

УДК 004.8

Автоматизированный системно-когнитивный анализ студентов первого курса факультета прикладной информатики по имиджу и стилю

Луценко Евгений Вениаминович
 д.э.н., к.т.н., профессор
 Scopus Author ID: 57188763047
 РИНЦ SPIN-код: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>

Алексеев Алексей Максимович,
 Студент группы ИТ1903 факультета прикладной информатики

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

Целью данной работы является изучение имиджа студентов первого курса факультета прикладной информатики с целью выявления наиболее схожих людей. Достижение данной цели представляет большой научный и практический интерес как для студентов, а так и для преподавателей. Для достижения этой 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: предметной области путем исследования ее модели (когнитивные диаграммы классов и значений факторов, агломеративная когнитивная кластеризация классов и значений факторов, нелокальные нейроны и нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты, когнитивные функции). Эти задачи, по сути, представляют собой **этапы** Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), который и поэтому и предлагается применить для их решения.

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

UDC 004.8

Automated system-cognitive analysis of first-year students of the Faculty of Applied Informatics in image and style

Lutsenko Evgeniy Veniaminovich
 Dr.Sci.Econ., Cand.Tech.Sci., professor
 Scopus Author ID: 57188763047
 RSCI SPIN-code: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>

Alekseev Alexey Maksimovich,
 Student Group IT1903 Faculty of Applied Informatics

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

The aim of this work is to study the image of first-year students of the Faculty of Applied Informatics in order to identify the most similar people. Achieving this goal is of great scientific and practical interest for both students and teachers. To achieve this goal, it is necessary to solve the following tasks, which are obtained by decomposing the goal and are the stages of its achievement: Task 1: cognitive structuring of the subject area. Task 2: preparation of initial data and formalization of the subject area. Task 3: synthesis and verification of statistical and system-cognitive models, and the choice of the most reliable model. Task 4: solving various problems in the most reliable model: the domain by examining its model (cognitive diagrams of classes and values of factors, agglomerative cognitive clustering of classes and values of factors, nonlocal neurons and neural networks, 3d-integral cognitive maps, cognitive functions). These tasks, in fact, represent the stages of the Automated System-Cognitive Analysis (ASK-analysis), which is therefore proposed to be used to solve them.

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM, TOMATOES

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	2
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	11
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	19
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация).....	19
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)	21
Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели	25
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов	25
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов	27
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов.....	29
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов.....	31
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	32
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты	34
4.3.7. Когнитивные функции	35
4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на результаты анализа студентов	39
4.3.9. Степень детерминированности результатов анализа студентов значениями обуславливающих их факторов	41
4.3.10. Устойчивость результатов анализа студентов от значений обуславливающих их морфологических свойств.....	44
7. ВЫВОДЫ.....	49
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	50

Введение

Целью данной работы является изучение имиджа студентов первого курса факультета прикладной информатики с целью выявления наиболее схожих людей.

Достижение данной цели представляет большой научный и практический интерес как для студентов, а так и для преподавателей.

Для достижения этой 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 и 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-Х++» (система «Эйдос») [1].

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>);
- 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. она не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта (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 приложений (в настоящее время их 31 и 191, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

- обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 44 языках. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

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

- 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;

- 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.

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

Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос-Х++»

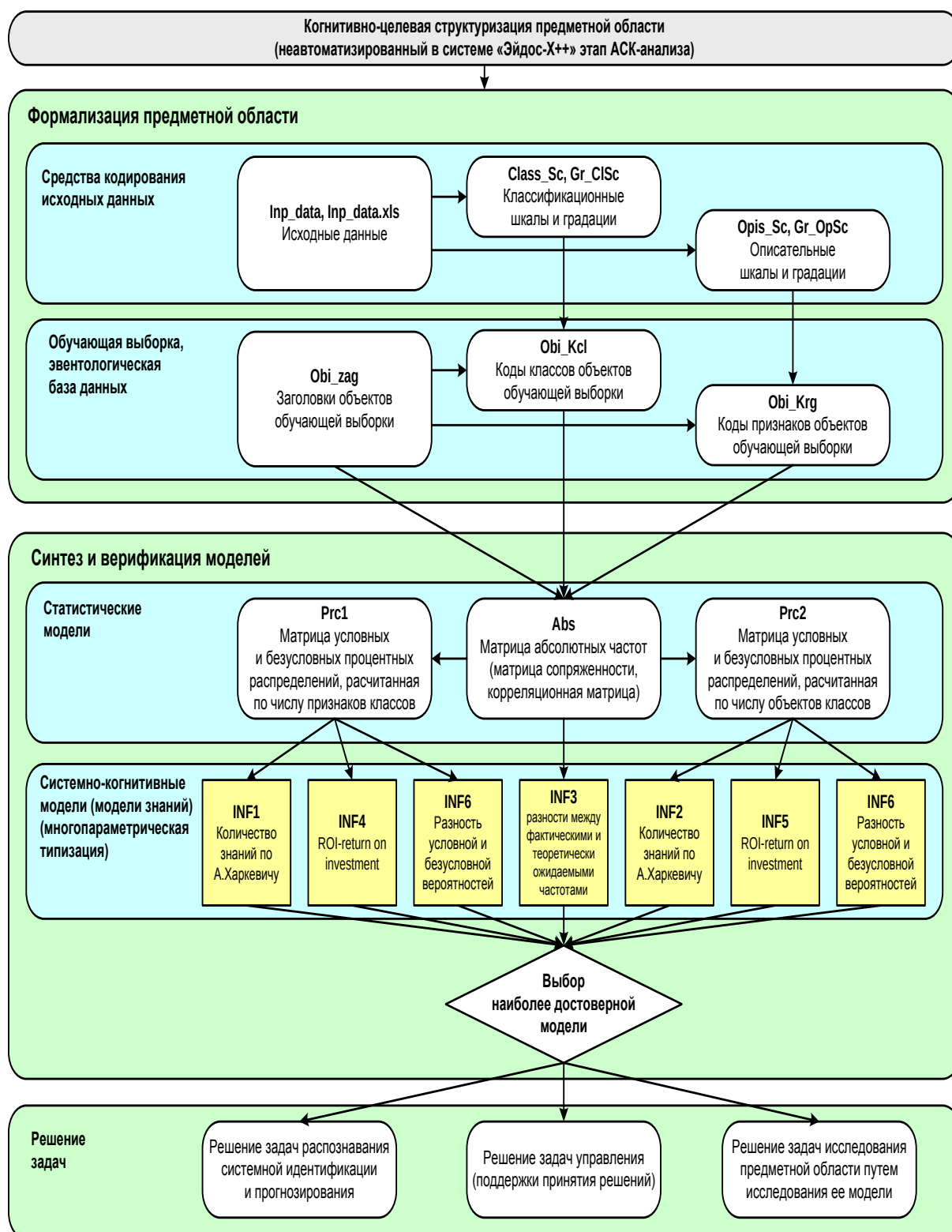


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в 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, 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.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем количественные, качественные и финансово-экономические результаты анализа студентов (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – различные морфологические свойства студентов (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационные шкалы

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	Фамилия И.О
2	Пол
3	Откуда
4	Группа

Таблица 2 – Описательные шкалы

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Цвет волос
2	Длина волос
3	Усы
4	Борода
5	Рост см.
6	Вес кг.
7	Очки
8	Одежда
9	Цвет глаз
10	Макияж
11	Телефон

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (таблица 3) получены в результате опроса студентов факультета:

Таблица 3 – Исходные данные для ввода в систему «Эйдос»¹

1	Фамилия И.О.	Фамилия И.О.	Пол	Откуда	Группа	Цвет волос	Длина волос	Усы	Борода	Рост см.	Вес кг.	Очки	Одежда	Цвет глаз	Макияж	Маникюр	Телефон
2	Авжиян С.Б.	Авжиян С.Б.	Студент	Пляхо	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	165	60	нет	брюки	карие	нет	нет	есть
3	Анисимов Л.Э.	Анисимов Л.Э.	Студент	Кореновск	ИТ 1902	Темные	короткие	Нет	Нет	177	70	да	брюки	карие	нет	нет	есть
4	Бадалов А.Т.	Бадалов А.Т.	Студент	Георгиевск	ИТ 1902	Темные	короткие	Нет	Нет	159	65	нет	брюки	карие	нет	нет	есть
5	Бенедик И.Н.	Бенедик И.Н.	Студент	Октябрьский	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	177	70	нет	брюки	голубые	нет	нет	есть
6	Бурлай И.Д.	Бурлай И.Д.	Студент	Динская	ИТ 1902	Темные	короткие	Нет	Нет	183	69	нет	брюки	карие	нет	нет	есть
7	Гавриков А.И.	Гавриков А.И.	Студент	Крымск	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	164	63	нет	брюки	голубые	нет	нет	есть
8	Глухов Д.Д.	Глухов Д.Д.	Студент	Туапсе	ИТ 1902	Темные	короткие	Нет	Нет	182	64	да	брюки	карие	нет	нет	есть
9	Дашенко И.В.	Дашенко И.В.	Студент	Ейск	ИТ 1902	Темные	короткие	Нет	Нет	176	82	нет	брюки	карие	нет	нет	есть
10	Ефимова Д.М.	Ефимова Д.М.	Студентка	Нововеличковская	ИТ 1902	Светлые	длинные	Нет	Нет	160	50	нет	юбка	карие	да	да	есть
11	Захаров В.Е.	Захаров В.Е.	Студент	Сукко	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	170	70	нет	брюки	голубые	нет	нет	есть
12	Копыткин Д.И.	Копыткин Д.И.	Студент	Новокубанск	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	159	58	нет	брюки	карие	нет	нет	есть
13	Котов А.Ю.	Котов А.Ю.	Студент	Лабинск	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	176	66	нет	брюки	карие	нет	нет	есть
14	Куцупий И.В.	Куцупий И.В.	Студентка	Новоджерелиевская	ИТ 1902	Светлые	длинные	Нет	Нет	170	50	нет	юбка	зелёные	да	да	есть
15	Матвийченко В.В.	Матвийченко В.В.	Студентка	Славянск-на-Кубани	ИТ 1902	Рыжие	длинные	Нет	Нет	158	64	нет	юбка	голубые	да	да	есть
16	Микора А.Э.	Микора А.Э.	Студент	Краснодар	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	182	68	нет	брюки	голубые	нет	нет	есть
17	Мирзоян Г.А.	Мирзоян Г.А.	Студент	Армавир	ИТ 1902	Темные	короткие	Нет	Нет	180	84	нет	брюки	карие	нет	нет	есть
18	Монин Г.О.	Монин Г.О.	Студент	Краснодар	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	165	68	да	брюки	голубые	нет	нет	есть
19	Нетребин Н.М.	Нетребин Н.М.	Студент	Краснодар	ИТ 1902	Темные	короткие	Нет	Нет	177	75	да	брюки	карие	нет	нет	есть
20	Омельяненко Д.В.	Омельяненко Д.В.	Студент	Азовская	ИТ 1902	Темные	короткие	Нет	Нет	178	67	нет	брюки	голубые	нет	нет	есть
21	Патрикеев Н.М.	Патрикеев Н.М.	Студент	Краснодар	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	175	64	нет	брюки	голубые	нет	нет	есть
22	Припечко И.С.	Припечко И.С.	Студент	Краснодар	ИТ 1902	Светлые	короткие	Нет	Нет	173	67	нет	брюки	серые	нет	нет	есть
23	Селюта И.А.	Селюта И.А.	Студент	Яблоновский	ИТ 1902	Темные	короткие	Нет	Нет	165	57	нет	брюки	голубые	нет	нет	есть

Затем с параметрами, показанными на рисунке 2, запустим режим 2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа. На рисунке 2 приведены реально использованные параметры.

Обратим внимание, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений. И в классификационных, и в описательных шкалах задано 3 числовых интервальных значения.

На рисунке 3 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима. Здесь же обратим внимание на то, что в таблице 3 как сами свойства студентов, так и результаты их выращивания, могут быть представлены как числовыми, так и текстовыми значениями.

¹ Таблицу исходных данных 1 можно скачать с FTP-сервера системы «Эйдос» по ссылке:
http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/Applications-000149/Inp_data.xls

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

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
☐ Создавать БД средних по классам "Inp_davr.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)")

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [124 x 36]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	2	10	5,00
Текстовые	4	124	31,00	10	26	2,60
ВСЕГО:	4	124	31,00	12	36	3,00

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

Пересчитать шкалы и градации Параметры числ. шкал и градаций Выйти на создание модели

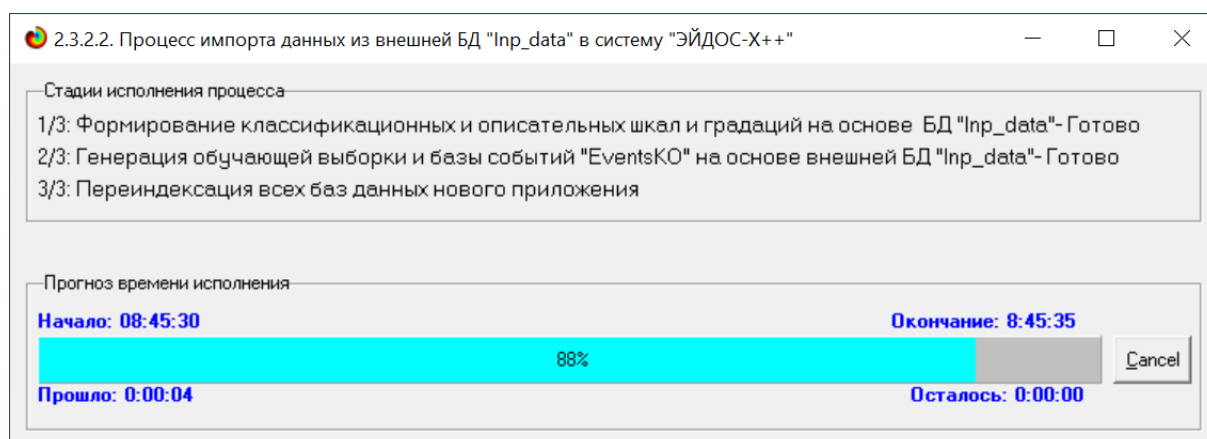


Рисунок 2. Экранная форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа²

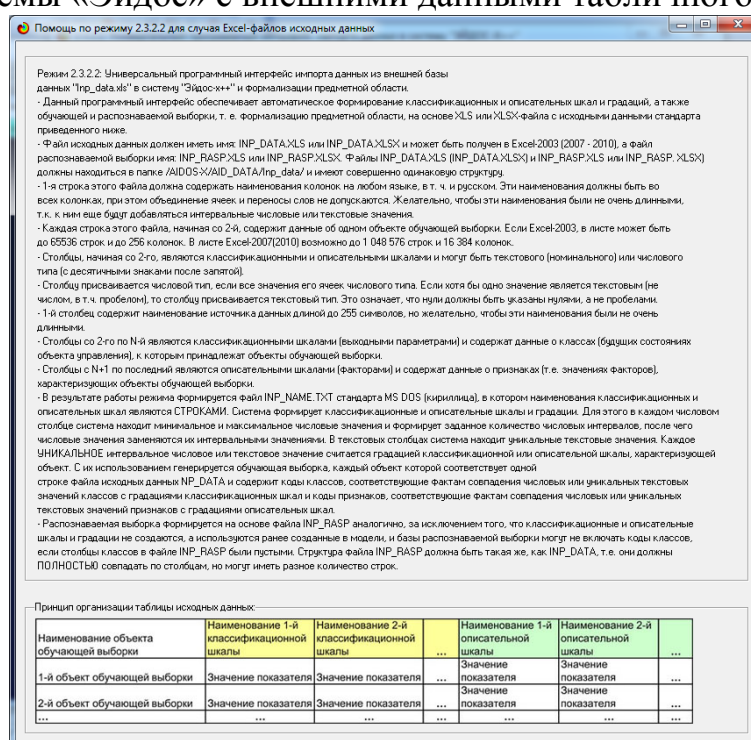


Рисунок 3. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформировано 4 классификационные шкалы суммарным количеством градаций (классов) 124 (таблица 4) и 12 описательных шкал с суммарным числом градаций 36. С использованием классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 4 и 5) исходные данные (таблица 3) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (таблица 6):

² Все рисунки в статье приведены с достаточно высоким разрешением и при увеличении масштаба просмотра вполне читабельны

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации

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

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	Код градации	Наименование градации классификационной шкалы	DEL
1	ФАМИЛИЯ И.О. ...	1	1/83-Авжиян С.Б. ...	
2	ПОЛ ...	2	2/83-Аксенов А. А. ...	
3	ОТКУДА ...	3	3/83-Аладинский А. А. ...	
4	ГРУППА ...	4	4/83-Алексеев А.М. ...	
		5	5/83-Алешенко Н.М. ...	
		6	6/83-Анисимов Л.Э. ...	
		7	7/83-Бадалов А.Т. ...	
		8	8/83-Батурин А.О. ...	
		9	9/83-Бенедьк И.Н. ...	
		10	10/83-Бондарев Е.Э. ...	
		11	11/83-Бурлай И.Д. ...	
		12	12/83-Бурлаков В.А. ...	
		13	13/83-Гавриков А.И. ...	
		14	14/83-Генди М.Г.Г. ...	
		15	15/83-Гилязова Л.М. ...	
		16	16/83-Глухов Д.Д. ...	
		17	17/83-Горбатенко А. С. ...	
		18	18/83-Горбунов Я.Ю. ...	
		19	19/83-Горин М. Е. ...	
		20	20/83-Грунмет В. А. ...	
		21	21/83-Дашенко И.В. ...	
		22	22/83-Ефимова Д.М. ...	

Помощь Доб. шкалу Доб. град. шкалы Копир. шкалу Копир. град. шкалы Копир. шкалу с град. Удал. шкалу с град. Удал. град. шкалы Удаление и перекодирование

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации

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

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	ЦВЕТ ВОЛОС ...	1	1/6-Рыжие ...
2	ДЛИНА ВОЛОС ...	2	2/6-Светлые ...
3	УСЫ ...	3	3/6-светлый ...
4	БОРОДА ...	4	4/6-Темные ...
5	РОСТ СМ. ...	5	5/6-темный ...
6	ВЕС КГ. ...	6	6/6-Тёмные ...
7	ОЧКИ ...		
8	ОДЕЖДА ...		
9	ЦВЕТ ГЛАЗ ...		
10	МАКИЯЖ ...		
11	МАНИКЮР ...		

