



Автоматизированный системно-когнитивный анализ: новые возможности для АПК

Луценко Евгений Вениаминович

Профессор, доктор экономических наук,
кандидат технических наук, профессор
кафедры компьютерных технологий и систем

Проблема , ее причины и пути решения с применением систем искусственного интеллекта

Различные науки отличаются друг от друга объектом исследования, факторами, влияющими на объект исследования и результатами влияния этих факторов, т.е. тем, в какие состояния объект исследования переходит под действием этих факторов.

Главная проблема любой науки, стремящейся перейти с эмпирического на теоретический уровень познания, состоит в построении модели, адекватно отражающей силу и направление влияния факторов на переход объекта исследования (моделирования) в различные будущие состояния, как целевые, так и нежелательные.

Причинами возникновения этой проблемы являются очень высокая сложность и нелинейность объекта исследования, естественные психофизиологические и временные ограничения человека по аналитической обработке информации, а также неполнота (фрагментированность) и зашумленность исходных данных об объекте исследования, их представленность в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых), в различных единицах измерения, в различных типах данных (текстовых, числовых и графических), очень большая размерность и динамичность исходных данных.

Решением данной проблемы является использование систем искусственного интеллекта (СИИ) для решения задач идентификации, прогнозирования, классификации ,принятия решений и исследования объекта моделирования везде, где ранее для этого использовался исключительно естественный интеллект.

Системы искусственного интеллекта **на много порядков** увеличивают естественные интеллектуальные возможности человека, примерно также, как двигатель во много сотен, тысячи и даже миллионов раз увеличивает его физические возможности.

Например, если раньше новые агротехнологии разрабатывали целые научные институты в течение ряда лет, то с использованием интеллектуальных систем это может сделать агроном, освоивший эту технологию. просто автоматически с помощью программного интерфейса введя в систему исходные данные из журнала агронома о том, что делалось на полях, в садах или теплицах, и какие результаты в натуральном и стоимостном выражении в результате этого были получены (например количество и качество продукции, прибыль и рентабельность в целом хозяйству и по номенклатуре товаров).

Автоматизированный системно-когнитивный анализ

Однако для этого необходимы универсальные, доступные, удобные и простые в освоении системы искусственного интеллекта, реально работающие с любыми имеющимися исходными данными, а не предъявляющие к этим исходным данным практически невыполнимые требования, типа абсолютной точности, абсолютной полноты и абсолютной независимости факторов, т.е. линейности объекта моделирования.

Именно такими характеристиками обладает современная интеллектуальная технология: «**Автоматизированный системно-когнитивный анализ**» (АСК-анализ), предложенная в 2002 году проф.Луценко Е.В. (он же автор и разработчик программного инструментария АСК-анализа – интеллектуальной системы «Эйдос»).

АСК-анализ является междисциплинарным научным направлением, на стыке как минимум 3-х специальностей:

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

И включает:

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ включает: формализуемую когнитивную концепцию, математическую модель, методику численных расчетов и реализующий их программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает постоянно совершенствуемая автором универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос".

Все эти компоненты и этапы АСК-анализа подробно описаны примерно в 1080 научных работах автора, в т.ч. в 40 монографиях (2 находится в типографиях) и 27 учебниках и учебных пособиях. На систему «Эйдос» и ее подсистемы получено 32 свидетельства Роспатента (еще 2 свидетельства в находятся в процессе оформления).

Полную информацию об этом можно получить на сайтах:

- <http://lc.kubagro.ru/>;
- <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>.

Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

СВИДЕТЕЛЬСТВО
о государственной регистрации программы для ЭВМ
№ 2022615135

Персональная интеллектуальная онлайн среда
"ЭЙДОС-X Professional" (Система "Эйдос-Хpro")

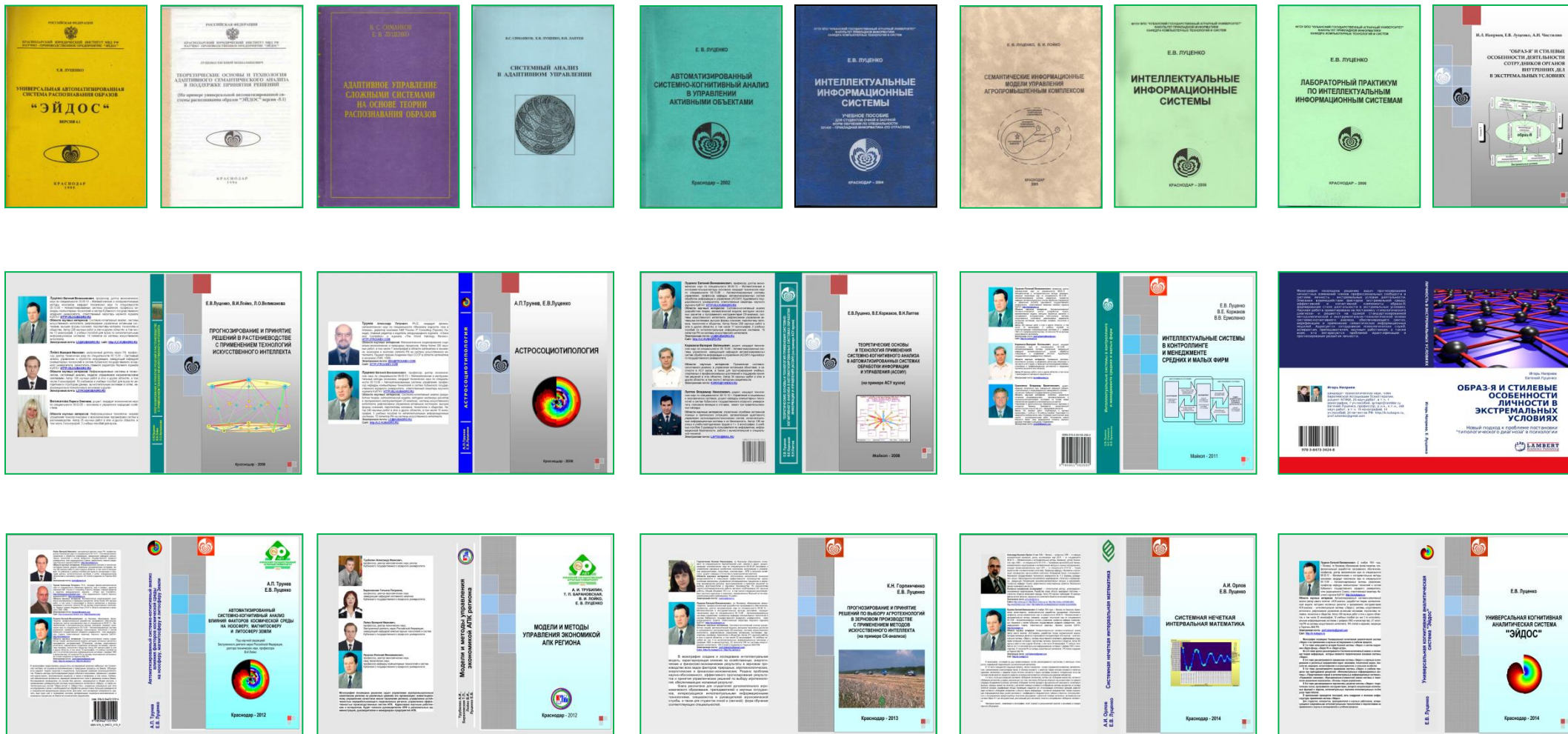
Правообладатель: *Луценко Евгений Вениаминович (RU)*
Автор(ы): *Луценко Евгений Вениаминович (RU)*

Заявка № 2022613875
Дата поступления 16 марта 2022 г.
Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 29 марта 2022 г.

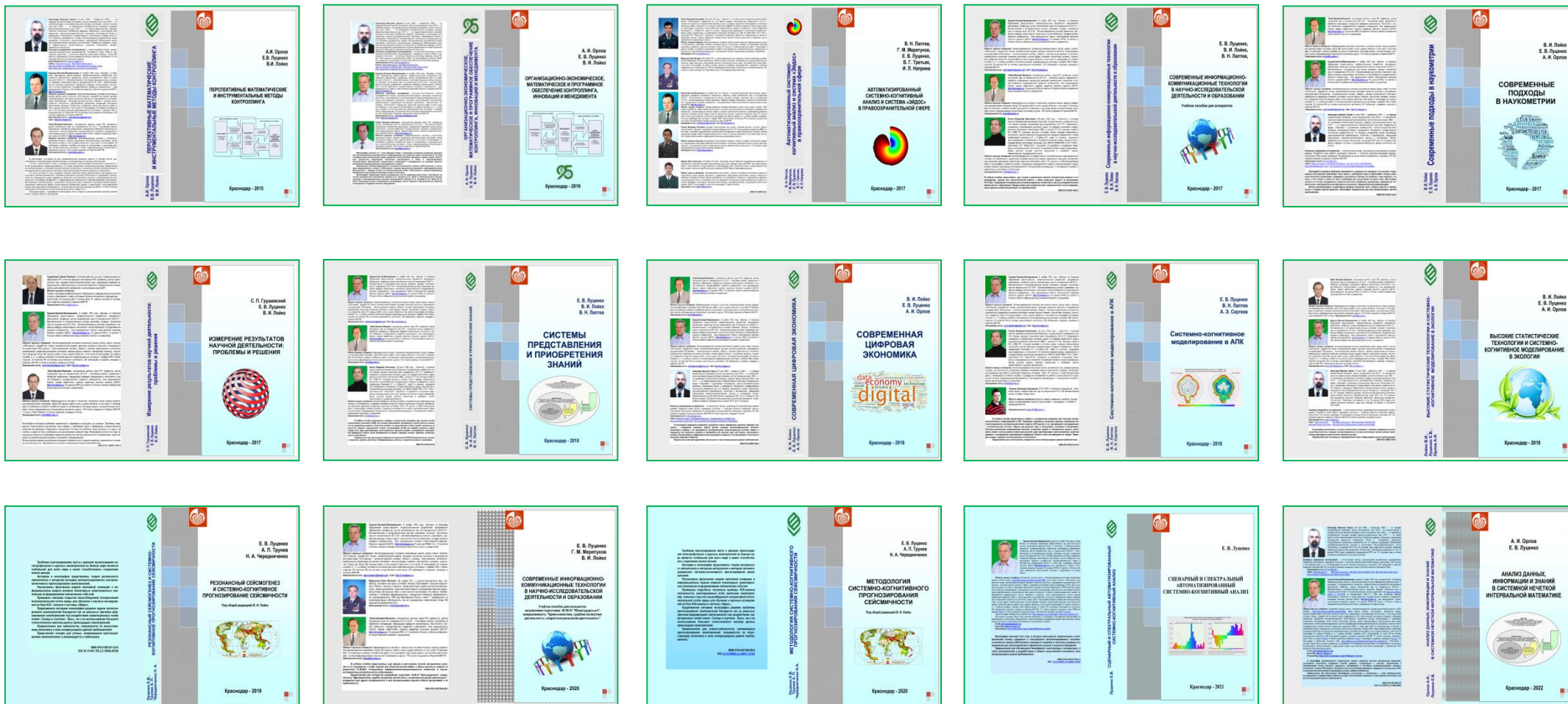
Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности
Ю.С. Зубов

This block contains 24 individual patent certificates issued by Rospatent. Each certificate is for a specific sub-system of the 'Eidos' system, such as 'Система интеллектуальной поддержки принятия решений', 'Система интеллектуальной поддержки принятия решений (Модуль "Эйдос-Хpro")', and 'Система интеллектуальной поддержки принятия решений (Модуль "Эйдос-Хpro")'. The certificates are numbered sequentially from 2022615136 to 2022615159. Each certificate includes the name of the inventor, the applicant, and the date of registration.

Монографии по Автоматизированному системно-когнитивному анализу и интеллектуальной системе «Эйдос» (начало)

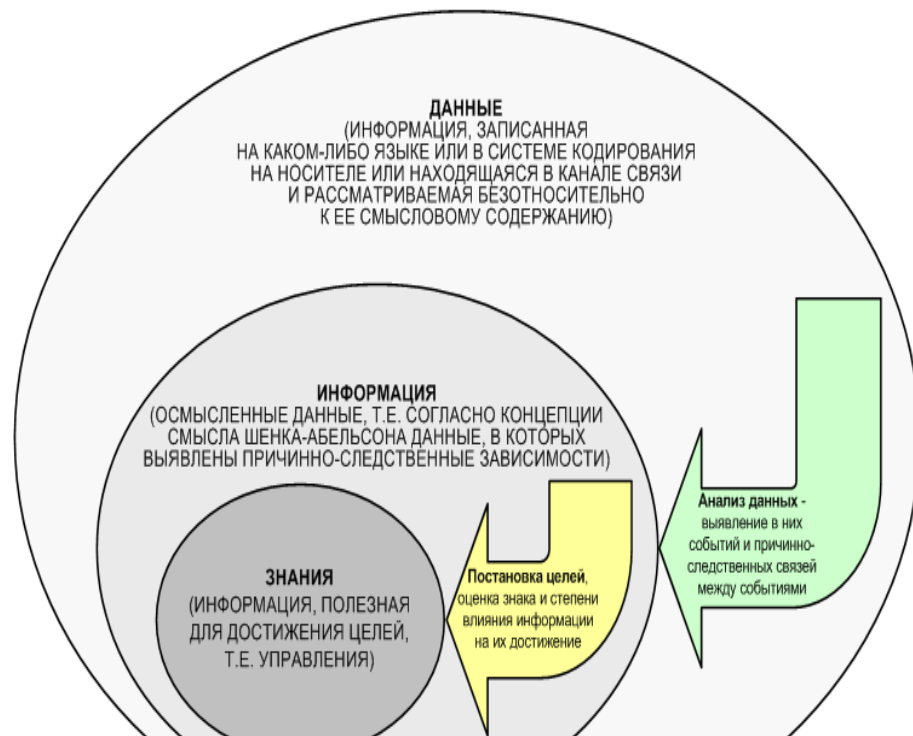


Монографии по Автоматизированному системно-когнитивному анализу и интеллектуальной системе «Эйдос» (продолжение)

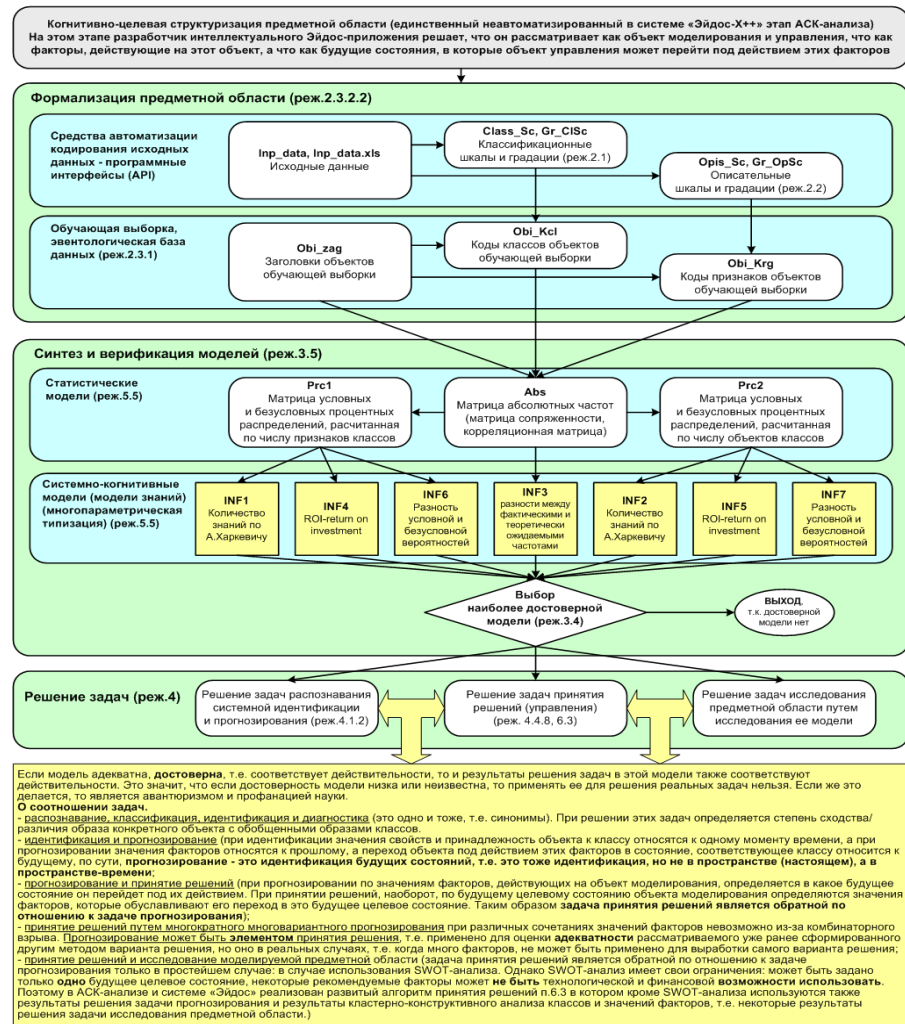


Главное, что делает система «Эйдос» - это преобразование исходных данных в информацию, а ее в знания и решение на основе этих знаний ряда задач

О соотношении содержания понятий: «Данные», «Информация» и «Знания»



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



Типовые задачи и подзадачи, решаемые системой «Эйдос»

1. **Задача-1.** Когнитивно-целевая структуризация предметной области.
2. **Задача-2.** Формализация предметной области.
3. **Задача-3.** Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.
4. **Задача-4.** Верификация моделей.
5. **Задача-5.** Выбор наиболее достоверной модели.
6. **Задача-6.** Системная идентификация и прогнозирование.
 - 6.1. Интегральный критерий «сумма знаний».
 - 6.2. Интегральный критерий «семантический резонанс знаний».
 - 6.3. Важные математические свойства интегральных критериев.
 - 6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».
7. **Задача-7.** Поддержка принятия решений.
 - 7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.
 - 7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос».
8. **Задача-8.** Исследование объекта моделирования путем исследования его модели.
 - 8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).
 - 8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.
 - 8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал.
 - 8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.
 - 8.5. Нелокальная нейронная сеть.
 - 8.6. 3d-интегральные когнитивные карты.
 - 8.7. 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).
 - 8.8. 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).
 - 8.9. Когнитивные функции.
 - 8.10. Значимость описательных шкал и их градаций.
 - 8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал.

Запуски системы «Эйдос» в мире за период с 16.12.2016 по 04.06.2023:

<http://lc.kubagro.ru/map5.php> (фрагмент)

6.9. География пользователей системы "Эйдос-Х++"

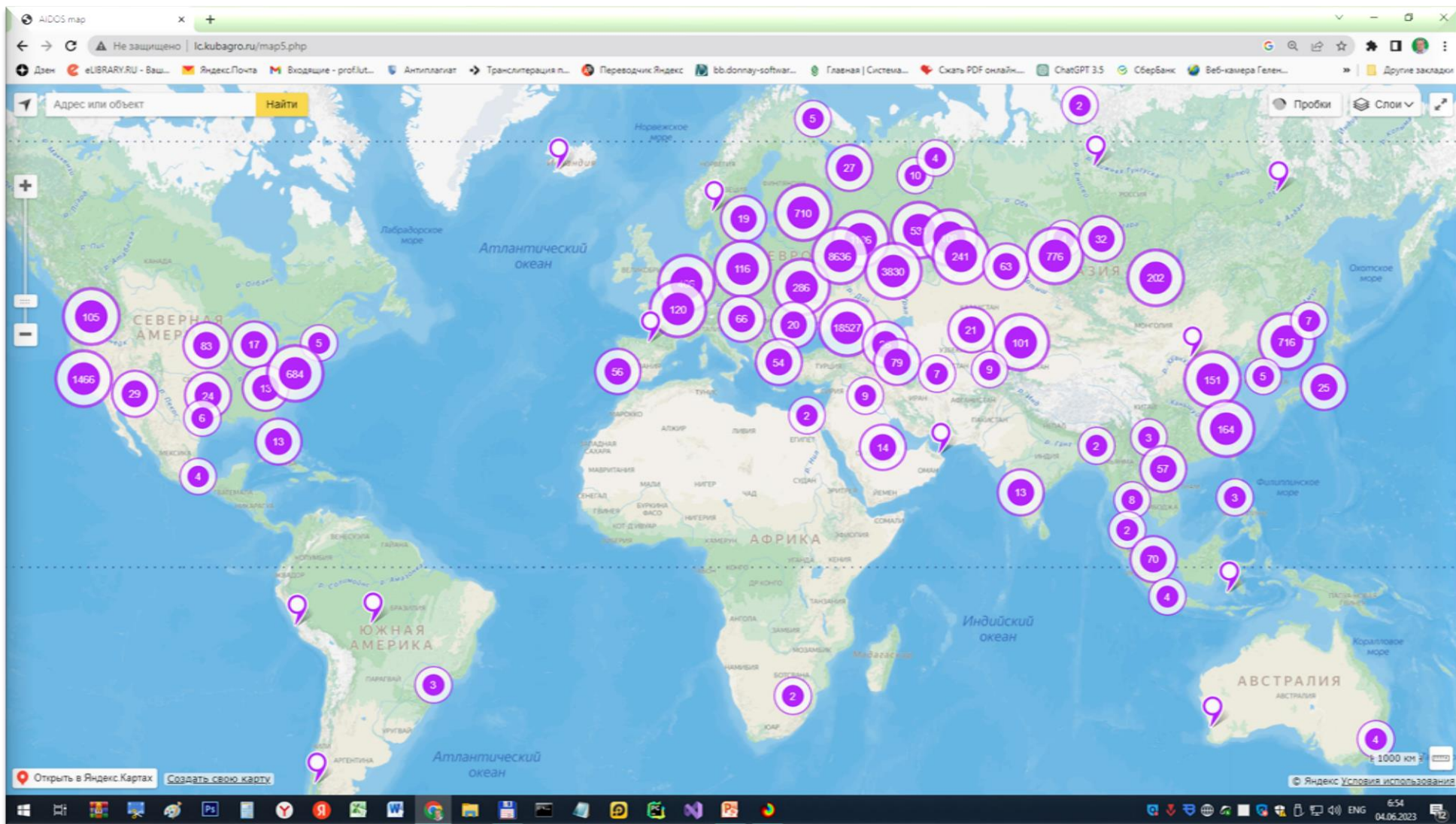
№ п/п	Дата ДД.ММ.ГГ	Время ЧЧ.ММ.СС	IP-адрес	Домен	Страна	Округ	Регион	Город	Почтовый индекс	Временной пояс	Широта
1	09.12.2016	17:31:18	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83707	America/Boise	43.0
2	09.12.2016	17:31:51	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83707	America/Boise	43.0
3	09.12.2016	17:33:15	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83707	America/Boise	43.0
4	09.12.2016	17:45:53	176.59.52.241	RU	Russia	MOV	Moscow	Moscow	129075	Europe/Moscow	55.0
5	09.12.2016	17:57:21	213.215.118.194	SK	Slovakia	NI	Nitra	Nitra	949 01	Europe/Bratislava	48.0
6	09.12.2016	18:43:30	2.95.13.30	RU	Russia	SAM	Samara Oblast	Samara	404146	Europe/Samara	53.0
7	09.12.2016	18:58:06	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83707	America/Boise	43.0
8	09.12.2016	18:58:47	71.246.99.47	US	United States	NY	New York	Brooklyn	11214	America/New_York	40.0
9	09.12.2016	19:00:16	71.246.99.47	US	United States	NY	New York	Brooklyn	11214	America/New_York	40.0
10	09.12.2016	19:00:20	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83707	America/Boise	43.0
11	09.12.2016	19:01:05	71.246.99.47	US	United States	NY	New York	Brooklyn	11214	America/New_York	40.0
12	09.12.2016	21:23:15	2.95.13.30	RU	Russia	SAM	Samara Oblast	Samara	404146	Europe/Samara	53.0
13	09.12.2016	23:24:39	62.138.2.243	FR	France	GES	Grand Est	Strasbourg	67000	Europe/Paris	48.0
14	09.12.2016	23:37:09	128.71.142.145	RU	Russia	SAM	Samara Oblast	Samara	404146	Europe/Samara	53.0
15	10.12.2016	5:13:19	217.236.124.225	DE	Germany	BW	Baden-Wuerttemberg	Konstanz	78467	Europe/Berlin	47.0
16	10.12.2016	8:56:12	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodar Krai	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45.0
17	10.12.2016	9:01:58	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodar Krai	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45.0
18	10.12.2016	9:11:11	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodar Krai	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45.0
19	10.12.2016	11:19:54	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodar Krai	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45.0
20	10.12.2016	16:06:19	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodar Krai	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45.0
21	10.12.2016	16:08:05	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodar Krai	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45.0
22	10.12.2016	16:24:58	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodar Krai	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45.0
23	10.12.2016	19:44:11	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodar Krai	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45.0
24	10.12.2016	20:13:01	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodar Krai	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45.0
25	11.12.2016	1:19:15	213.138.81.74	RU	Russia	ROS	Rostov Oblast	Taganrog	347924	Europe/Moscow	47.0
26	11.12.2016	5:06:04	66.249.76.153	US	United States	CA	California	Mountain View	94043	America/Los_Angeles	37.0
27	11.12.2016	5:10:54	66.249.76.151	US	United States	CA	California	Mountain View	94043	America/Los_Angeles	37.0

СОРТИРОВКА:

Карта мира (необходим FTP-доступ):

Карта, достаточно http:

Кластерная картографическая визуализация всех запусков системы «Эйдос» в мире за период с 16.12.2016 по 04.06.2023: <http://lc.kubagro.ru/map5.php>



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: установка лабораторной работы 3.09 для изучения или применения

Установка локальной лабораторной работы 3.09.

