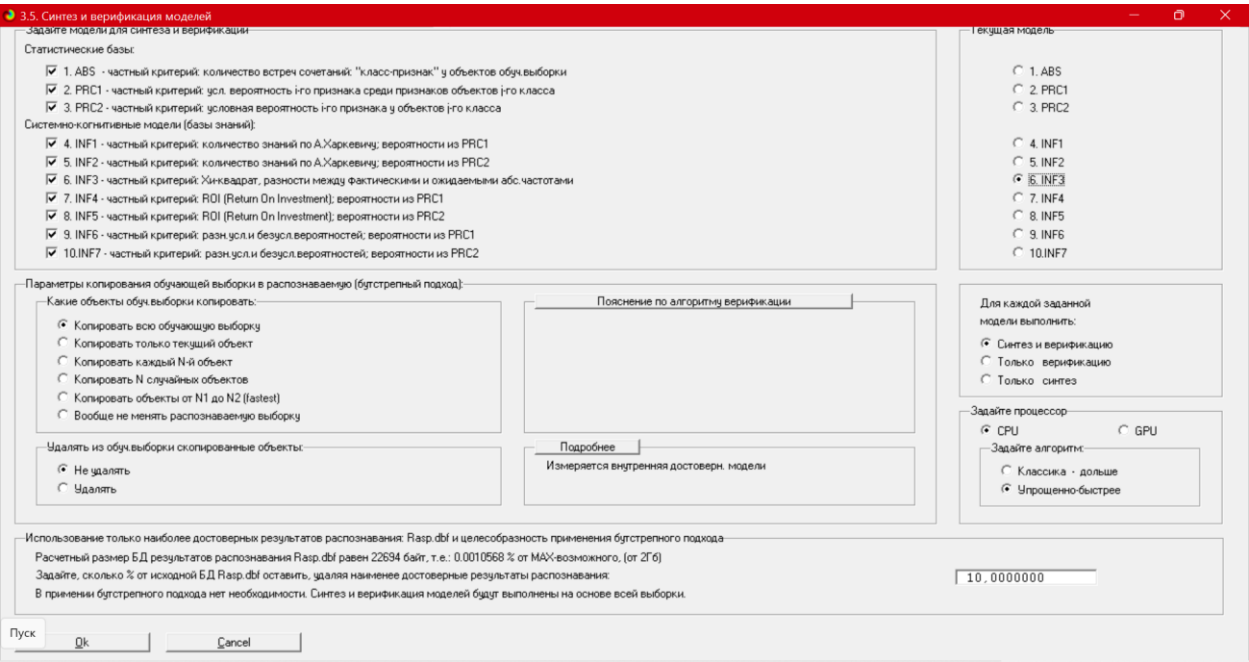


Рисунок 5. Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 5 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на центральном процессоре (CPU)».

Из рисунка 5 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 13 секунд. Отметим, что при синтезе и верификации моделей

использовался центральный процессор (CPU). На графическом процессоре (GPU) в ходе исследования система «Эйдос» работала в разы медленнее.

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SPECIES IRIS SETOSA	2. SPECIES IRIS VERSICOLOR	3. SPECIES IRIS VIRGINICA	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	SEPALLENGTHCM-1/10-(4.3000000, 4.6600000)	9			9	3.00	5.20
2	SEPALLENGTHCM-2/10-(4.6600000, 5.0200000)	19	3	1	23	7.67	9.87
3	SEPALLENGTHCM-3/10-(5.0200000, 5.3800000)	12	2		14	4.67	6.43
4	SEPALLENGTHCM-4/10-(5.3800000, 5.7400000)	9	16	2	27	9.00	7.00
5	SEPALLENGTHCM-5/10-(5.7400000, 6.1000000)	1	13	8	22	7.33	6.03
6	SEPALLENGTHCM-6/10-(6.1000000, 6.4600000)		7	13	20	6.67	6.51
7	SEPALLENGTHCM-7/10-(6.4600000, 6.8200000)		7	11	18	6.00	5.57
8	SEPALLENGTHCM-8/10-(6.8200000, 7.1800000)		2	4	6	2.00	2.00
9	SEPALLENGTHCM-9/10-(7.1800000, 7.5400000)			5	5	1.67	2.89
10	SEPALLENGTHCM-10/10-(7.5400000, 7.9000000)			6	6	2.00	3.46
11	SEPALWIDTHCM-1/10-(2.0000000, 2.2400000)		3	1	4	1.33	1.53
12	SEPALWIDTHCM-2/10-(2.2400000, 2.4800000)	1	6		7	2.33	3.21
13	SEPALWIDTHCM-3/10-(2.4800000, 2.7200000)		12	10	22	7.33	6.43
14	SEPALWIDTHCM-4/10-(2.7200000, 2.9600000)	1	13	10	24	8.00	6.24
15	SEPALWIDTHCM-5/10-(2.9600000, 3.2000000)	16	14	21	51	17.00	3.61
16	SEPALWIDTHCM-6/10-(3.2000000, 3.4400000)	11	2	5	18	6.00	4.58
17	SEPALWIDTHCM-7/10-(3.4400000, 3.6800000)	8		1	9	3.00	4.36
18	SEPALWIDTHCM-8/10-(3.6800000, 3.9200000)	9		2	11	3.67	4.73
19	SEPALWIDTHCM-9/10-(3.9200000, 4.1600000)	2			2	0.67	1.15
20	SEPALWIDTHCM-10/10-(4.1600000, 4.4000000)	2			2	0.67	1.15
21	PETALLENGTHCM-1/10-(1.0000000, 1.5900000)	37			37	12.33	21.36
22	PETALLENGTHCM-2/10-(1.5900000, 2.1800000)	13			13	4.33	7.51
23	PETALLENGTHCM-3/10-(2.1800000, 2.7700000)						
24	PETALLENGTHCM-4/10-(2.7700000, 3.3600000)		3		3	1.00	1.73
25	PETALLENGTHCM-5/10-(3.3600000, 3.9500000)		8		8	2.67	4.62

Рисунок 6. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SPECIES IRIS SETOSA	2. SPECIES IRIS VERSICOLOR	3. SPECIES IRIS VIRGINICA	Сумма	Среднее	Средн. невадр. откл.
1	SEPALLENGTHCM-1/10-(4.3000000, 4.6600000)	6.000	-3.000	-3.000			5.196
2	SEPALLENGTHCM-2/10-(4.6600000, 5.0200000)	11.333	-4.667	-6.667			9.866
3	SEPALLENGTHCM-3/10-(5.0200000, 5.3800000)	7.333	-2.667	-4.667			6.429
4	SEPALLENGTHCM-4/10-(5.3800000, 5.7400000)		7.000	-7.000			7.000
5	SEPALLENGTHCM-5/10-(5.7400000, 6.1000000)	-6.333	5.667	0.667			6.028
6	SEPALLENGTHCM-6/10-(6.1000000, 6.4600000)	-6.667	0.333	6.333			6.506
7	SEPALLENGTHCM-7/10-(6.4600000, 6.8200000)	-6.000	1.000	5.000			5.568
8	SEPALLENGTHCM-8/10-(6.8200000, 7.1800000)	-2.000		2.000			2.000
9	SEPALLENGTHCM-9/10-(7.1800000, 7.5400000)	-1.667	-1.667	3.333			2.887
10	SEPALLENGTHCM-10/10-(7.5400000, 7.9000000)	-2.000	-2.000	4.000			3.464
11	SEPALWIDTHCM-1/10-(2.0000000, 2.2400000)	-1.333	1.667	-0.333			1.528
12	SEPALWIDTHCM-2/10-(2.2400000, 2.4800000)	-1.333	3.667	-2.333			3.215
13	SEPALWIDTHCM-3/10-(2.4800000, 2.7200000)	-7.333	4.667	2.667			6.429
14	SEPALWIDTHCM-4/10-(2.7200000, 2.9600000)	-7.000	5.000	2.000			6.245
15	SEPALWIDTHCM-5/10-(2.9600000, 3.2000000)	-1.000	-3.000	4.000			3.606
16	SEPALWIDTHCM-6/10-(3.2000000, 3.4400000)	5.000	-4.000	-1.000			4.583
17	SEPALWIDTHCM-7/10-(3.4400000, 3.6800000)	5.000	-3.000	-2.000			4.359
18	SEPALWIDTHCM-8/10-(3.6800000, 3.9200000)	5.333	-3.667	-1.667			4.726
19	SEPALWIDTHCM-9/10-(3.9200000, 4.1600000)	1.333	-0.667	-0.667			1.155
20	SEPALWIDTHCM-10/10-(4.1600000, 4.4000000)	1.333	-0.667	-0.667			1.155
21	PETALLENGTHCM-1/10-(1.0000000, 1.5900000)	24.667	-12.333	-12.333			21.362
22	PETALLENGTHCM-2/10-(1.5900000, 2.1800000)	8.667	-4.333	-4.333			7.506
23	PETALLENGTHCM-3/10-(2.1800000, 2.7700000)						
24	PETALLENGTHCM-4/10-(2.7700000, 3.3600000)	-1.000	2.000	-1.000			1.732
25	PETALLENGTHCM-5/10-(3.3600000, 3.9500000)	-2.667	5.333	-2.667			4.619

Рисунок 7. 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.