Помощь Доб. шкалу Доб. град. шкалы Копир. шкалу Копир. град. шкалы Копир. шкалу с град. Удал. шкалу с град. Удал. град. шкалы Перекодировать Очистить

Таблица 6 – Обучающая выборка

2.4. Просмотр эвентологических баз данных (баз событий). Текущая модель: "INF1"

№	Наименование объекта	2. ФАМИЛИЯ И.О.	3. ПОЛ	4. ОТКУДА	5. ГРУППА	6. ЦВЕТ ВОЛОС	7. ДЛИНА ВОЛОС	8. УСЫ	9. БОРОДА	10. РОСТ СМ.	11. ВЕС КГ.	12. ОЧКИ	13. ОДЕЖ
1	Авжиян С.Б.	1	84	109	123	2	8	10	12	13	18	24	
2	Анисимов Л.Э.	6	84	96	123	4	8	10	12	15	21	23	
3	Бадалов А.Т.	7	84	90	123	4	8	10	12	13	19	24	
4	Бенедьк И.Н.	9	84	107	123	2	8	10	12	15	21	24	
5	Бурлай И.Д.	11	84	92	123	4	8	10	12	16	20	24	
6	Гавриков А.И.	13	84	98	123	2	8	10	12	13	19	24	
7	Глухов Д.Д.	16	84	117	123	4	8	10	12	16	19	23	
8	Дашенко И.В.	21	84	93	123	4	8	10	12	15	22	24	
9	Ефимова Д.М.	22	85	102	123	2	7	10	12	13	18	24	
10	Захаров В.Е.	23	84	113	123	2	8	10	12	13	21	24	
11	Копыткин Д.И.	29	84	104	123	2	8	10	12	13	18	24	
12	Котов А.Ю.	32	84	100	123	2	8	10	12	15	20	24	
13	Кущупий И.В.	35	85	103	123	2	7	10	12	13	18	24	
14	Матвийченко В.В.	44	85	110	123	1	7	10	12	13	19	24	
15	Микора А.Э.	45	84	97	123	2	8	10	12	16	20	24	
16	Мирзоян Г.А.	46	84	88	123	4	8	10	12	16	22	24	
17	Монин Г.О.	48	84	97	123	2	8	10	12	13	20	23	
18	Мухоморов И.М.	50	84	97	123	4	8	10	12	15	21	23	
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13

Обучающая выборка (таблица 6), по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (таблица 3), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 4 и 5).

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

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 4). Сами эти модели описаны в ряде работ [1-8].

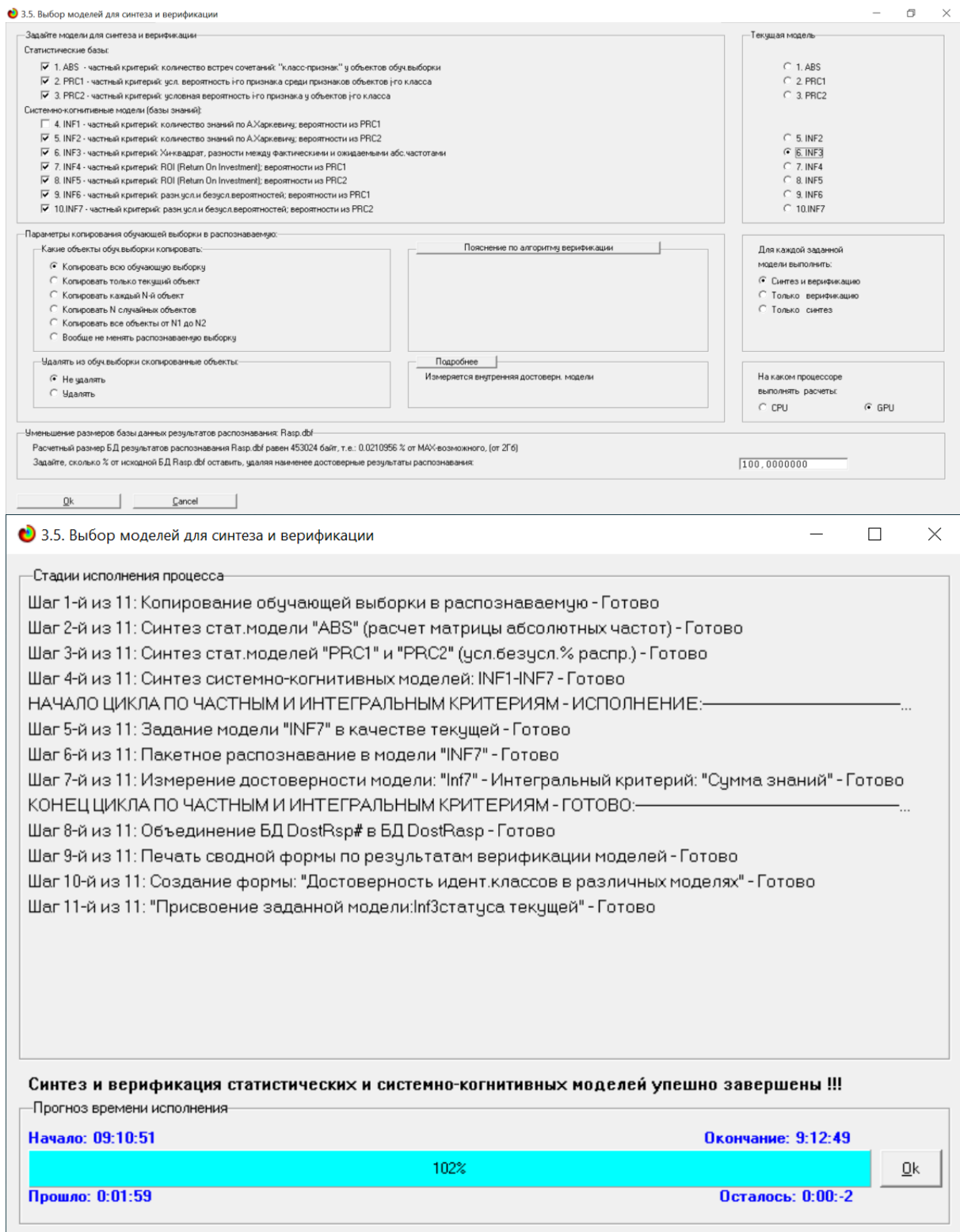


Рисунок 4. Экранная форма режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 4 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на графическом процессоре (GPU)».

Из рисунка 4 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 11 секунд. Отметим, что при синтезе и верификации

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

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. ФАМИЛИЯ И.О. 1/83 АВЖИЯН С.Б.	2. ФАМИЛИЯ И.О. 2/83 АКСЕНОВ А.А.	3. ФАМИЛИЯ И.О. 3/83 АЛАДИНСКИЙ А.А.	4. ФАМИЛИЯ И.О. 4/83 АЛЕКСЕЕВ А.М.	5. ФАМИЛИЯ И.О. 5/83 АЛЕЩЕНКО Н.М.	6. ФАМИЛИЯ И.О. 6/83 АНИСИМОВ Л.З.	7. ФАМИЛИЯ И.О. 7/83 БАДАЛОВ А.Т.	8. ФАМИЛИЯ И.О. 8/83 БАТУРИН А.О.	9. ФАМИЛИЯ И.О. 9/83 БЕНЕДЬК И.Н.	10. ФАМИЛИЯ И.О. 10/83 БОНДАРЕВ Е.З.
1	ЦВЕТ ВОЛОС-1/6-Рыжие				1					1	
2	ЦВЕТ ВОЛОС-2/6-Светлые	1									
3	ЦВЕТ ВОЛОС-3/6-светлый										
4	ЦВЕТ ВОЛОС-4/6-Темные					1	1	1			
5	ЦВЕТ ВОЛОС-5/6-Темный		1	1							
6	ЦВЕТ ВОЛОС-6/6-Темные								1		
7	ДЛИНА ВОЛОС-1/2-длинные										
8	ДЛИНА ВОЛОС-2/2-короткие	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
9	Усы-1/2-Да										
10	Усы-2/2-Нет	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
11	БОРОДА-1/2-Да										
12	БОРОДА-2/2-Нет	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
13	РОСТ СМ.-1/5-(158.0000000, 170.0000000)	1	1					1			
14	РОСТ СМ.-2/5-(170.0000000, 173.0000000)				1						
15	РОСТ СМ.-3/5-(173.0000000, 177.0000000)			1			1			1	
16	РОСТ СМ.-4/5-(177.0000000, 183.0000000)								1		
17	РОСТ СМ.-5/5-(183.0000000, 215.0000000)					1					
18	ВЕС КГ.-1/5-(48.0000000, 60.0000000)	1									
19	ВЕС КГ.-2/5-(60.0000000, 65.0000000)				1			1	1		
20	ВЕС КГ.-3/5-(65.0000000, 69.0000000)										
21	ВЕС КГ.-4/5-(69.0000000, 75.0000000)		1				1			1	

Рисунок 5. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. ФАМИЛИЯ И.О. 1/83 АВЖИЯН С.Б.	2. ФАМИЛИЯ И.О. 2/83 АКСЕНОВ А.А.	3. ФАМИЛИЯ И.О. 3/83 АЛАДИНСКИЙ А.А.	4. ФАМИЛИЯ И.О. 4/83 АЛЕКСЕЕВ А.М.	5. ФАМИЛИЯ И.О. 5/83 АЛЕЩЕНКО Н.М.	6. ФАМИЛИЯ И.О. 6/83 АНИСИМОВ Л.З.	7. ФАМИЛИЯ И.О. 7/83 БАДАЛОВ А.Т.	8. ФАМИЛИЯ И.О. 8/83 БАТУРИН А.О.	9. ФАМИЛИЯ И.О. 9/83 БЕНЕДЬК И.Н.	10. ФАМИЛИЯ И.О. 10/83 БОНДАРЕВ Е.З.
1	ЦВЕТ ВОЛОС-1/6-Рыжие				1.017						1.017
2	ЦВЕТ ВОЛОС-2/6-Светлые	1.017									
3	ЦВЕТ ВОЛОС-3/6-светлый										
4	ЦВЕТ ВОЛОС-4/6-Темные					1.509	1.509	1.509			
5	ЦВЕТ ВОЛОС-5/6-Темный		1.344	1.344							
6	ЦВЕТ ВОЛОС-6/6-Темные								1.450		
7	ДЛИНА ВОЛОС-1/2-длинные										
8	ДЛИНА ВОЛОС-2/2-короткие	0.132	0.132	0.132	0.132	0.132	0.132	0.132	0.132	0.132	0.132
9	Усы-1/2-Да										
10	Усы-2/2-Нет	0.042	0.042	0.042	0.042	0.042	0.042	0.042	0.042	0.042	0.042
11	БОРОДА-1/2-Да										
12	БОРОДА-2/2-Нет	0.064	0.064	0.064	0.064	0.064	0.064	0.064	0.064	0.064	0.064
13	РОСТ СМ.-1/5-(158.0000000, 170.0000000)	0.921	0.921					0.921			
14	РОСТ СМ.-2/5-(170.0000000, 173.0000000)				2.571						
15	РОСТ СМ.-3/5-(173.0000000, 177.0000000)			1.344			1.344			1.344	
16	РОСТ СМ.-4/5-(177.0000000, 183.0000000)								1.250		
17	РОСТ СМ.-5/5-(183.0000000, 215.0000000)					1.450					
18	ВЕС КГ.-1/5-(48.0000000, 60.0000000)	1.344									
19	ВЕС КГ.-2/5-(60.0000000, 65.0000000)				1.396			1.396	1.396		
20	ВЕС КГ.-3/5-(65.0000000, 69.0000000)										
21	ВЕС КГ.-4/5-(69.0000000, 75.0000000)		1.250				1.250			1.250	

Рисунок 6. Матрица информативностей INF1 (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. ФАМИЛИЯ И.О. 1/83 АВЖИЯН С.Б.	2. ФАМИЛИЯ И.О. 2/83 АКСЕНОВ А.А.	3. ФАМИЛИЯ И.О. 3/83 АЛАДИНСКИЙ А.А.	4. ФАМИЛИЯ И.О. 4/83 АЛЕКСЕЕВ А.М.	5. ФАМИЛИЯ И.О. 5/83 АЛЕЩЕНКО Н.М.	6. ФАМИЛИЯ И.О. 6/83 АНИСИМОВ Л.З.	7. ФАМИЛИЯ И.О. 7/83 БАДАЛОВ А.Т.	8. ФАМИЛИЯ И.О. 8/83 БАТУРИН А.О.	9. ФАМИЛИЯ И.О. 9/83 БЕНЕДЫК И.Н.
1	ЦВЕТ ВОЛОС-1/6-Рыжие	-0.012	-0.012	-0.012	-0.012	-0.012	-0.012	-0.012	-0.012	-0.012
2	ЦВЕТ ВОЛОС-2/6-Светлые	0.699	-0.301	-0.301	0.699	-0.301	-0.301	-0.301	-0.301	0.699
3	ЦВЕТ ВОЛОС-3/6-Светлый	-0.133	-0.133	-0.133	-0.133	-0.133	-0.133	-0.133	-0.133	-0.133
4	ЦВЕТ ВОЛОС-4/6-Темные	-0.169	-0.169	-0.169	-0.169	0.831	0.831	0.831	-0.169	-0.169
5	ЦВЕТ ВОЛОС-5/6-Темный	-0.205	0.795	0.795	-0.205	-0.205	-0.205	-0.205	-0.205	-0.205
6	ЦВЕТ ВОЛОС-6/6-Темные	-0.181	-0.181	-0.181	-0.181	-0.181	-0.181	0.819	-0.181	-0.181
7	ДЛИНА ВОЛОС-1/2-длинные	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145
8	ДЛИНА ВОЛОС-2/2-короткие	0.145	0.145	0.145	0.145	0.145	0.145	0.145	0.145	0.145
9	УСЫ-1/2-Да	-0.048	-0.048	-0.048	-0.048	-0.048	-0.048	-0.048	-0.048	-0.048
10	УСЫ-2/2-Нет	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048	0.048
11	БОРОДА-1/2-Да	-0.072	-0.072	-0.072	-0.072	-0.072	-0.072	-0.072	-0.072	-0.072
12	БОРОДА-2/2-Нет	0.072	0.072	0.072	0.072	0.072	0.072	0.072	0.072	0.072
13	РОСТ СМ.-1/5 (158.0000000, 170.0000000)	0.663	0.663	-0.337	-0.337	-0.337	-0.337	0.663	-0.337	-0.337
14	РОСТ СМ.-2/5 (170.0000000, 173.0000000)	-0.048	-0.048	-0.048	0.952	-0.048	-0.048	-0.048	-0.048	-0.048
15	РОСТ СМ.-3/5 (173.0000000, 177.0000000)	-0.205	-0.205	0.795	-0.205	-0.205	0.795	-0.205	-0.205	0.795
16	РОСТ СМ.-4/5 (177.0000000, 183.0000000)	-0.229	-0.229	-0.229	-0.229	-0.229	-0.229	-0.229	0.771	-0.229
17	РОСТ СМ.-5/5 (183.0000000, 215.0000000)	-0.181	-0.181	-0.181	-0.181	0.819	-0.181	-0.181	-0.181	-0.181
18	ВЕС КГ.-1/5 (48.0000000, 60.0000000)	0.795	-0.205	-0.205	-0.205	-0.205	-0.205	-0.205	-0.205	-0.205
19	ВЕС КГ.-2/5 (60.0000000, 65.0000000)	-0.193	-0.193	-0.193	0.807	-0.193	-0.193	0.807	0.807	-0.193
20	ВЕС КГ.-3/5 (65.0000000, 69.0000000)	-0.193	-0.193	-0.193	-0.193	-0.193	-0.193	-0.193	-0.193	-0.193
21	ВЕС КГ.-4/5 (69.0000000, 75.0000000)	-0.229	0.771	-0.229	-0.229	-0.229	0.771	-0.229	-0.229	0.771

Рисунок 7. Модель INF3 (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных морфологических свойств студентов рассматривается с одной единственной точки зрения: какое **количество информации** содержится в них о том, какими будут количественные и качественные результаты их анализа [2]. Поэтому не играет никакой роли в каких единицах измерения измеряются те или иные морфологических свойств студентов, а также в каких единицах измерения дает измерения результаты анализа, натуральных, в процентах [2]. 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 Риз Бергена, а также по критериям L1- L2-мерам проф.Е.В.Луценко, смягчающие и преодолевающие недостатки F-меры [3]. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 8).

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модуль. уровней склад. истинно-полож. решений (STP)	Сумма модуль. уровней склад. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модуль. уровней склад. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модуль. уровней склад. ложно-отриц. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний уровень истинно-от. решения
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс.частот с обр...	0.067	270.288	84.757	4268.877		0.060	1.000	0.112	0
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс.частот по призна...	0.063	121.882		199.213		0.380	1.000	0.550	0
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.067	270.288	84.757	4268.876		0.060	1.000	0.112	0
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.063	259.567		5953.255		0.042	1.000	0.080	0
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.067	270.288	84.757	4268.877		0.060	1.000	0.112	0
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.063	259.567		5953.254		0.042	1.000	0.080	0
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0.153	141.754	1356.466	682.830	2.943	0.172	0.980	0.292	0
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	0.058	74.905	49.495	1141.769	1.076	0.062	0.986	0.116	0
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактин...	Семантический резонанс зна...	0.116	200.947	1195.666	1329.464	0.734	0.131	0.996	0.232	0
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактин...	Сумма знаний	0.116	95.244	218.165	123.575	0.653	0.435	0.993	0.605	0
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	0.174	137.362	1734.322	561.979	5.878	0.196	0.959	0.326	0
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	0.061	27.687	2.708	302.315	0.051	0.084	0.998	0.155	0
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	0.174	137.362	1734.322	561.979	5.878	0.196	0.959	0.326	0
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	0.061	27.687	2.708	302.315	0.051	0.084	0.998	0.155	0
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.118	170.765	981.844	942.074	1.662	0.153	0.990	0.266	0
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.063	91.609	42.454	1844.226	0.157	0.047	0.998	0.090	0
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0.118	170.765	981.844	942.074	1.662	0.153	0.990	0.266	0
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.063	91.609	42.454	1844.225	0.157	0.047	0.998	0.090	0

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

Рисунок 8. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Риз Бергена и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Риз Бергена наиболее достоверной является СК-модель INF4 с интегральным критерием «Резонанс знаний» ($F=0,174$ при максимуме 1,000), что неплохо, а по критерию L1 проф.Е.В.Луценко [3] наиболее достоверной также является СК-модель INF3, но с интегральным критерием «Сумма знаний» ($L1=0,605$ при максимуме 1,000), что является хорошим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели причинно-следственной зависимости между студентами факультета и их признаками/имиджем.