Установка интеллектуального облачного Эйдос-приложения 3.09.

1.3. Задание лабораторных работ для инсталляции

Задайте, каким путем устанавливать учебные приложения (лабораторные работы):

- 1. Лаб. работы 1-го типа, устанавливаемые путем КОПИРОВАНИЯ готовых баз данных учебного приложения.
- 2. Лаб. работы 2-го типа, устанавливаемые путем РАСЧЕТА исходных баз данных учебного приложения.
- 3. Лаб. работы 3-го типа, устанавливаемые путем ВВОДА из внешних баз исходных данных.
- 4. Лаб. работы 4-го типа, устанавливаемые путем СКАЧИВАНИЯ исходных данных из INTERNET.

3. Лаб. работы 3-го типа, устанавливаемые путем ВВОДА из внешних баз исходных данных:

<input type="radio"/> Лаб. раб. № 3.01. Идентификация слов по входящим в них буквам	Теория по Лаб. раб. № 3.01
<input type="radio"/> Лаб. раб. № 3.02. Атрибуция анонимных и псевдонимных текстов	Теория по Лаб. раб. № 3.02
<input type="radio"/> Лаб. раб. № 3.03. Идентификация предметов по их признакам	Теория по Лаб. раб. № 3.03
<input type="radio"/> Лаб. раб. № 3.04. Оценка автомобилей с пробегом по их характеристикам	Теория по Лаб. раб. № 3.04
<input type="radio"/> Лаб. раб. № 3.05. Оценка квартир по параметрам квартиры, дома и района	Теория по Лаб. раб. № 3.05
<input type="radio"/> Лаб. раб. № 3.06. Прогнозирование и принятие решений в зерновом производстве	Теория по Лаб. раб. № 3.06
<input type="radio"/> Лаб. раб. № 3.07. Принятие решений по конфигурированию системы безопасности MS Windows	Теория по Лаб. раб. № 3.07
<input type="radio"/> Лаб. раб. № 3.08. Управление номенклатурой и объемами реализации продукции (бенчмаркинг)	Теория по Лаб. раб. № 3.08
<input checked="" type="radio"/> Лаб. раб. № 3.09. Автоматизированный SWOT-анализ и реинжиниринг бизнес-процессов	Теория по Лаб. раб. № 3.09
<input type="radio"/> Лаб. раб. № 3.10. Прогноз рисков ДТП и страховых выплат в системе ОСАГО (андеррайтинг)	Теория по Лаб. раб. № 3.10

Как задавать лабораторные работы для изучения

Задайте, какие лабораторные работы устанавливать. Для каждой лабораторной работы будет создана новая папка с числовым именем в папке с базовой группой приложений AID_DATA, путь на которую задан в БД Path\Aidr.DBF, а также новая запись в БД Applr.dbf с названием учебного приложения и путем на него. После завершения установки лабораторных работ необходимо задать одну из них в качестве текущей и выполнить синтез моделей в 3-й подсистеме. Описания лабораторных работ есть на сайте автора: http://ic.kubagro.ru/aidos/aidos06_lab/, а также по адресу <http://www.tiwrp.com/ite/38266/>

Ok Cancel

Скачивание Эйдос-приложения с WEB-сервера системы "Эйдос-1++"

Номер приложения	Тип приложения	Наименование приложения	Автор/примеч.
1*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.01. Идентификация слов по входящим в них буквам	Луценко Е.И.
2*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.02. Атрибуция анонимных и псевдонимных текстов	Луценко Е.И.
3*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.03. Идентификация предметов по их признакам	Луценко Е.И.
4*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.04. Оценка автомобилей с пробегом по их характеристикам	Луценко Е.И.
5*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.05. Оценка квартир по параметрам квартиры, дома и района	Луценко Е.И.
6*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.06. Прогнозирование и принятие решений в зерновом производстве	Луценко Е.И.
7*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.07. Принятие решений по конфигурированию системы безопасности MS Windows	Луценко Е.И.
8*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.08. Управление номенклатурой и объемами реализации продукции (бенчмаркинг)	Луценко Е.И.
9*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.09. Автоматизированный SWOT-анализ и реинжиниринг бизнес-процессов	Луценко Е.И.
10*	Лаб. работа	Лаб. раб. № 3.10. Прогноз рисков ДТП и страховых выплат в системе ОСАГО (андеррайтинг)	Луценко Е.И.
11	ВИОКР	Таблицы и идентификация регионов по астрономическим данным на момент рождения	Трунев А.П.
12	Курсовая ра...	АСК-анализ зависимости объема совершаемой ДТП от их характеристик	Луценко Е.И.
13	Курсовая ра...	АСК-анализ эффективности работы преподавателя аграрного вуза на основе данных репозитория UCI	Луценко Е.И.
14	Курсовая ра...	АСК-анализ классов вина по его свойствам на основе данных репозитория UCI	Луценко Е.И.
15	Курсовая ра...	Идентификация сортов Ирисов по биологическим признакам с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (данные репозитория UCI)	Луценко Е.И.
16	ВИОКР	Реализация диагностических биохимических и нечисловых весов в среде системы "Эйдос" без программирования	Луценко Е.И.
17	ВИР	Исследование символьных и числовых рядов некоррелирующей информации и АСК-анализа (на примере числа ПИ с миллионными знаками после запятой)	Луценко Е.И.
18	ВИР	Прогнозирование вероятностно-классовой модели пидеиной, термических серийных прислов, по данным эволюционной на основе Базы данных репозитория UCI	Луценко Е.И.
19	ВИОКР	Применение АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" для решения в объеме базы задачи идентификации лазерных излучателей и абзоров по спектрам	Луценко Е.И.
20	Лаб. работа	АСК-анализ плана Солнечной системы (краткая характеристика)	Луценко Е.И.
21	Лаб. работа	АСК-анализ плана Солнечной системы (подробная характеристика)	Луценко Е.И.
22	Лаб. работа	Лаб. раб. № 1.05. Идентификация архетипов тел по их проекциям	Луценко Е.И.
23	ВИР	АСК-анализ конкретных и обобщенных изображений по их спектрам	Луценко Е.И.
24	Курсовая ра...	АСК-анализ дисципллинными средствами по базисоразложению физических лиц	Оскаридова И.
25	Курсовая ра...	АСК-анализ плавательной скорости пробок быстрого питания McDonalds	Мороз С.И.
26	Курсовая ра...	Идентификация экстренных звонков 911 на основе Базы данных репозитория UCI	Половец И.И.
27	Курсовая ра...	АСК-анализ Президентских инаугурационных обращений	Демисов Е.
28	Курсовая ра...	Анализ поведения и предпочтений игроков World of Warcraft	Слесаренко
29	Курсовая ра...	АСК-анализ цен на рынке компьютерной техники	Фоминко Д.П.
30	Курсовая ра...	АСК-анализ ИЗО в системе "Эйдос" на основе данных репозитория UCI	Рассудов А.
31	Курсовая ра...	АСК-анализ данных орудия суженого разный школ на основе данных репозитория UCI	Толстой Д.А.
32	Курсовая ра...	Исследование и разработка системно-когнитивной модели распределения мезоразного бесесва по поверхности Земли	Зубко А.А.
33	Курсовая ра...	Разработка системно-когнитивной модели классификации пробов на основе данных репозитория UCI	Виноков А.В.
34	Курсовая ра...	Анализ поведения и предпочтений игроков World of Warcraft	Слесаренко
35	Курсовая ра...	АСК-анализ цен на рынке компьютерной техники	Фоминко Д.П.
36	Курсовая ра...	АСК-анализ ИЗО в системе "Эйдос" на основе данных репозитория UCI	Рассудов А.
37	Курсовая ра...	АСК-анализ данных орудия суженого разный школ на основе данных репозитория UCI	Толстой Д.А.
38	ВИР	Исследование и разработка системно-когнитивной модели распределения мезоразного бесесва по поверхности Земли	Зубко А.А.
39	ВИР	Разработка системно-когнитивной модели классификации пробов на основе данных репозитория UCI	Виноков А.В.
40	Курсовая ра...	АСК-анализ эффективности преподавателя аграрного вуза на основе данных репозитория UCI	Луценко Е.И.

Помощь Сайт проф.Е.В.Луценко Группа по АСК-анализу и системе "Эйдос" Сообщество разработчиков Эйдос-приложений Форум Радгера Донезк Немецкий форум Установка Эйдос-приложения Каталог обсуждений Обсуждение Эйдос-приложения

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области

На этом этапе АСК-анализа разработчик интеллектуального Эйдос-приложения решает, что он рассматривает как объект моделирования, что как действующие на него факторы, а что как результаты действия этих факторов. Это первый и единственный не автоматизированный в системе «Эйдос» этап АСК-анализа. По сути этот этап представляет собой смысловую постановку задачи.

Классификационные шкалы

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА
2	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %
3	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %
4	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л
5	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА
6	ЧИСТЫЙ ДОХ (УБЫТОК), РУБ./ГА
7	УРОВЕНЬ РЕНТАБЕЛЬНОСТИ (УБЫТОЧНОСТИ), %
8	ПРИРАЩЕНИЕ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА
9	К-Т ЧИСТОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ
10	К-Т ОТНОШЕНИЯ ПОЛУЧ. И ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ
11	ВЫХОД ЗЕРНА В РАСЧЕТЕ НА 1 ГДЖ ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ, КГ
12	ОКУПАЕМОСТЬ УДОБРЕНИЙ ЗЕРНОМ, КГ/КГ
13	ЦЕНА ЗЕРНА, РУБ./КГ

Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	ПРЕДШЕСТВЕННИК
2	ДОЗА УДОБРЕНИЙ
3	СЕВООБОРОТ
4	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, ММ
5	К-ВО ОСАДКОВ НА ПЕРИОД ОСЕН. ВЕГ., ММ
6	К-ВО ОСАДКОВ НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТ. ВЕГ., ММ
7	К-ВО ОСАДКОВ НА П-Д ОТ КОЛОШЕНИЯ ДО СОЗРЕВАНИЯ, ММ
8	СР. ТЕМПЕРАТУРА ЗА ГОД, °С
9	СР. ТЕМП. НА ПЕРИОД ОСЕН. ВЕГЕТАЦИИ, °С
10	СР. ТЕМП. НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТНЕЙ ВЕГ., °С
11	СР. ТЕМП. ЗА П-Д ОТ КОЛОШЕНИЯ ДО СОЗРЕВАНИЯ
12	СОД-Е ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА ПЕРИОД СЕВА, ММ
13	СОД-Е ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ., ММ
14	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ВЫХОДА В ТРУБКУ, ММ
15	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д КОЛШЕНИЯ, ММ
16	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ПОЛН. СПЕЛ.И, ММ
17	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д СЕВА, ММ
18	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ., ММ
19	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ВЫХОДА В ТРУБКУ, ММ
20	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д КОЛШЕНИЯ, ММ
21	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ПОЛНОЙ СПЕЛОСТИ, ММ
22	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д СЕВА, ММ
23	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ., ММ
24	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ВЫХОДА В ТРУБКУ, ММ
25	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА ПЕРИОД КОЛОШЕНИЯ, ММ
26	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ПОЛНОЙ СПЕЛ., ММ
27	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА ПЕРИОД СЕВА, ММ
28	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ., ММ
29	СОД.Е ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА П-Д ВЫХОДА В ТРУБКУ, ММ
30	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА П-Д КОЛШЕНИЯ, ММ
31	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА П-Д ПОЛН. СПЕЛ., ММ
32	СОД. МИН.О АЗОТА В ПОЧВЕ НА НАЧАЛО ВЕС. ВЕГ.И, МГ/КГ
33	СОД. МИН. АЗОТА В ПОЧВЕ В ФАЗУ ВЫХ. РАСТ. В ТРУБКУ, МГ/КГ
34	СОД. МИН. АЗОТА В ПОЧВЕ В ФАЗУ КОЛОШ., МГ/КГ
35	СОД. МИН. АЗОТА В ПОЧВЕ В ФАЗУ ПОЛН. СПЕЛ., МГ/КГ
36	СОД. ФОСФАТОВ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ НА НАЧ. ВЕСЕН. ВЕГ., МГ/КГ
37	СОД. ФОСФАТОВ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ ВЫХ. РАСТ. В ТРУБКУ, МГ/КГ
38	СОД-Е ФОСФАТОВ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ КОЛОШЕНИЯ, МГ/КГ
39	СОД-Е ФОСФАТОВ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ ПОЛН. СПЕЛ., МГ/КГ
40	СОД-Е КАЛИЯ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ НА НАЧ.О ВЕС. ВЕГ., МГ/КГ
41	СОД-Е КАЛИЯ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ ВЫХ. РАСТ. В ТРУБКУ, МГ/КГ
42	СОД-Е КАЛИЯ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ КОЛОШ., МГ/КГ
43	СОД-Е КАЛИЯ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ ПОЛН. СПЕЛ., МГ/КГ
44	ВЫХОД ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА
45	ЗАТРАТЫ НА УДОБРЕНИЯ, РУБ./ГА
46	ЗАТРАТЫ СОВОКУПНОЙ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА
47	ПРОИЗВОДСТВЕННЫЕ ЗАТРАТЫ, РУБ./ГА

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-2. Формализация предметной области

5.14. Информация о статьях с теорией по Лаб.раб.№3.09

Луценко Е.В. Синтез системно-когнитивной модели природно-экономической системы и ее использование для прогнозирования и управления в зерновом производстве (Часть 1 - постановка задачи) / Е.В. Луценко, К.Н. Горпинченко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2013. - №05(089). С. 1288 - 1300. - IDA [article ID]: 0891305089. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/05/pdf/89.pdf>

Луценко Е.В. Синтез системно-когнитивной модели природно-экономической системы и ее использование для прогнозирования и управления в зерновом производстве (Часть 2 - преобразование эмпирических данных в информацию) / Е.В. Луценко, К.Н. Горпинченко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2013. - №05(089). С. 1301 - 1319. - IDA [article ID]: 0891305090. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/05/pdf/90.pdf>

Луценко Е.В. Синтез системно-когнитивной модели природно-экономической системы и ее использование для прогнозирования и управления в зерновом производстве (Часть 3 - прогнозирование и принятие решений) / Е.В. Луценко, К.Н. Горпинченко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2013. - №06(090). С. 863 - 872. - IDA [article ID]: 0901306059. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/06/pdf/59.pdf>

Луценко Е.В. Синтез системно-когнитивной модели природно-экономической системы и ее использование для прогнозирования и управления в зерновом производстве (Часть 4 - исследование объекта моделирования путем исследования его модели) / Е.В. Луценко, К.Н. Горпинченко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2013. - №06(090). С. 873 - 893. - IDA [article ID]: 0901306060. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/06/pdf/60.pdf>

Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы <Эйдос> / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2014. - №07(101). С. 1368 - 1410. - IDA [article ID]: 1011407090. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

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

Задайте параметры:

- Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
- Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
- Создавать БД средик 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)")

Ok Cancel

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: настройка параметров классификационных и описательных шкал и градаций

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)
 Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [65 классов x 235 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	13	65	5,00	44	220	5,00
Текстовые	0	0	0,00	3	15	5,00
ВСЕГО:	13	65	5,00	47	235	5,00

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

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

Режим 2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xls" в систему "Эйдос-X++" и формализации предметной области.

- Данный программный интерфейс обеспечивает формализацию предметной области, т.е. анализ файла исходных данных Inp_data.xls(), формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а затем кодирование файла исходных с их использованием.
- Файлы исходных данных должны иметь имя: Inp_data.xls(), а файл распознанной выборки имя: Inp_rasp.xls(). Файлы Inp_data.xls() и Inp_rasp.xls() должны находиться в папке: \AIDOS\AID_DATA\Inp_data*. Эти файлы имеют совершенно одинаковую структуру.
- 1-я строка этого файла должна содержать наименования колонок на любом языке, в т.ч. и русском. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переводы по словам разрешены, а аббревиатура имен, разных строки имен, аббревиатура не допускается. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.е. они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо ОБЯЗАТЕЛЬНО указывать единицы измерения и число знаков после запятой в колонке должно быть ОДИНАКОВОЕ.
- 1-я колонка содержит наименования объектов обучающей выборки или наименования наблюдений. Оно может быть длиннее: до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-ой, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel-2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel-2010 и более поздних возможно до 1048576 строк и 16384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (бинарного / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).
- Столбцу присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Это означает, что нули должны быть указаны текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбцу присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Столбцы со 2-го по N-й являются классификационными шкалами (выходными параметрами) и содержат данные о классах (будущих состояниях объекта управления), к которым принадлежат объекты обучающей выборки.
- Столбцы с N+1 по последний являются описательными шкалами (свойствами или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойств или значений факторов), характеризующих объекты обучающей выборки.
- В результате работы режима формируется файл INP_NAME.TXT стандарта MS DOS (бинарный), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом классификационном столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданные числовые интервалы, после чего числовые значения заменяются их интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНО интервальное числовое или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций кодируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных INP_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений классов с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градациями описательных шкал.
- Распознаваемая выборка формируется на основе файла INP_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в начале, и база распознанной выборки может не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP_RASP были пустыми. Структура файла INP_RASP должна быть такой же, как INP_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по наименованиям столбцов, но могут иметь разное количество строк с разными значениями в ячеек.

Принцип организации таблицы исходных данных

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й классификационной шкалы	Наименование 2-й классификационной шкалы	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы
1-й объект обучающей выборки (1-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы
2-й объект обучающей выборки (2-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы
...

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

2.3.2.2. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data" в систему "ЭЙДОС-X++"

Стадии исполнения процесса

1/3: Формирование классификационных и описательных шкал и градаций на основе БД "Inp_data"- Готово
 2/3: Генерация обучающей выборки и базы событий "EventsKO" на основе БД "Inp_data"- Готово
 3/3: Переиндексация всех баз данных нового приложения- Готово

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 16:17:15 Окончание: 16:17:49

100%

Прошло: 0:00:34 Осталось: 0:00:00

(C) Универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос-X++"

Лаб.раб.№ 3.09: "Автоматизированный SWOT-анализ и реинжиниринг бизнес-процессов" успешно установлен!

Для дальнейшего ее изучения и выполнения необходимо:

1. Открыть файл исходных данных: c:\Aidos\Aid_data\Inp_data\Inp_data.xls.
2. Прочитать описание данной лабораторной работы в режиме 5.14.
3. Выполнить режимы: 2.1, 2.2, 2.3.1, 3.5, 5.5, 3.4 и другие в соответствии со схемой преобразования данных в информацию, а ее в знания, приведенной в режиме 6.4.