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 доств.моделям при разн.крит. Текущая модель: "INF3"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	F-мера Ван Ризбергера	Сумма модул. уровней сход. истинно-поло. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модул. уровней сход. ложно-отриц. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Сред. уровень истин. реш.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	0.970	89.638	4.077	0.160	0.126	0.998	0.999	0.998	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признак...	0.909	87.168		3.071		0.966	1.000	0.983	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.970	89.638	4.077	0.160	0.126	0.998	0.999	0.998	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по приз...	0.909	87.168		3.071		0.966	1.000	0.983	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.970	89.634	4.077	0.160	0.126	0.998	0.999	0.998	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Сумма усл.отн. частот по приз...	0.909	87.168		3.071		0.966	1.000	0.983	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	0.980	85.170	11.464		1.993	1.000	0.977	0.988	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	0.964	97.098	7.542	0.688	1.341	0.993	0.986	0.990	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	0.980	85.169	11.464		1.993	1.000	0.977	0.988	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	0.964	97.098	7.542	0.688	1.341	0.993	0.986	0.990	
6. INF3 - частный критерий: Уинкватрат, разности между фактин...	Семантический резонанс зна...	0.997	87.364	16.725		0.230	1.000	0.997	0.999	
6. INF3 - частный критерий: Уинкватрат, разности между фактин...	Сумма знаний	0.997	75.166	12.502		0.171	1.000	0.998	0.999	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	0.980	89.074	11.779		1.393	1.000	0.985	0.992	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	0.967	95.085	2.261	0.491	0.202	0.995	0.998	0.996	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	0.980	89.074	11.779		1.393	1.000	0.985	0.992	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	0.967	95.085	2.261	0.491	0.202	0.995	0.998	0.996	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.969	83.224	6.692	0.015	0.884	1.000	0.989	0.995	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.971	75.166	1.761	0.517	0.171	0.993	0.998	0.995	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0.969	83.224	6.692	0.015	0.884	1.000	0.989	0.995	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.971	75.166	1.761	0.517	0.171	0.993	0.998	0.995	

Помощь по мерам достоверности Помощь по частотным распределениям TP,TN,FP,FN (TP-FP)/(TN-FN) (T-F)/(T+F)*100 Задать интервал сглаживания

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» ($F=0,997$ при максимуме 1,000), что является довольно хорошим результатом, по критерию L1 проф. Е.В.Луценко та же модель является наиболее достоверной ($L1=0,999$ при максимуме 1,000), что является отличным результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF3 сильной причинно-следственной зависимости между разновидностями ирисов и их характеристиками.

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам

идентификации характеристик ирисов в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

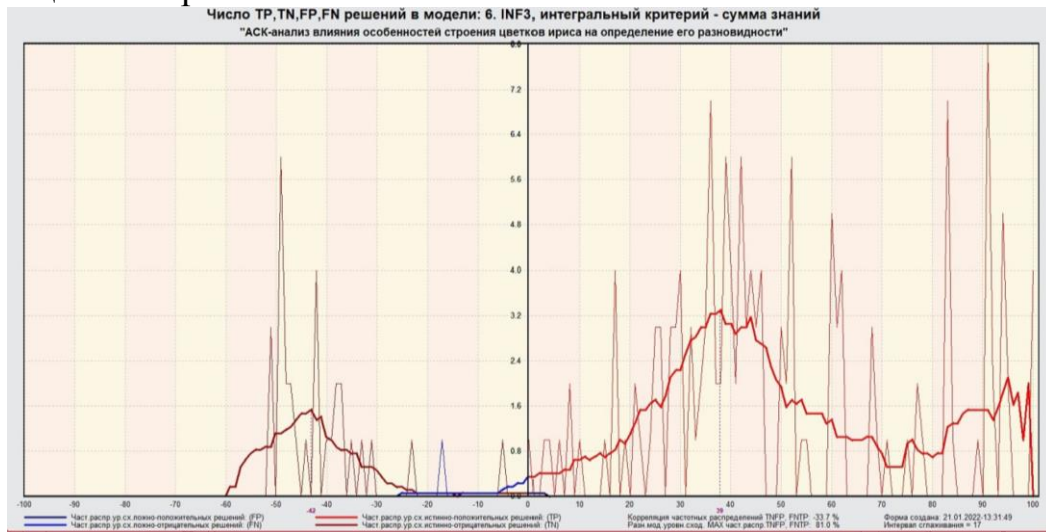


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

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

Левое распределение, меньше по амплитуде включает истинно-отрицательные и ложно-положительные решения, а правое, большее 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 разновидности ириса по его характеристикам 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.

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

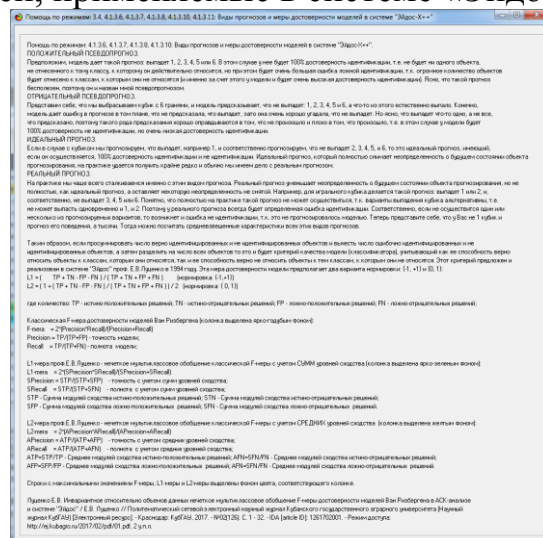


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф. Е.В.Луценко

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):

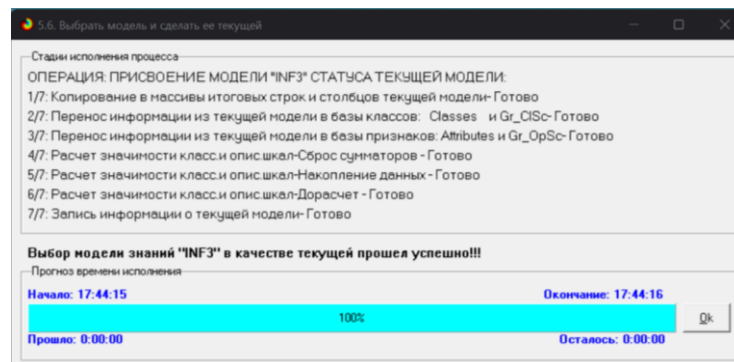
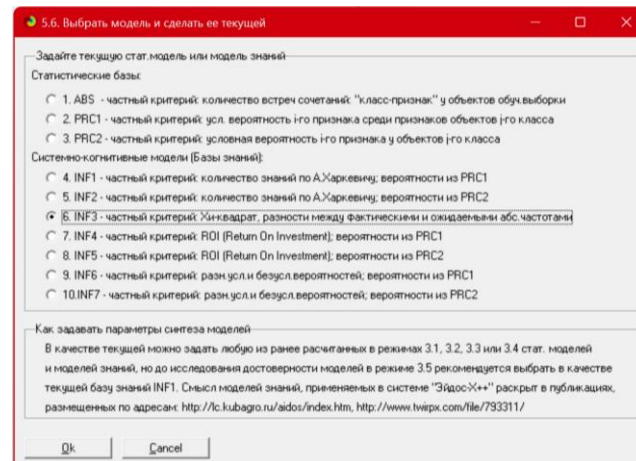