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам прогнозирования результатов анализа студентов в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

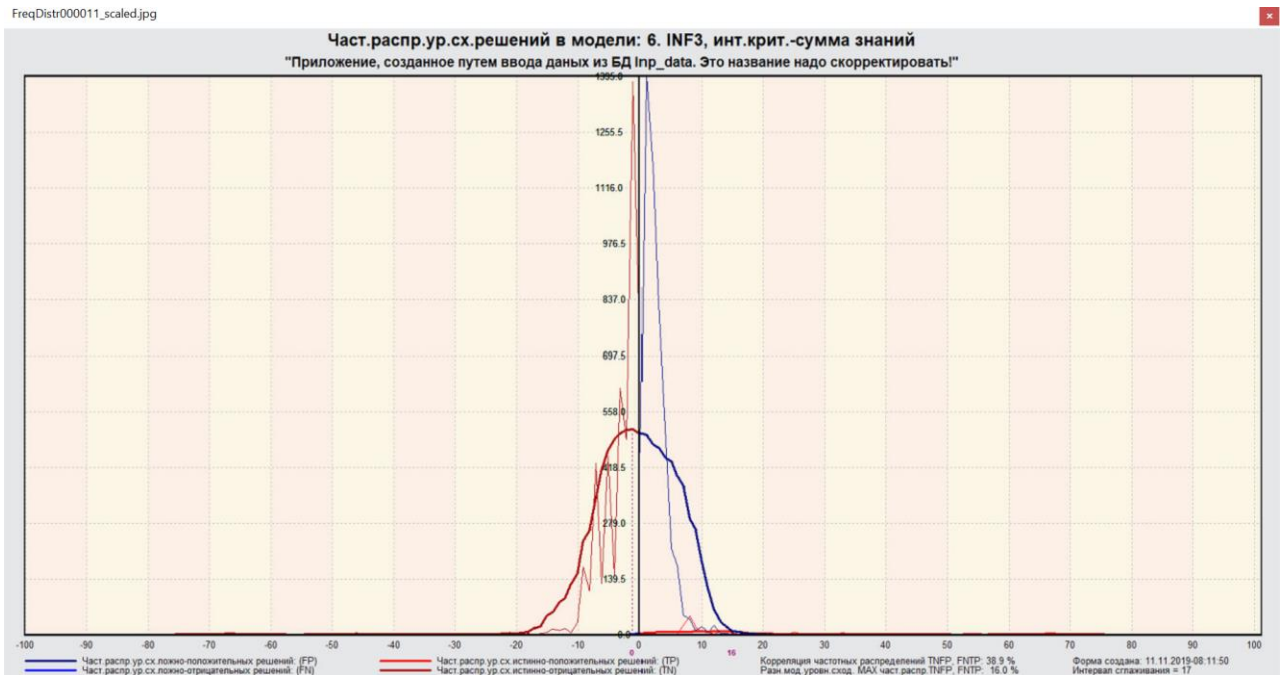


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

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 ложноположительные 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 прогнозирования и другие задачи.

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

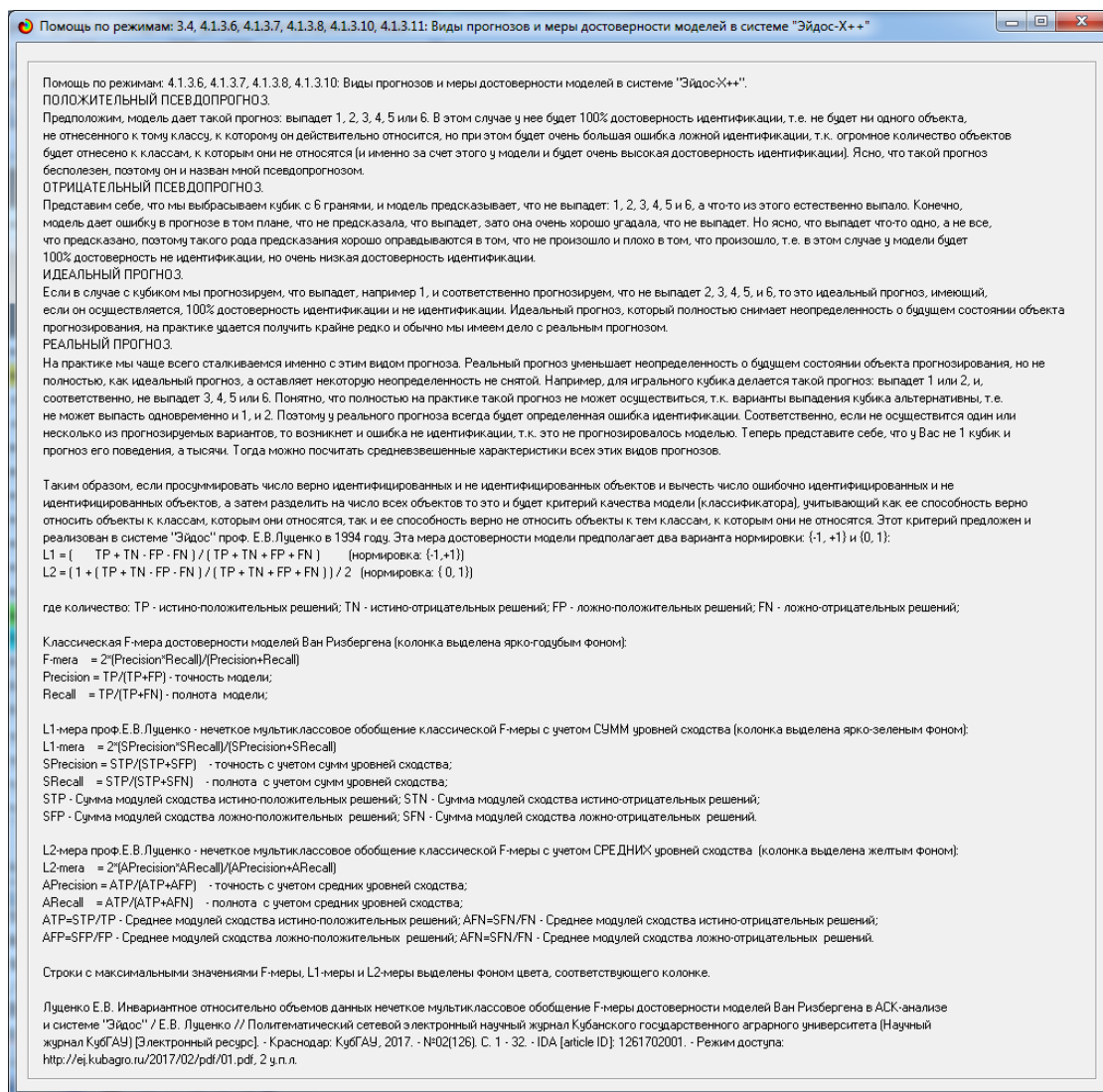


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Риз Бергена и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

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 это запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 11):

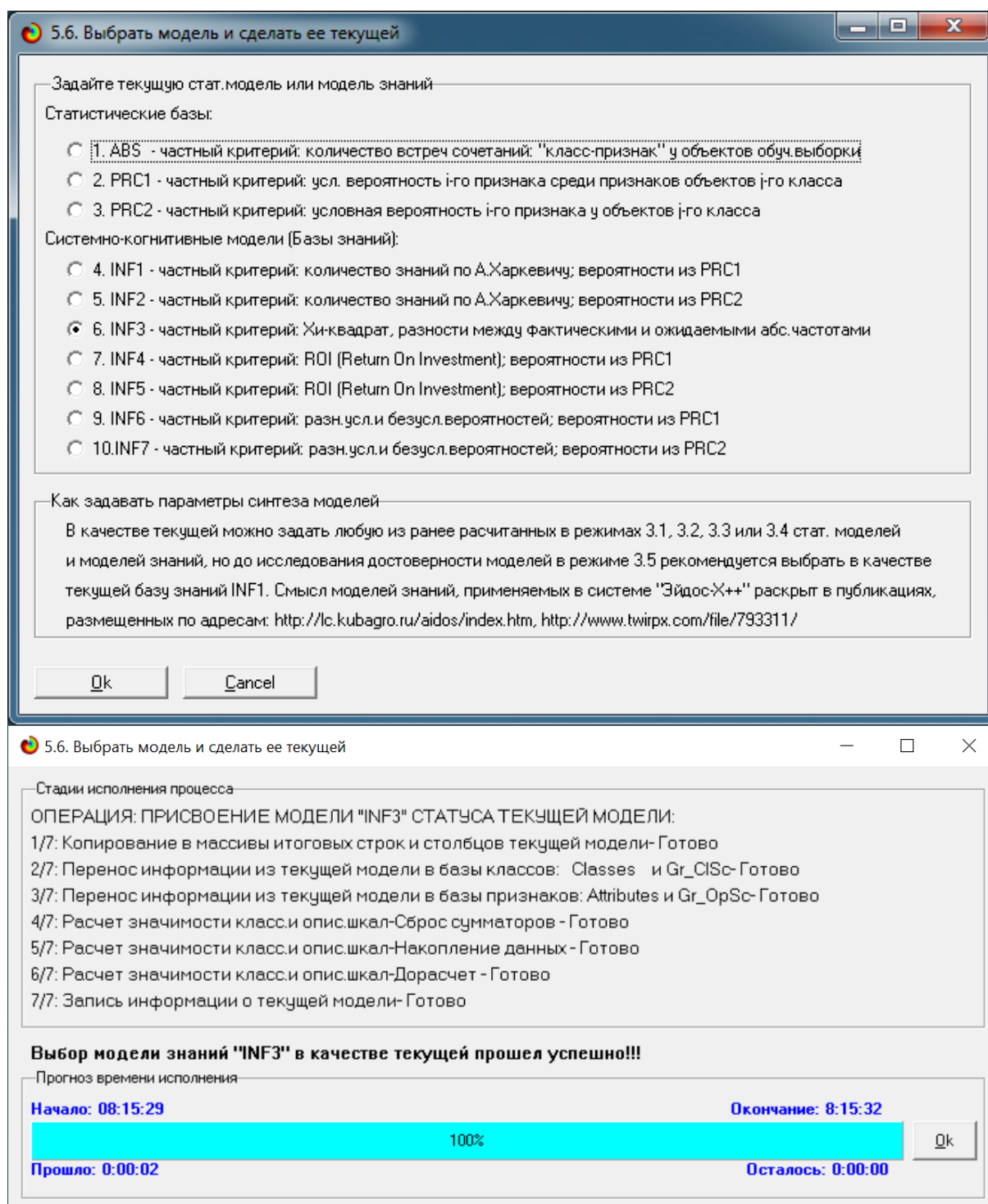
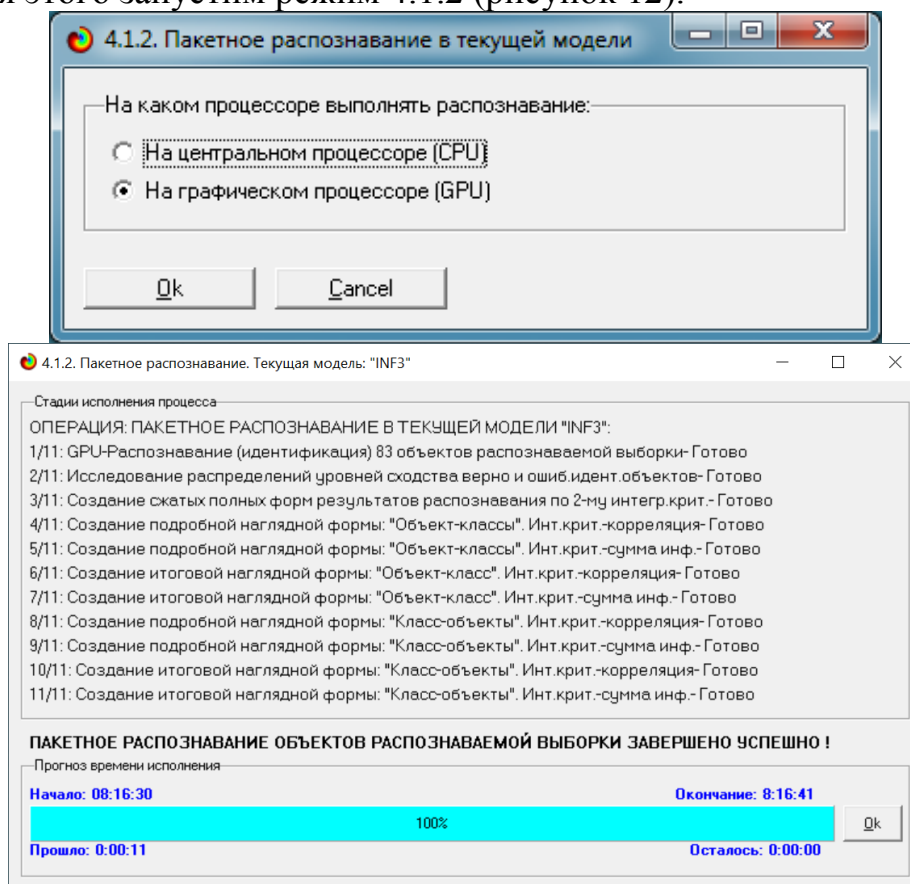


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной по L2-критерию СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

Решим задачу прогнозирования результатов анализа студентов на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на GPU. Для этого запустим режим 4.1.2 (рисунок 12).



4.1.3. Вывод результатов распознавания

4.1.3.1. Подробно наглядно: "Объект - классы"	
4.1.3.2. Подробно наглядно: "Класс - объекты"	
4.1.3.3. Итоги наглядно: "Объект - класс"	
4.1.3.4. Итоги наглядно: "Класс - объект"	
4.1.3.5. Подробно сжато: "Объекты - классы"	
4.1.3.6. Обобщ.форма по достов.моделей при разных интегральных крит.	
4.1.3.7. Обобщ.стат.анализ результатов идент. по моделям и инт.крит.	
4.1.3.8. Стат.анализ результ. идент. по классам, моделям и инт.крит.	
4.1.3.9. Достоверность идент.объектов при разных моделях и инт.крит.	
4.1.3.10.Достоверность идент.классов при разных моделях и инт.крит.	
4.1.3.11.Распределения уровн.сходства при разных моделях и инт.крит.	
4.1.3.12.Объединение в одной БД строк по самым достоверным моделям	

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

Из рисунка 11 видно, что прогнозирование заняло 11 секунд.

Отметим, что 99,999% этого времени заняло не само прогнозирование на GPU, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях:

Приведем две из этих 10 форм: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 13).

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"

Код	Наим. объекта	Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"	Сходство	Ф...	Сходство
24	Сотников С.В.	4	ФАМИЛИЯ И.О. -4/83-Алексеев А.М.	92,96...	v
25	Стрелецкий А.Д.	108	ОТКУДА-23/36-Павловская	92,96...	v
26	Жассан К. М. Ф.	58	ФАМИЛИЯ И.О. -58/83-Припечко И.С.	61,66...	
27	Черкашин А.Р.	25	ФАМИЛИЯ И.О. -25/83-Иушин К.В.	59,70...	
28	Щербаков А.С.	115	ОТКУДА-30/36-Тихорецк	59,70...	
29	Алексеев А.М.	84	ПОЛ-1/2-Студент	56,10...	v
30	Алещенко Н.М.	26	ФАМИЛИЯ И.О. -26/83-Кияшко И.В.	55,45...	
31	Батулин А.О.	13	ФАМИЛИЯ И.О. -13/83-Гавриков А.И.	47,71...	
32	Бондарев Е.З.	98	ОТКУДА-13/36-Крымск	47,71...	

Код	Наименование класса	Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"	Сходство	Ф...	Сходство
84	ПОЛ-1/2-Студент	62,83...	62,83...	v	
123	ГРУППА-2/3-ИТ 1902	17,05...	17,05...		
124	ГРУППА-3/3-ИТ 1903	13,41...	13,41...	v	
4	ФАМИЛИЯ И.О. -4/83-Алексеев А.М.	9,833...	9,833...	v	
108	ОТКУДА-23/36-Павловская	9,833...	9,833...	v	
97	ОТКУДА-12/36-Краснодар	6,447...	6,447...		
25	ФАМИЛИЯ И.О. -25/83-Иушин К.В.	5,700...	5,700...		
26	ФАМИЛИЯ И.О. -26/83-Кияшко И.В.	5,700...	5,700...		
58	ФАМИЛИЯ И.О. -58/83-Припечко И.С.	5,700...	5,700...		

Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс. шкале | ВЫКЛ. фильтр по класс. шкале | Граф. диаграмма

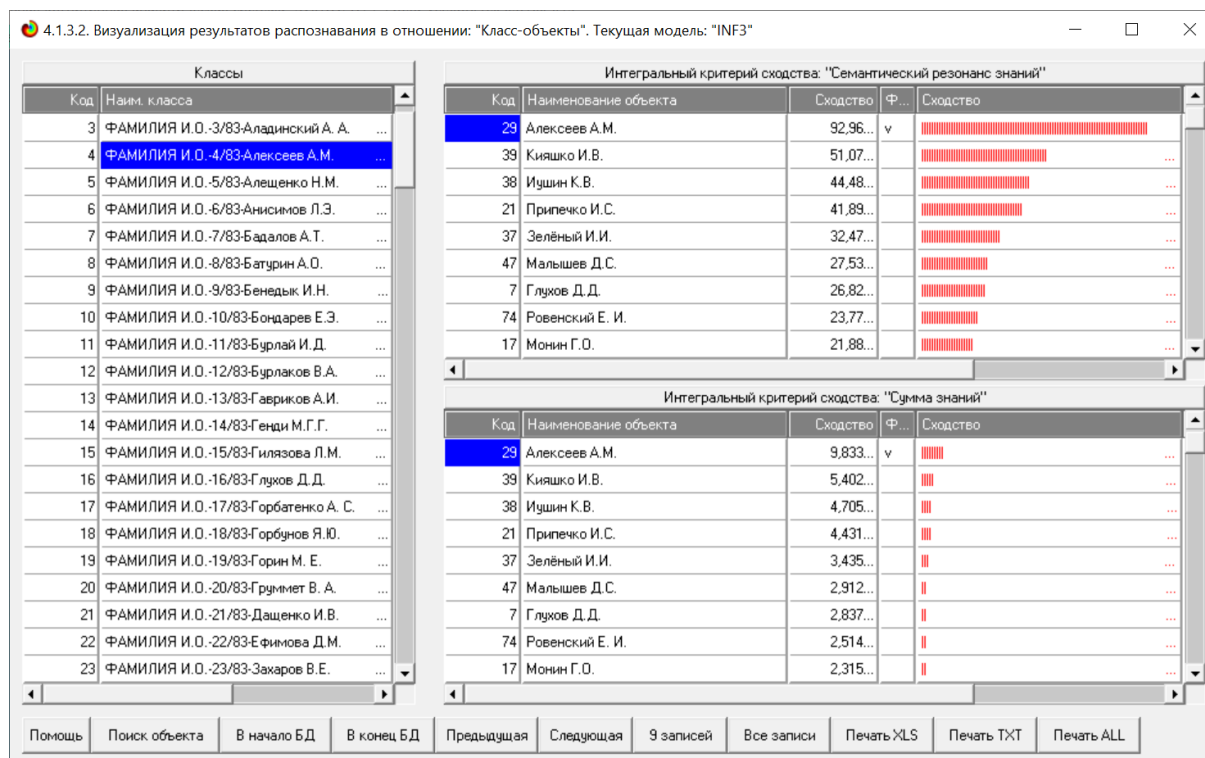


Рисунок 13. Выходные формы по результатам прогнозирования количественных и качественных признаков студентов

Символ «✓» стоит против тех результатов прогнозирования, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 13 видно, что результаты прогнозирования являются очень хорошими, естественно при учете информации из рисунка 9 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 20%, т.е. по сути прогнозы с более низки уровнем сходства надо просто игнорировать.