Исходные данные по задаче для АПК в стандарте API-2.3.2.2 системы «Эйдос» (фрагмент)

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD	AE
1	Опыт в Северо-Кубанской с.к. опытной станции, 2000-2006 гг	Урожайность, ц/га	Содержание белка, %	Содержание клетчатки, %	Натура зерна, т/га	Стоимость зерна, руб./га	Чистый доход (убыток), руб./га	Уровень рентабельности (убыточности), %	Приращение энергии, ГДж/га	К-т чистой эффективности	К-т отношения полу. и затрат	Выход зерна в расчете на 1 ГДж затрат, энергии, кг	Окупаемость Удобрений зерном, кг/кг	Цена зерна, руб./кг	предшественник	Доза удобрений	Севооборот	К-во осадков за год, мм	К-во осадков на период осен. вег., мм	К-во осадков на период вес.-лет. вег., мм	К-во осадков на п-д от колошения до созревания, мм	Ср. температура за год, °С	Ср. темп. на период осен. вегетации, °С	Ср. темп. на период летней вег., °С	ср. темп. за п-д от колошения до созревания	Сод-е влаги в слое почвы 0-10 см на период сева, мм	Сод-е влаги в слое почвы 0-10 см на п-д выхода в трубку, мм	Сод-е влаги в слое почвы 0-10 см на п-д колшения, мм	Сод-е влаги в слое почвы 0-10 см на п-д полн.сп ели, мм	Сод-е влаги в слое почвы 0-10 см на п-д сева, мм	
2	1	26	9	19	820	14471	-3776	-21	60	4	5	181	0	6	кукуруза на зерно	неудобренный	зернопропашный	613	165	201	159	12	10	17	21	9	19	13	12	7	35
3	2	32	8	16	792	17174	-1074	-6	75	4	5	184	0	5	кукуруза на зерно	неудобренный	зернопропашный	764	105	246	239	12	10	16	21	17	19	33	17	21	51
4	3	29	10	17	826	15676	-2572	-14	68	4	5	174	0	5	кукуруза на зерно	неудобренный	зернопропашный	733	189	143	241	12	12	16	22	19	23	15	0	8	36
5	4	27	9	17	797	14338	-3909	-21	62	4	5	174	0	5	кукуруза на зерно	неудобренный	зернопропашный	675	248	84	168	10	13	17	21	12	22	2	2	19	50
6	5	31	12	19	771	17479	-768	-4	73	4	5	190	0	6	кукуруза на зерно	неудобренный	зернопропашный	699	176	185	175	12	12	16	20	18	29	19	15	21	55
7	6	26	11	17	783	14071	-4177	-23	60	4	5	161	0	5	кукуруза на зерно	неудобренный	зернопропашный	625	92	207	204	12	14	18	21	3	25	17	12	19	10
8	7	29	12	20	804	16174	-2073	-11	68	5	6	193	0	6	кукуруза на зерно	неудобренный	зернопропашный	499	83	166	172	11	13	17	20	3	24	17	1	10	15
9	8	35	9	19	808	19636	-3629	-16	74	3	4	134	4	6	кукуруза на зерно	средняя доза РК	зернопропашный	613	165	201	159	12	10	17	21	9	19	13	12	7	35
10	9	42	8	14	786	22577	-687	-3	93	3	4	146	5	5	кукуруза на зерно	средняя доза РК	зернопропашный	764	105	246	239	12	10	16	21	17	19	33	17	21	51
11	10	43	10	18	826	22738	-527	-2	94	3	4	146	5	5	кукуруза на зерно	средняя доза РК	зернопропашный	733	189	143	241	12	12	16	22	19	23	15	0	8	36
12	11	33	9	17	803	17762	-5502	-24	68	2	3	121	4	5	кукуруза на зерно	средняя доза РК	зернопропашный	675	248	84	168	10	13	17	21	12	22	2	2	19	50
13	12	36	11	16	773	19046	-4218	-18	76	3	4	133	4	5	кукуруза на зерно	средняя доза РК	зернопропашный	699	176	185	175	12	12	16	20	18	29	19	15	21	55
14	13	34	11	17	791	18030	-5235	-23	68	2	3	117	4	5	кукуруза на зерно	средняя доза РК	зернопропашный	625	92	207	204	12	14	18	21	3	25	17	12	19	10
15	14	30	12	19	797	16798	-6466	-28	58	2	3	109	3	6	кукуруза на зерно	средняя доза РК	зернопропашный	499	83	166	172	11	13	17	20	3	24	17	1	10	15
16	15	40	10	26	809	26603	4862	22	94	4	5	175	8	7	кукуруза на зерно	средняя доза НК	зернопропашный	613	165	201	159	12	10	17	21	9	19	13	12	7	35
17	16	51	9	18	802	28829	7088	33	122	5	6	207	8	6	кукуруза на зерно	средняя доза НК	зернопропашный	764	105	246	239	12	10	16	21	17	19	33	17	21	51
18	17	33	10	20	830	18671	-3071	-14	75	4	5	167	5	6	кукуруза на зерно	средняя доза НК	зернопропашный	733	189	143	241	12	12	16	22	19	23	15	0	8	36
19	18	35	10	22	790	19976	-1765	-8	81	4	5	168	6	6	кукуруза на зерно	средняя доза НК	зернопропашный	675	248	84	168	10	13	17	21	12	22	2	2	19	50
20	19	42	14	20	759	23892	2150	10	100	5	6	191	7	6	кукуруза на зерно	средняя доза НК	зернопропашный	699	176	185	175	12	12	16	20	18	29	19	15	21	55
21	20	45	11	18	781	24129	2387	11	107	4	5	189	7	5	кукуруза на зерно	средняя доза НК	зернопропашный	625	92	207	204	12	14	18	21	3	25	17	12	19	10
22	21	34	12	21	773	19125	-2617	-12	75	3	4	154	5	6	кукуруза на зерно	средняя доза НК	зернопропашный	499	83	166	172	11	13	17	20	3	24	17	1	10	15
23	22	52	10	27	837	33979	10286	43	126	5	6	223	6	7	кукуруза на зерно	средняя доза NP	зернопропашный	613	165	201	159	12	10	17	21	9	19	13	12	7	35
24	23	60	11	16	800	32207	8515	36	148	6	7	228	6	5	кукуруза на зерно	средняя доза NP	зернопропашный	764	105	246	239	12	10	16	21	17	19	33	17	21	51
25	24	47	9	20	835	26559	2867	12	113	5	6	209	5	6	кукуруза на зерно	средняя доза NP	зернопропашный	733	189	143	241	12	12	16	22	19	23	15	0	8	36
26	25	51	11	22	795	28943	5250	22	124	5	6	220	5	6	кукуруза на зерно	средняя доза NP	зернопропашный	675	248	84	168	10	13	17	21	12	22	2	2	19	50
27	26	53	13	20	773	30248	6556	28	130	5	6	221	6	6	кукуруза на зерно	средняя доза NP	зернопропашный	699	176	185	175	12	12	16	20	18	29	19	15	21	55
28	27	53	12	18	800	30078	6385	27	129	5	6	224	6	6	кукуруза на зерно	средняя доза NP	зернопропашный	625	92	207	204	12	14	18	21	3	25	17	12	19	10
29	28	43	14	24	780	28447	4755	20	101	4	5	180	5	7	кукуруза на зерно	средняя доза NP	зернопропашный	499	83	166	172	11	13	17	20	3	24	17	1	10	15
30	29	35	9	19	807	19863	-1874	-9	82	4	5	187	6	6	кукуруза на зерно	минимальная доза NPK	зернопропашный	613	165	201	159	12	10	17	21	9	19	13	12	7	35
31	30	45	9	16	787	24182	2446	11	109	5	6	206	7	5	кукуруза на зерно	минимальная доза NPK	зернопропашный	764	105	246	239	12	10	16	21	17	19	33	17	21	51
32	31	44	10	18	835	23433	1697	8	105	5	6	205	7	5	кукуруза на зерно	минимальная доза NPK	зернопропашный	733	189	143	241	12	12	16	22	19	23	15	0	8	36

Исходные данные предоставлены доктором экономических наук, профессором Горпинченко Ксенией Николаевной

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-2. Формализация предметной области

На этом этапе АСК-анализа разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации и исходные данные кодируются с их помощью, в результате чего получается обучающая выборка (нормализованная база исходных данных).

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

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА	1/5 (24.3000000, 35.2800000)	
2	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %	2/5 (35.2800000, 46.2800000)	
3	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %	3/5 (46.2800000, 57.2400000)	
4	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л	4/5 (57.2400000, 68.2200000)	
5	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА	5/5 (68.2200000, 79.2000000)	
6	ЧИСТЫЙ ДОХ (МЫТОК), РУБ./ГА		
7	УРОВЕНЬ РЕНТАБЕЛЬНОСТИ (МЫТОЧНОСТИ), %		
8	ПРИРАЩЕНИЕ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА		
9	К.Т. ЧИСТОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ		
10	К.Т. ОТНОШЕНИЯ ПОЛУЧ. И ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ		
11	ВЫХОД ЗЕРНА В РАСЧЕТЕ НА 1 ГДЖ. ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ		
12	ОКРУПАЕМОСТЬ УДОБРЕНИЙ ЗЕРНОМ, КГ/Г		
13	ЦЕНА ЗЕРНА, РУБ./КГ		

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

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	ПРЕДШЕСТВЕННИК	1	горюх
2	ДОЗ. ЗА УДОБРЕНИЙ	2	курдюра на зерно
3	СЕВООБОРОТ	3	основная пашка
4	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, ММ	4	сварная свекла
5	К-ВО ОСАДКОВ НА ПЕРИОД ОСЕН. ВЕГ., ММ	5	эспартет
6	К-ВО ОСАДКОВ НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТ. ВЕГ., ММ		
7	К-ВО ОСАДКОВ НА П-Д ОТ КОЛОШЕНИЯ ДО СОЗРЕВАН...		
8	СР. ТЕМПЕРАТУРА ЗА ГОД, °С		
9	СР. ТЕМП. НА ПЕРИОД ОСЕН. ВЕГЕТАЦИИ, °С		
10	СР. ТЕМП. НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТНЕЙ ВЕГ., °С		
11	СР. ТЕМП. ЗА П-Д ОТ КОЛОШЕНИЯ ДО СОЗРЕВАНИЯ		
12	СОД.Е ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА ПЕРИОД СЕВ...		
13	СОД.Е ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ...		
14	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ВЫХОДА В...		
15	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д КОЛШЕНИ...		
16	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ПОЛН. СПЕ...		
17	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д СЕВА, ММ		
18	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ., ...		
19	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ВЫХОДА В...		
20	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д КОЛШЕНИ...		
21	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ПОЛНОЙ С...		
22	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д СЕВА, ММ		
23	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ...		
24	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ВЫХОДА ...		
25	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА ПЕРИОД КОЛ...		
26	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ПОЛНОЙ ...		
27	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА ПЕРИОД СЕВ...		

2.3.1. Ручной ввод/корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"

Код объекта	Наименование объекта	Дата	Бремя
1			
2			
3			
4			
5			
6			
7			
8			
9			
10			
11			

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	1	6	12	19	1	2	8	14	18	23	29	31
1	21	26	31	36	1	39	41	49	52	57	63	67
1	42	47	52	62	1	73	77	83	89	93	99	102
1					1	107	113	119	122	126	132	138
1					1	144	148	151	158	161	168	172
1					1	176	181	186	191	196	202	207
1					1	211	216	226	231	0	0	0

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

№	Наименование объекта	2. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА	3. СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %	4. СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %	5. НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л	6. СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА	7. ЧИСТЫЙ ДОХ (МЫТОК), РУБ./ГА
1		1	6	12	19	21	26
2		1	6	11	18	21	26
3		1	7	12	19	21	26
4		1	7	12	18	21	26
5		1	8	12	17	21	26
6		1	8	12	17	21	26
7		1	9	13	18	21	26
8		1	6	12	18	21	26

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей

3.5. Синтез и верификация моделей

— Задайте модели для синтеза и верификации

Статистические базы:

- 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч. выборки
- 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
- 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса
- 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте источник данных для расчета модели ABS:

Обучающая выборка Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте значение фона в матрице абсолютных частот:

Системно-когнитивные модели (базы знаний):

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую (бутстреппный подход):

Какие объекты обуч. выборки копировать:

- Копировать всю обучающую выборку
- Копировать только текущий объект
- Копировать каждый N-й объект
- Копировать N случайных объектов
- Копировать объекты от N1 до N2 (fastest)
- Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалять из обуч. выборки скопированные объекты:

- Не удалять
- Удалять

Пояснение по алгоритму верификации

Для каждой заданной модели выполнять:

- Синтез и верификацию
- Только верификацию
- Только синтез

Задайте процессор:

- CPU GPU

Задайте алгоритм:

- Классика - дольше
- Упрощенно-быстрее

Использование только наиболее достоверных результатов распознавания: Rasp.dbf и целостность применения бутстреппного подхода

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 1456194 байт, т.е.: 0.0678093 % от МАХ-возможного, (от 2Гб)

УЧИТЫВАТЬ только наиболее достоверные результаты распознавания с МОДУЛЕМ инт. крит. "Резонанс знаний" выше %

В применении бутстреппного подхода нет необходимости. Синтез и верификация моделей будут выполнены на основе всей выборки.

3.5. Синтез и верификация моделей

— Стадии исполнения процесса

Шаг 1-й из 11: Копирование обучающей выборки в распознаваемую - Готово

Шаг 2-й из 11: Синтез стат. модели "ABS" (расчет матрицы абсолютных частот) - Готово

Шаг 3-й из 11: Синтез стат. моделей "PRC1" и "PRC2" (усл.безусл.% распр.) - Готово

Шаг 4-й из 11: Синтез моделей знаний: INF1-INF7 - Готово

НАЧАЛО ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ИСПОЛНЕНИЕ: _____

Шаг 5-й из 11: Задание модели "INF7" в качестве текущей - Готово

Шаг 6-й из 11: Пакетное распознавание в модели "INF7" - Готово

Шаг 7-й из 11: Измерение достоверности модели: "Inf7" - Интегральный критерий: "Сумма знаний" - Готово

КОНЕЦ ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ГОТОВО: _____

Шаг 8-й из 11: Объединение БД DostRsp# в БД DostRasp - Готово

Шаг 9-й из 11: Печать сводной формы по результатам верификации моделей - Готово

Шаг 10-й из 11: Создание формы: "Достоверность идент. классов в различных моделях" - Готово

Шаг 11-й из 11: "Присвоение заданной модели: Inf3 статуса текущей" - Готово

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей успешно завершены !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 23:58:08 Окончание: 0:19:15

100%

Прошло: 0:21:07 Осталось: 0:00:00

Если на компьютере графический процессор видеокарты поддерживает язык OpenGL (обычно это так для видеокарт и графических ядер на чипсете NVIDIA), то есть прямой смысл проводить расчеты на графическом процессоре. Это может сэкономить время до нескольких тысяч раз, по разному, в зависимости от размерности модели (числа классов и значений факторов), количества объектов распознаваемой выборки и среднего количества признаков, описывающих эти объекты.

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Фрагменты созданных статистических и системно-когнитивных моделей

Фрагмент статистической модели ABS

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. УРОЖАЙНОС... Ц/ГА 1/5 (24.3, 35.3)	2. УРОЖАЙНОС... Ц/ГА 2/5 (35.3, 46.3)	3. УРОЖАЙНОС... Ц/ГА 3/5 (46.3, 57.2)	4. УРОЖАЙНОС... Ц/ГА 4/5 (57.2, 68.2)	5. УРОЖАЙНОС... Ц/ГА 5/5 (68.2, 79.2)	6. СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, % 1/5 (7.1, 8.7)	7. СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, % 2/5 (8.7, 10.3)	8. СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, % 3/5 (10.3, 12.0)
1.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-горюк	8.0	18.0	23.0	43.0	20.0	2.0	14.0	5.0
2.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-кукуруза на зерно	16.0	12.0	11.0	16.0	1.0	5.0	15.0	2.0
3.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-осенняя пшеница	5.0	28.0	43.0	30.0	6.0		20.0	4.0
4.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-сахарная свекла	24.0	23.0	35.0	25.0	5.0	17.0	37.0	3.0
5.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-эспарцет	3.0	3.0	11.0	29.0	10.0		3.0	3.0
6.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-высокая доза NPK			16.0	31.0	9.0		2.0	3.0
7.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-минимальная доза NPK	6.0	20.0	11.0	16.0	3.0	5.0	17.0	3.0
8.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-неудобренный	26.0	15.0	9.0	6.0		6.0	19.0	1.0
9.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-повышенная доза NPK	1.0		14.0	31.0	10.0		2.0	3.0
10.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NK	12.0	21.0	10.0	12.0	1.0	4.0	13.0	3.0
11.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NP		9.0	26.0	14.0	7.0		8.0	3.0
12.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NPK			27.0	21.0	8.0	2.0	11.0	3.0
13.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза PK	11.0	19.0	10.0	12.0	4.0	7.0	17.0	3.0
14.0	СЕВООБОРОТ-зернопропашный	37.0	47.0	59.0	63.0	18.0	16.0	56.0	8.0
15.0	СЕВООБОРОТ-Зерноотравнопропашный	19.0	37.0	64.0	80.0	24.0	8.0	33.0	10.0
16.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-1/5-(499.2000000, 552.2000000)	21.0	11.0	23.0	9.0				
17.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-2/5-(552.2000000, 605.2000000)								
18.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-3/5-(605.2000000, 658.2000000)	12.0	34.0	33.0	47.0	2.0	4.0	23.0	6.0
19.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-4/5-(658.2000000, 711.2000000)	17.0	25.0	34.0	51.0	1.0	1.0	23.0	6.0
20.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-5/5-(711.2000000, 764.2000000)	6.0	11.0	23.0	26.0	20.0	10.0	13.0	6.0

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Фрагменты созданных статистических и системно-когнитивных моделей

Фрагмент статистической модели PRC2

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. УРОЖАЙН... Ц/ГА 1/5 (24.3, 35.3)	2. УРОЖАЙН... Ц/ГА 2/5 (35.3, 46.3)	3. УРОЖАЙН... Ц/ГА 3/5 (46.3, 57.2)	4. УРОЖАЙН... Ц/ГА 4/5 (57.2, 68.2)	5. УРОЖАЙН... Ц/ГА 5/5 (68.2, 79.2)	6. СОДЕРЖА... БЕЛКА, % 1/5 (7.1, 8.7)	7. СОДЕРЖА... БЕЛКА, % 2/5 (8.7, 10.3)	8. СОДЕРЖА... БЕЛКА, % 3/5 (10.3, 12.0)	9. СОДЕРЖА... БЕЛКА, % 4/5 (12.0, 13.6)
1.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-горох	14.286	21.429	18.699	30.070	47.619	8.333	15.730	28.421	25.610
2.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-кукуруза на зерно	28.571	14.286	8.943	11.189	2.381	20.833	16.854	13.684	7.317
3.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-озимая пшеница	8.929	33.333	34.959	20.979	14.286		22.472	25.263	30.488
4.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-сахарная свекла	42.857	27.381	28.455	17.483	11.905	70.833	41.573	15.789	20.732
5.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-эспарцет	5.357	3.571	8.943	20.280	23.810		3.371	16.842	15.854
6.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-высокая доза NPK			13.008	21.678	21.429		2.247	11.579	23.171
7.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-минимальная доза NPK	10.714	23.810	8.943	11.189	7.143	20.833	19.101	12.105	4.878
8.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-неудобренный	46.429	17.857	7.317	4.196		25.000	21.348	10.000	7.317
9.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-повышенная доза NPK	1.786		11.382	21.678	23.810		2.247	12.105	21.951
10.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NK	21.429	25.000	8.130	8.392	2.381	16.667	14.607	11.579	12.195
11.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NP		10.714	21.138	9.790	16.667		8.989	14.737	17.073
12.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NPK			21.951	14.685	19.048	8.333	12.360	15.789	7.317
13.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза PK	19.643	22.619	8.130	8.392	9.524	29.167	19.101	12.105	6.098
14.0	СЕВООБОРОТ-зернопропашный	66.071	55.952	47.967	44.056	42.857	66.667	62.921	46.842	42.683
15.0	СЕВООБОРОТ-Зерноотравнопропашный	33.929	44.048	52.033	55.944	57.143	33.333	37.079	53.158	57.317
16.0	K-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, мм-1/5-(499.2000000, 552.2000000)	37.500	13.095	18.699	6.294				3.684	17.073
17.0	K-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, мм-2/5-(552.2000000, 605.2000000)									
18.0	K-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, мм-3/5-(605.2000000, 658.2000000)	21.429	40.476	26.829	32.867	4.762	16.667	25.843	35.789	32.927
19.0	K-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, мм-4/5-(658.2000000, 711.2000000)	30.357	29.762	27.642	35.664	2.381	4.167	25.843	33.684	31.707
20.0	K-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, мм-5/5-(711.2000000, 764.2000000)	18.714	55.667	26.829	25.135	62.052	20.167	18.215	26.842	18.283

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Фрагменты созданных статистических и системно-когнитивных моделей

Фрагмент статистической модели INF1 (количество информации Александра Харкевича)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 1/5 (24.3, 35.3)	2. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 2/5 (35.3, 46.3)	3. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 3/5 (46.3, 57.2)	4. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 4/5 (57.2, 68.2)	5. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 5/5 (68.2, 79.2)	6. СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, % 1/5 (7.1, 8.7)	7. СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, % 2/5 (8.7, 10.3)
1.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-горюк	-0.266	-0.071	-0.140	0.086	0.311	-0.534	-0.223
2.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-кукуруза на зерно	0.402	0.068	-0.162	-0.056	-0.799	0.241	0.144
3.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-озимая пшеница	-0.493	0.142	0.161	-0.087	-0.270		-0.051
4.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-сахарная свекла	0.263	0.047	0.062	-0.175	-0.358	0.497	0.245
5.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-эспарцет	-0.405	-0.601	-0.162	0.230	0.311		-0.632
6.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-высокая доза NPK			0.014	0.258	0.255		-0.832
7.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-минимальная доза NPK	-0.075	0.310	-0.166	-0.060	-0.274	0.237	0.200
8.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-неудобренный	0.670	0.209	-0.225	-0.495		0.363	0.292
9.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-повышенная доза NPK	-0.939		-0.050	0.258	0.306		-0.832
10.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NK	0.259	0.333	-0.212	-0.200	-0.804	0.129	0.070
11.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NP		-0.076	0.248	-0.125	0.134		-0.164
12.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NPK			0.266	0.070	0.198	-0.205	-0.010
13.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза PK	0.217	0.285	-0.212	-0.200	-0.136	0.399	0.200
14.0	СЕВОБОРОТ-зернопропашный	0.138	0.058	-0.020	-0.064	-0.074	0.134	0.111
15.0	СЕВОБОРОТ-Зерноотравапропашный	-0.184	-0.058	0.019	0.051	0.064	-0.200	-0.144
16.0	K-BO OCADKOB ZA GOD, MM-1/5-(499.2000000, 552.2000000)	0.469	-0.039	0.129	-0.398			
17.0	K-BO OCADKOB ZA GOD, MM-2/5-(552.2000000, 605.2000000)							
18.0	K-BO OCADKOB ZA GOD, MM-3/5-(605.2000000, 658.2000000)	-0.135	0.171	-0.031	0.065	-0.864	-0.265	-0.048
19.0	K-BO OCADKOB ZA GOD, MM-4/5-(658.2000000, 711.2000000)	0.033	0.023	-0.016	0.104	-1.198	-0.933	-0.048
20.0	K-BO OCADKOB ZA GOD, MM-5/5-(711.2000000, 764.2000000)	0.160	0.256	0.220	0.064	0.560	0.103	0.255

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Фрагменты созданных статистических и системно-когнитивных моделей

Фрагмент статистической модели INF3 (хи-квадрат Карла Пирсона)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 1/5 (24.3, 35.3)	2. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 2/5 (35.3, 46.3)	3. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 3/5 (46.3, 57.2)	4. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 4/5 (57.2, 68.2)	5. УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА 5/5 (68.2, 79.2)	6. СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, % 1/5 (7.1, 8.7)	7. СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, % 2/5 (8.7, 10.3)
1.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-горюх	-5.894	-2.843	-7.748	7.058	9.506	-4.058	-8.237
2.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-кукуруза на зерно	9.048	1.571	-4.385	-1.983	-4.251	1.969	3.874
3.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-озимая пшеница	-8.903	7.143	12.230	-5.967	-4.502	-6.062	-2.253
4.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-сахарная свекла	10.097	2.143	4.230	-10.967	-5.502	10.938	14.747
5.0	ПРЕДШЕСТВЕННИК-эспарцет	-3.952	-7.429	-4.385	11.017	4.749	-3.031	-8.126
6.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-высокая доза NPK	-7.019	-10.530	0.466	12.842	3.698	-3.060	-9.234
7.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-минимальная доза NPK	-1.009	9.484	-4.513	-2.133	-2.295	1.944	5.781
8.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-неудобренный	19.521	5.280	-5.339	-10.761	-4.894	3.175	8.630
9.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-повышенная доза NPK	-6.019	-10.530	-1.534	12.842	4.698	-3.060	-9.234
10.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза НК	4.981	10.470	-5.534	-6.158	-4.302	0.940	1.766
11.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NP	-7.019	-1.530	10.466	-4.158	1.698	-3.060	-3.234
12.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза NPK	-7.019	-10.530	11.466	2.842	2.698	-1.060	-0.234
13.0	ДОЗА УДОБРЕНИЙ-средняя доза PK	3.981	8.470	-5.534	-6.158	-1.302	3.940	5.766
14.0	СЕВООБОРОТ-зернопропашный	9.203	5.299	-2.518	-8.908	-2.996	3.880	11.510
15.0	СЕВООБОРОТ-Зернотравянопропашный	-8.806	-4.715	2.460	8.067	2.997	-4.124	-11.505
16.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-1/5-(499.2000000, 552.2000000)	13.055	-0.919	5.417	-11.552	-6.001	-3.464	-12.716
17.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-2/5-(552.2000000, 605.2000000)							
18.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-3/5-(605.2000000, 658.2000000)	-3.889	10.163	-2.165	5.895	-10.002	-2.928	-2.432
19.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-4/5-(658.2000000, 711.2000000)	1.111	1.163	-1.165	9.895	-11.002	-5.928	-2.432
20.0	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД , ММ-5/5-(711.2000000, 764.2000000)							

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Принцип расчета статистических и системно-когнитивных моделей

Таблица 1 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Принцип расчета статистических и системно-когнитивных моделей

Таблица 2 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

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

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Принцип расчета статистических и системно-когнитивных моделей

Таблица 3– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

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

Обозначения к таблице:

- i – значение прошлого параметра;
- j – значение будущего параметра;
- N_{ij} – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра;
- M – суммарное число значений всех прошлых параметров;
- W – суммарное число значений всех будущих параметров.
- N_i – количество встреч i -м значения прошлого параметра по всей выборке;
- N_j – количество встреч j -го значения будущего параметра по всей выборке;
- N – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра по всей выборке.
- I_{ij} – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения i -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее j -му значению будущего параметра;
- Ψ – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;
- P_i – безусловная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;
- P_{ij} – условная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра при j -м значении будущего параметра.