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

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

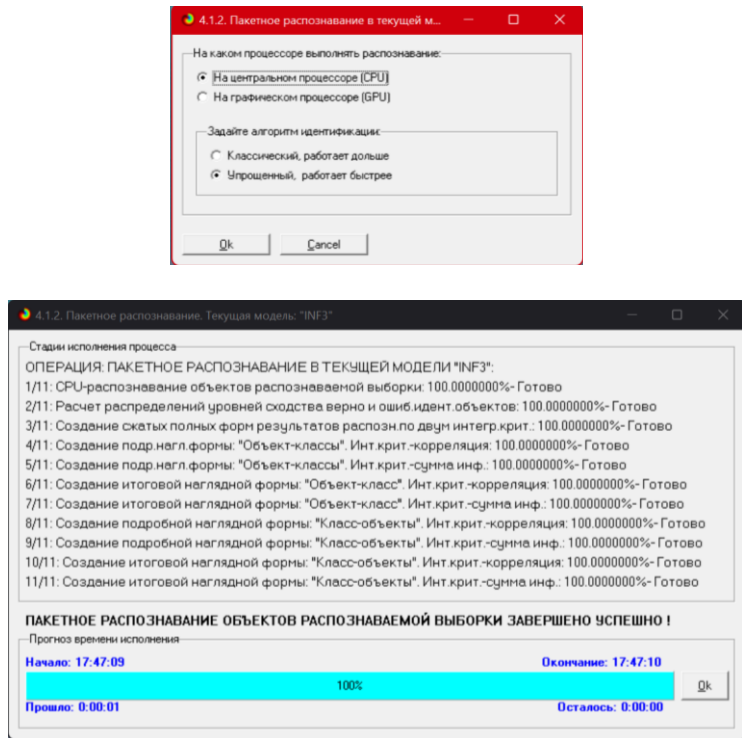
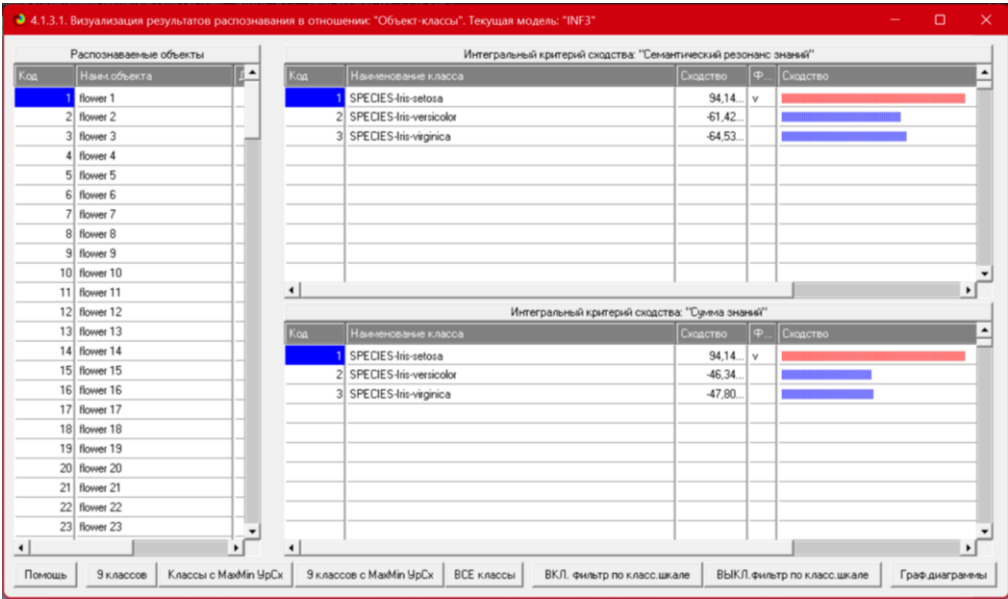


Рисунок 12. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Из рисунка 12 видно, что процесс идентификации занял 1 секунду. Отметим, что 99% этого времени заняла не сама идентификация на CPU, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях: Приведем две из этих 10 форм: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 13).



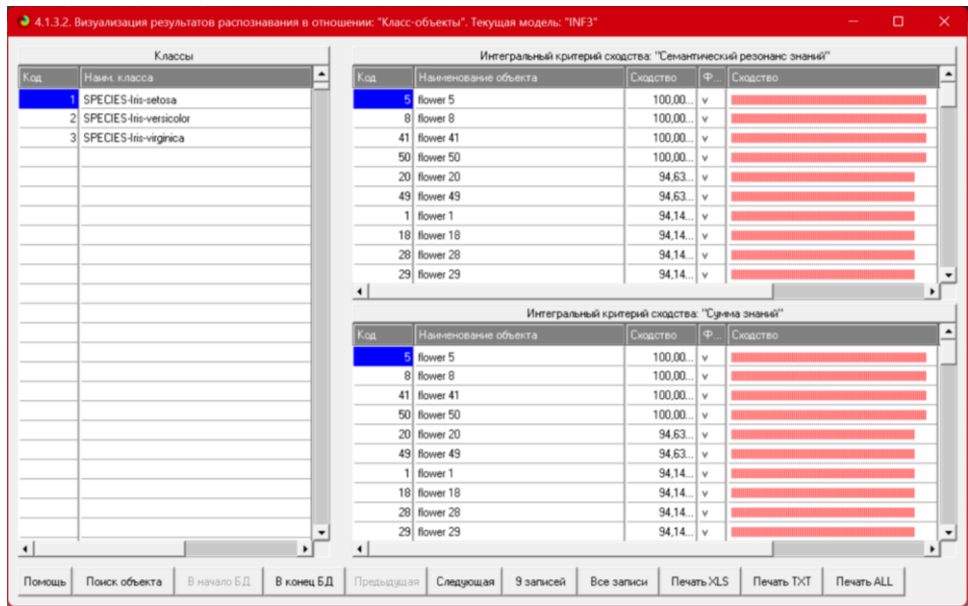


Рисунок 13. Выходные формы по результатам идентификации разновидностей ирисов по их характеристикам

Символ «✓» стоит против тех результатов идентификации, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 13 видно, что результаты идентификации являются отличными, естественно при учете информации из рисунка 9.

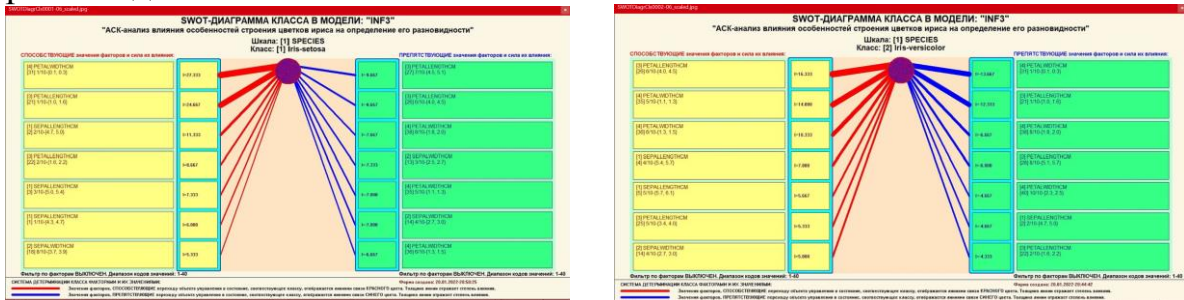
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

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

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений характеристик ирисов на их разновидность.

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

На рисунках 14 приведены SWOT-диаграммы, наглядно отражающие силу и направление влияния различных значений характеристик ирисов на их разновидность.



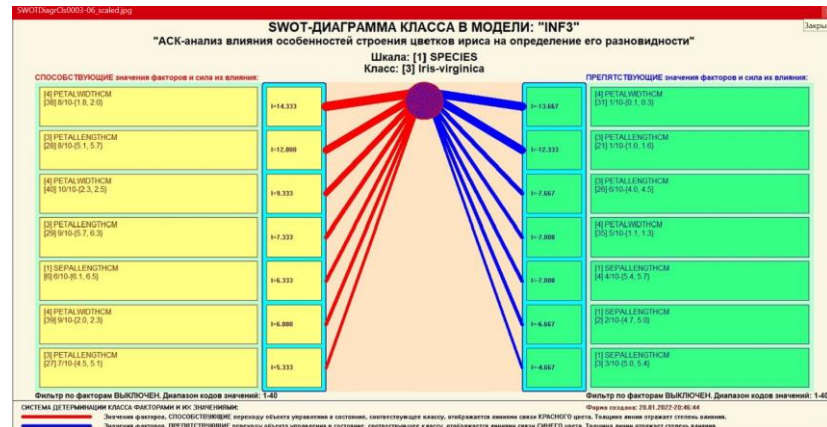


Рисунок 14. SWOT-диаграммы детерминации характеристик ирисов

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных значений характеристик ирисов на их разновидность.

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», где об этом упоминается в явном виде, датируется 1987 годом, а первый подобный расчет относится к 1981 году.

УТВЕРЖДАЮ
 Заведующий Краснодарским сектором ИСИ АН СССР, к.ф.н.
 А.А. Хагуров
 1987г.

УТВЕРЖДАЮ
 Директор Северо-Кавказского филиала ВНИИ "АИУС-агроресурсы", к.э.н.
 Э.М. Трахов
 1987г.