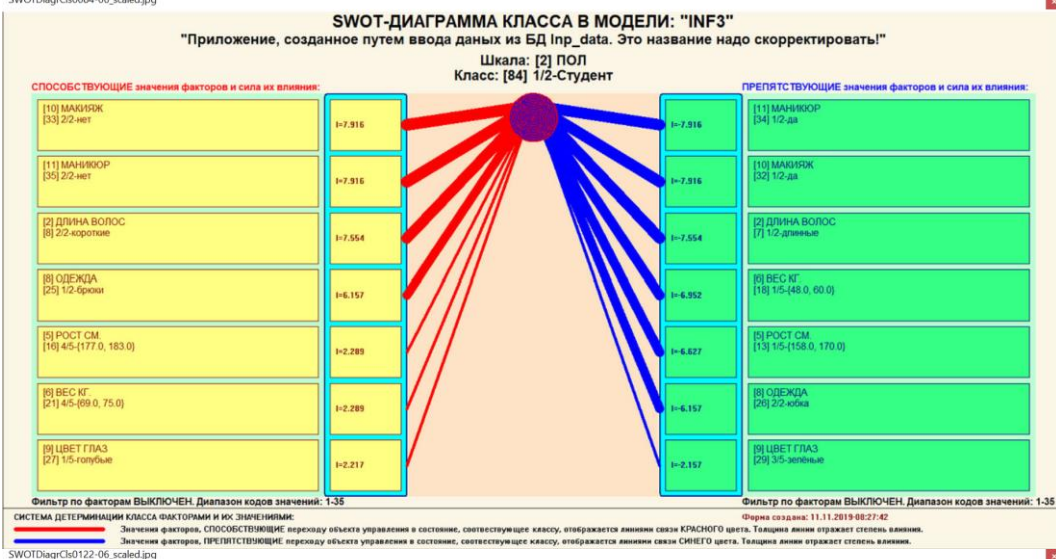
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

При принятии решений определяется сила и направление влияния факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути, это решение задачи SWOT-анализа [4].

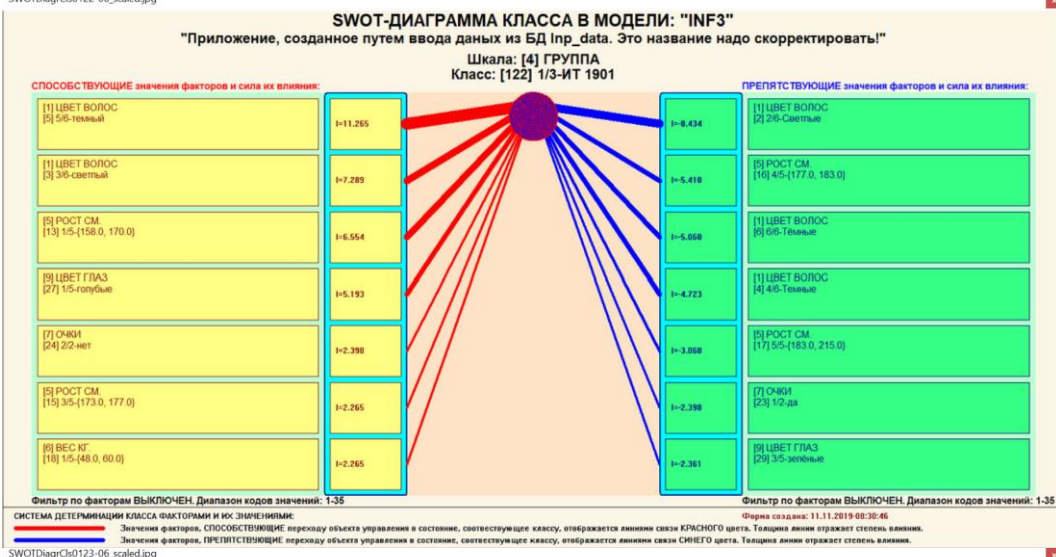
Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных признаков в имидже учеников на получение различных результатов их анализа.

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. На рисунках 14 приведены SWOT-диаграммы, отражающие систему детерминации целевых результатов анализа студентов.

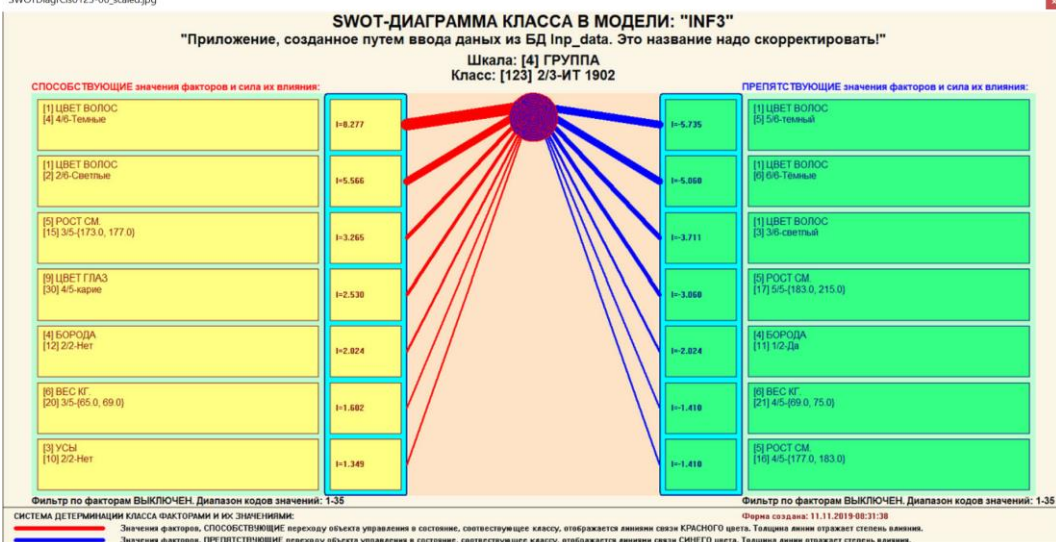
SWOTdiagCls0084-06_scaled.jpg



SWOTdiagCls0122-06_scaled.jpg



SWOTdiagCls0123-06_scaled.jpg



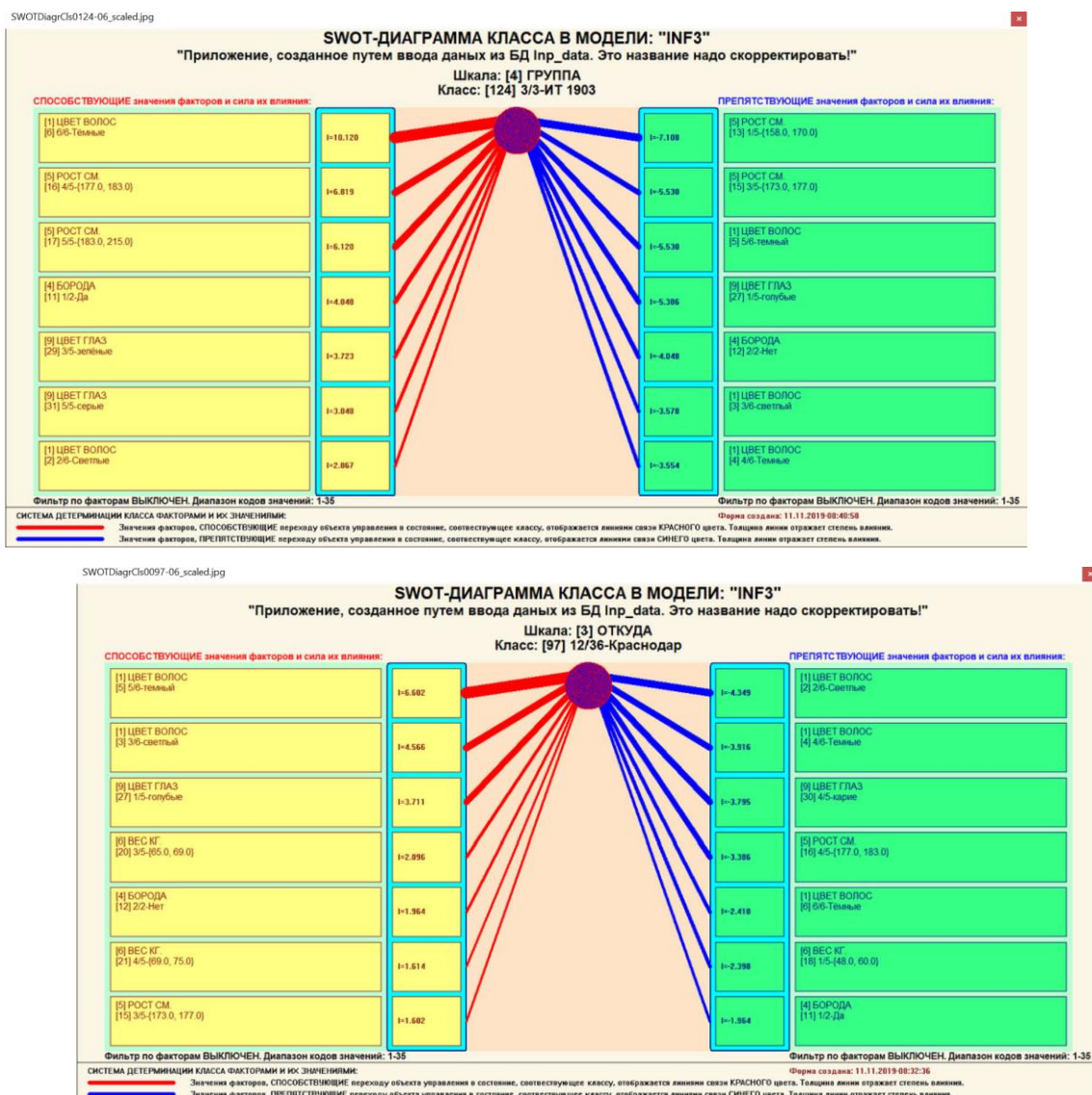


Рисунок 14. SWOT-диаграммы, отражающие силу и направление влияния различных признаков в имидже студентов на результаты их анализа

Эти диаграммы наглядно показывают, какие признаки в имидже студентов с какой силой способствуют или препятствуют получению того или иного результата анализа.

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: c:\Aidos-

X\AID_DATA\A0000003\System\SWOTClS####Inf3.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой *всегда*, т.е. даже в самых ранних DOS-версиях и в реализациях системы «Эйдос» на других языках и типах компьютеров. Например, первый акт внедрения системы «Эйдос», где об этом упоминается в явном виде, датируется 1987 годом, а первый подобный расчет относится к 1981 году.

УТВЕРЖДАЮ Заведующий Краснодарским сектором ИСИ АН СССР, к.ф.н. <u>А.А. Хагуров</u> 1987г.	УТВЕРЖДАЮ Директор Северо-Кавказского филиала ВНИИ "АИУС-агроресурсы", к.э.н. <u>Э.М. Трахов</u> 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 расчёты по задаче в объёме:

Входная информация составила 425 анкет по 9-ти предприятиям.
Выходная информация – 4 вида выходных форм объёмом 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;
- обобщённая 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 <u>Кириченко М.М.</u> 19.05.1987г. Мл.научный сотрудник <u>Ляшко Г.А.</u> 19.05.1987г.	От СКФ ВНИИ "АИУС-агроресурсы": Зав.отделом аэрокосмических и тематических изысканий №4, к.э.н. <u>Самсонов Г.А.</u> 19.05.1987г. Главный конструктор проекта <u>Коренец В.И.</u> 19.05.87. 1987г. Главный конструктор проекта <u>Луценко Е.В.</u> 19.05.87. 1987г.
--	---

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

В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых чаще всего является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего опыта и профессиональной компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже более 30 лет, но к сожалению она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос» [4, 9, 10].

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 кластерное-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 различных результатов анализа студентов по обуславливающим их свойствам студентов, 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.

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

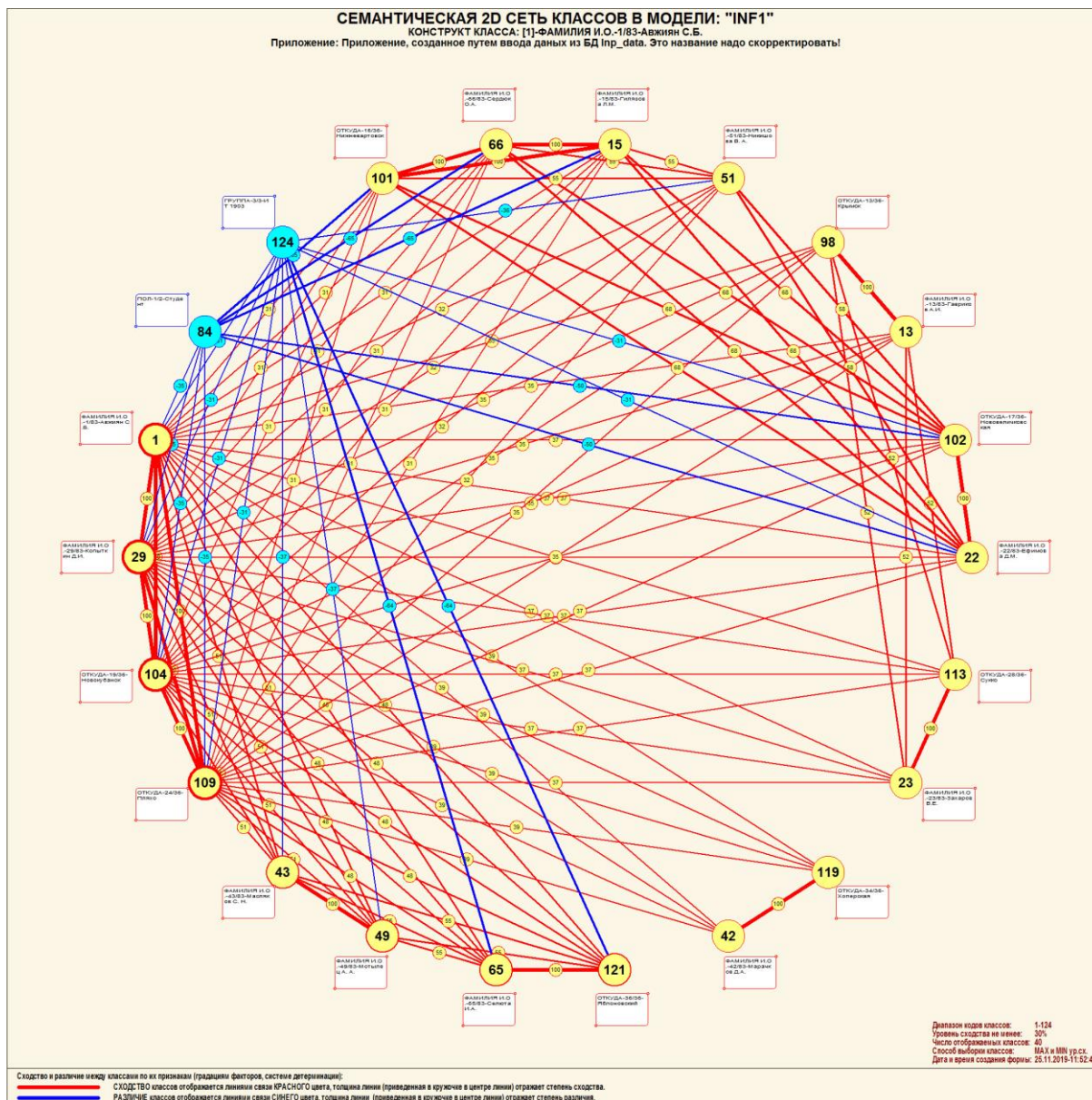


Рисунок 15. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходство/различие студентов по системе детерминирующих (обуславливающих) их значений свойств

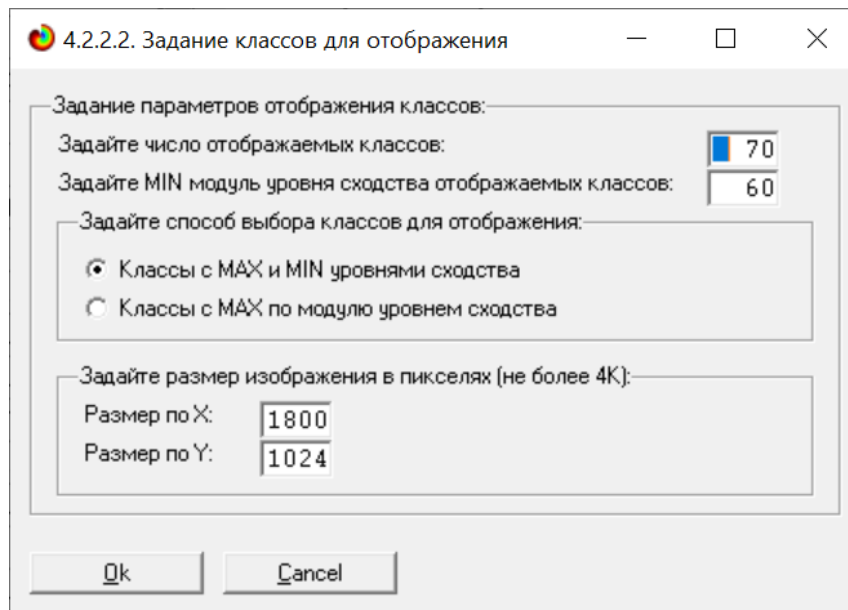


Рисунок 16. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

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** [5] (рисунок 18):