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Принцип расчета статистических и системно-когнитивных моделей

Таблица 4 – Матрица системно-когнитивной модели

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

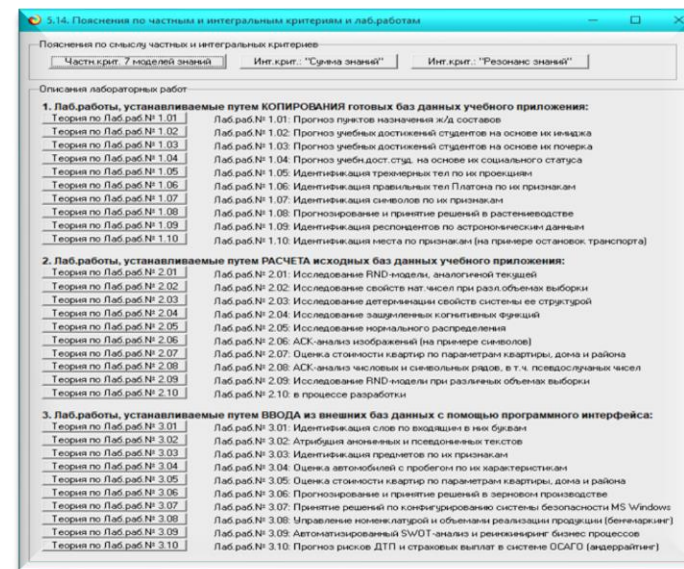


Таблица 5– Конфигуратор системно-когнитивных моделей АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос»

	Способ сравнения	Нормировка не требуется	Нормировка к 0 путем взятия логарифма	Нормировка к 0 путем вычитания 1
Сравнение фактических и теоретических абсолютных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF3, χ-квадрат Карла Пирсона	---	---
Сравнение условных и безусловных относительных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF6, INF7	---	---

Подробнее с методикой численных расчетов статистических и системно-когнитивных моделей можно ознакомиться в хелпе режима 5.5 и в режиме 5.14 системы «Эйдос».

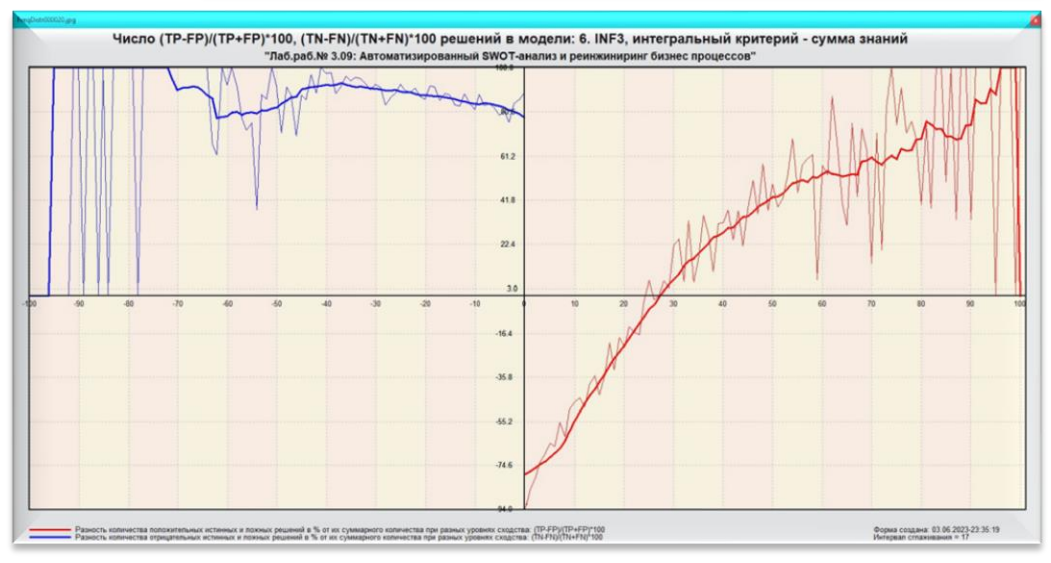
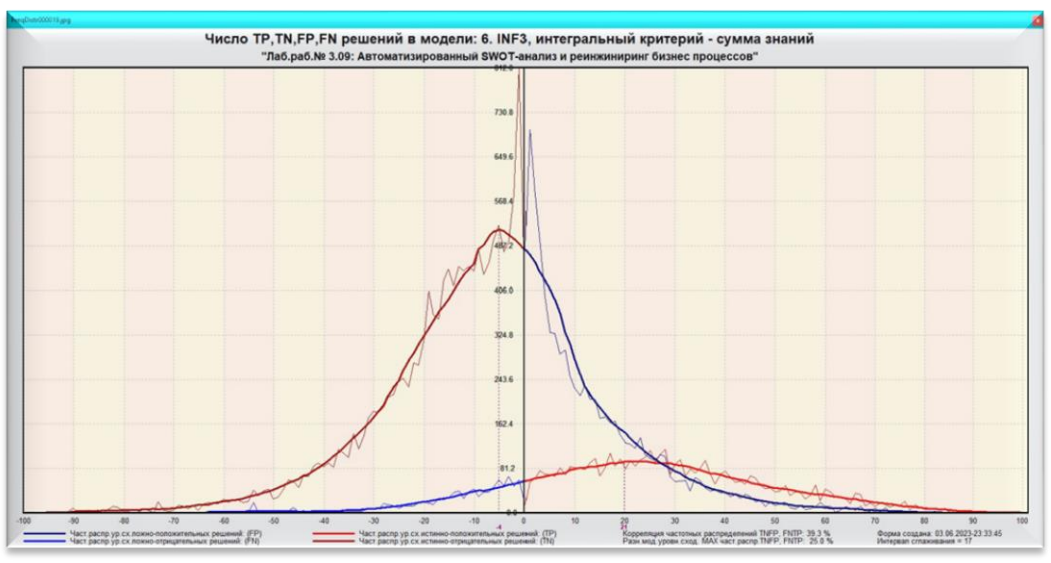
Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-4. Верификация моделей (оценка достоверности)

3.4. Обзор форм по достов. моделям при разл. крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	ложно-положительный (FP)	Точность модели	Полнота модели	Фигура Ван Рыбоггена	Средняя модель: уровень сход. истинно-полож. решений (STP)	Средняя модель: уровень сход. истинно-отриц. решений (STN)	Средняя модель: уровень сход. ложно-полож. решений (SFP)	Средняя модель: уровень сход. ложно-отриц. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е. В. Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Корреляция абс-частот с обр...	1	0.210	1.000	0.347	2895.490	40.322	6922.403	0.115	0.295	1.000	0.455
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Средняя абс-частот по призна...	0.204	1.000	0.339	0.347	2148.665	4183.604	0.339	0.339	1.000	0.597	0.455
2. FRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Корреляция усл.отт частот с о...	1	0.210	1.000	0.347	2895.490	40.322	6922.404	0.115	0.295	1.000	0.455
2. FRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Средняя усл.отт частот по при...	0.204	1.000	0.339	0.347	2699.715	9233.376	0.226	0.226	1.000	0.369	0.455
3. FRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Корреляция усл.отт частот с о...	1	0.210	1.000	0.347	2895.486	40.322	6922.395	0.115	0.295	1.000	0.455
3. FRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Средняя усл.отт частот по при...	0.204	1.000	0.339	0.347	2684.514	9184.304	0.226	0.226	1.000	0.269	0.455
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сенантический резонанс зна...	1014	0.372	0.824	0.513	1322.639	3000.696	1462.192	130.137	0.475	0.910	0.624
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Средняя знаний	1457	0.382	0.747	0.505	631.236	2890.940	1105.302	108.735	0.364	0.853	0.510
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сенантический резонанс зна...	1011	0.372	0.825	0.513	1319.760	2994.254	1460.025	129.795	0.475	0.910	0.624
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Средняя знаний	1440	0.383	0.750	0.508	637.013	2919.124	1119.516	109.748	0.363	0.853	0.509
6. INF3 - частный критерий: Хинкавадиг; разности между факти...	Сенантический резонанс зна...	1037	0.366	0.820	0.506	1598.066	2961.147	1749.316	146.274	0.477	0.916	0.628
6. INF3 - частный критерий: Хинкавадиг; разности между факти...	Средняя знаний	1037	0.366	0.820	0.506	1467.128	2444.551	1128.321	150.898	0.565	0.907	0.696
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Сенантический резонанс зна...	1356	0.410	0.765	0.534	1390.316	3691.878	1256.967	207.217	0.525	0.870	0.655
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Средняя знаний	903	0.312	0.843	0.456	591.800	677.638	1299.992	25.671	0.313	0.958	0.472
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Сенантический резонанс зна...	1353	0.411	0.765	0.535	1389.606	3690.565	1256.714	207.051	0.525	0.870	0.655
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Средняя знаний	889	0.313	0.846	0.457	586.525	672.172	1292.883	25.446	0.312	0.958	0.471
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сенантический резонанс зна...	1120	0.363	0.806	0.501	1521.300	2967.830	1679.151	159.524	0.475	0.905	0.623
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Средняя знаний	1037	0.311	0.820	0.451	547.374	742.722	1385.726	29.534	0.283	0.949	0.436
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сенантический резонанс зна...	1105	0.364	0.808	0.502	1518.844	2961.937	1676.458	158.807	0.475	0.905	0.623
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Средняя знаний	1027	0.312	0.822	0.452	541.655	734.573	1376.313	29.084	0.282	0.949	0.435

Из приведенных рисунков мы видим, что:

1. Для отрицательных решений при всех уровнях сходства доля истинных решений всегда больше, чем ложных.
2. Для положительных решений при низких уровнях сходства больше доля ложных решений, а при высоких – выше доля истинных решений.
3. Чем выше уровень сходства, тем выше доля истинных решений. Это значит, что **уровень сходства является адекватной мерой степени истинности решения и в системе есть адекватный внутренний критерий степени истинности решений.**



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-4. Верификация моделей (помощь-1)

Помощь по режимам: 3.4, 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++".

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Предположим, модель дает такой прогноз, что выпадет все: и 1, и 2, и 3, и 4, и 5, и 6. Понятно, что из всего этого выпадет лишь что-то одно. В этом случае модель не предскажет, что не выпадет, но зато она обязательно предскажет, что выпадет. Однако при этом очень много объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся. Тогда вероятность истинно-положительных решений у модели будет 1/6, а вероятность ложноположительных решений - 5/6. Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и назван мной псевдопрогнозом.

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что ничего не выпадет, т.е. не выпадет ни 1, ни 2, ни 3, ни 4, ни 5, ни 6, но что-то из этого, естественно, обязательно выпадет. Конечно, модель не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо предсказала, что не выпадет. Вероятность истинно-отрицательных решений у модели будет 5/6, а вероятность ложно-отрицательных решений - 1/6. Такой прогноз гораздо достовернее, чем положительный псевдопрогноз, но тоже бесполезен.

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
Если в случае с кубиком мы прогнозируем, что выпадет, например 1, и соответственно прогнозируем, что не выпадет 2, 3, 4, 5, и 6, то это идеальный прогноз, имеющий, если он осуществляется, 100% достоверность идентификации и не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой. Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно и 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не осуществится один или несколько из прогнозируемых вариантов, то возникнет и ошибка не идентификации, т.к. это не прогнозировалось моделью. Теперь представьте себе, что у Вас не 1 кубик и прогноз его поведения, а тысячи. Тогда можно посчитать средневзвешенные характеристики всех этих видов прогнозов.

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В. Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:

$$L_a = \frac{TP + TN - FP - FN}{TP + TN + FP + FN}$$
 (нормировка: {-1, +1})

$$L_b = \frac{1 + (TP + TN - FP - FN)}{TP + TN + FP + FN}$$
 (нормировка: {0, 1})

где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложноположительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):

$$F\text{-мера} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$
 - достоверность модели
Precision = TP / (TP + FP) - точность модели;
Recall = TP / (TP + FN) - полнота модели;

L1-мера проф.Е.В. Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):

$$L1\text{-мера} = 2 * (\text{SPrecision} * \text{SRecall}) / (\text{SPrecision} + \text{SRecall})$$

SPrecision = STP / (STP + SFP) - точность с учетом сумм уровней сходства;
SRecall = STP / (STP + SFN) - полнота с учетом сумм уровней сходства;
STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
SFP - Сумма модулей сходства ложноположительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф.Е.В. Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):

$$L2\text{-мера} = 2 * (\text{APrecision} * \text{ARecall}) / (\text{APrecision} + \text{ARecall})$$

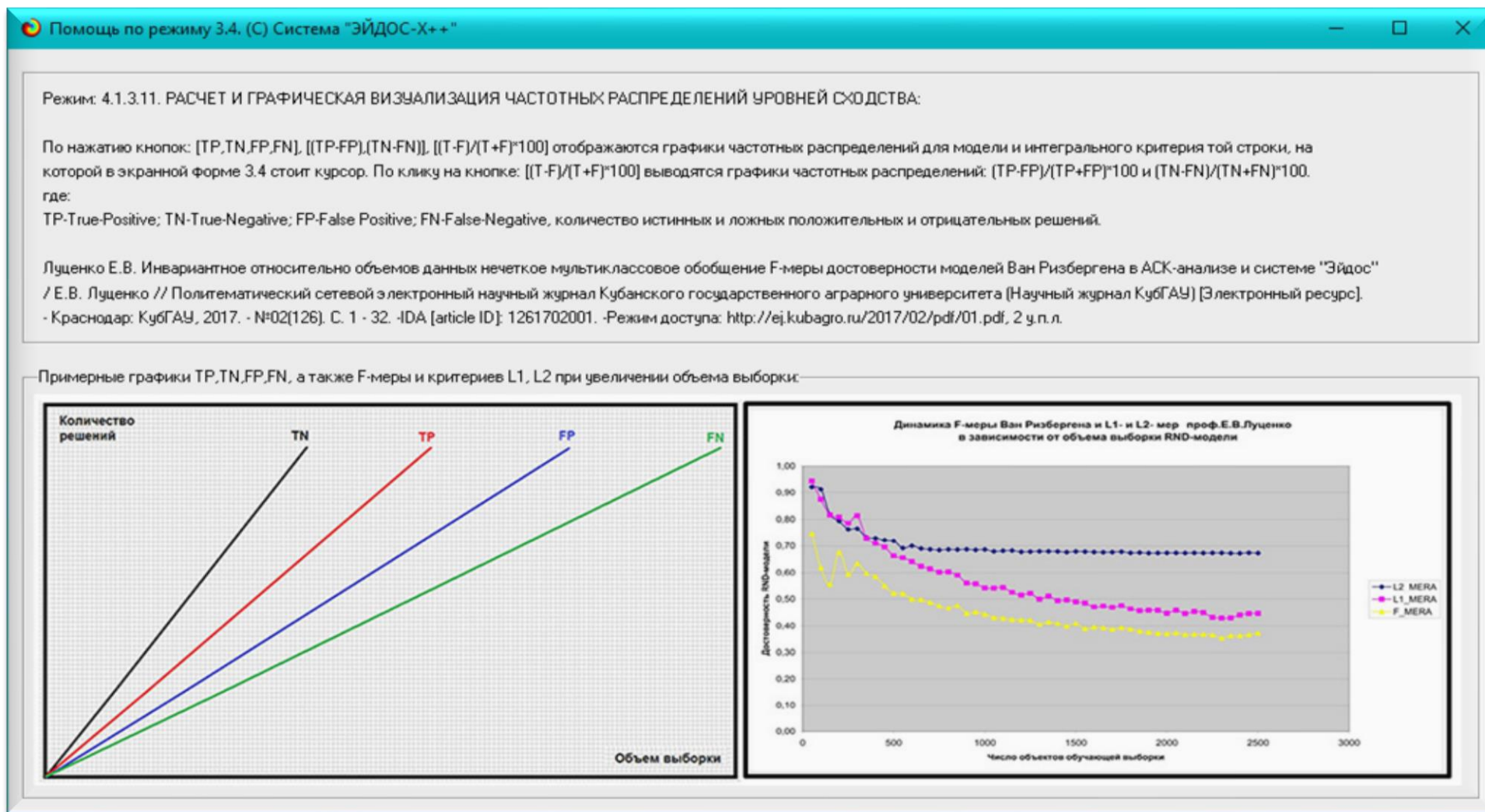
APrecision = ATP / (ATP + AFP) - точность с учетом средних уровней сходства;
ARecall = ATP / (ATP + AFN) - полнота с учетом средних уровней сходства;
ATP = STP / TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;
AFP = SFP / FP - Среднее модулей сходства ложноположительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

Строки с максимальными значениями F-меры, L1-меры и L2-меры выделены фоном цвета, соответствующего колонке.

Из графиков частотных распределений истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложноположительных и ложно-отрицательных решений видно, что чем выше модуль уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модуль уровня сходства является адекватной мерой степени истинности решения и степени уверенности системы в этом решении. Поэтому система "Эйдос" имеет адекватный критерий достоверности собственных решений, с помощью которого она может отфильтровать заведомо ложные решения.

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 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.

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-4. Верификация моделей (помощь-2)



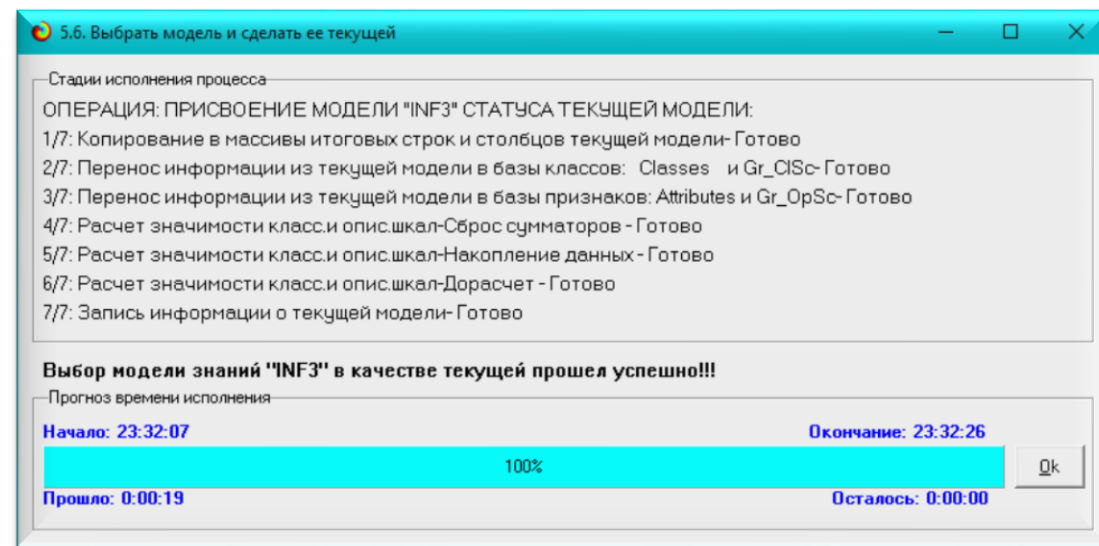
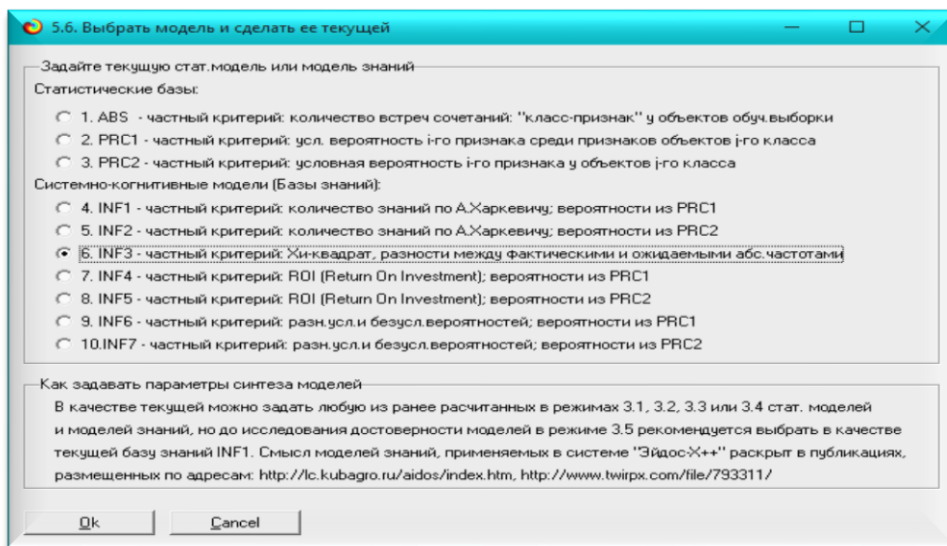
Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

Выбор наиболее достоверной модели осуществляется разработчиком интеллектуального облачного Эйдос-приложения на основе информации, предоставляемой режимом 3.4, экранные формы которого представлены на слайде 22.

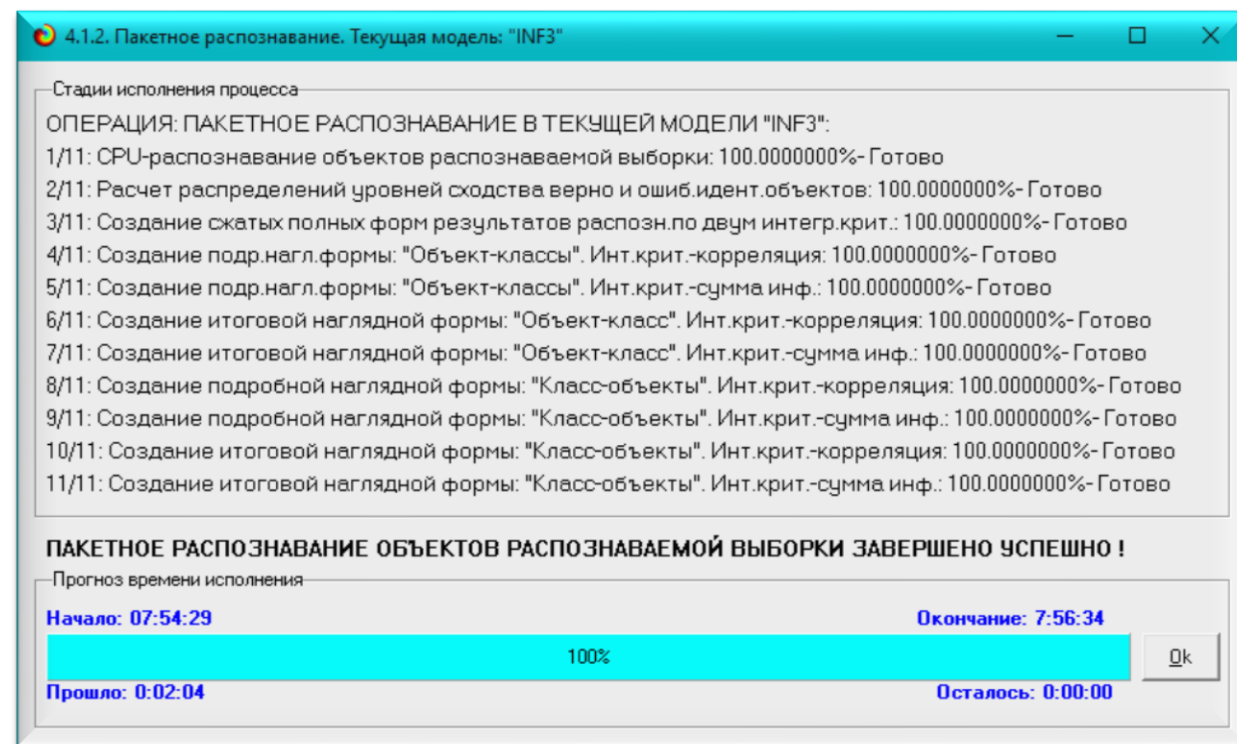
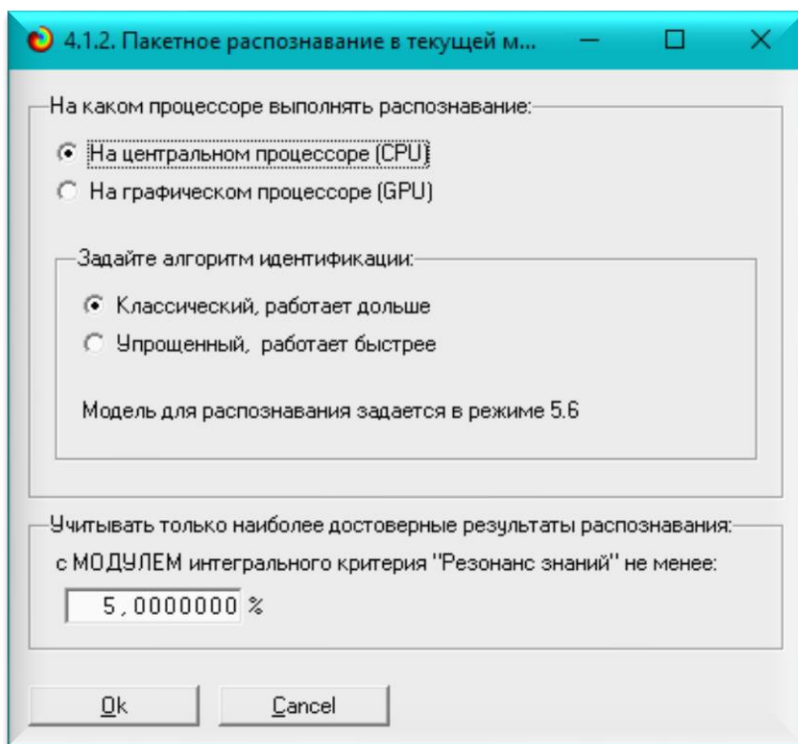
Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

Операция системной идентификации и прогнозирования является весьма трудоемкой в вычислительном отношении, т.к. каждый объект распознаваемой выборки сравнивается с каждым из классов по всем своим признакам (градациям описательных шкал). Поэтому в системе «Эйдос» эта операция осуществляется не для всех моделей, как обычно другие операции (за редким исключением), а в наиболее достоверной модели, заданной в качестве текущей. Задание модели в качестве текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос».