А К Т

Настоящий акт составлен комиссией в составе: Кириченко М.М., Ляшко Г.А., Самсонов Г.А., Коренец В.И., Луценко Е.В. в том, что в соответствии с договором о научно-техническом сотрудничестве между Северо-Кавказским филиалом ВНИИ "АИУС-агроресурсы" и Краснодарским сектором Института социологических исследований АН СССР Северо-Кавказским филиалом ВНИИ "АИУС-агроресурсы" выполнены следующие работы:

- осуществлена постановка задачи: "Обработка на ЭВМ социологических анкет Крайагропрома;
- разработаны математическая модель и программное обеспечение подсистемы распознавания образов, позволяющие решать данную задачу в среде персональной технологической системы ВЕГА-М;
- на профессиональной персональной ЭВМ "Искра-226" осуществлены расчеты по задаче в объеме:

Входная информация составила 425 анкет по 9-ти предприятиям. Выходная информация - 4 вида выходных форм объемом 90 листов формата А3 и 20 листов формата А4 содержит:

- процентное распределение ответов в разрезе по социальным типам корреспондентов;
- распределение информативностей признаков (в битах) для распознавания социальных типов корреспондентов;
- позитивные и негативные информационные портреты 30-ти социальных типов на языке 212 признаков;
- обобщенная характеристика информативности признаков для выбора такого минимального набора признаков, который содержит максимум информации о распознаваемых объектах (оптимизация анкет).

Работы выполнены на высоком научно-методическом уровне и в срок.

От ИСИ АН СССР:

Мл.научный сотрудник
 М.М. Кириченко
 19.05.1987г.

Мл.научный сотрудник
 Г.А. Ляшко
 19.05.1987г.

От СКФ ВНИИ "АИУС-агроресурсы":

Зав.отделом аэрокосмических и тематических исследований №4, к.э.н.
 Г.А. Самсонов
 19.05.1987г.

Главный конструктор проекта
 В.И. Коренец
 19.05.87г.

Главный конструктор проекта
 Е.В. Луценко
 19.05.87г.

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 14, 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.

На рисунке 15 приведены примеры нескольких инвертированных SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных видов ирисов на их характеристики.

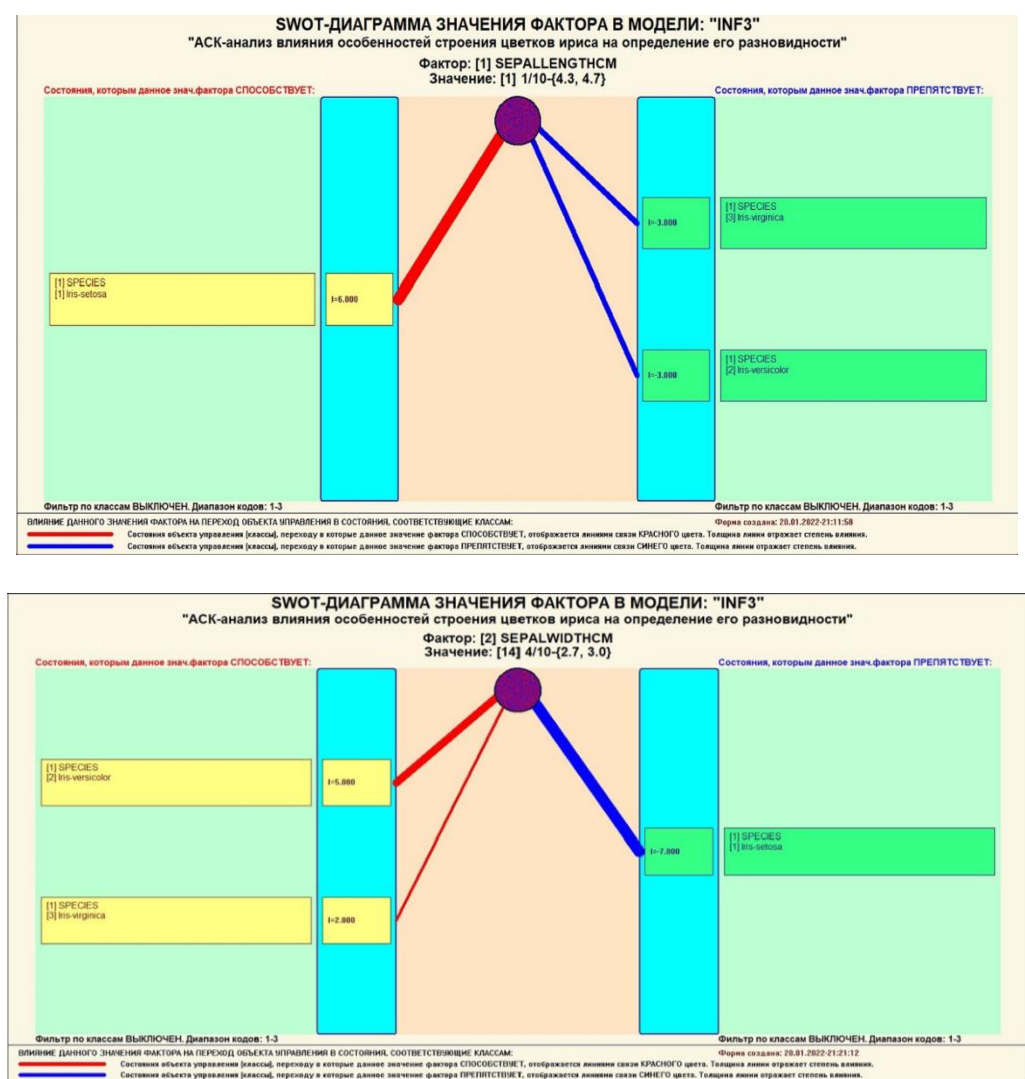


Рисунок 15. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных видов ирисов на его характеристики

Из первого примера видно, что наибольшая длина чашелистика более характерна *Iris-setosa*.

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 не формализуемым 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».

Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

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

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

4.3.1. Когнитивные диаграммы классов

Эти диаграммы отражают сходство/различие классов. Мы получаем их в режимах 4.2.2.1 и 4.2.2.2 (рисунок 16).

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 16, показаны **количественные** оценки сходства/различия разновидностей ирисов по связанным с ними значениям их характеристик. Важно, что эти результаты сравнения получены с применением системно-когнитивной модели, созданной *непосредственно на основе эмпирических данных*, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок не формализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

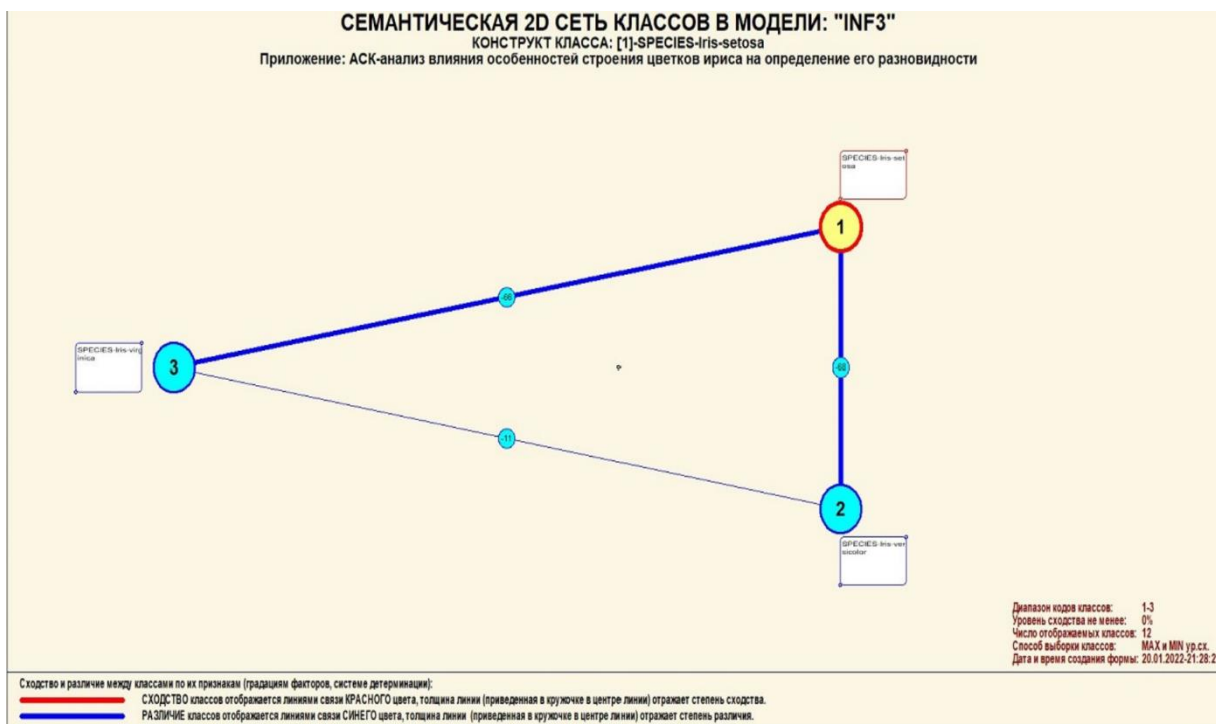


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходства/различия видов ирисов по связанным с ними значениям их характеристик.