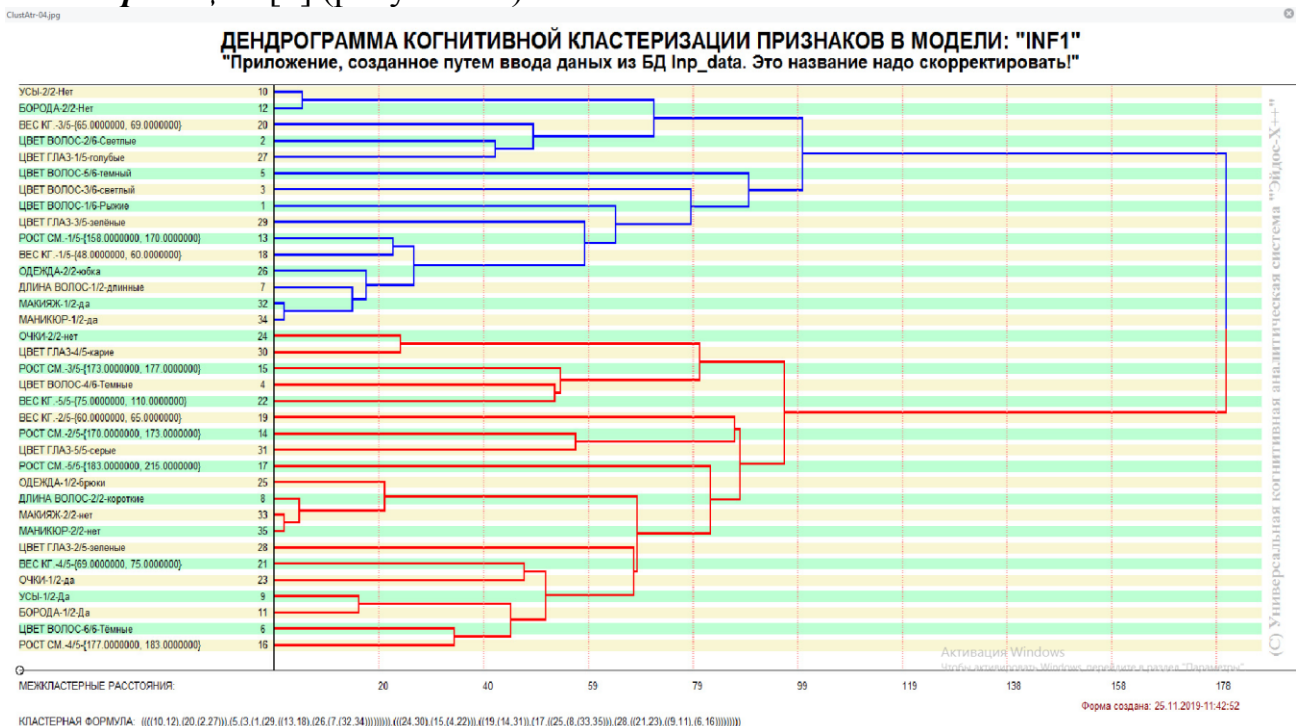


Рисунок 17. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации классов, отражающая сходство/различие количественных, качественных и финансово-экономических результатов анализа студентов

по системе детерминирующих (обуславливающих) их значений
морфологических свойств студентов

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые количественных, качественных и финансово-экономических результаты анализа студентов сходны по детерминирующей их системе значений морфологических свойств, и, следовательно, корректно ставить задачу их одновременного достижения, а другие по этой системе свойств 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 свойства студентов, 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 результаты анализа студентов образуют два противоположных кластера по системе значений обуславливающих их морфологических свойств, являющихся полюсами конструкта. В верхнем кластере объединены результаты с низкими количественными и высокими качественными результатами, а в нижнем – с высокими количественными и низкими качественными результатами. Из этого можно сделать вывод о том, что высокая урожайность получается фактически за счет снижения качества плодов студентов. Отметим, что аналогичная картина наблюдается и по другим культурам, причем не только по овощным, но и по фруктовым, и по зерновым. Высокие финансово-экономические показатели по системе детерминирующих их факторов сходны с высокими количественными результатами и низкими качественными, т.е. высокие прибыль и рентабельность обуславливаются в основном большим количеством продукции, а не ее высоким качеством.

На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

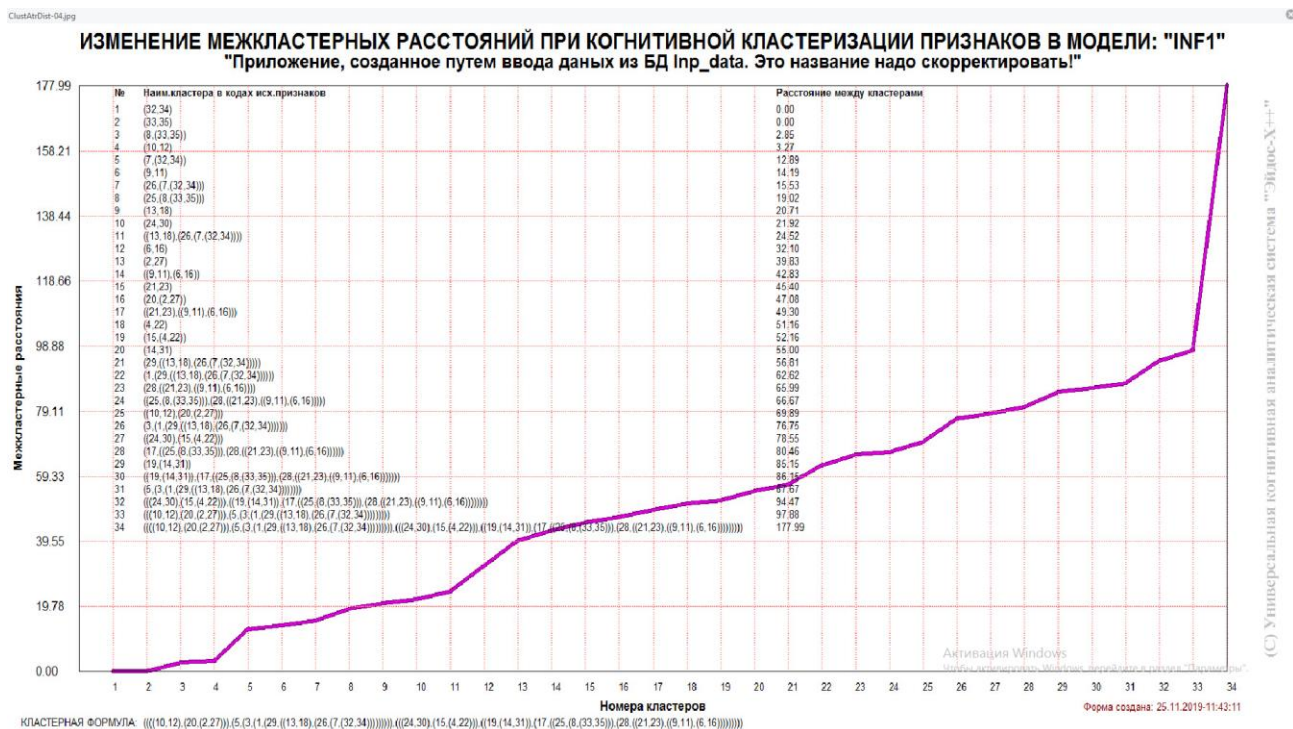


Рисунок 18. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходство/различие значений морфологических свойств студентов по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о количественных, качественных и финансово-экономических результатах анализа студентов с этими свойствами. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 20).

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.

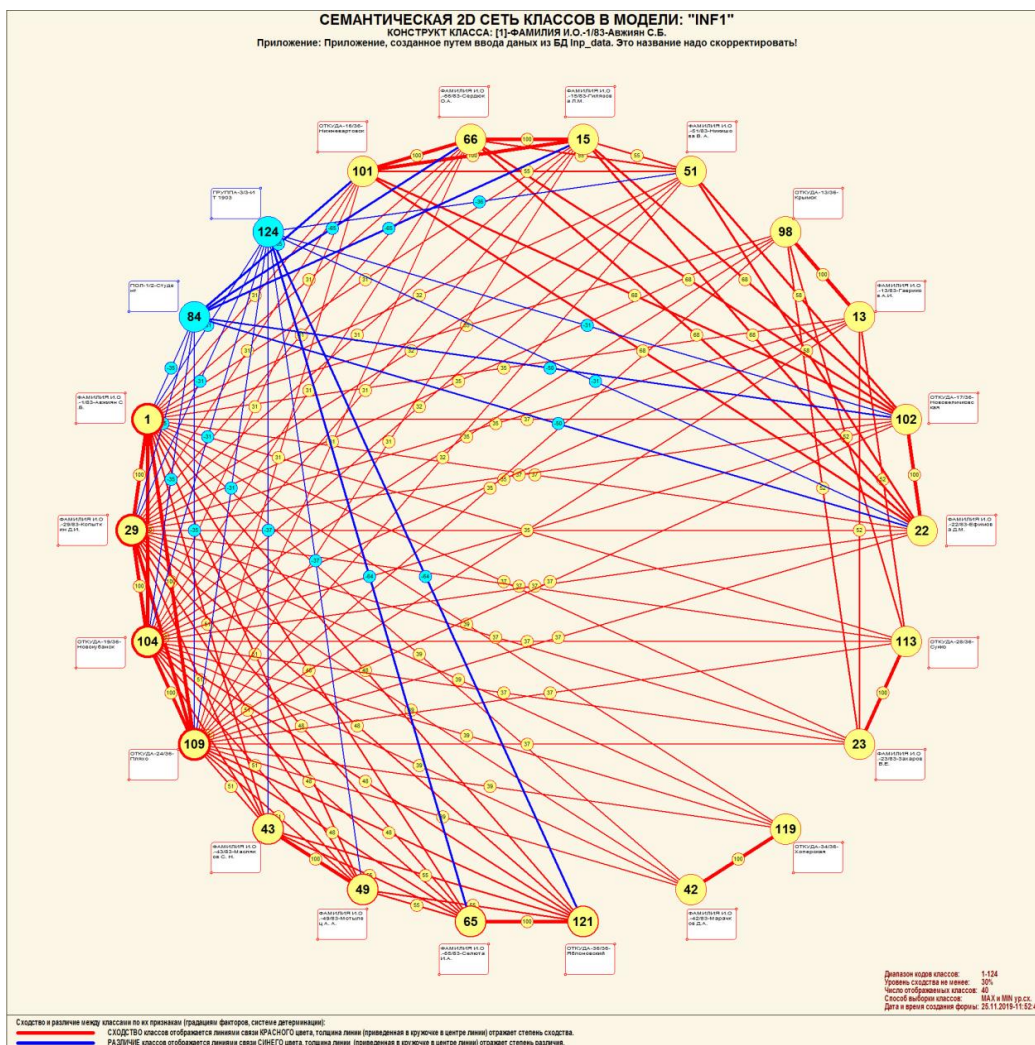


Рисунок 19. Когнитивная диаграмма и конструкт значений сходства/различия морфологических признаков студентов по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о количественных, качественных анализа студентов

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

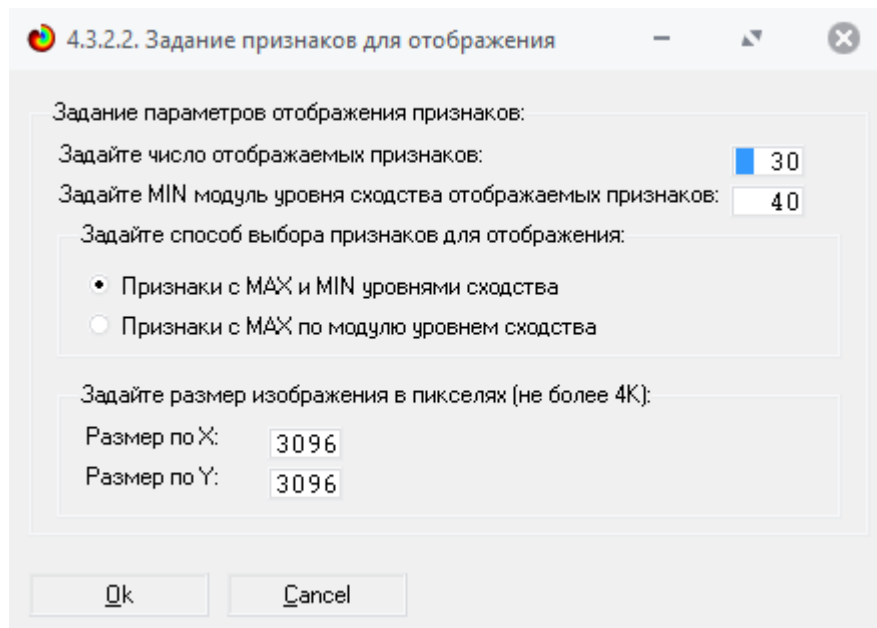


Рисунок 20. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 23

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.

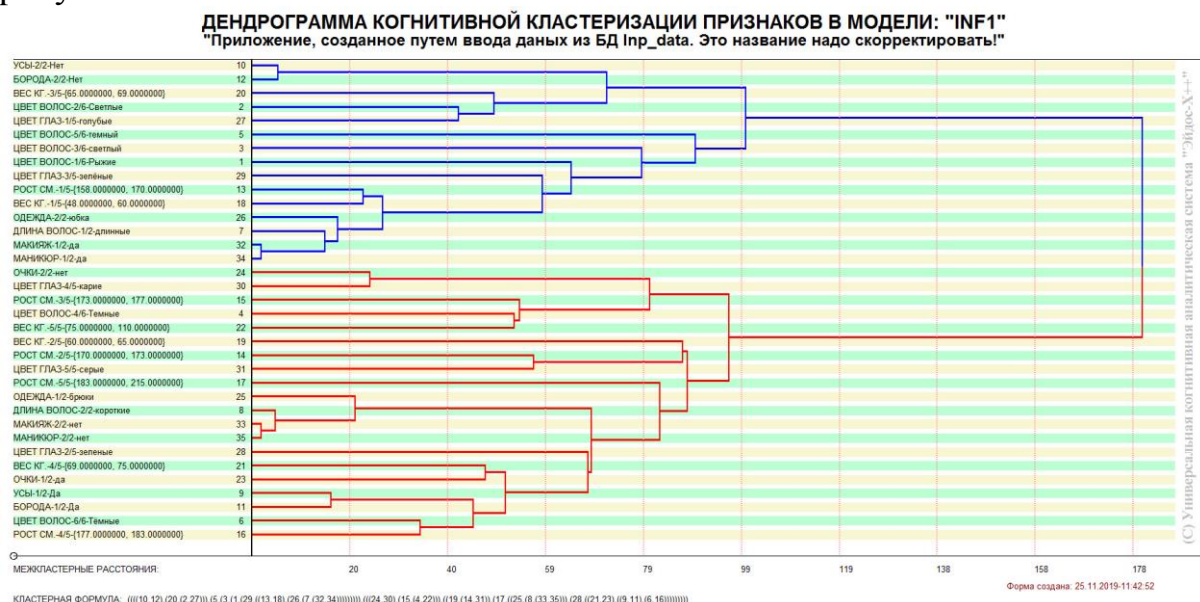


Рисунок 21. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации морфологических свойств студентов по их смыслу, т.е. по сходству/различию содержащейся в них информации о количественных, качественных результатах анализа студентов

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

Хорошо видна группировка значений морфологических свойств студентов по детерминируемым ими количественным, качественным и финансово-экономическим результатам анализа студентов. **Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 16 и 28).**

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений морфологических свойств студентов.