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

Сами системная идентификация и прогнозирование осуществляется в режиме 4.1.2. Если на компьютере графический процессор видеокарты поддерживает язык OpenGL (это так для видеокарт и графических ядер на чипсете NVIDIA), то есть прямой смысл проводить расчеты на графическом процессоре. Это может сэкономить время до нескольких тысяч раз, по разному, в зависимости от числа классов и значений факторов, количества объектов распознаваемой выборки и среднего количества признаков, описывающих эти объекты. В нашем численном примере идентификация 448 объектов с 65 классами по 235 признакам и расчет 11 выходных форм на центральном процессоре i7 занял 2 минуты 4 секунды, а на графическом процессоре видеокарты GTX 770 - 28 секунд.



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

Мы не будем приводить здесь все 11 выходных форм с результатами идентификации из-за ограниченности времени, а остановимся на двух наиболее востребованных формах: 4.1.3.1 и 4.1.3.2. «Птичкой» \vee отмечены классы, к которым объект распознаваемой выборки относится фактически.

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

Расознаваемые объекты		Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"						
Код	Наим. объекта	Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство	Дата	Время
380	380	25	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА-5/5-(44419.0, 52153.2)	97,41...	\vee		04.06.2023	07:56:16
381	381	5	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-5/5-(68.2, 79.2)	90,97...	\vee		04.06.2023	07:56:16
382	382	30	ЧИСТЫЙ ДОХ (УБЫТОК), РУБ./ГА-5/5-(24053.9, 31834.0)	89,11...	\vee		04.06.2023	07:56:16
383	383	40	ПРИРАЩЕНИЕ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА-5/5-(173.4, 203.0)	89,05...	\vee		04.06.2023	07:56:16
384	384	35	УРОВЕНЬ РЕНТАБЕЛЬНОСТИ (УБЫТОЧНОСТИ), %/5/5-(135.9, 177.4)	88,48...	\vee		04.06.2023	07:56:16
385	385	44	К-Т ЧИСТОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ-4/5-(7.7, 9.6)	63,54...	\vee		04.06.2023	07:56:16
386	386	49	К-Т ОТНОШЕНИЯ ПОЛУЧ. И ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ-4/5-(8.7, 10.6)	63,54...	\vee		04.06.2023	07:56:16
387	387	54	ВЫХОД ЗЕРНА В РАСЧЕТЕ НА 1 ГДЖ. ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ, КГ-4/5-(301.1, 365.1)	63,54...	\vee		04.06.2023	07:56:16
388	388	43	К-Т ЧИСТОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ-3/5-(5.8, 7.7)	61,96...	\vee		04.06.2023	07:56:16
389	389	48	К-Т ОТНОШЕНИЯ ПОЛУЧ. И ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ-3/5-(6.8, 8.7)	61,96...	\vee		04.06.2023	07:56:16
390	390							
391	391							
392	392							
393	393							
394	394							
395	395							
396	396							
397	397							
398	398							
399	399							
400	400							
401	401							
402	402							

Расознаваемые объекты		Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"						
Код	Наим. объекта	Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство	Дата	Время
380	380	5	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-5/5-(68.2, 79.2)	82,57...	\vee		04.06.2023	07:56:21
381	381	40	ПРИРАЩЕНИЕ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА-5/5-(173.4, 203.0)	72,67...	\vee		04.06.2023	07:56:21
382	382	43	К-Т ЧИСТОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ-3/5-(5.8, 7.7)	72,39...	\vee		04.06.2023	07:56:21
383	383	48	К-Т ОТНОШЕНИЯ ПОЛУЧ. И ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ-3/5-(6.8, 8.7)	72,39...	\vee		04.06.2023	07:56:21
384	384	53	ВЫХОД ЗЕРНА В РАСЧЕТЕ НА 1 ГДЖ. ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ, КГ-3/5-(237.0, 301.1)	72,39...	\vee		04.06.2023	07:56:21
385	385	25	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА-5/5-(44419.0, 52153.2)	66,86...	\vee		04.06.2023	07:56:21
386	386	30	ЧИСТЫЙ ДОХ (УБЫТОК), РУБ./ГА-5/5-(24053.9, 31834.0)	66,70...	\vee		04.06.2023	07:56:21
387	387	19	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л-4/5-(810.8, 832.4)	51,20...	\vee		04.06.2023	07:56:21
388	388	35	УРОВЕНЬ РЕНТАБЕЛЬНОСТИ (УБЫТОЧНОСТИ), %/5/5-(135.9, 177.4)	49,44...	\vee		04.06.2023	07:56:21
389	389	15	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %/5/5-(26.8, 30.4)	31,92...	\vee		04.06.2023	07:56:21

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. диаграммы

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

Мы не будем приводить здесь все 11 выходных форм с результатами идентификации из-за ограниченности времени, а остановимся на двух наиболее востребованных формах: 4.1.3.1 и 4.1.3.2. «Птичкой» \checkmark отмечены распознаваемой выборки, которые относятся к классу фактически.

4.1.3.2. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Класс-объекты". Текущая модель: "INF3"

Классы		Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"			
Код	Наим. класса	Код	Наименование объекта	Сходство	Ф... Сходство
1	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-1/5-(24.3, 35.3)	380	380	90,97...	\checkmark
2	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-2/5-(35.3, 46.3)	373	373	87,11...	\checkmark
3	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-3/5-(46.3, 57.2)	163	163	86,51...	\checkmark
4	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-4/5-(57.2, 68.2)	156	156	85,76...	\checkmark
5	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-5/5-(68.2, 79.2)	359	359	85,57...	\checkmark
6	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %-1/5-(7.1, 8.7)	121	121	84,74...	\checkmark
7	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %-2/5-(8.7, 10.3)	387	387	84,54...	\checkmark
8	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %-3/5-(10.3, 12.0)	345	345	84,39...	\checkmark
9	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %-4/5-(12.0, 13.6)	135	135	82,70...	\checkmark
10	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %-5/5-(13.6, 15.2)	366	366	81,34...	\checkmark
11	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %-1/5-(12.4, ...)				
12	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %-2/5-(16.0, ...)				
13	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %-3/5-(19.6, ...)				
14	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %-4/5-(23.2, ...)				
15	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %-5/5-(26.8, ...)				
16	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л-1/5-(746.0, 767.6)				
17	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л-2/5-(767.6, 789.2)				
18	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л-3/5-(789.2, 810.8)				
19	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л-4/5-(810.8, 832.4)				
20	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л-5/5-(832.4, 854.0)				
21	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА-1/5-(13482.0, ...)				
22	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА-2/5-(21216.2, ...)				
23	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА-3/5-(28950.5, ...)				

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"	
Код	Наименование объекта
380	380
373	373
163	163
359	359
156	156
387	387
345	345
121	121
135	135
366	366

Помощь Поиск объекта В начало БД В конец БД Предыдущая Следующая 9 записей Все записи Печать XLS Печать TXT Печать ALL

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-7. Поддержка принятия решений

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

При прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект управления, определяется в какие будущие состояния он перейдет под их влиянием. При принятии решений наоборот, по заданному целевому будущему состоянию определяется система значений факторов, обуславливающая (детерминирующая) переход объекта управления в это состояние

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-1/5-(24.3, 35.3)	0,0000000	0	0,0000000
2	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-2/5-(35.3, 46.3)	0,0000000	0	0,0000000
3	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-3/5-(46.3, 57.2)	0,0000000	0	0,0000000
4	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-4/5-(57.2, 68.2)	0,0000000	0	0,0000000
5	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-5/5-(68.2, 79.2)	0,0000000	0	0,0000000
6	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %-1/5-(7.1, 8.7)	0,0000000	0	0,0000000

SWOT-анализ класса:5 "УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-5/5-(68.2, 79.2)" в модели:6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
220	ВЫХОД ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА-5/5-(197.1558000, 228.88...	38.031
20	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, ММ-5/5-(711.2000000, 764.2...	27.005
35	К-ВО ОСАДКОВ НА П-Д ОТ КОЛОШЕНИЯ ДО СОЗРЕ...	27.005
46	СР. ТЕМП. НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТНЕЙ ВЕГ., °С-1/5-(1...	27.005
113	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ВЕС. ...	21.505
69	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ВЫХО...	19.756
30	К-ВО ОСАДКОВ НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТ. ВЕГ., ММ-5/5...	19.006
60	СОД-Е ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА ПЕРИОД ...	19.005
95	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ВЫХО...	18.256
120	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ВЫХ...	17.006
84	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д СЕВА, ...	16.255
134	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА ПЕРИОД ...	14.749
108	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д СЕВА...	14.006
39	СР. ТЕМПЕРАТУРА ЗА ГОД, °С-4/5-(11.4400000, 11.8...	13.005

Препятствующие факторы и сила их влияния

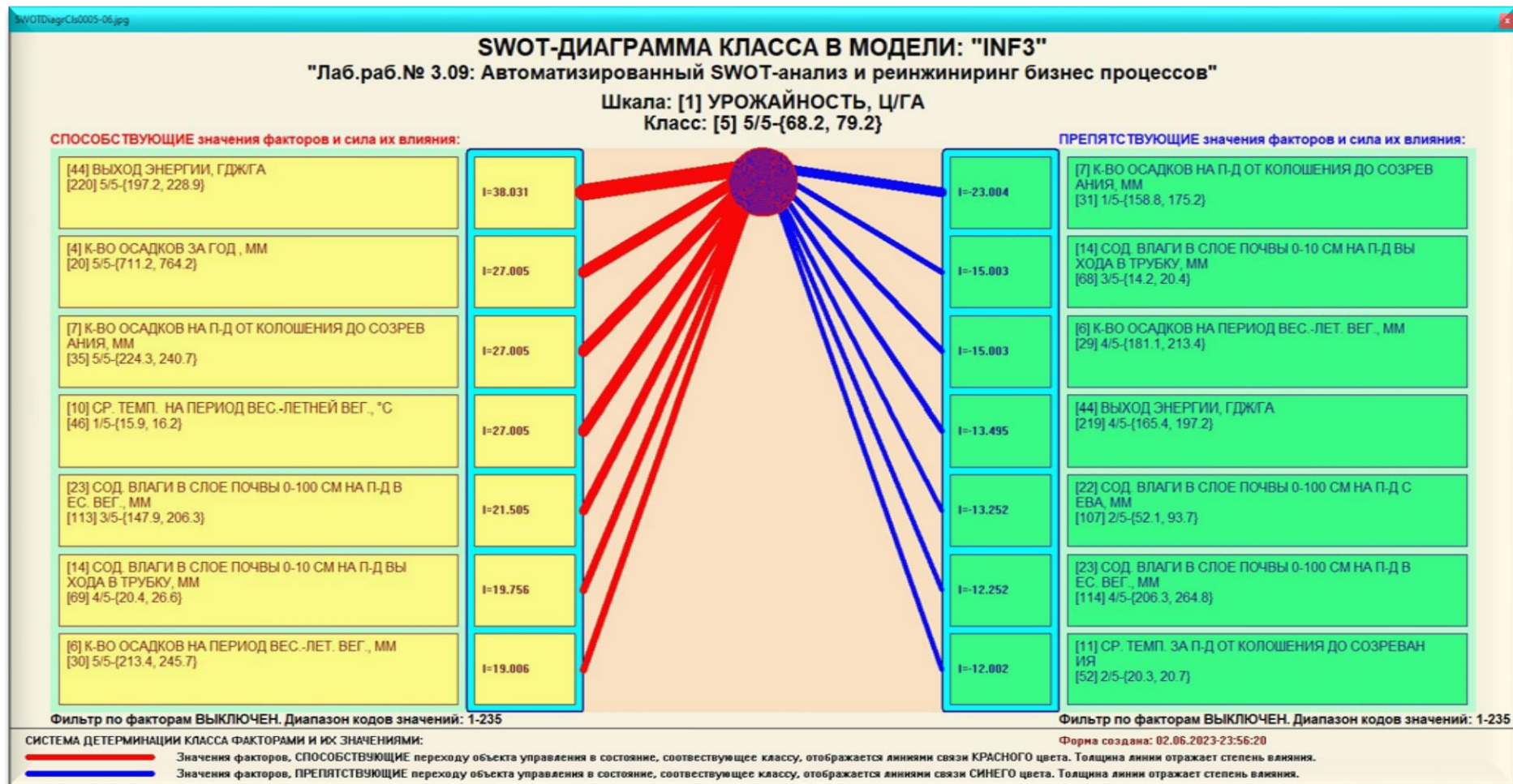
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
31	К-ВО ОСАДКОВ НА П-Д ОТ КОЛОШЕНИЯ ДО СОЗРЕ...	-23.004
68	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ВЫХО...	-15.003
29	К-ВО ОСАДКОВ НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТ. ВЕГ., ММ-4/5...	-15.003
219	ВЫХОД ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА-4/5-(165.4236000, 197.15...	-13.495
107	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д СЕВА...	-13.252
114	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ВЕС. ...	-12.252
52	СР. ТЕМП. ЗА П-Д ОТ КОЛОШЕНИЯ ДО СОЗРЕВАНИ...	-12.002
218	ВЫХОД ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА-3/5-(133.6914000, 165.42...	-11.580
148	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА П-Д КОЛ...	-11.002
44	СР. ТЕМП. НА ПЕРИОД ОСЕН. ВЕГЕТАЦИИ, °С-4/5-(...	-11.002
23	К-ВО ОСАДКОВ НА ПЕРИОД ОСЕН. ВЕГ., ММ-3/5-(14...	-11.002
19	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, ММ-4/5-(658.2000000, 711.2...	-11.002
98	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д КОЛШ...	-10.002
50	СР. ТЕМП. НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТНЕЙ ВЕГ. °С-5/5-(1...	-10.002

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 SWOT-диаграмма

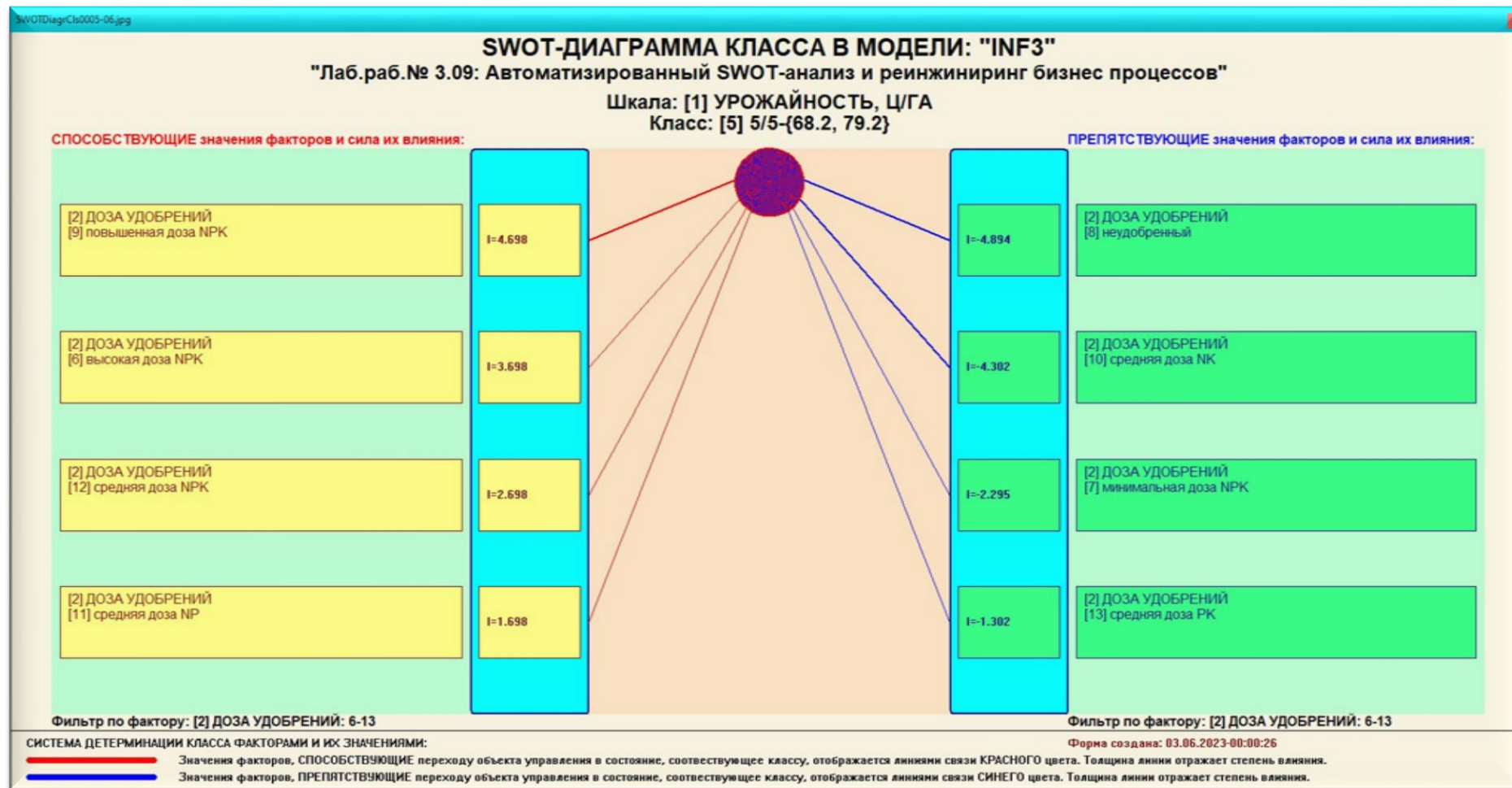
Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-7. Поддержка принятия решений

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



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-7. Поддержка принятия решений

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



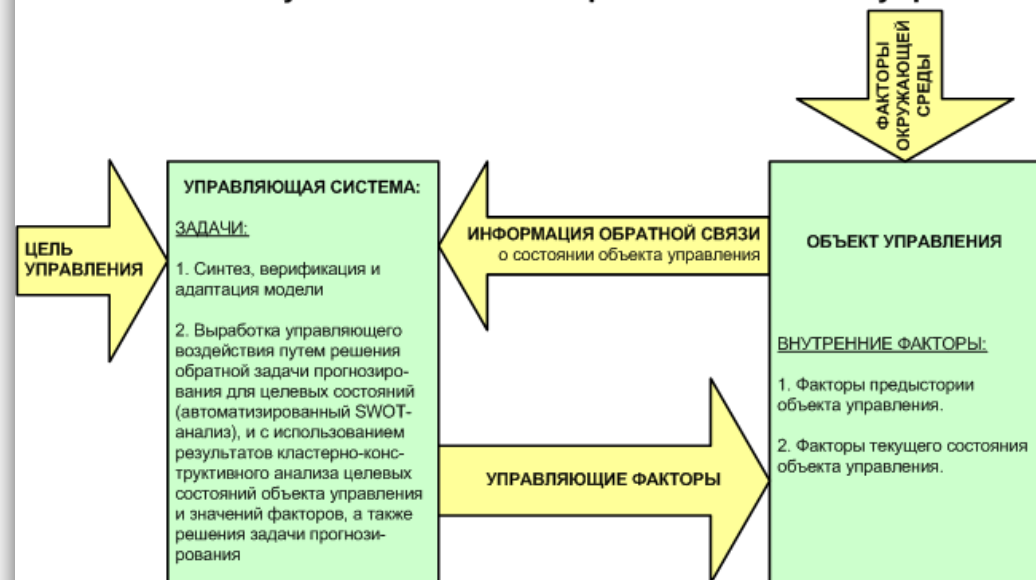
Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-7. Поддержка принятия решений

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

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

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

Принципиальная схема замкнутой адаптивной интеллектуальной автоматизированной системы управления

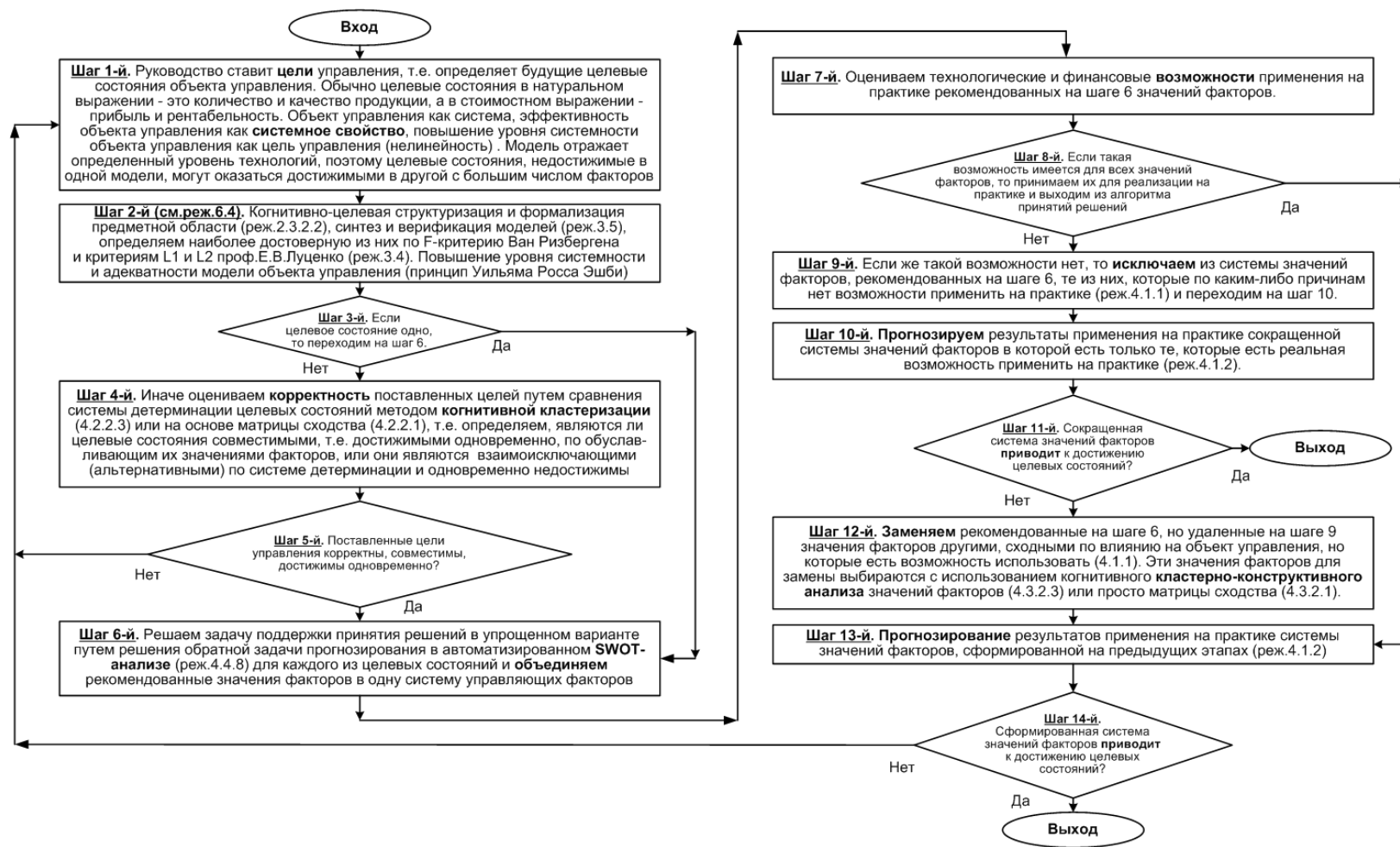


1. Решения всегда принимаются на основе модели. Модели могут быть различной степени формализации: интуитивные (субъективные осознанные и неосознанные) неформализованные модели, вербализованные модели, лингвистические модели (различные структуры текста), алгоритмические модели и модели данных, статистические и информационные модели, математические (аналитические) модели. Формализация нужна чтобы передавать модели людям и техническим системам.
2. Виды управления: оперативное, тактическое, стратегическое. Что это значит в экономических и технических системах управления.
3. Различия между АСУ и САУ: участие человека в реальном времени в принятии решений. Кто несет ответственность за ошибочные решения. Адаптивность: принцип дuality управления Александра Фельдбаума.
4. Критерий различия управляющих факторов от факторов окружающей среды с точки зрения управляющей системы и объекта управления. Иерархическая структура окружающей среды. Мы прогнозируем курс рубля на завтра, а ЦБ принимает решение об этом, для нас это фактор окружающей среды, а для ЦБ - это управляющий фактор.
5. Решение задачи принятия решений путем многократного многовариантного решения задачи прогнозирования быстро приводит к комбинаторному взрыву при увеличении количества факторов. Обычно в реальных задачах очень большое количество факторов. Поэтому при реальном количестве факторов задача принятия решений может быть решена только путем решения обратной задачи прогнозирования, т.е. SWOT-анализа. Однако в SWOT-анализе задается только одно целевое состояние и некоторые рекомендуемые значения факторов не могут быть применимы по технологическим и финансовым причинам. Поэтому необходимо их исключить или заменить на основе результатов кластерно-конструктивного анализа значений факторов и оценить адекватность такого варианта решения путем прогнозирования результатов применения такой измененной системы значений факторов.