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

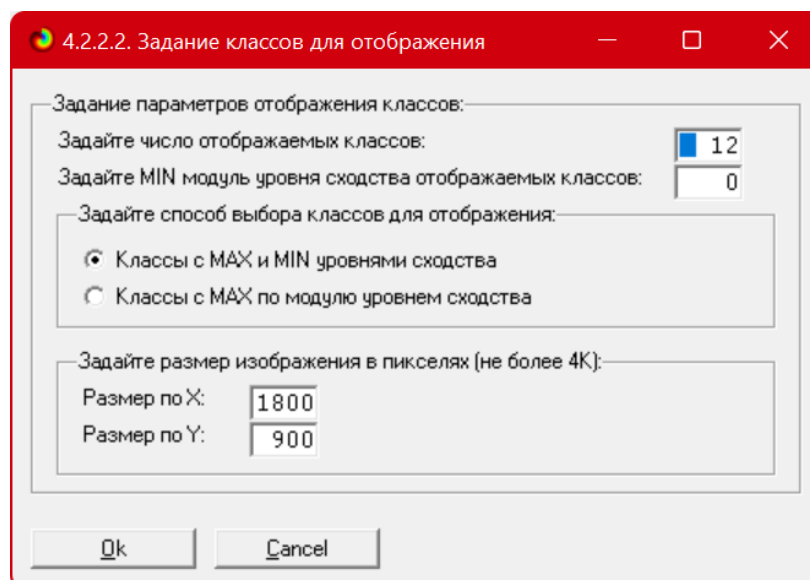


Рисунок 17. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

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



Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие видов ирисов

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые разновидности ирисов 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:

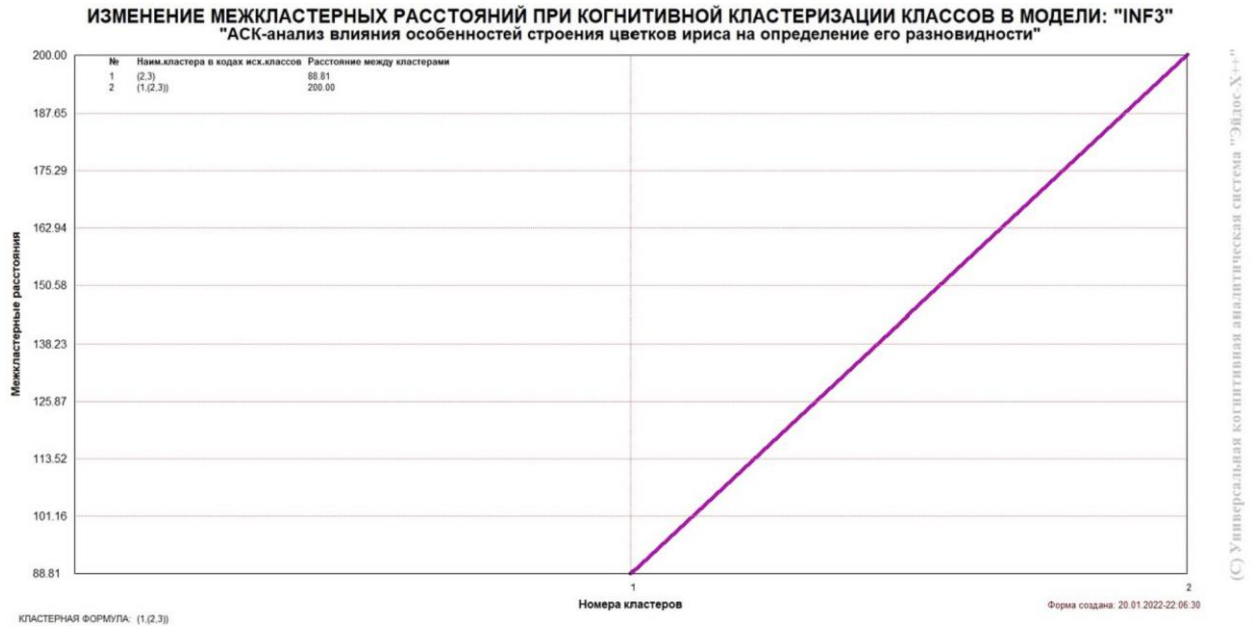


Рисунок 19. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

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

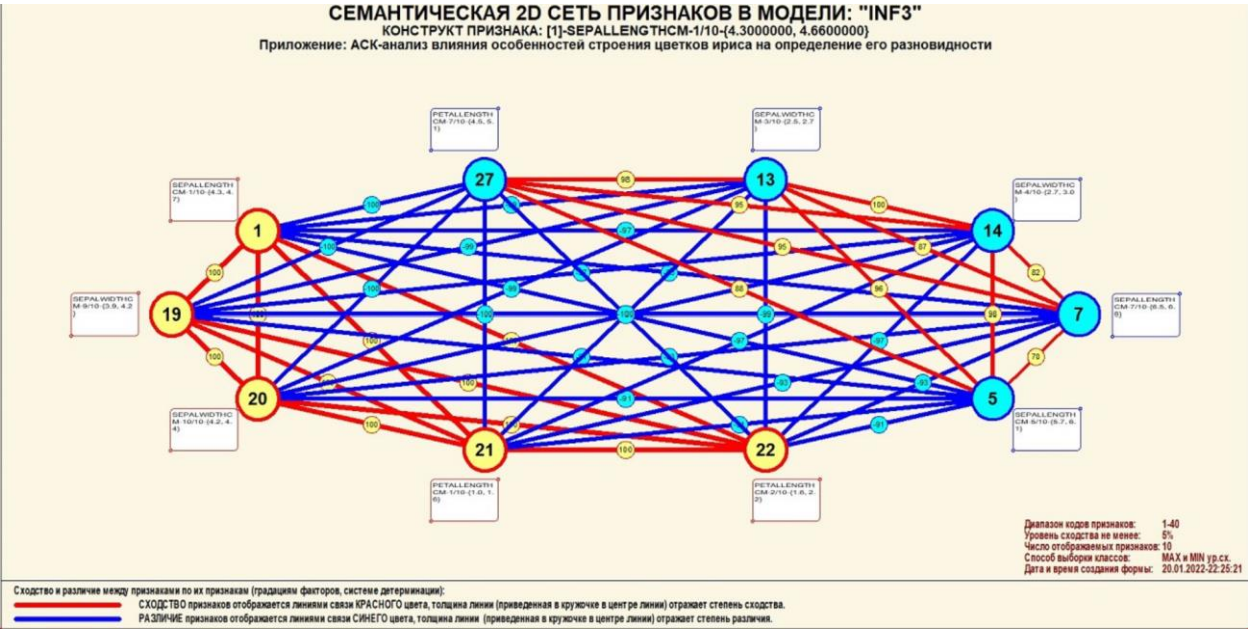


Рисунок 20. сходство/различие признаков ирисов в соответствии с их характеристиками

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

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 не формализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