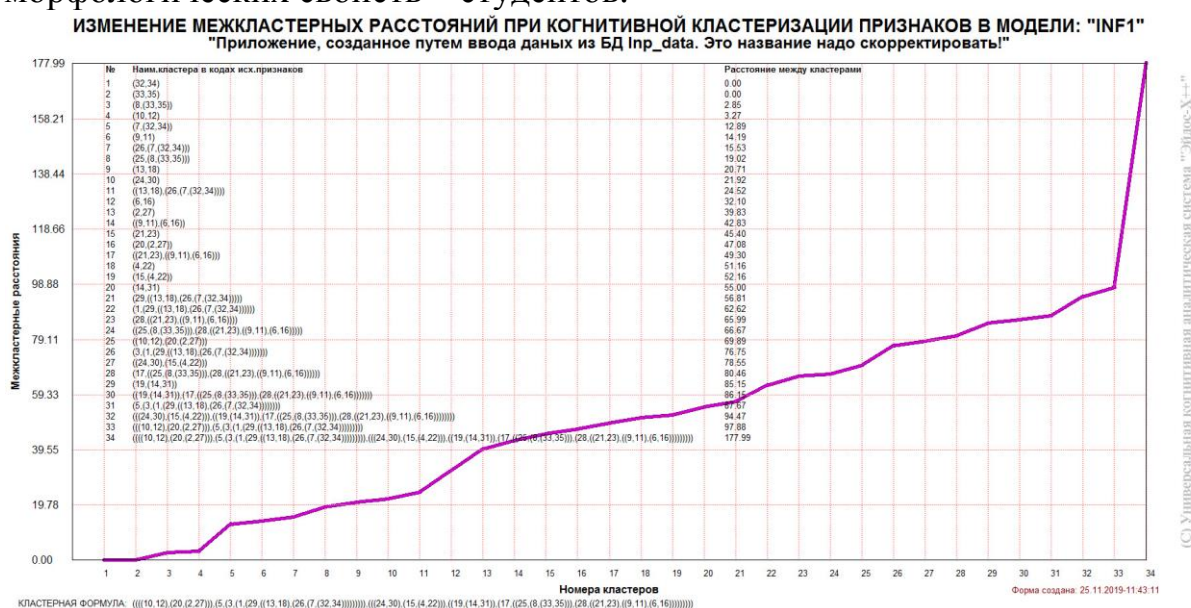


Рисунок 22. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

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

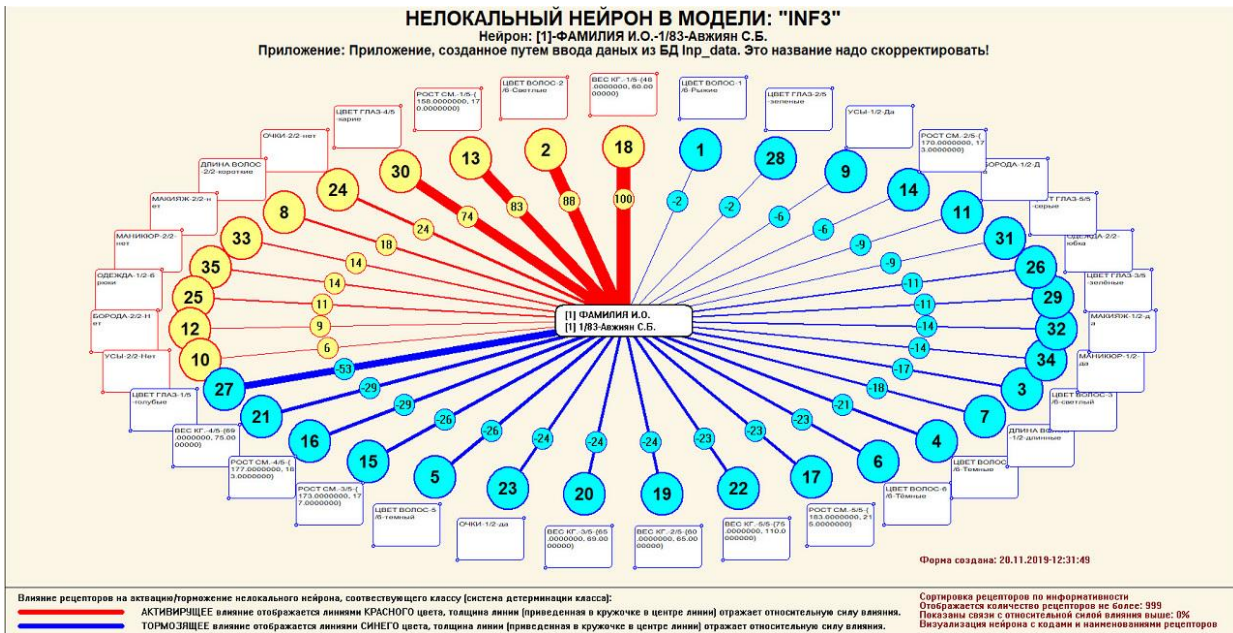


Рисунок 23. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния морфологических свойств студентов

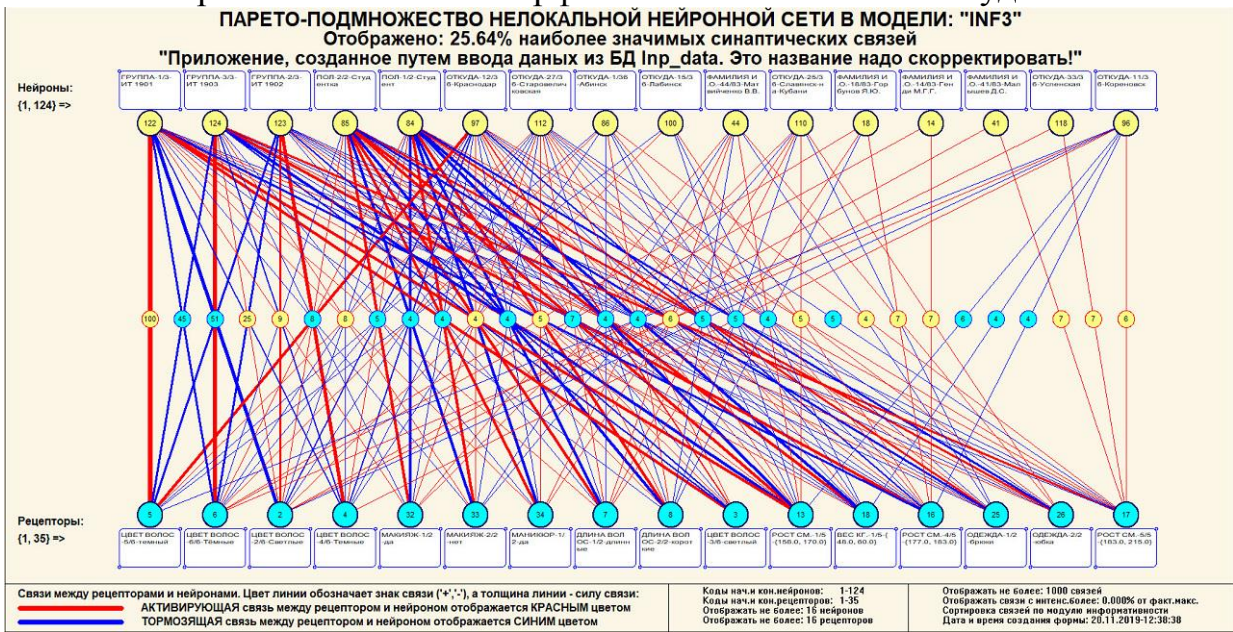


Рисунок 24. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния морфологических свойств студентов на количественные, качественные результаты их анализа (фрагмент около 30%)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют количественным, качественным и финансово-экономическим результатам анализа студентов, а рецепторы – различным обуславливающим эти результаты морфологическим свойствам студентов. Нейроны расположены слева на право в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко

обусловленные обуславливающими их факторами, а с права – менее жестко обусловленные.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к **нечетким декларативным** гибридным моделям и объединяет в себе некоторые особенности нейросетевой [6] и фреймовой моделей представления знаний [11]. 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 [6]: 1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а считаются прямым счетом на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети); 2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации; 3) нейросеть является нелокальной, как сейчас говорят «полносвязной».

4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 26 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающая СК-модель 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.

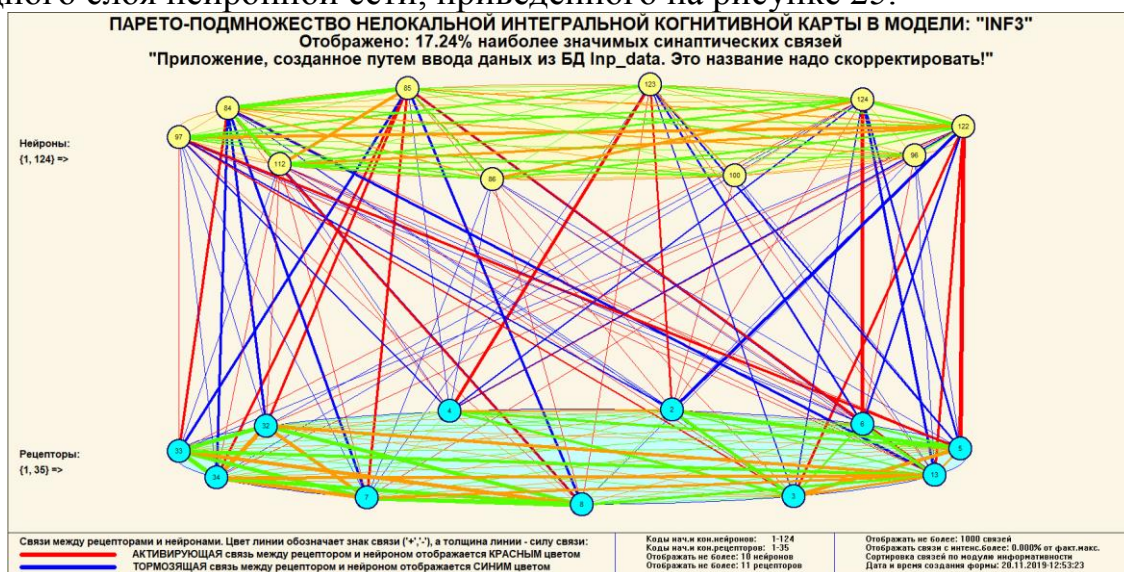


Рисунок 25. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

4.3.7. Когнитивные функции

Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 27) и сошлемся на работу, в которой это описано [7].

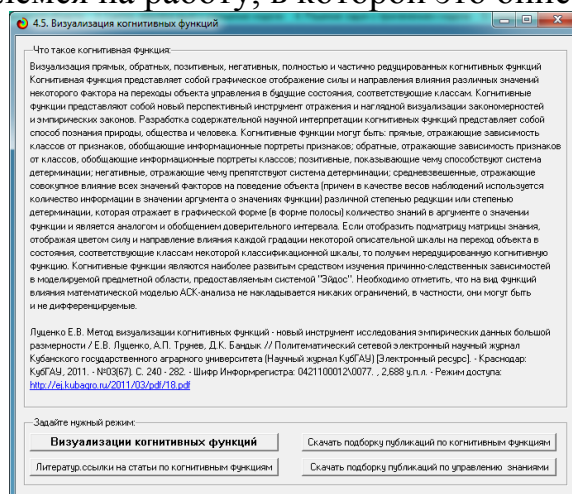
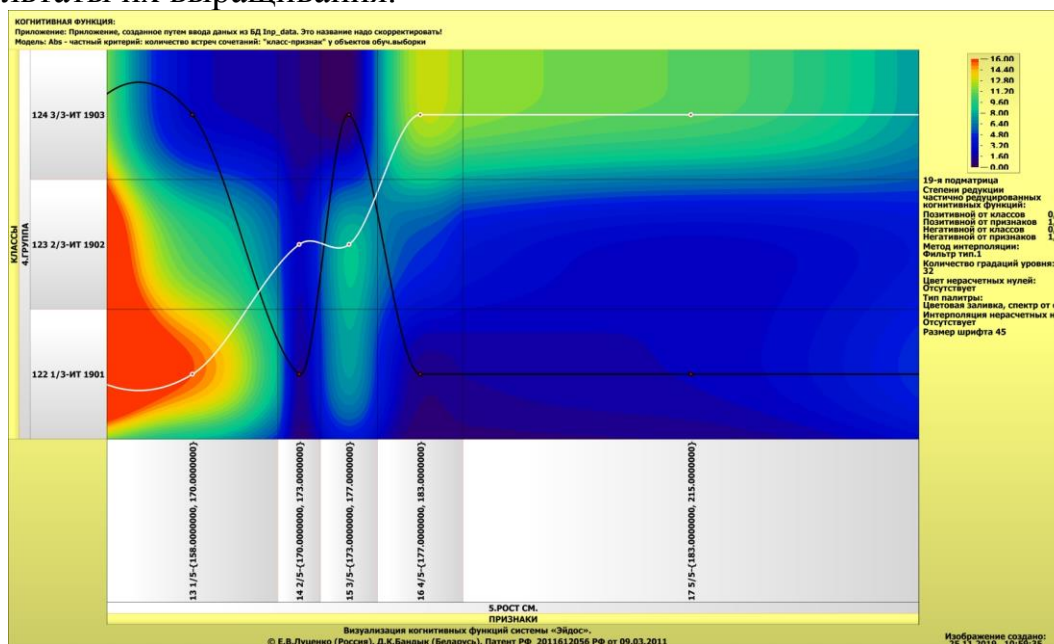
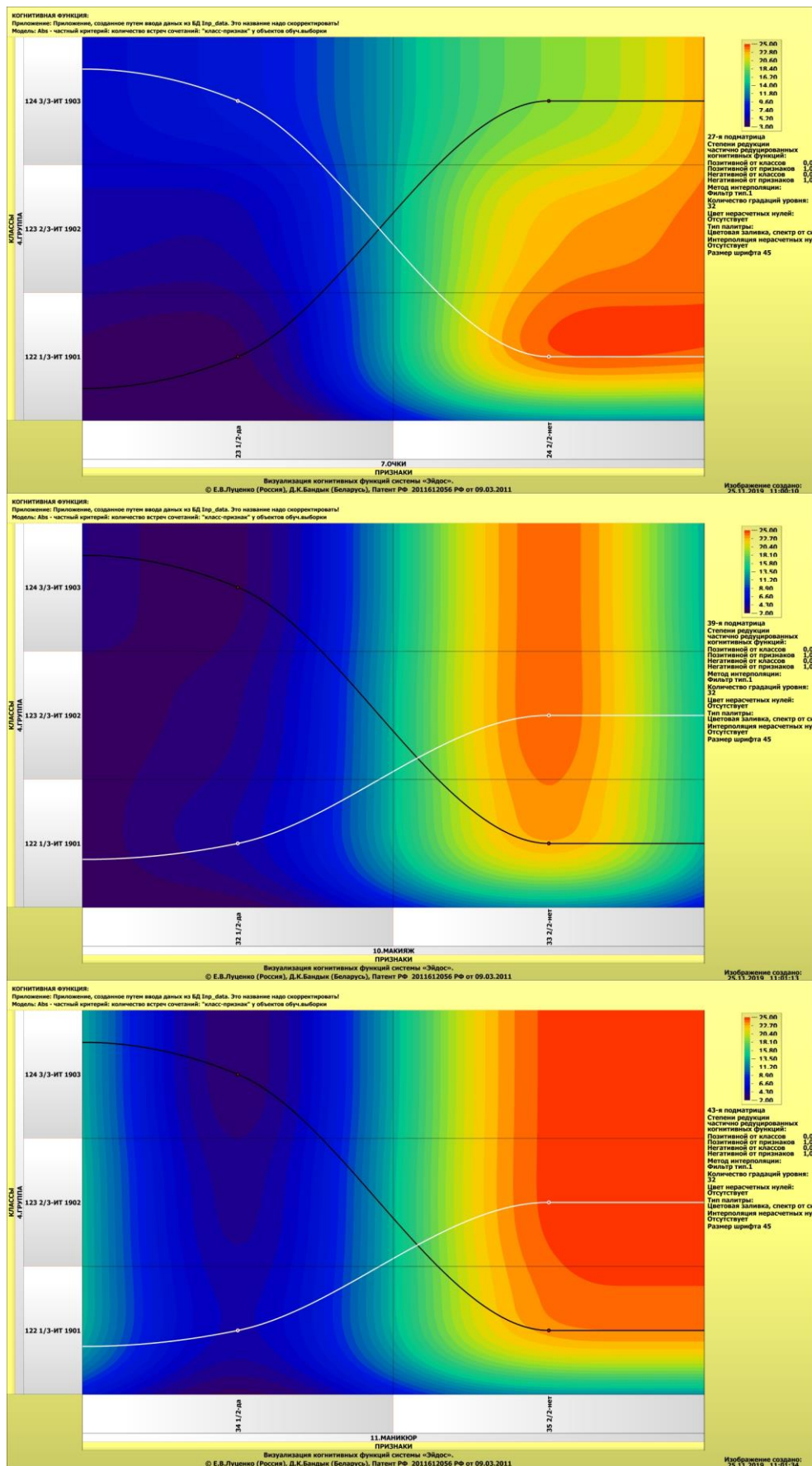


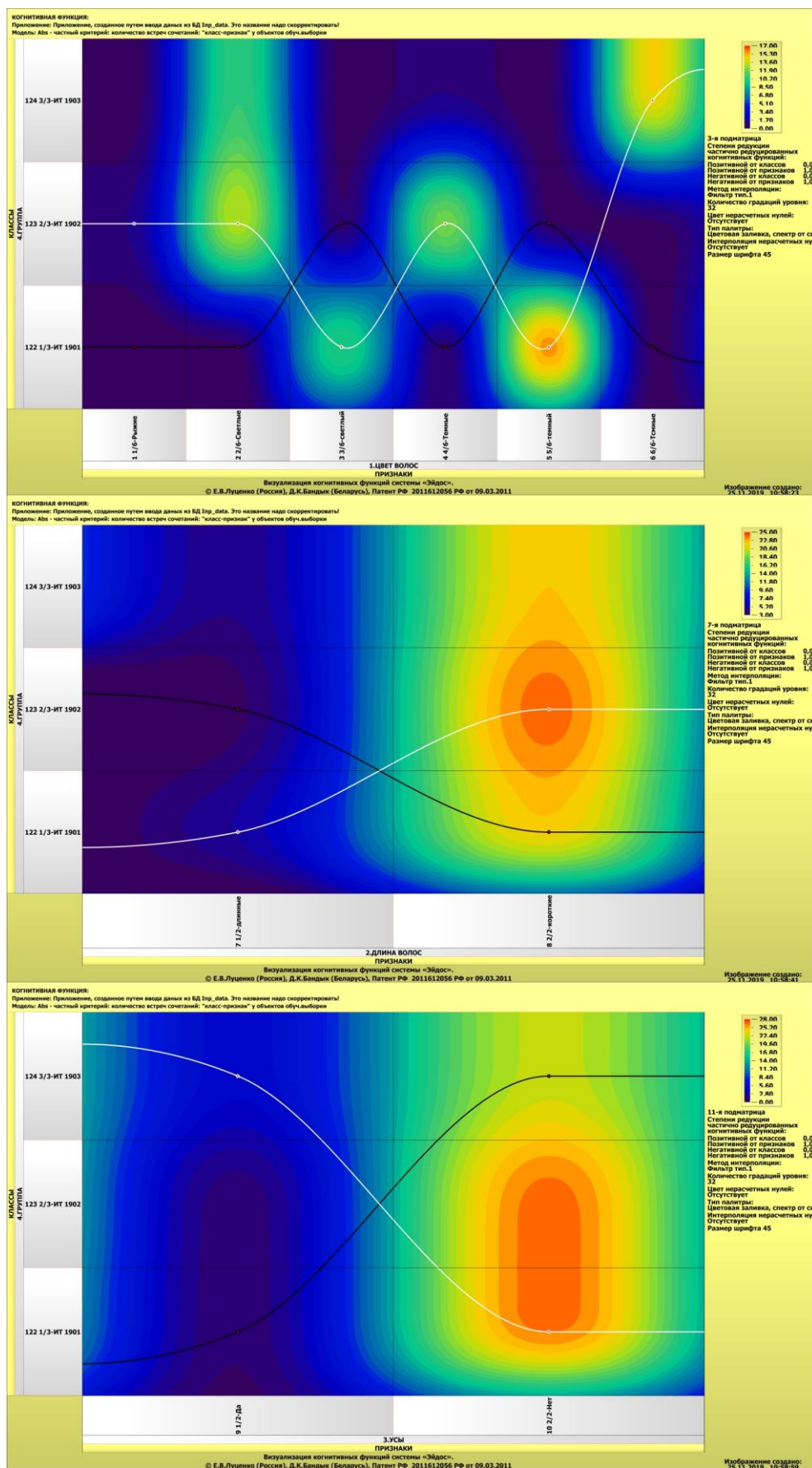
Рисунок 26. Help режима визуализации когнитивных функций

На рисунках 28³ приведены примеры некоторых когнитивных функций, наглядно отражающих силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных морфологических свойств студентов на количественные, качественные и финансово-экономические результаты их выращивания.