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-7. Поддержка принятия решений

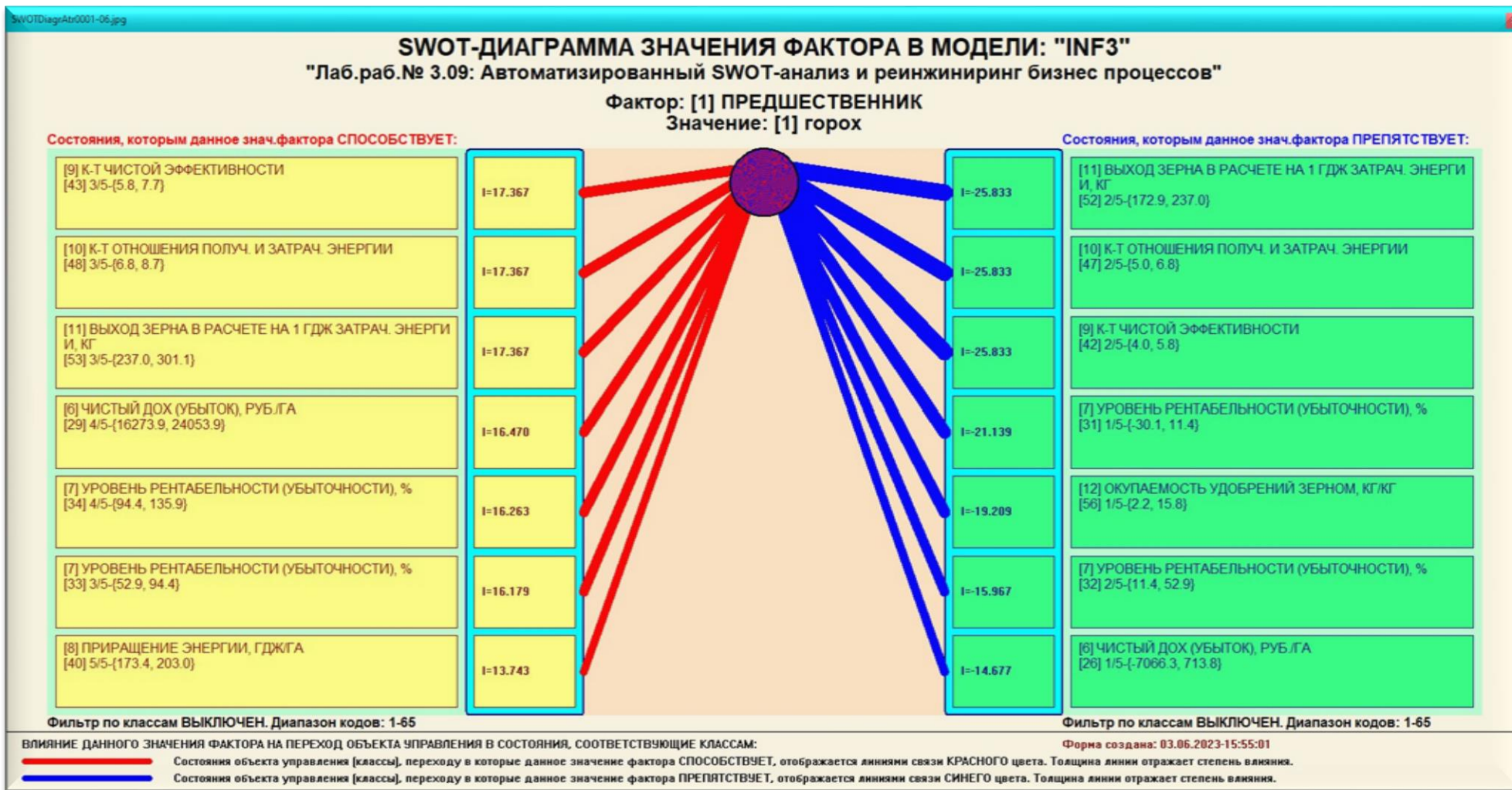
7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

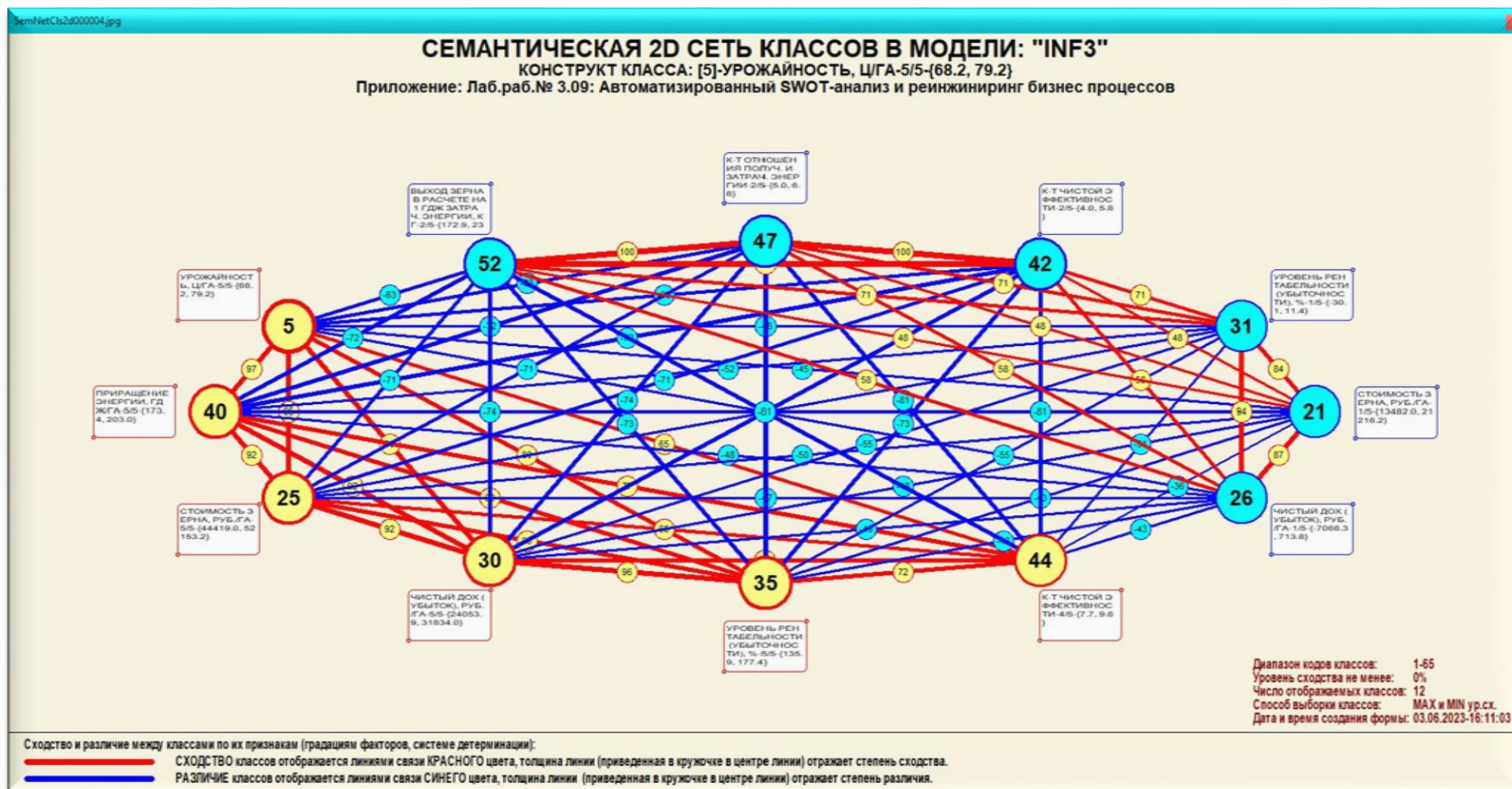
8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

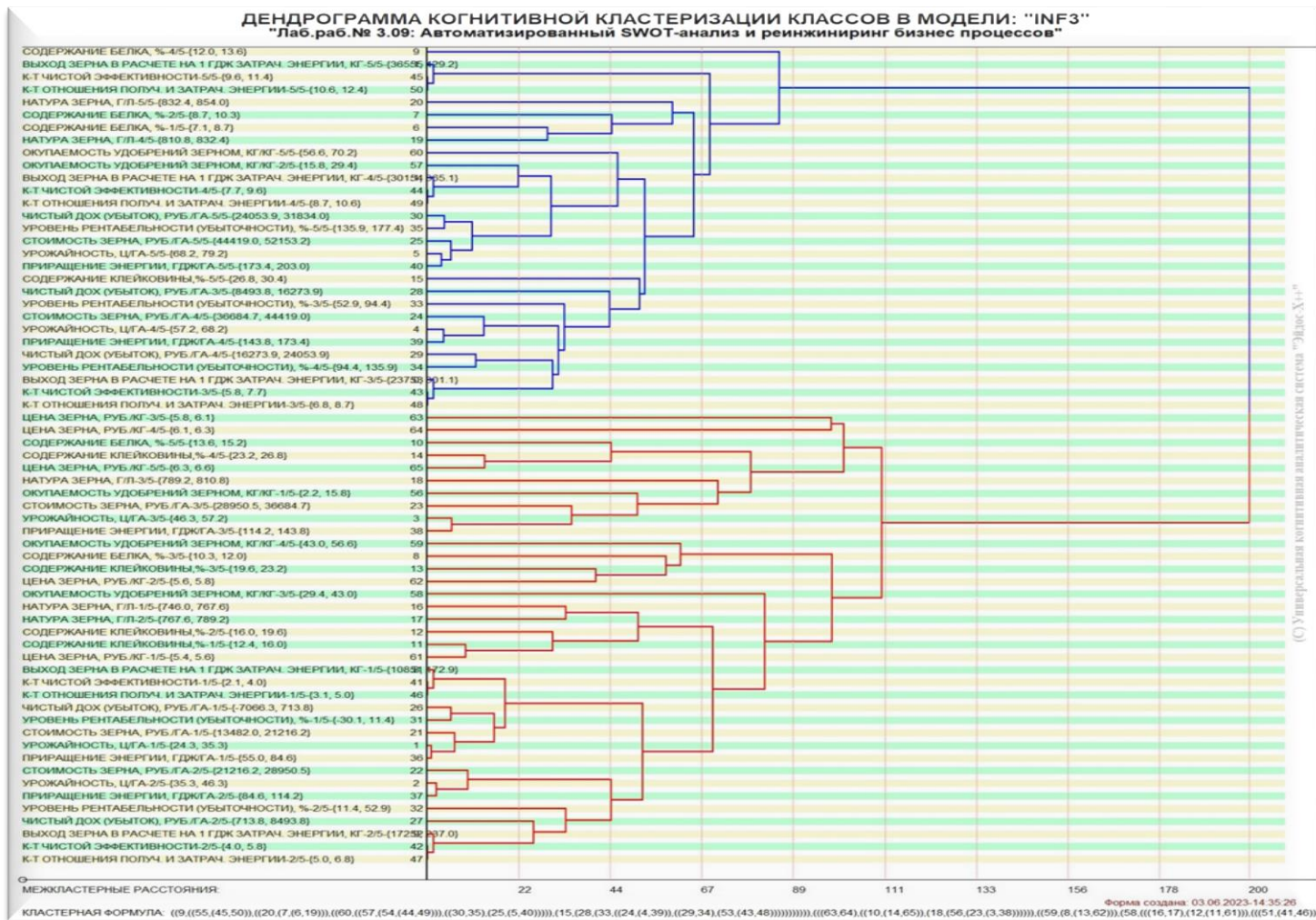
8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

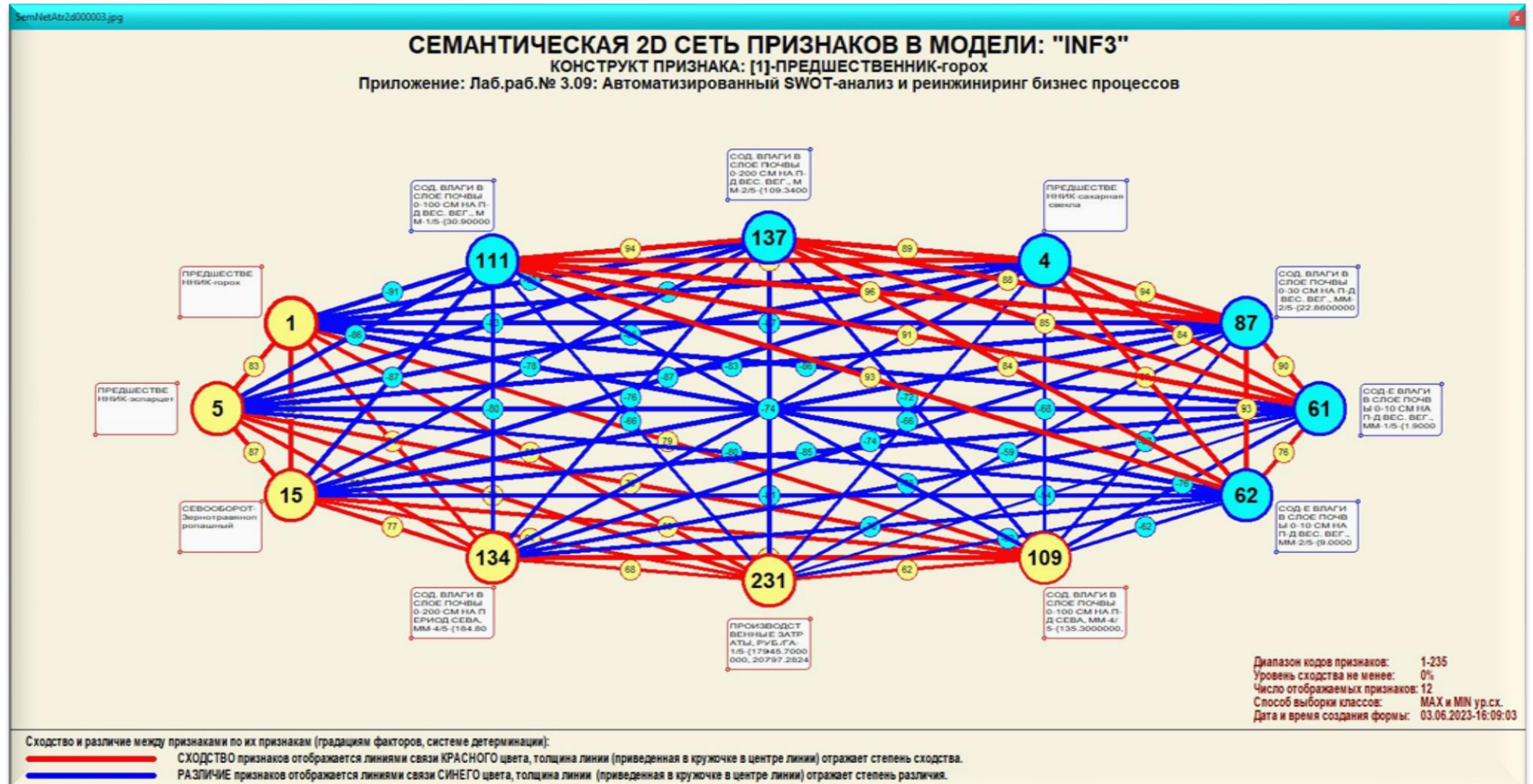
8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

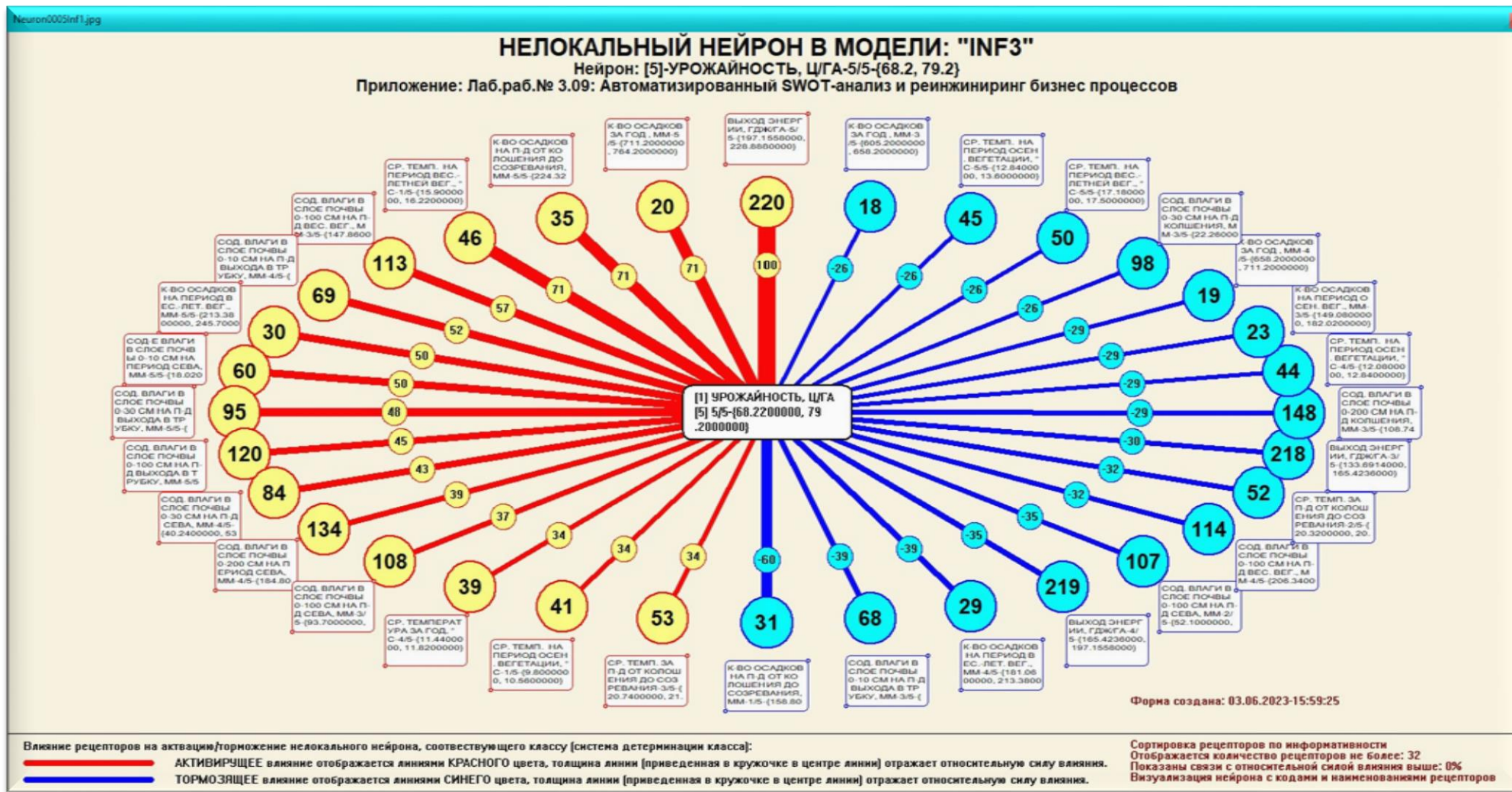
8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