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

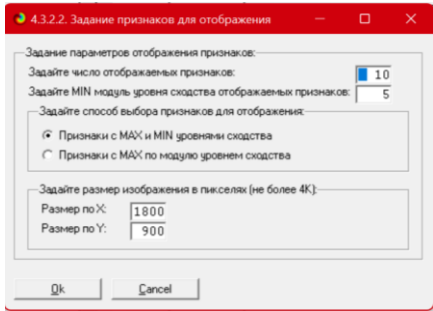
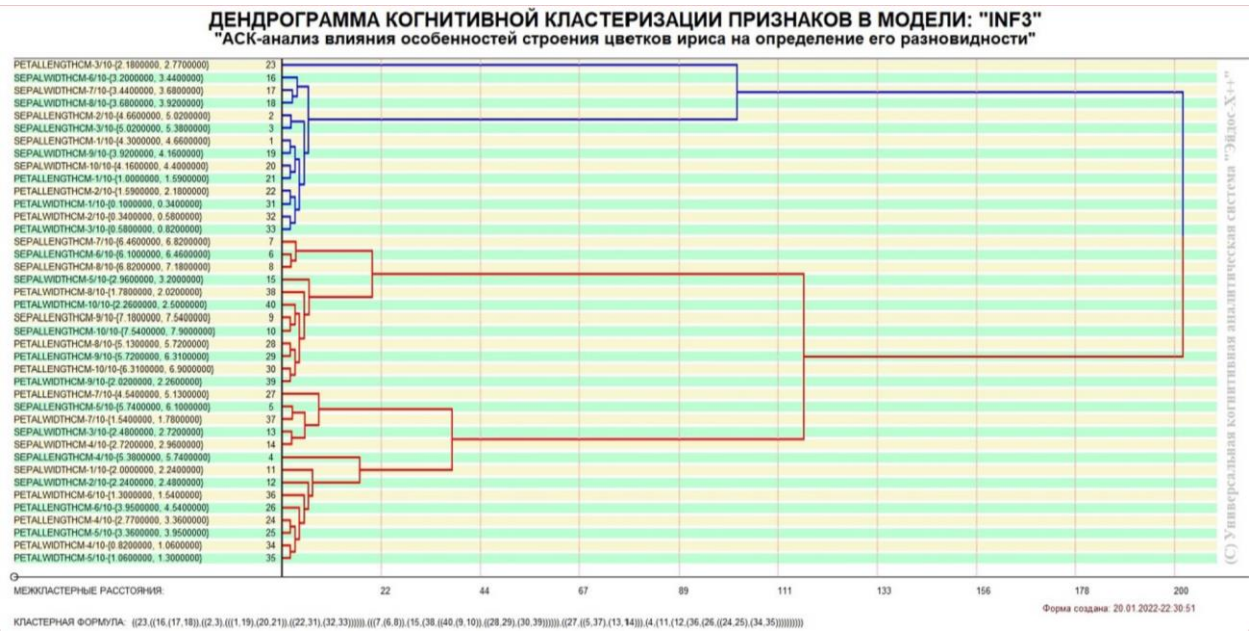


Рисунок 21. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 20

4.3.4. 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.



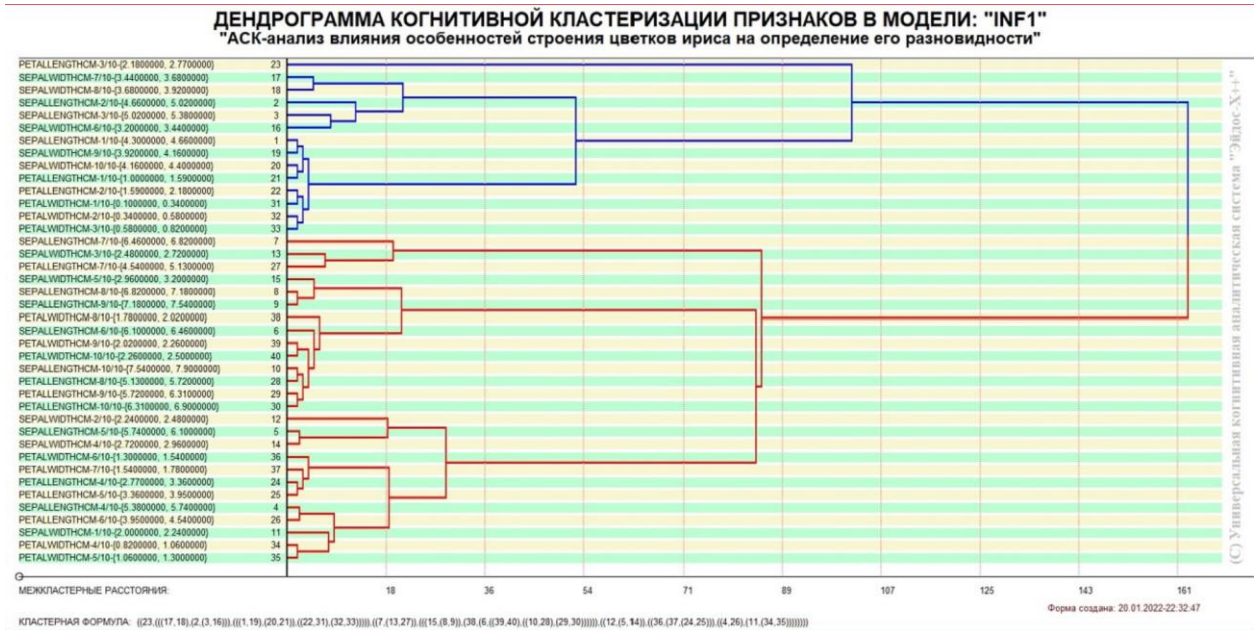


Рисунок 22. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации признаков в моделях Inf3 и Inf1

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 разновидности ирисов. *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).*

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений признаков.





Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов в моделях Inf3 и Inf1

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

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

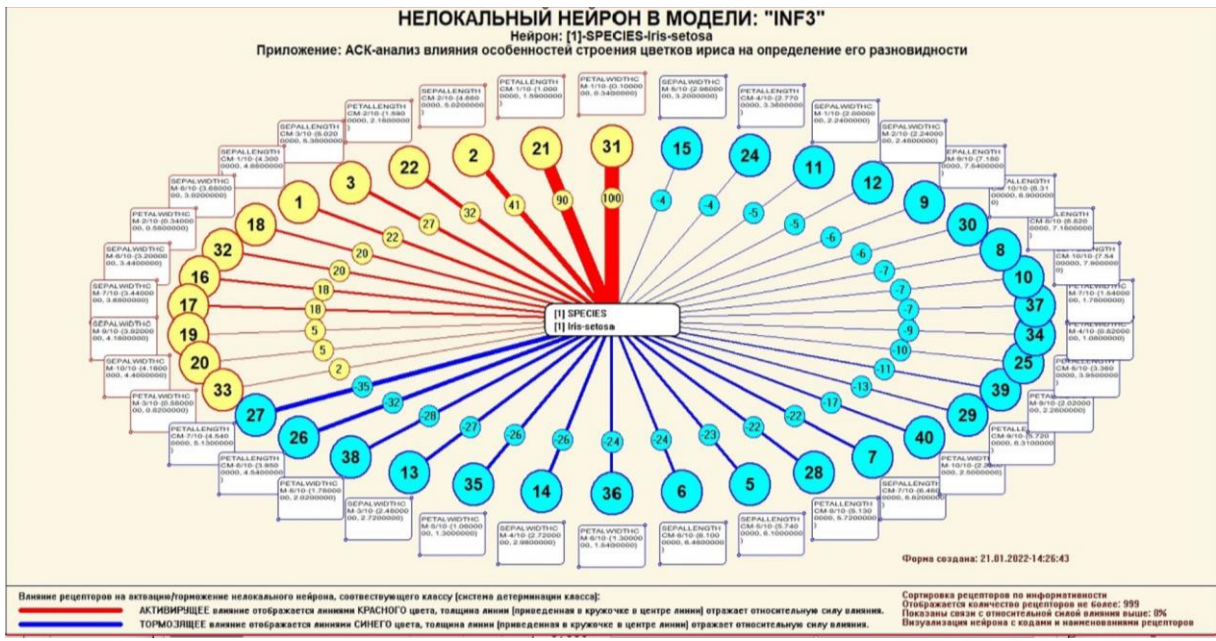


Рисунок 24. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений характеристик ирисов на его вид

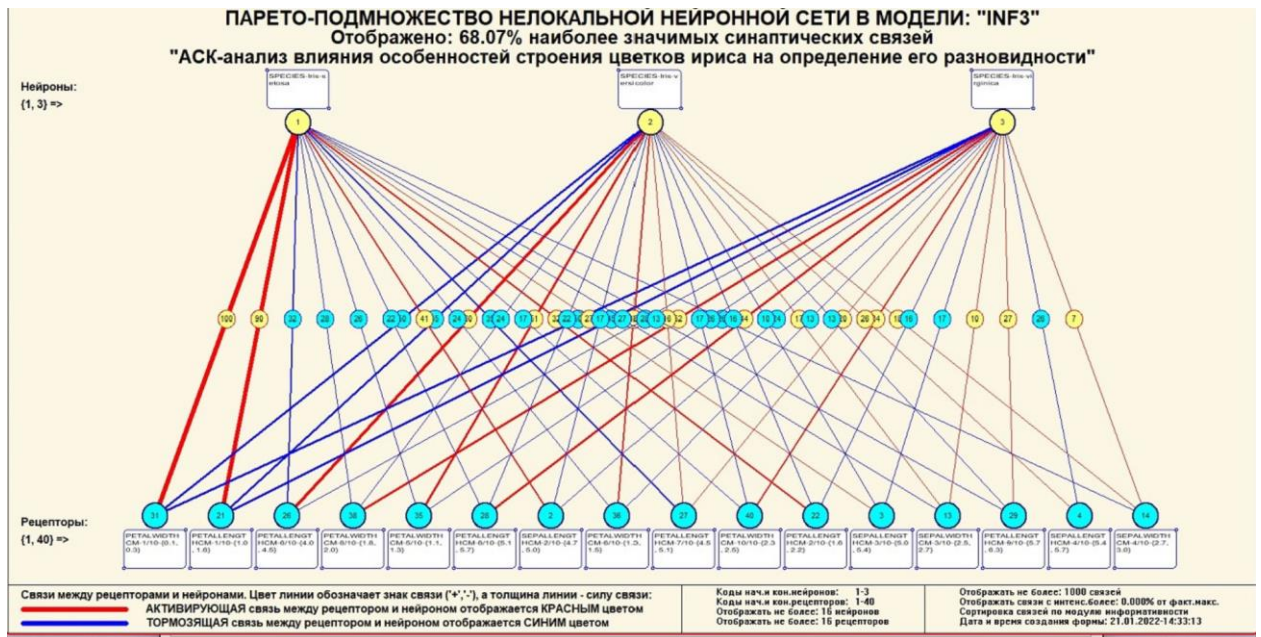


Рисунок 25. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений характеристик ирисов на их вид (фрагмент 68,07% сети)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют разновидностям ирисов, а рецепторы – их характеристикам. 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 «полно связанной».