³ При увеличении масштаба просмотра когнитивные функции вполне читабельны





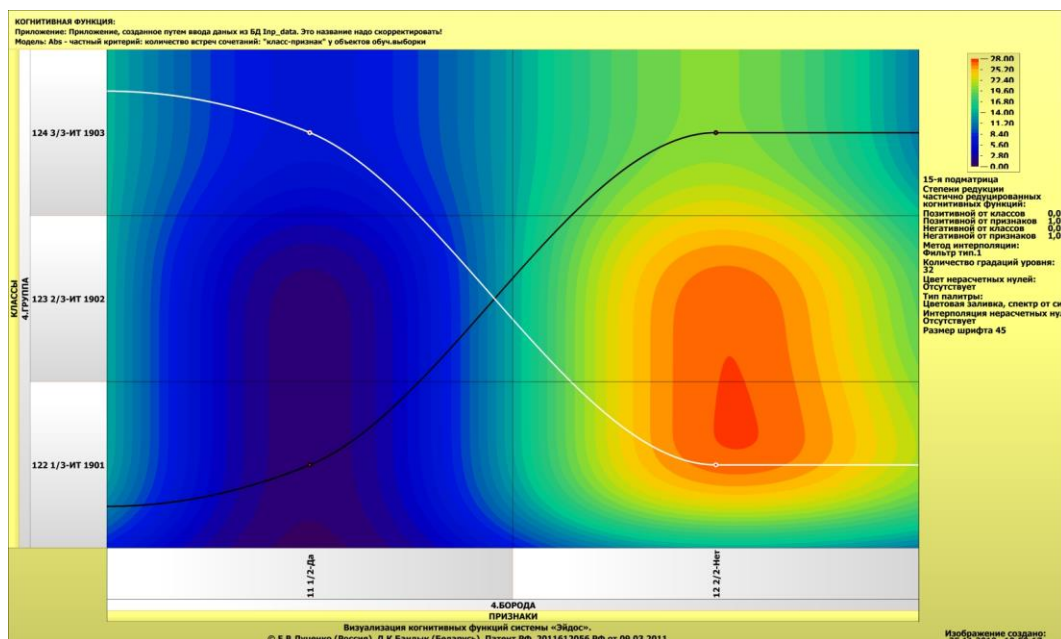


Рисунок 27. Примеры когнитивных функций, отражающих силу и направление влияния морфологических свойств студентов на количественные, качественные и финансово-экономические результаты их анализа

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. 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; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в 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.

4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния признаков студентов на анализ факультета

На рисунках 5, 6, 7 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. степени выраженности различных признаков студентов (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим различные количественные, качественные результаты анализа признаков студентов (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения признака студента, соответствующего строке, на получение конкретного результата анализа, соответствующего колонке.

Если какое-то значение признака студента слабо влияет на результаты их анализа, 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 признаков студентов способствует получению некоторого определенного результата их анализа, то в соответствующей этому результату ячейке матрицы модели будут положительные значения, если же понижает – то и значения будут отрицательные.

Из этого понятно, что суммарную силу влияния того или иного значения признаков студентов на результаты их анализа (т.е. ценность данного значения морфологического свойства для решения задачи прогнозирования и других задач) можно количественно оценивать **степенью вариабельности значений** в строке матрицы модели, соответствующей этому значению свойства.

Существует много мер вариабельности значений: это и среднее модулей отклонения от среднего, и дисперсия, и среднеквадратичное отклонение и другие. В АСК-анализе и системе «Эйдос» для этой цели принято использовать среднеквадратичное отклонение. Численно оно

равно стандартному отклонению и вычисляется по той же формуле, но мы предпочитаем не использовать термин «стандартное отклонение», т.к. он предполагает нормальность распределения исследуемых последовательностей чисел, а значит и проверку соответствующих статистических гипотез.

Самая правая колонка в матрицах моделей на рисунках 5, 6, 7 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность значения морфологического свойства.

Если рассортировать матрицу модели по этой самой правой колонке в порядке убывания, а потом просуммировать значения в ней нарастающим итогом, то получим логистическую Парето-кривую, отражающую зависимость ценности модели от числа наиболее ценных признаков в ней (рисунок 29, таблица 7).

Ценность же морфологического свойства (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого свойства (таблица 8).

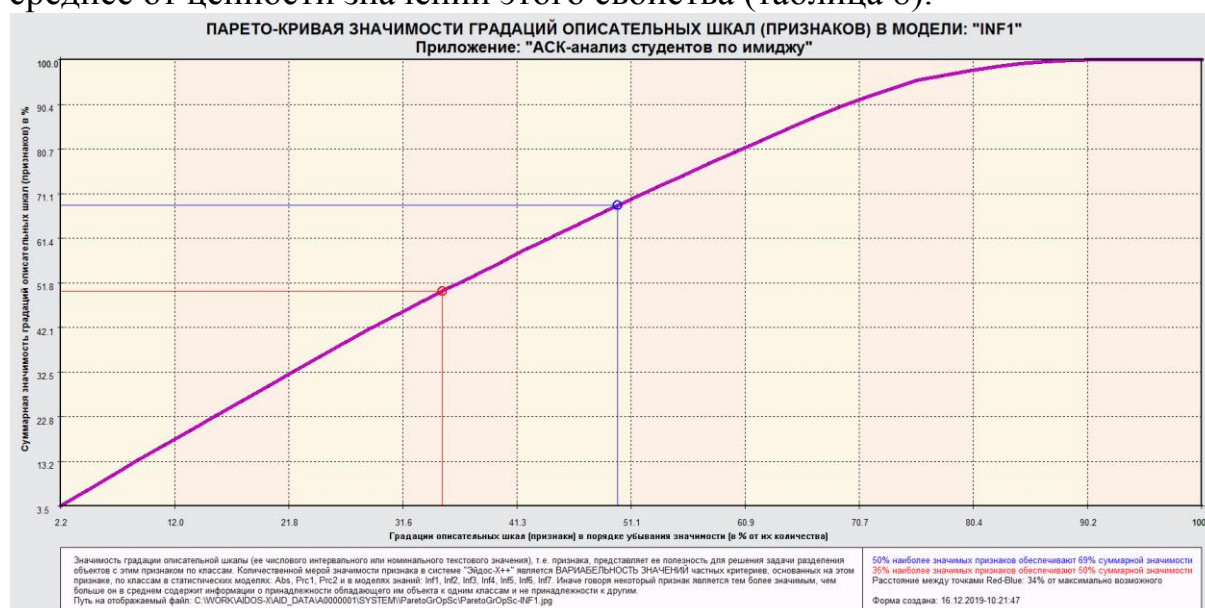


Рисунок 28. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Таблица 7 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния значений морфологических свойств студентов на количественные, качественные и финансово-экономические результаты их анализав СК-модели INF3

№	Код градации описательной шкалы	Наименование градации описательной шкалы	Код описательной шкалы	Значимость градации описательной шкалы, %	Значимость градации описательной шкалы нарастающим итогом, %
1	1	ЦВЕТ ВОЛОС	6	12,039	12,039

2	9	ЦВЕТ ГЛАЗ	5	10,892	22,931
3	6	ВЕС КГ.	10	9,823	32,754
4	5	РОСТ СМ.	10	9,387	42,141
5	2	ДЛИНА ВОЛОС	2	9,170	51,311
6	10	МАКИЯЖ	2	9,003	60,314
7	11	МАНИКЮР	2	9,003	69,316
8	8	ОДЕЖДА	2	8,472	77,789
9	4	БОРОДА	2	7,699	85,488
10	7	ОЧКИ	2	7,375	92,863
11	3	УСЫ	2	7,137	100,000

Таблица 8 – Парето-таблица значимости описательных шкал, т.е. сила влияния морфологических свойств студентов на количественные, качественные и финансово-экономические результаты их анализа в СК-модели INF3

4.3.9. Степень детерминированности результатов анализа студентов значениями обуславливающих их факторов

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью вариабельности значений* описательных шкал в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (таблица 9). На рисунке 30 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов нарастающим итогом.

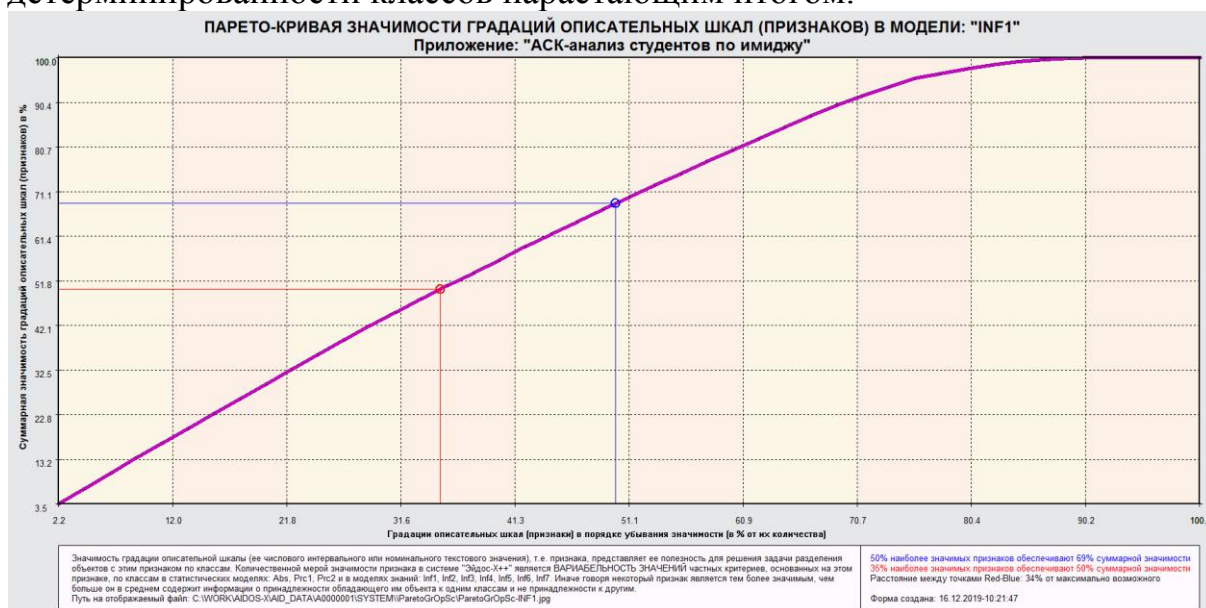


Рисунок 29. Парето-кривая степени детерминированности классов

**Таблица 9 – Парето-таблица степеней детерминированности
(обусловленности) классов в СК-модели INF3, т.е. количественных,
качественных и финансово-экономических результатов анализа
студентов**

Но ме р	Код клас са	Название класса	Код классификаци онной шкалы	Детермениров анность класса, %	Детерменированность класса с нарастающим итогом процента, %
1	85	ПОЛ-Студентка	2	1,587	1,587
2	41	ФАМИЛИЯ И.О.- Малышев Д.С.	1	1,575	3,162
3	118	ОТКУДА- Успенская	3	1,575	4,738
4	44	ФАМИЛИЯ И.О.- Матвийченко В.В.	1	1,449	6,186
5	110	ОТКУДА- Славянск-на- Кубани	3	1,449	7,635
6	30	ФАМИЛИЯ И.О.- Корабельников Д.Р.	1	1,430	9,066
7	96	ОТКУДА- Кореновск	3	1,232	10,298
8	60	ФАМИЛИЯ И.О.- Проскурина О. В.	1	1,222	11,520
9	68	ФАМИЛИЯ И.О.- Смирнова А. С.	1	1,207	12,728
10	35	ФАМИЛИЯ И.О.- Куцупий И.В.	1	1,201	13,929
11	103	ОТКУДА- Новоджерелиев ская	3	1,201	15,130
12	17	ФАМИЛИЯ И.О.- Горбатенко А. С.	1	1,196	16,325
13	22	ФАМИЛИЯ И.О.- Ефимова Д.М.	1	1,190	17,516
14	102	ОТКУДА- Нововеличковск ая	3	1,190	18,706
15	66	ФАМИЛИЯ И.О.- Сердюк О.А.	1	1,185	19,891
16	101	ОТКУДА- Нижневартонск	3	1,185	21,076
17	18	ФАМИЛИЯ И.О.- Горбунов Я.Ю.	1	1,155	22,231
18	89	ОТКУДА- Геленджик	3	1,155	23,385
19	47	ФАМИЛИЯ И.О.- Мовчан А.А.	1	1,153	24,538

20	72	ФАМИЛИЯ И.О.- Сурнин С. В.	1	1,152	25,690
21	12	ФАМИЛИЯ И.О.- Бурлаков В.А.	1	1,149	26,839
22	79	ФАМИЛИЯ И.О.- Цуркан Д. А.	1	1,117	27,956
23	15	ФАМИЛИЯ И.О.- Гилязова Л.М.	1	1,100	29,056
24	14	ФАМИЛИЯ И.О.- Генди М.Г.Г.	1	1,077	30,133
25	99	ОТКУДА-Кувейт	3	1,077	31,210
26	51	ФАМИЛИЯ И.О.- Никишова В. А.	1	1,061	32,271
27	112	ОТКУДА- Старовеличковс кая	3	1,024	33,295
28	82	ФАМИЛИЯ И.О.- Щербаков А.С.	1	0,981	34,277
29	124	ГРУППА-ИТ 1903	4	0,961	35,238

Из таблицы 10 мы видим, что морфологические свойства студентов наиболее сильно (жестко) детерминируют (обуславливают) среднюю общую урожайность и высокие прибыль и рентабельность, а наиболее слабо – большую раннюю урожайность и высокое содержание сахара в плодах. При этом степень детерминированности наиболее и наименее детерминированных классов отличается примерно в два раза, что довольно существенно.

Степень детерминированности (обусловленности) всей классификационной шкалы является средним от степени детерминированности ее градаций, т.е. классов (таблица 10).

Таблица 10 – Классификационные шкалы, ранжированные по убыванию средней степени детерминированности их градаций в СК-модели INF3

№	Код	Наименование	Степень детерминированности, %	Степень Детерминированности нарастающим итогом, %
1	2	ПОЛ	29,976	29,976
2	3	ОТКУДА	24,472	54,448
3	1	ФАМИЛИЯ И.О.	23,747	78,195
4	4	ГРУППА	21,805	100,000

Из таблицы 10 видно, что наиболее высокую степень детерминированности обуславливающими их факторами имеют общая урожайность, прибыль и рентабельность, а наименьшую средняя масса

плодов и содержание в них витамина С и сухих и пластических веществ. Результаты анализа студентов с высокой степенью детерминированности получаются под действием обуславливающих их факторов с большей гарантией, чем с низкой. Различие в степени детерминированности составляет около 65%.

4.3.10. Устойчивость результатов анализа студентов от значений обуславливающих их морфологических признаки

Устойчивость зависимостей результатов анализа студентов от обуславливающих их факторов предполагает и подразумевает *непрерывность* и *монотонность* этих зависимостей.

Непрерывность зависимостей результатов анализа студентов от обуславливающих их факторов означает, что малые изменения значений фактора детерминируют малые изменения результатов анализа, а более значительные изменения значения факторов обуславливают и более существенные изменения результатов, т.е. степень изменения результатов анализасоответствует степени изменения обуславливающих их значений факторов.

Если непрерывность нарушается, то незначительное изменения значения действующего фактора может привести как к малым, так и к значительным изменениям результатов, а большие изменения значений действующих факторов могут оказать как сильное, так и незначительное влияние на изменение результатов.

Если в системе управления *нарушается непрерывность управления*, то это воспринимается как ее поломка, неисправность и непригодность для выполнения своей функции.

Например, если нарушается непрерывность зависимости тяги двигателя машины от степени нажатия педали газа, то при плавном увеличении газа машина будет не плавно разгоняться, а начнет дергаться и может вообще заглохнуть, как это бывает у новичков, которые еще не научились правильно трогаться с места.

Монотонность зависимостей результатов анализа студентов от обуславливающих их факторов означает, что:

- если фактор *способствует* получению результатов: увеличение значения фактора приводит к увеличению результатов анализа;
- если фактор *препятствует* получению результатов: увеличение значения фактора приводит к уменьшению результатов анализа.

Монотонность управления характерна для *линейных* систем управления и нарушается в *нелинейных* системах управления [12]. Система управления является линейной, если для нее выполняется *принцип суперпозиции*, т.е. результат совместного действия на нее совокупности факторов является *суммой* действий каждого из них по отдельности [12].

Если в системе управления **нарушается монотонность управления**, то это может приводить к тому, что при увеличении значения фактора результат может сначала увеличиваться практически пропорционально степени увеличения этого значения, затем **скорость** увеличения результата начинает уменьшаться и затем стабилизируется, а при дальнейшем увеличении значения фактора результат начинает уменьшаться вплоть до нуля или даже отрицательных значений (например, вместо прибыли получены убытки). По сути, **при нарушении монотонности управления меняется знак первой производной результата управления по значению фактора, нарушается знакоопределенность этой первой производной**⁴. Понятно, что **немонотонные функции не являются непрерывными**.

Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на результат в нелинейной системе при этом получается очень похожий у всех факторов (для примера на рисунке 31 показаны 3 из них):

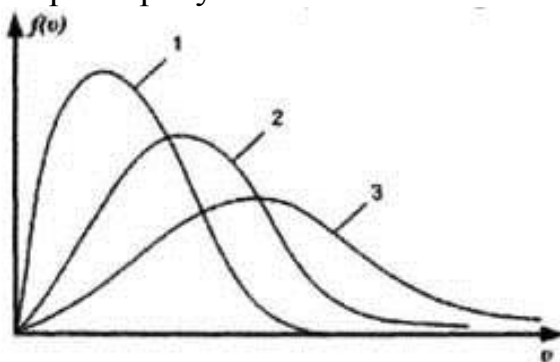


Рисунок 30. Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на нелинейный объект управления⁵.