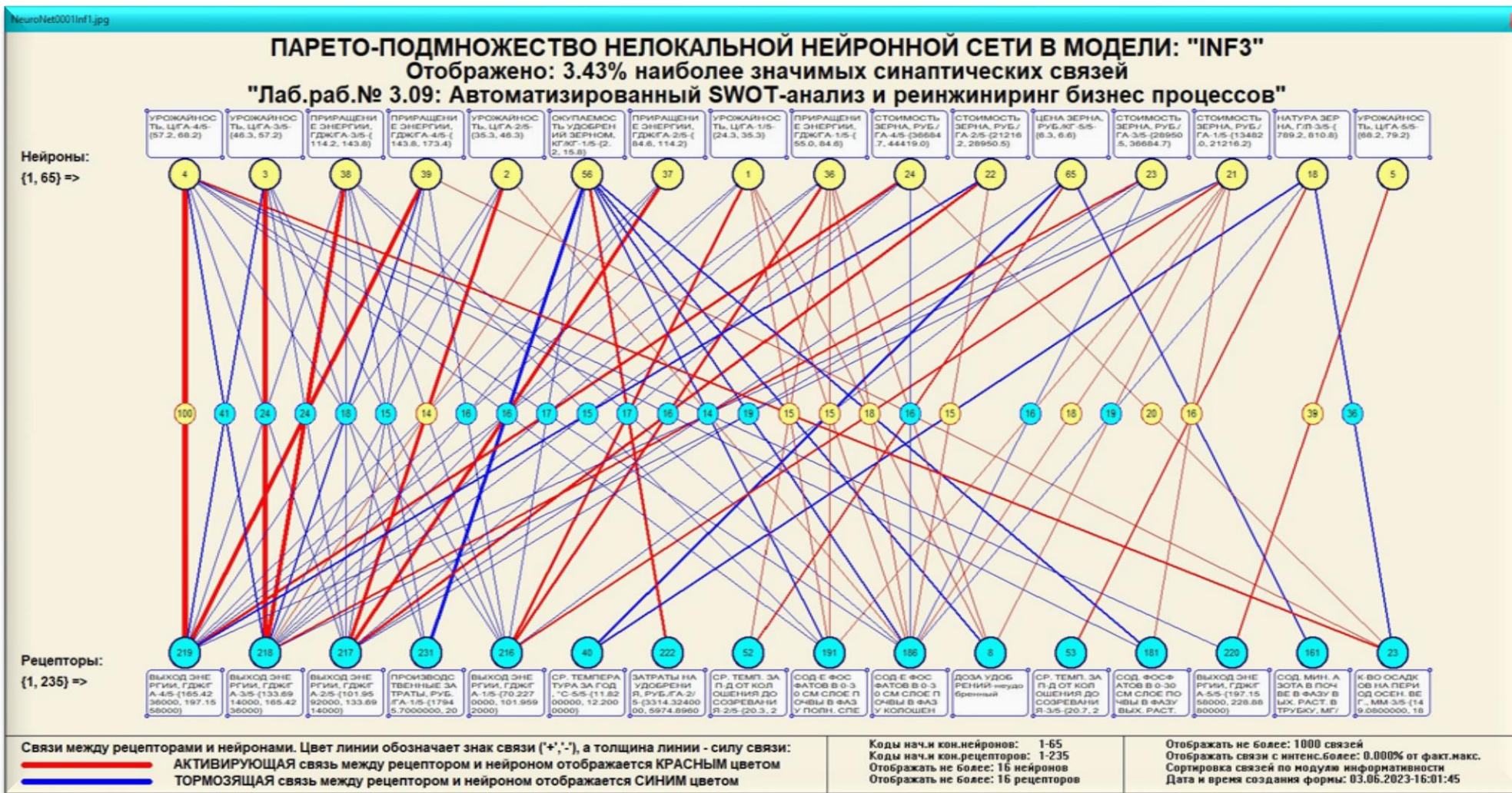
Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

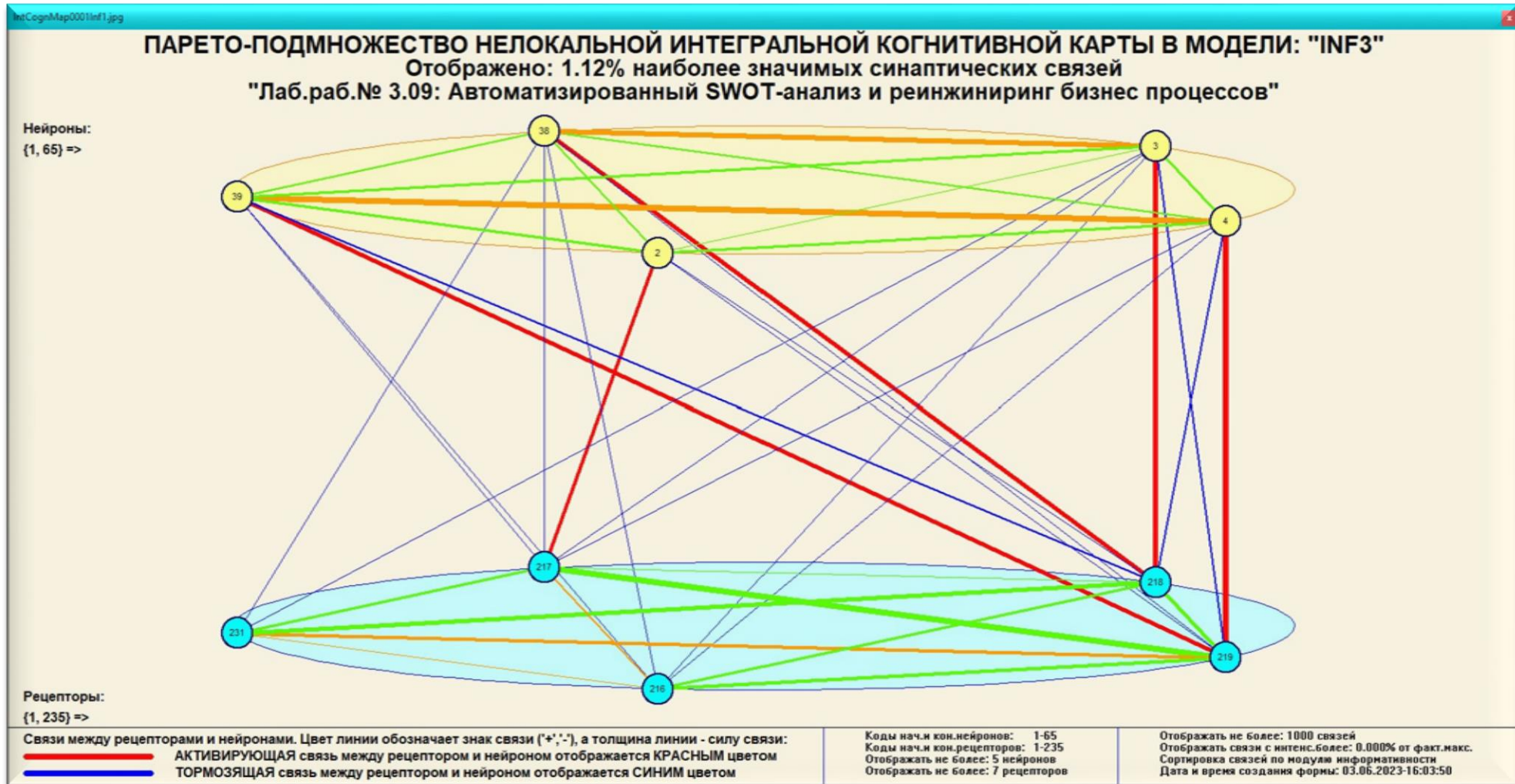
Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели, 8.5. Нелокальная нейронная сеть



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

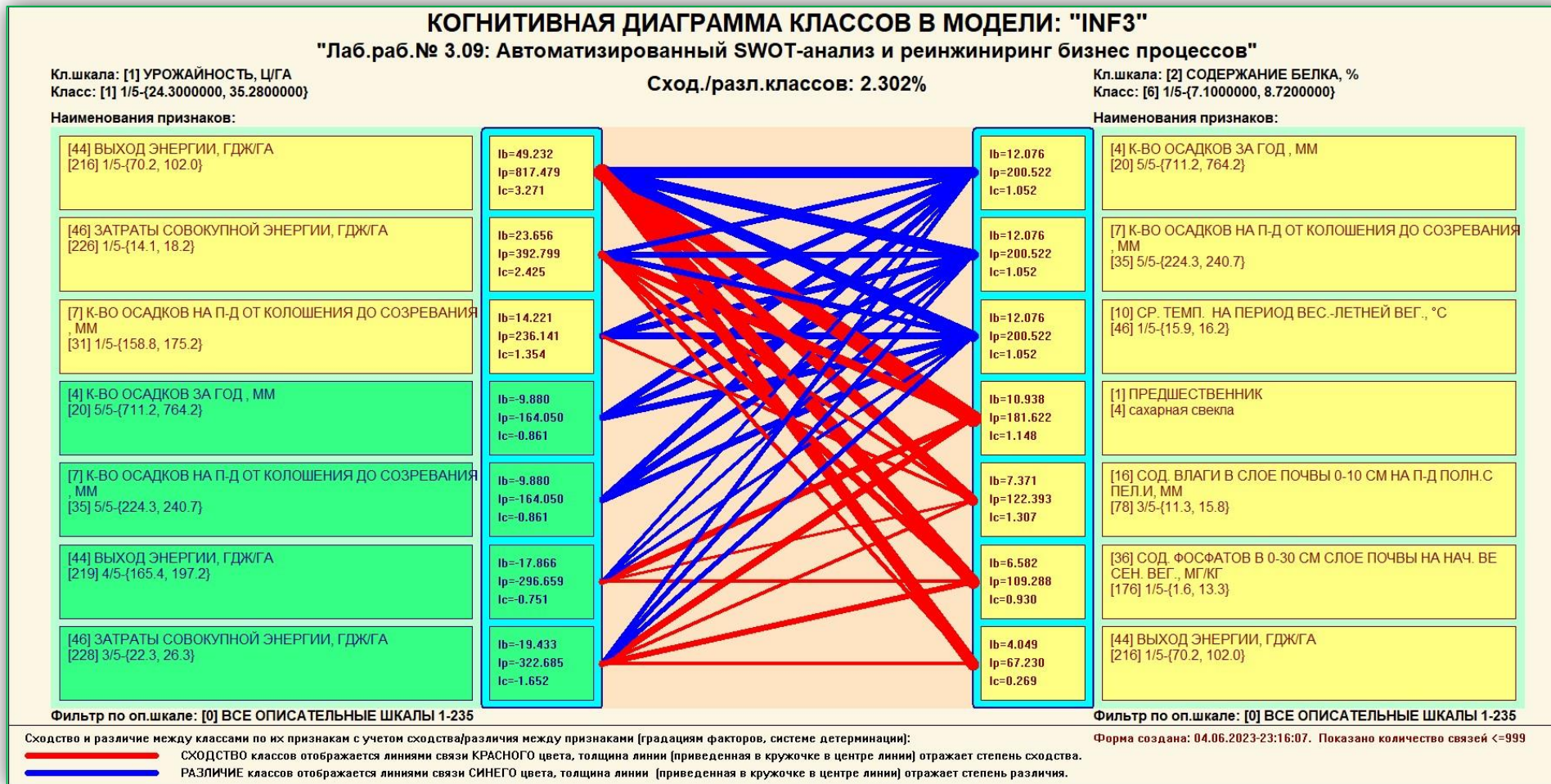
8.6. 3d-интегральные когнитивные карты



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

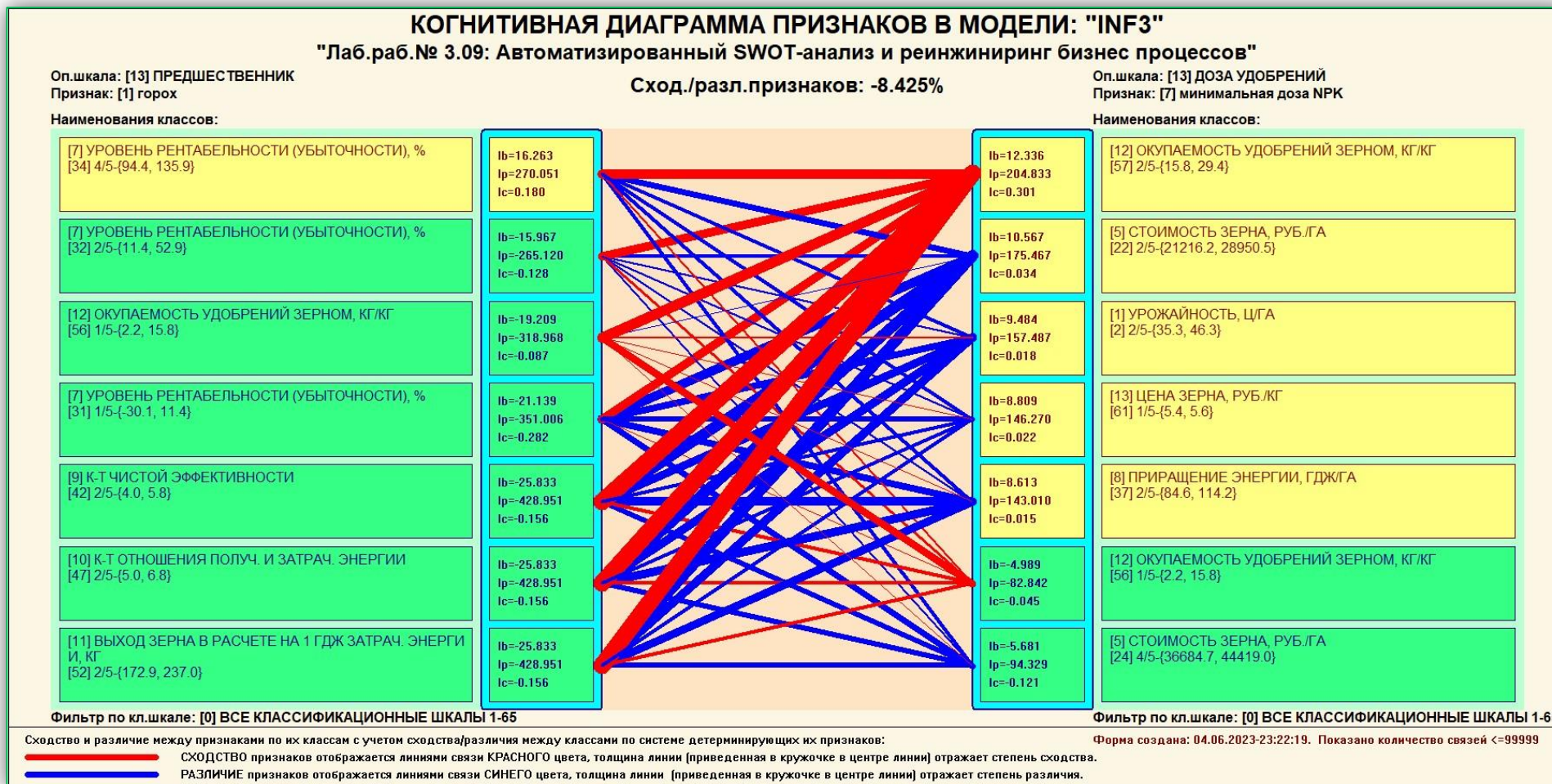
Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

8.7. 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели, 8.8. 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

8.9. Когнитивные функции (начало)

4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной 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.

Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций - новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2011. - №03(67). С. 240 - 282. - Шифр Информрегистра: 0421100012\0077. , 2,688 у.п.л. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>

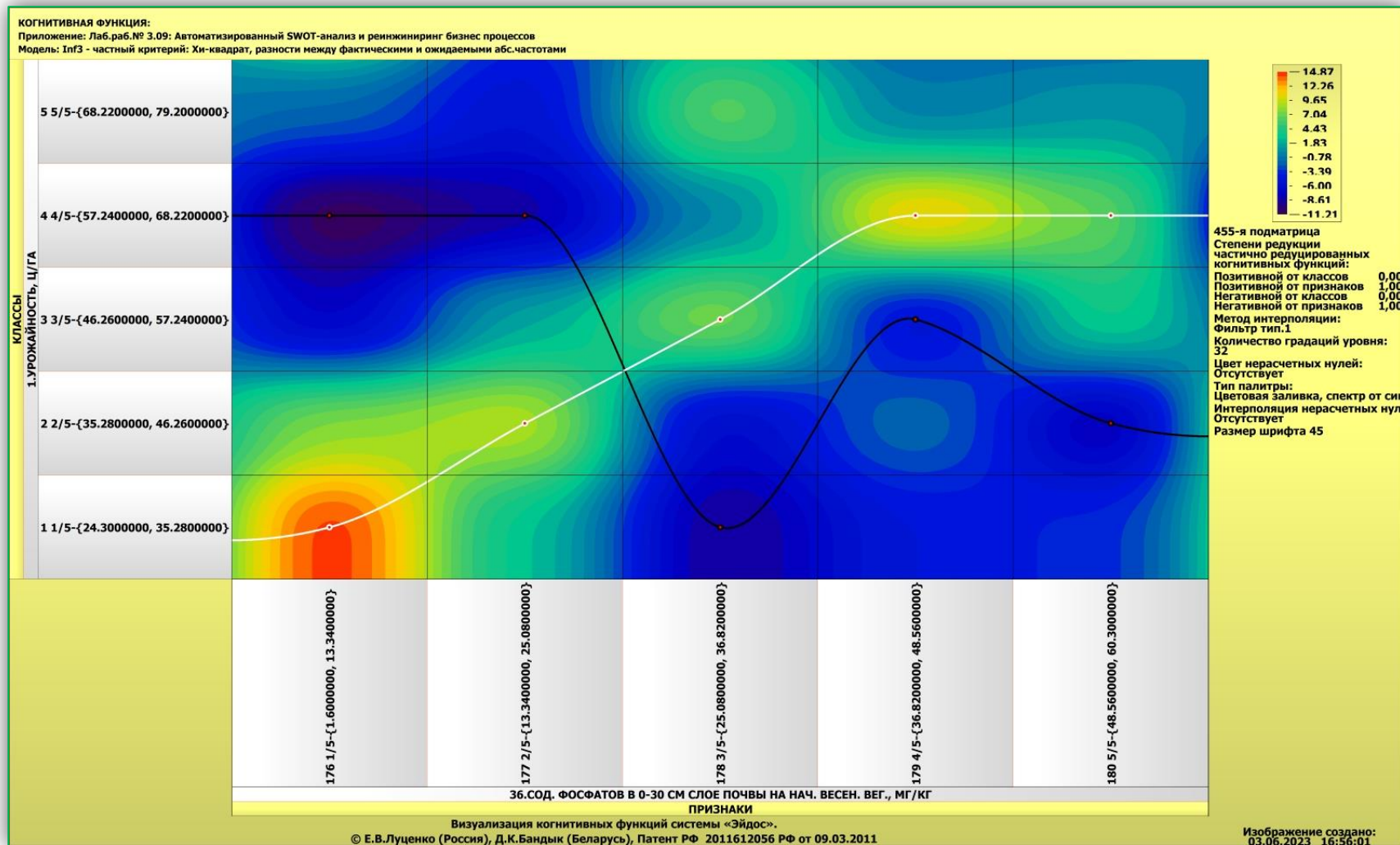
Задайте нужный режим:

<input type="button" value="Визуализации когнитивных функций"/>	<input type="button" value="Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям"/>
<input type="button" value="Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям"/>	<input type="button" value="Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями"/>

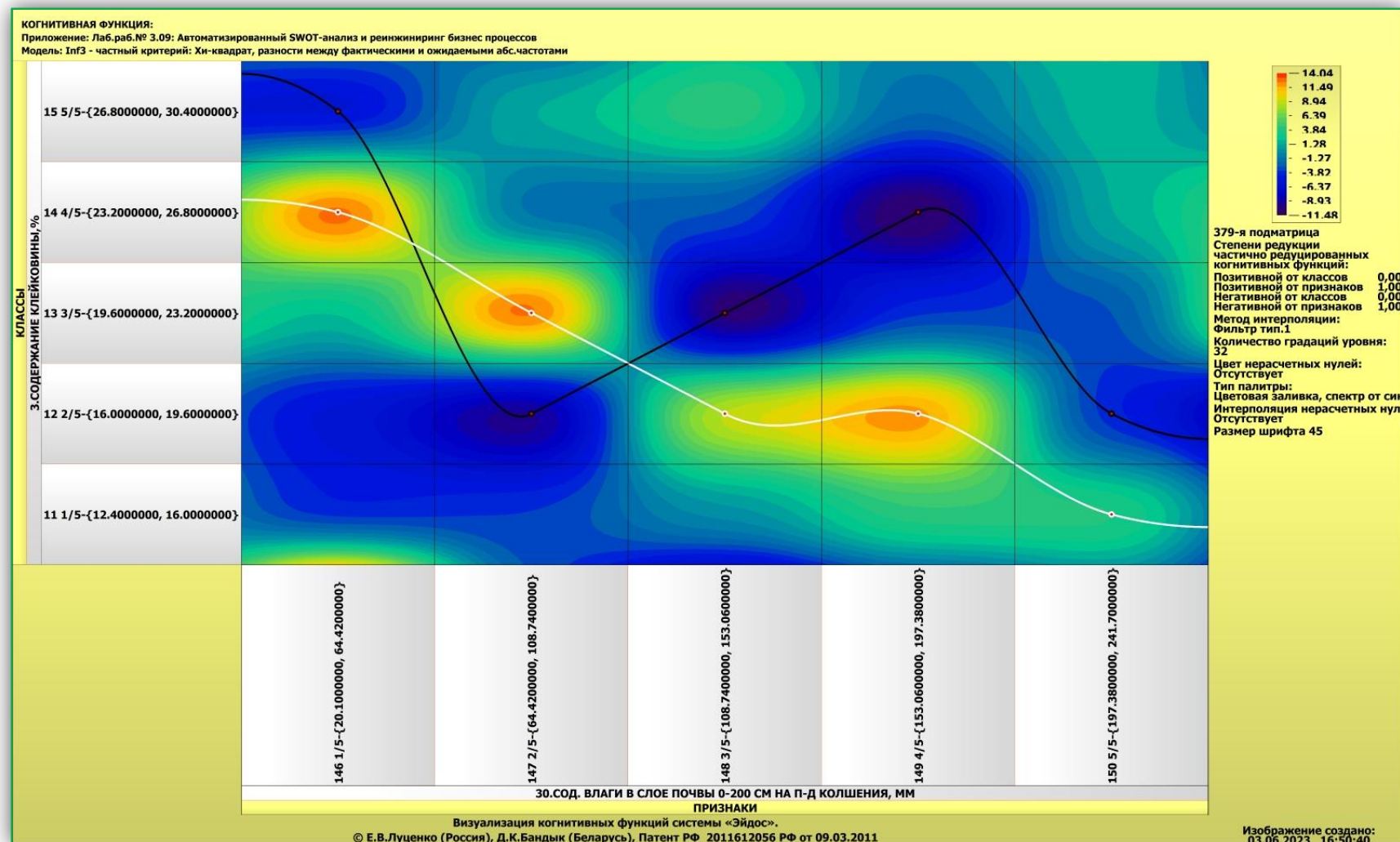
Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

8.9. Когнитивные функции (начало)