4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 26 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент около 68,07% СК-модели Inf3.

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отображенных соответственно на рисунках 16 и 20, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 25.

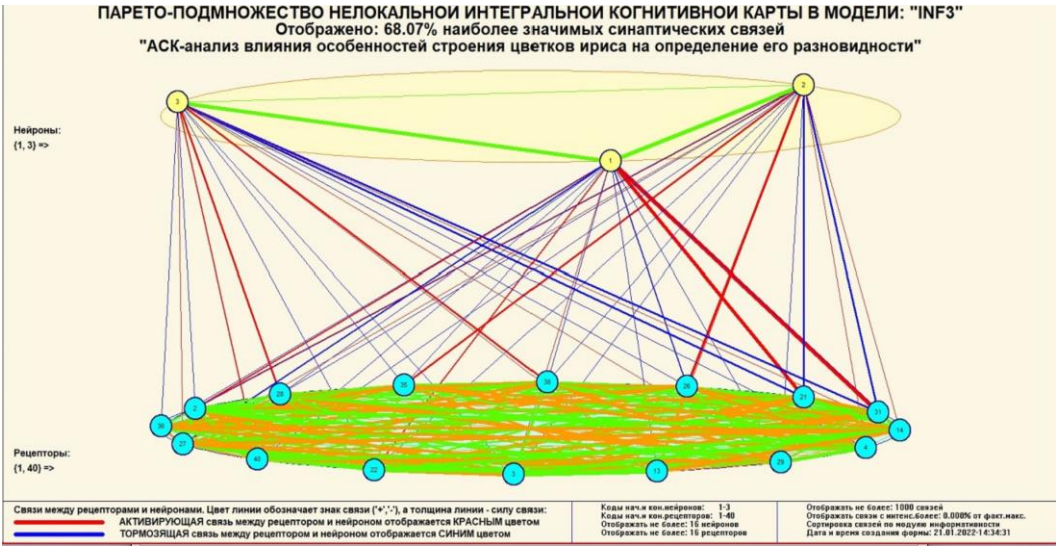


Рисунок 26. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

4.3.7. Когнитивные функции

Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 27).

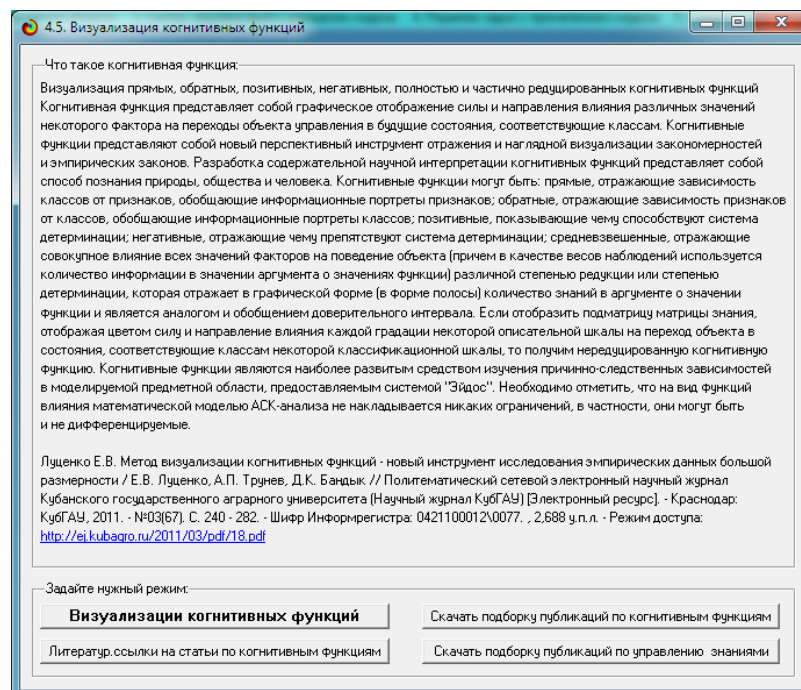


Рисунок 27. Help режима визуализации когнитивных функций

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.

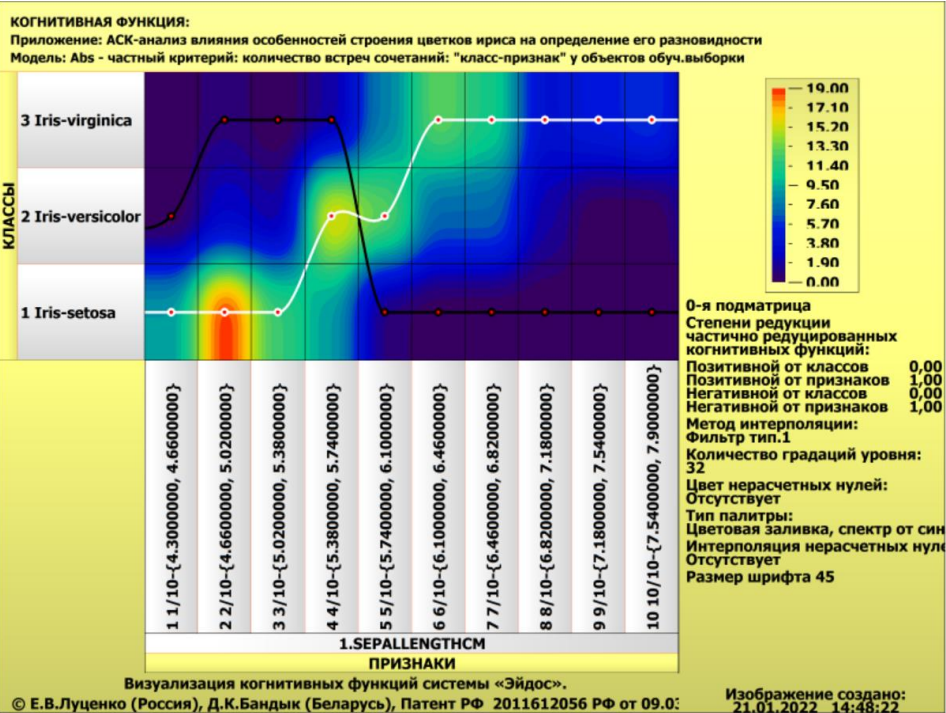
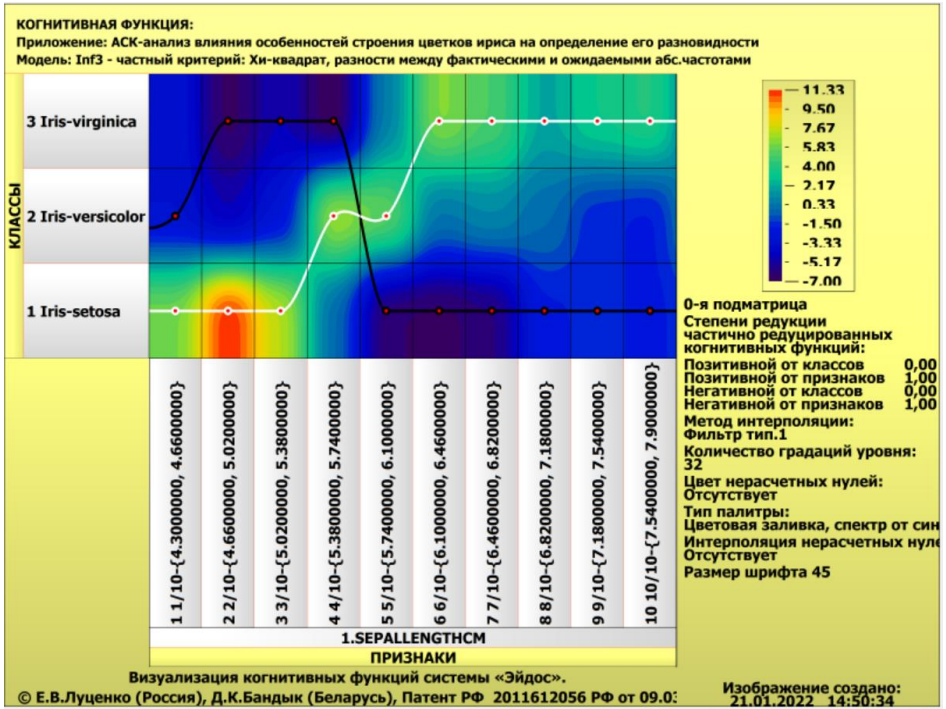
Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации (обозначены 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.