Например, если по оси X показать интенсивность полива какой-либо конкретной культуры, а по Y урожайность, то график на рисунке 31 можно интерпретировать таким образом, что при полном отсутствии полива урожайность будет минимальной, при его увеличении урожайность будет возрастать сначала быстро, потом все медленнее, затем достигнет максимума, а потом при дальнейшем увеличении полива она начнет уменьшаться пока опять не достигнет минимума, когда все поле превратится в озеро. Принципиально важно, что один и тот же полив будет действовать по-разному при условии одновременного действия других факторов, причем **при этом смещается точка оптимума**, т.е. при действии других факторов оптимальный полив становится другой, в

⁴ Это вызывает ассоциации с классическим понятием устойчивости управления по Ляпунову.

⁵ Источник рисунка: http://san-of-war2.narod.ru/fiziks/fiziks_image481.jpg На самом деле на рисунке показано распределение Максвелла молекул газа по скоростям при разных температурах. Удивительно, но подобный вид имеет влияние интенсивности различных факторов на различные нелинейные объекты управления

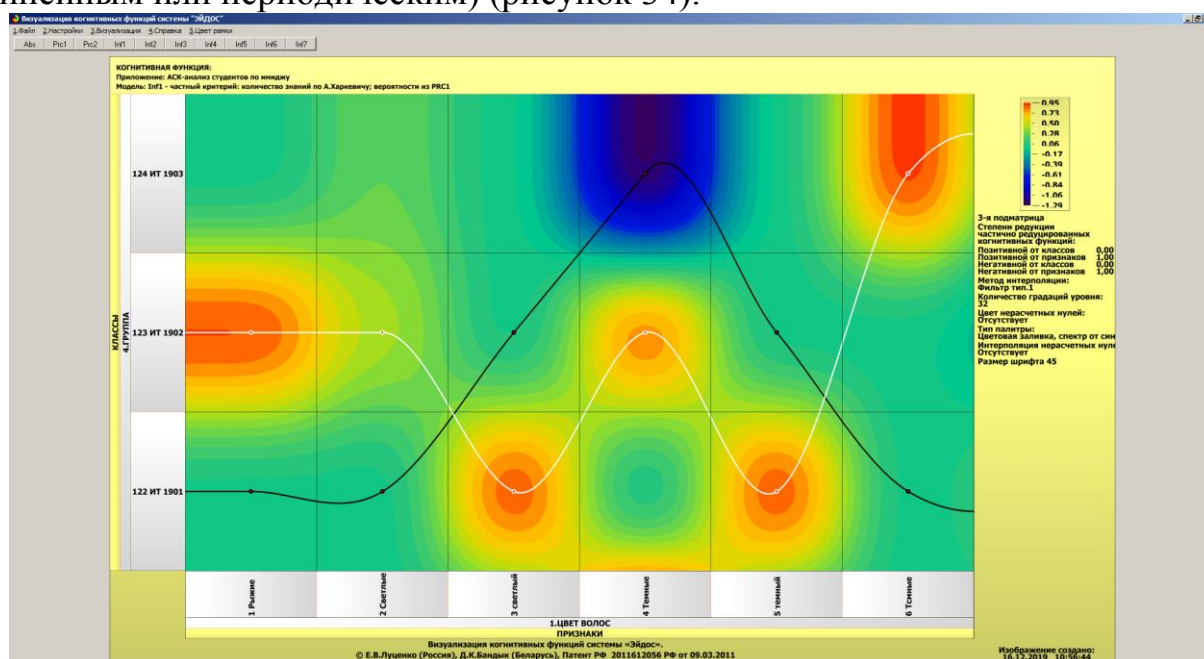
чем и проявляется нелинейность системы и взаимодействие факторов, нарушение для них принципа суперпозиции (кривые 1, 2, 3 на рисунке 31).

Нарушение монотонности управления может приводить к **различным видам зависимостей** результатов от значений управляющих факторов: это могут быть зависимости, типа показанных на рисунке 31; *периодические* зависимости (ярким примером является таблица Д.И.Менделеева, в которой свойства химических элементов изменяются периодически при линейном увеличении заряда ядра), а также сложные зависимости, в которых трудно найти какую-либо закономерность (напоминающие *случайные*).

Таким образом, у нас есть все основания все разделить все факторы, действующие на результаты анализа студентов, относящиеся к одной классификационной шкале, на **три основные группы**:

1. **Способствующие** получению более высоких результатов (рисунок 32).
2. **Препятствующие** получению более высоких результатов (рисунок 33).
3. **Действующие сложным и неоднозначным образом** (случайным нелинейным или периодическим) (рисунок 34).

А
)



Б)

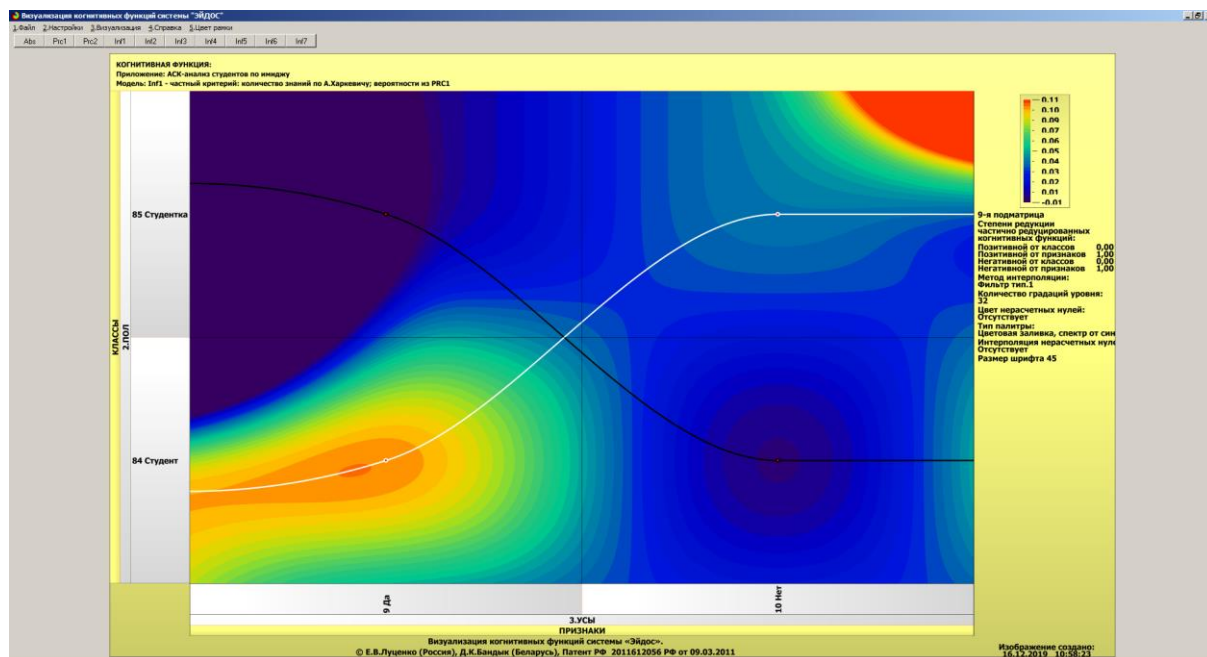
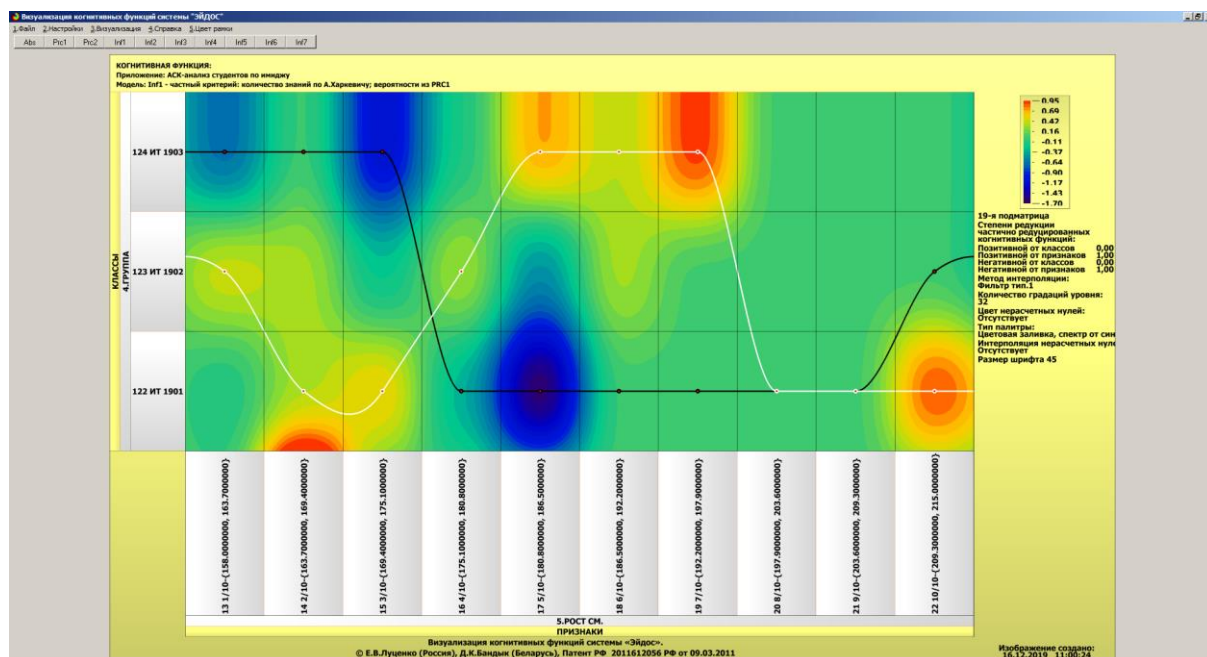


Рисунок 31. Примеры непрерывных монотонных когнитивных функций с факторами, *способствующими* получению более высоких результатов

А)



Б)

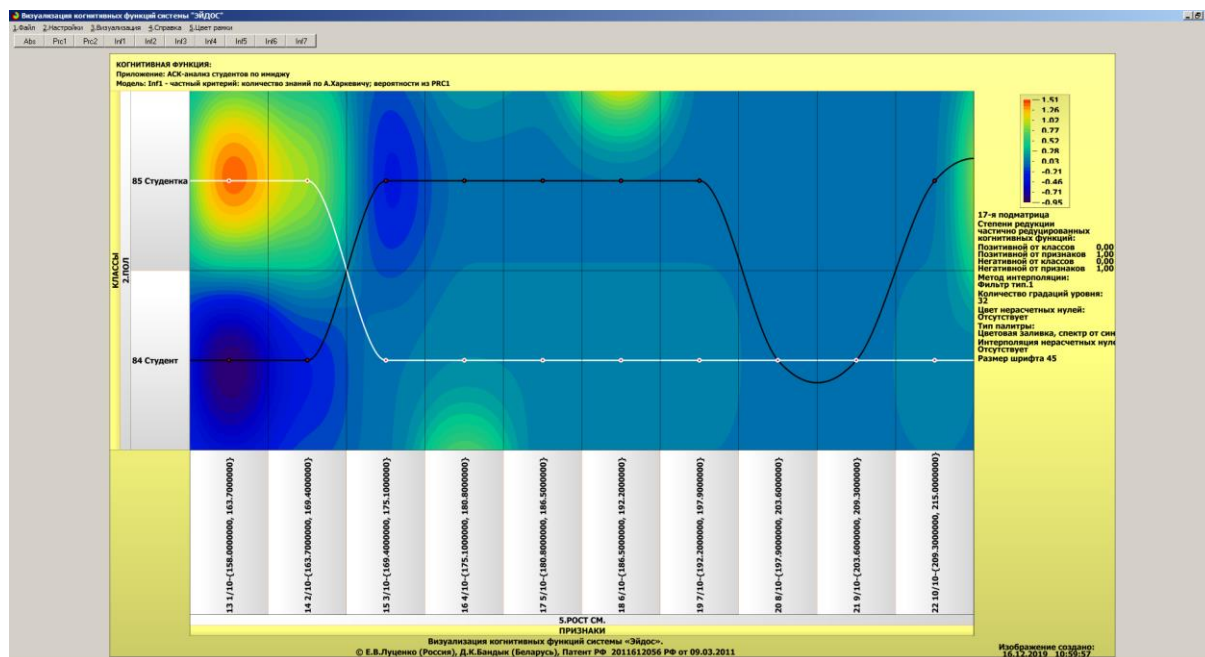
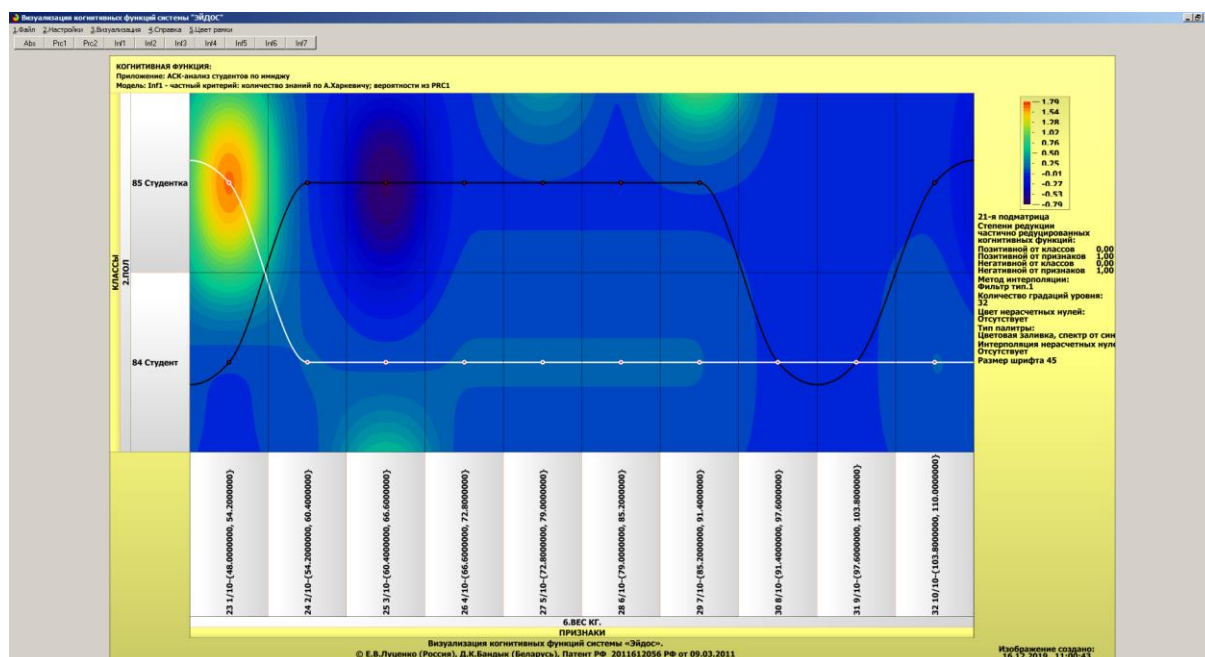


Рисунок 32. Примеры непрерывных монотонных когнитивных функций с факторами, *препятствующими* получению более высоких результатов

А)



Б)

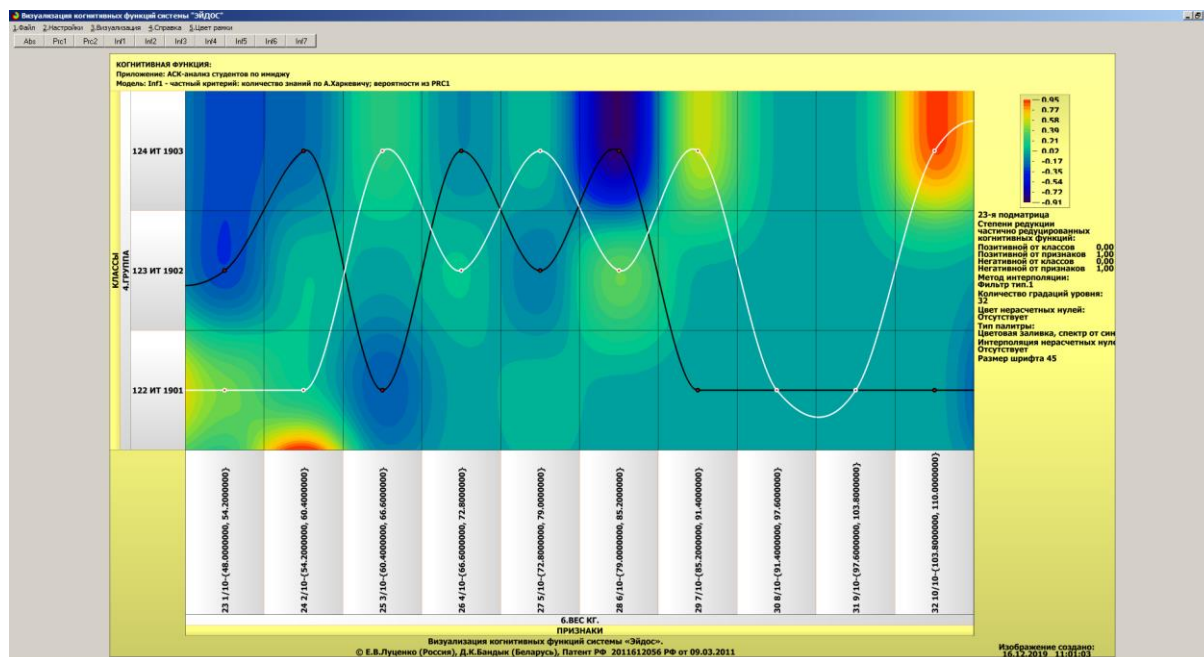


Рисунок 33. Примеры немонотонных когнитивных функций с факторами, действующие сложным и неоднозначным образом (нелинейным и периодическим)

На рисунке 34А когнитивная функция по виду похожую на приведенную на рисунке 31, а НА 34Б – очевидно напоминает периодическую зависимость. Конечно содержательно интерпретировать и объяснить подобные зависимости сложнее, чем приведенные на рисунках 32 и 33.

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.

В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по различным количественным, качественным результатам анализа студентов, изучено влияние значений различных морфологических свойств студентов на эти результаты, и, на основе этого, решены задачи идентификации, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Все это, по мнению авторов, является достаточным основанием для того, чтобы обоснованно предложить новое научное направление: «Когнитивный анализ».

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение №192 в режиме 1.3 системы «Эйдос».

Список литературы

1. 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>
2. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.
3. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (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.
4. 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.
5. 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.
6. 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.
7. 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>
8. 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.

9. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line 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.

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

11. 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>

12. 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.

13. 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.