На рисунках 28 приведены когнитивные функции, наглядно отражающие силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных характеристик ирисов на их разновидность.



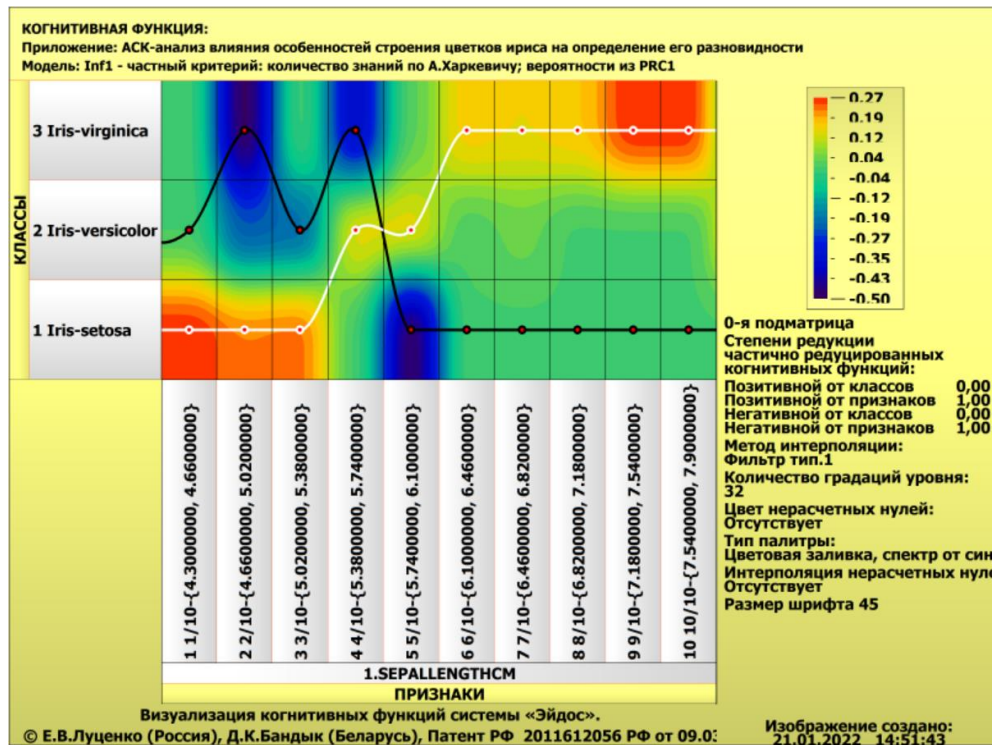


Рисунок 28. Примеры когнитивных функций в СК-моделях INF3, INF1 и ABS

Из когнитивных функций, приведенных на рисунке 28, хорошо видно, что *зависимости между значениями характеристик ирисов и их разновидностями в основном имеют довольно предсказуемый характер.*

4.3.8. Сила и направление влияния особенностей строения цветков ириса на его разновидность

На рисунках 6, 7 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. значениям характеристик сортов ириса (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим вид ириса (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения характеристики сорта ириса, соответствующего строке, на конкретное значение его сорта (вида).

Если какое-то значение характеристики слабо влияет на класс, то в соответствующей строке матрицы модели будут малые по модулю значения разных знаков, если же влияние сильное – то и значения будут большие по модулю разных знаков.

Если значение какой-либо характеристики способствует получению некоторого определенного сорта ириса, то в соответствующей этому результату ячейке матрицы модели будут положительные значения, если же понижает – то и значения будут отрицательные.

Рисунок 29. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Из рисунка 29 видно, что 50% наиболее ценных для решения задачи идентификации характеристик сорта ириса обуславливают 77% суммарной ценности, а 50% суммарной ценности обеспечиваются 24% наиболее ценных характеристик сортов ириса.

4.3.9. Степень детерминированности класса (сорта) ириса

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью варибельности значений факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (таблица 8).

В данной работе у нас классами являются сорта ириса, а значениями градаций описательных шкал – особенности их строения.

На рисунке 30 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов значениями характеристик нарастающим итогом.

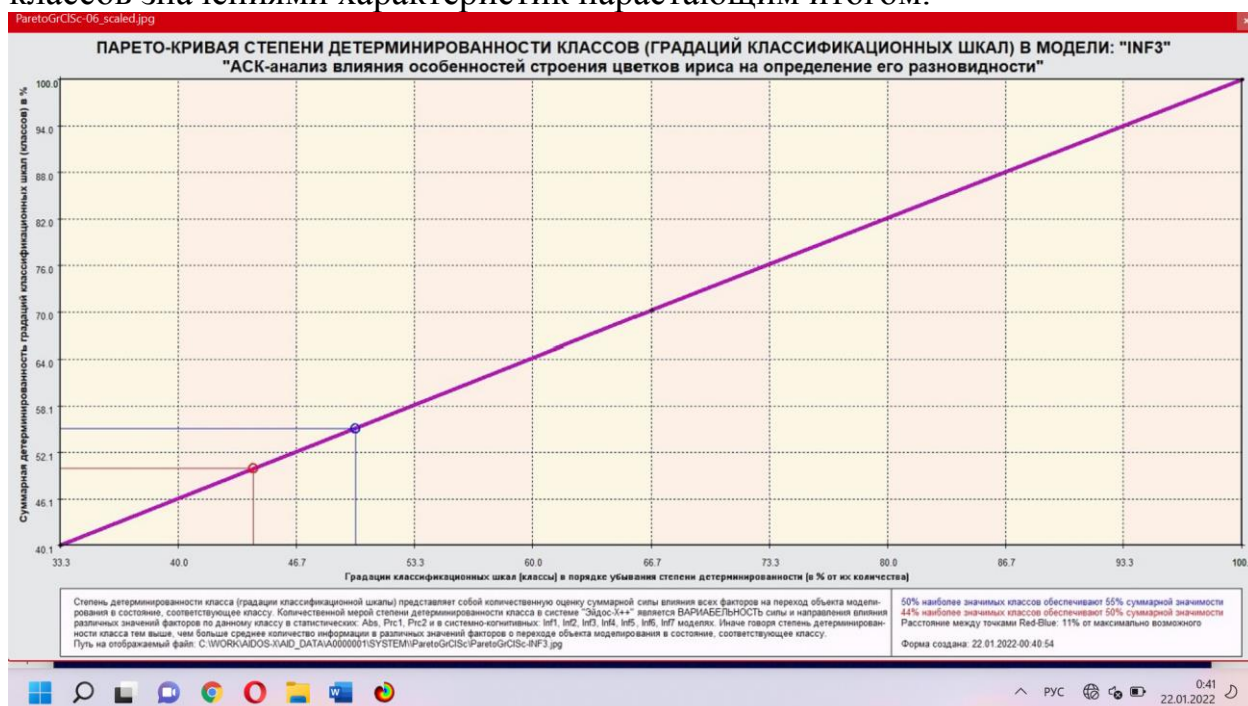


Рисунок 30. Парето-кривая степени детерминированности классов

Чем выше степень детерминированности значениями его характеристик, тем легче определить этот класс по особенностям строения цветка.

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 статистические и системно-когнитивные модели, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по различным сортам ирисов, изучено влияние

особенностей строения цветков на его разновидности, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Список литературы

1. Лойко В.И. Подходы к автоматизации процессов управления производством продукции растениеводства / В.И. Лойко, С.А. Курносков, В.В. Ткаченко, Н.А. Ткаченко // Экономико-правовые аспекты реализации стратегии модернизации России: поиск модели эффективного социоэкономического развития: сб. стат. междунар. науч.-практ. конф., Сочи, 5-9 октября 2016 г. – М.: НИИ ЭИП 2016. 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 Ризбергера в АСК-анализе 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 Информрегистр: 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>