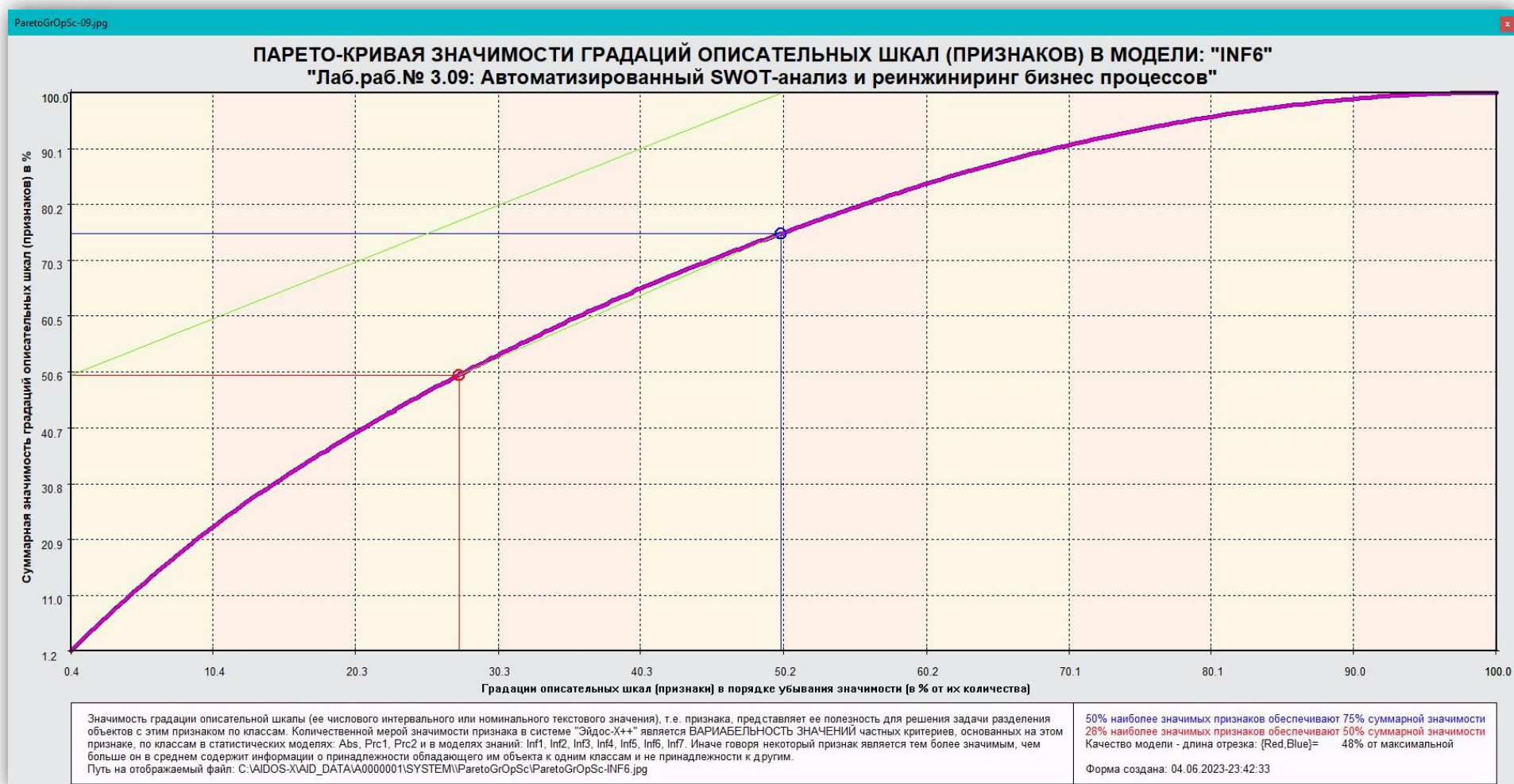
Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»: Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели, 8.9. Когнитивные функции (продолжение)



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

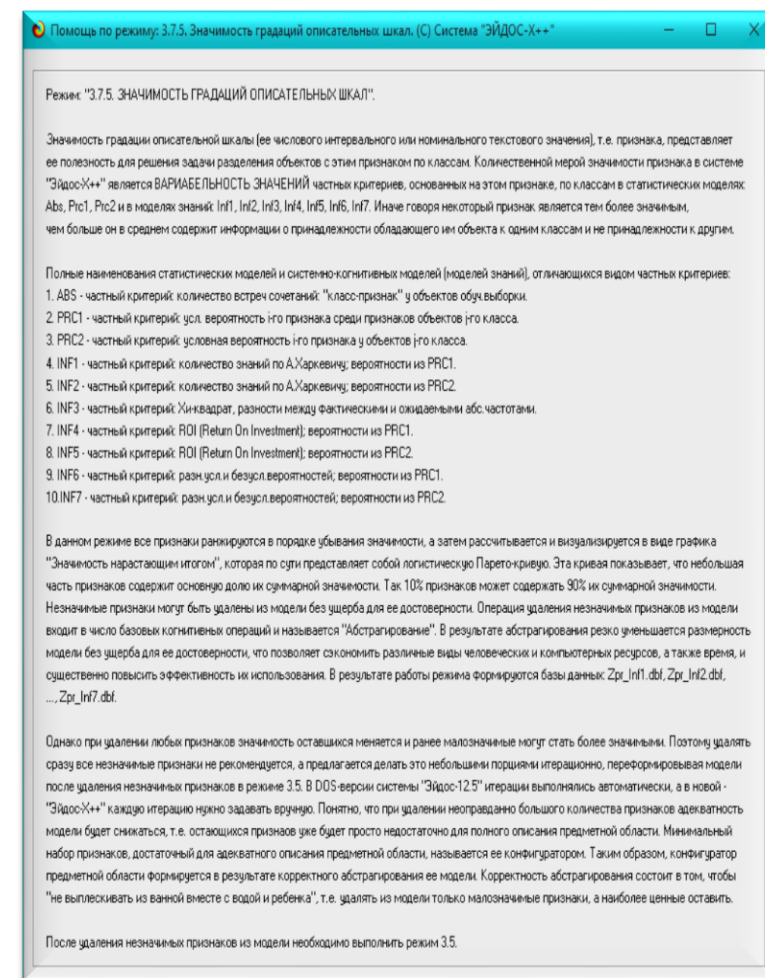
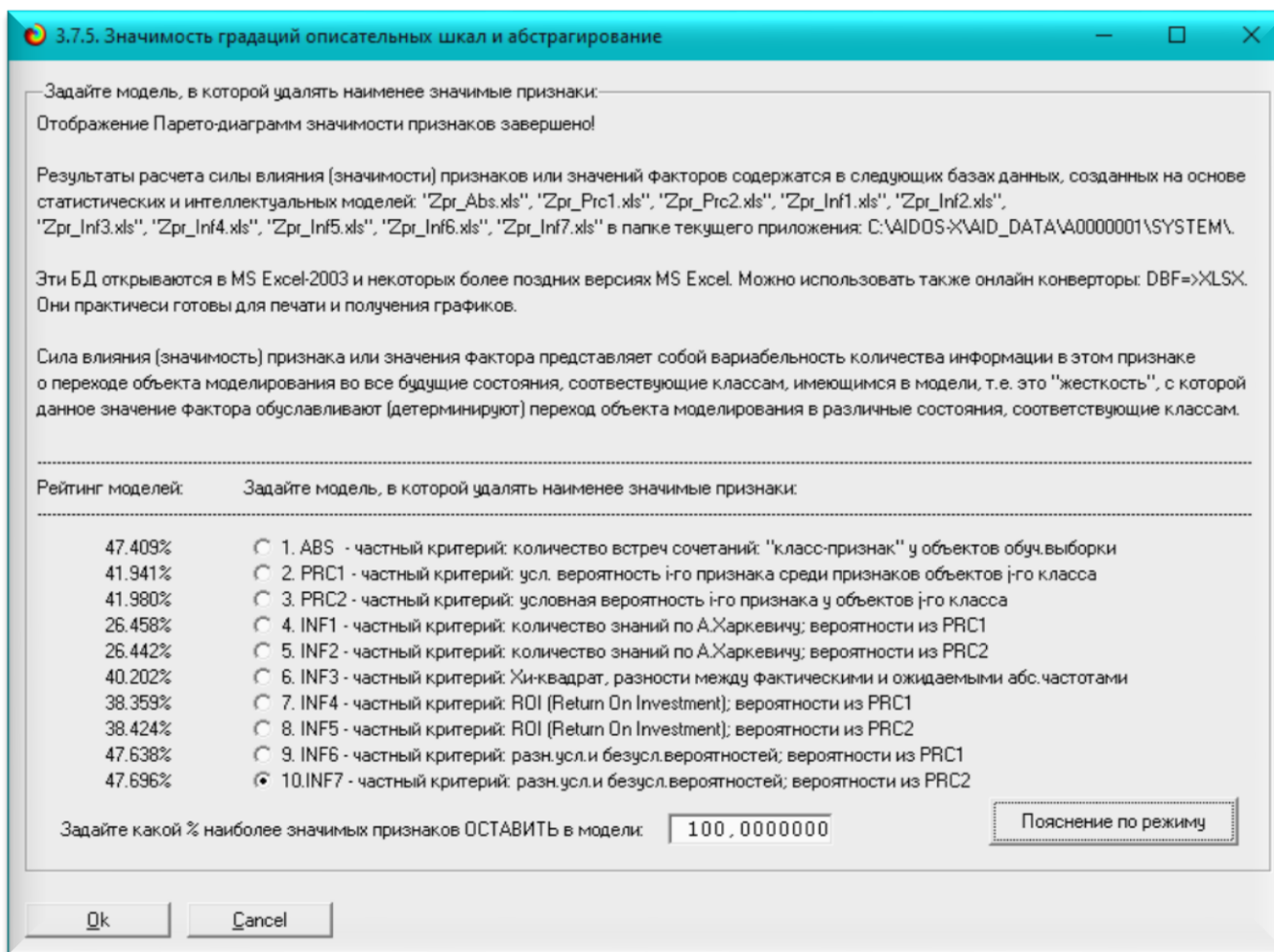
8.10. Значимость описательных шкал и их градаций (начало)



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

8.10. Значимость описательных шкал и их градаций (продолжение)



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

8.10. Значимость описательных шкал (окончание)

A	B	C	D	E	F
№	№№	Код фактора	Наименование фактора	Влияние фактора, %	Влияние фактора кумулятивно, %
1	2,128	44	ВЫХОД ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА	5,926	5,926
2	4,255	3	СЕВОБОРОТ	3,173	9,098
3	6,383	10	СР. ТЕМП. НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТНЕЙ ВЕГ., °С	3,087	12,185
4	8,511	1	ПРЕДШЕСТВЕННИК	2,962	15,147
5	10,638	8	СР. ТЕМПЕРАТУРА ЗА ГОД, °С	2,826	17,973
6	12,766	11	СР. ТЕМП. ЗА П-Д ОТ КОЛОШЕНИЯ ДО СОЗРЕВАНИЯ	2,808	20,781
7	14,894	6	К-ВО ОСАДКОВ НА ПЕРИОД ВЕС.-ЛЕТ. ВЕГ., ММ	2,800	23,581
8	17,021	47	ПРОИЗВОДСТВЕННЫЕ ЗАТРАТЫ, РУБ./ГА	2,676	26,257
9	19,149	9	СР. ТЕМП. НА ПЕРИОД ОСЕН. ВЕГЕТАЦИИ, °С	2,675	28,932
10	21,277	46	ЗАТРАТЫ СОВОКУПНОЙ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА	2,552	31,484
11	23,404	23	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ., ММ	2,474	33,958
12	25,532	27	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА ПЕРИОД СЕВА, ММ	2,424	36,382
13	27,660	4	К-ВО ОСАДКОВ ЗА ГОД, ММ	2,332	38,713
14	29,787	22	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д СЕВА, ММ	2,308	41,021
15	31,915	17	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д СЕВА, ММ	2,296	43,318
16	34,043	30	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА П-Д КОЛШЕНИЯ, ММ	2,269	45,586
17	36,170	21	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ПОЛНОЙ СПЕЛОСТИ, ММ	2,254	47,840
18	38,298	31	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА П-Д ПОЛН. СПЕЛ., ММ	2,250	50,090
19	40,426	20	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д КОЛШЕНИЯ, ММ	2,153	52,243
20	42,553	13	СОД-Е ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ., ММ	2,143	54,387
21	44,681	25	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА ПЕРИОД КОЛОШЕНИЯ, ММ	2,133	56,519
22	46,809	7	К-ВО ОСАДКОВ НА П-Д ОТ КОЛОШЕНИЯ ДО СОЗРЕВАНИЯ, ММ	2,045	58,564
23	48,936	26	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ПОЛНОЙ СПЕЛ., ММ	2,040	60,604
24	51,064	24	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-100 СМ НА П-Д ВЫХОДА В ТРУБКУ, ММ	2,022	62,626
25	53,191	15	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д КОЛШЕНИЯ, ММ	2,015	64,641
26	55,319	12	СОД-Е ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА ПЕРИОД СЕВА, ММ	1,998	66,639
27	57,447	16	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ПОЛН. СПЕЛ. И, ММ	1,979	68,618
28	59,574	18	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ., ММ	1,951	70,570
29	61,702	2	ДОЗА УДОБРЕНИЙ	1,888	72,458
30	63,830	14	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-10 СМ НА П-Д ВЫХОДА В ТРУБКУ, ММ	1,885	74,343
31	65,957	32	СОД. МИН. АЗОТА В ПОЧВЕ НА НАЧАЛО ВЕС. ВЕГ. И, МГ/КГ	1,866	76,209
32	68,085	19	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-30 СМ НА П-Д ВЫХОДА В ТРУБКУ, ММ	1,845	78,054
33	70,213	45	ЗАТРАТЫ НА УДОБРЕНИЯ, РУБ./ГА	1,844	79,898
34	72,340	28	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА П-Д ВЕС. ВЕГ., ММ	1,752	81,650
35	74,468	5	К-ВО ОСАДКОВ НА ПЕРИОД ОСЕН. ВЕГ., ММ	1,713	83,363
36	76,596	36	СОД. ФОСФАТОВ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ НА НАЧ. ВЕСЕН. ВЕГ., МГ/КГ	1,620	84,984
37	78,723	37	СОД. ФОСФАТОВ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ ВЫХ. РАСТ. В ТРУБКУ, МГ/КГ	1,559	86,542
38	80,851	38	СОД-Е ФОСФАТОВ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ КОЛОШЕНИЯ, МГ/КГ	1,518	88,060
39	82,979	39	СОД-Е ФОСФАТОВ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ ПОЛН. СПЕЛ., МГ/КГ	1,488	89,548
40	85,106	40	СОД-Е КАЛИЯ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ НА НАЧ. О ВЕС. ВЕГ., МГ/КГ	1,394	90,942
41	87,234	33	СОД. МИН. АЗОТА В ПОЧВЕ В ФАЗУ ВЫХ. РАСТ. В ТРУБКУ, МГ/КГ	1,367	92,309
42	89,362	41	СОД-Е КАЛИЯ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ ВЫХ. РАСТ. В ТРУБКУ, МГ/КГ	1,355	93,665
43	91,489	35	СОД. МИН. АЗОТА В ПОЧВЕ В ФАЗУ ПОЛН. СПЕЛ., МГ/КГ	1,352	95,017
44	93,617	29	СОД. ВЛАГИ В СЛОЕ ПОЧВЫ 0-200 СМ НА П-Д ВЫХОДА В ТРУБКУ, ММ	1,301	96,318
45	95,745	34	СОД. МИН. АЗОТА В ПОЧВЕ В ФАЗУ КОЛОШ., МГ/КГ	1,254	97,572
46	97,872	43	СОД-Е КАЛИЯ В 0-30 СМ СЛОЕ ПОЧВЫ В ФАЗУ ПОЛН. СПЕЛ., МГ/КГ	1,246	98,817

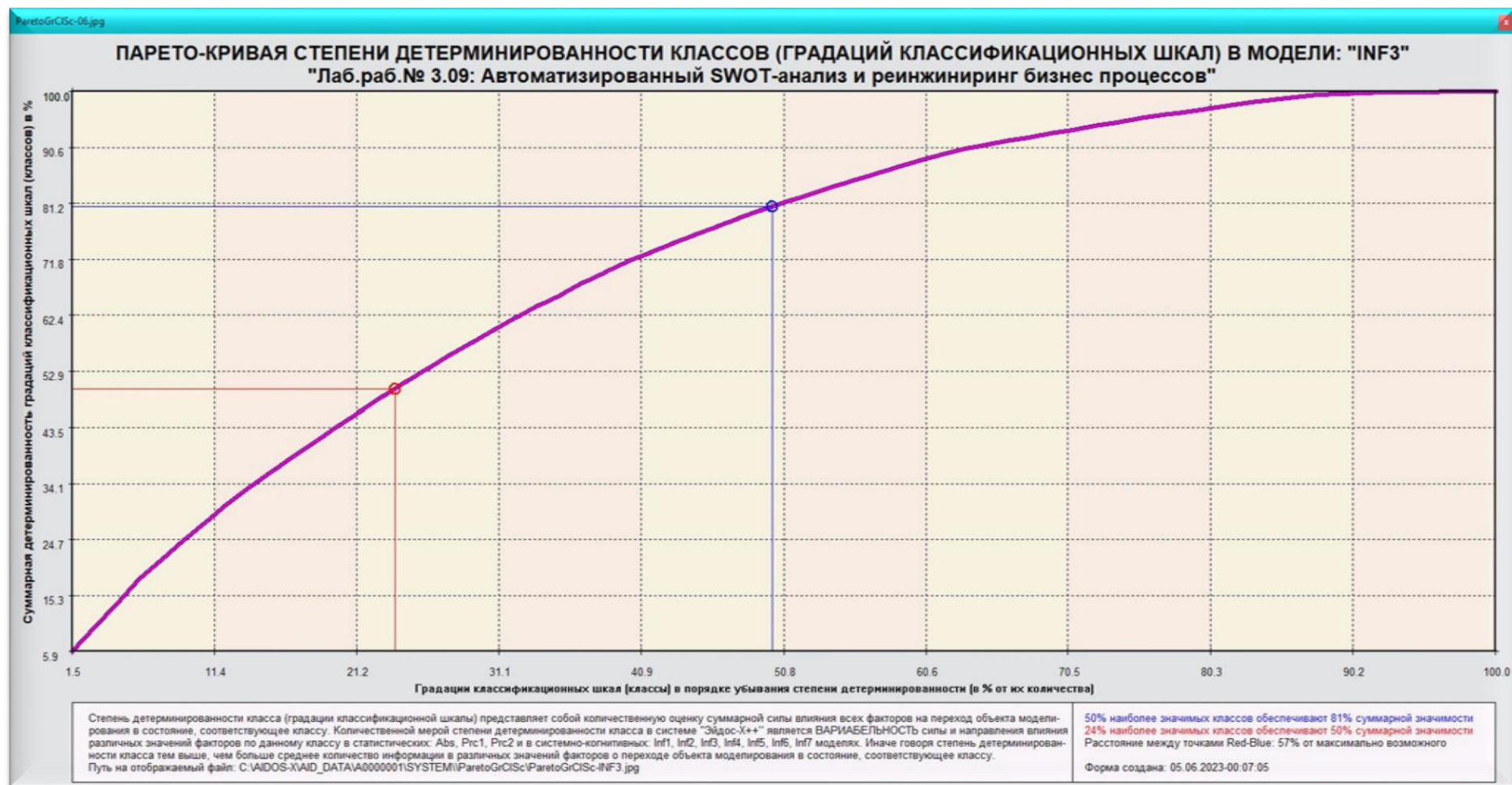
Сила влияния фактора на поведение объекта моделирования – это средняя сила влияния значений (градаций) этого фактора. А сила влияния некоторого значения фактора на поведение объекта моделирования – это вариабельность количества информации в этом значении фактора по всем классам (классы соответствуют будущим состояниям объекта моделирования).

Из приведенной таблицы, которая получается в режиме 3.7.4 системы «Эйдос», мы видим, что наиболее сильно на переход объекта моделирования на состояния, соответствующие классам, влияет выход энергии с поля, немного меньше влияет севооборот и средняя температура в период весенне-летней вегетации, а слабее всего (примерно в 5 раз слабее), влияет содержание калия в поверхностном слое почвы в фазу полной спелости.

Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал



Численный пример решения задачи АПК в системе «Эйдос»:

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели,

8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

Степень детерминированности классов					
№	№%	Код класса	Наименование класса	Детерминированность класса, %	Детерминированность класса кумулятивно, %
1	1,538	56	ОКУПАЕМОСТЬ УДОБРЕНИЙ ЗЕРНОМ, КГ/КГ-1/5-{2.2, 15.8}	5,896	5,896
2	3,077	42	К-Т ЧИСТОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ-2/5-{4.0, 5.8}	4,023	9,919
3	4,615	47	К-Т ОТНОШЕНИЯ ПОЛУЧ. И ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ-2/5-{5.0, 6.8}	4,023	13,941
4	6,154	52	ВЫХОД ЗЕРНА В РАСЧЕТЕ НА 1 ГДЖ ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ, КГ-2/5-{172.9, 237.0}	4,023	17,964
5	7,692	8	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %-3/5-{10.3, 12.0}	3,295	21,259
6	9,231	62	ЦЕНА ЗЕРНА, РУБ./КГ-2/5-{5.6, 5.8}	3,295	24,553
7	10,769	65	ЦЕНА ЗЕРНА, РУБ./КГ-5/5-{6.3, 6.6}	3,069	27,623
8	12,308	32	УРОВЕНЬ РЕНТАБЕЛЬНОСТИ (УБЫТОЧНОСТИ), %-2/5-{11.4, 52.9}	3,052	30,675
9	13,846	18	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л-3/5-{789.2, 810.8}	2,930	33,605
10	15,385	27	ЧИСТЫЙ ДОХ (УБЫТОК), РУБ./ГА-2/5-{713.8, 8493.8}	2,688	36,293
11	16,923	43	К-Т ЧИСТОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ-3/5-{5.8, 7.7}	2,532	38,824
12	18,462	48	К-Т ОТНОШЕНИЯ ПОЛУЧ. И ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ-3/5-{6.8, 8.7}	2,532	41,356
13	20,000	53	ВЫХОД ЗЕРНА В РАСЧЕТЕ НА 1 ГДЖ ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ, КГ-3/5-{237.0, 301.1}	2,532	43,888
14	21,538	4	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-4/5-{57.2, 68.2}	2,480	46,367
15	23,077	14	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %-4/5-{23.2, 26.8}	2,341	48,708
16	24,615	38	ПРИРАЩЕНИЕ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА-3/5-{114.2, 143.8}	2,341	51,049
17	26,154	23	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА-3/5-{28950.5, 36684.7}	2,306	53,355
18	27,692	13	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %-3/5-{19.6, 23.2}	2,220	55,575
19	29,231	39	ПРИРАЩЕНИЕ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА-4/5-{143.8, 173.4}	2,168	57,742
20	30,769	3	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-3/5-{46.3, 57.2}	2,133	59,875
21	32,308	28	ЧИСТЫЙ ДОХ (УБЫТОК), РУБ./ГА-3/5-{8493.8, 16273.9}	2,063	61,939
22	33,846	12	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %-2/5-{16.0, 19.6}	1,977	63,915
23	35,385	17	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л-2/5-{767.6, 789.2}	1,959	65,875
24	36,923	24	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА-4/5-{36684.7, 44419.0}	1,873	67,748
25	38,462	22	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА-2/5-{21216.2, 28950.5}	1,855	69,603
26	40,000	31	УРОВЕНЬ РЕНТАБЕЛЬНОСТИ (УБЫТОЧНОСТИ), %-1/5-{30.1, 11.4}	1,821	71,424
27	41,538	7	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %-2/5-{8.7, 10.3}	1,543	72,967
28	43,077	2	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-2/5-{35.3, 46.3}	1,457	74,423
29	44,615	33	УРОВЕНЬ РЕНТАБЕЛЬНОСТИ (УБЫТОЧНОСТИ), %-3/5-{52.9, 94.4}	1,439	75,863
30	46,154	37	ПРИРАЩЕНИЕ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА-2/5-{84.6, 114.2}	1,439	77,302
31	47,692	9	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %-4/5-{12.0, 13.6}	1,422	78,724
32	49,231	61	ЦЕНА ЗЕРНА, РУБ./КГ-1/5-{5.4, 5.6}	1,405	80,128
33	50,769	20	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л-5/5-{832.4, 854.0}	1,214	81,342

Степень детерм-ти классификационных шкал					
№	№%	Код класса	Наименование класса	Степень детерминированности, %	Степень детерминированности кумулятивно, %
1	7,692	1	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА	7,768	7,768
2	15,385	2	СОДЕРЖАНИЕ БЕЛКА, %	7,768	15,537
3	23,077	3	СОДЕРЖАНИЕ КЛЕЙКОВИНЫ, %	7,768	23,305
4	30,769	4	НАТУРА ЗЕРНА, Г/Л	7,768	31,073
5	38,462	5	СТОИМОСТЬ ЗЕРНА, РУБ./ГА	7,768	38,842
6	46,154	6	ЧИСТЫЙ ДОХ (УБЫТОК), РУБ./ГА	7,768	46,610
7	53,846	7	УРОВЕНЬ РЕНТАБЕЛЬНОСТИ (УБЫТОЧНОСТИ), %	7,768	54,378
8	61,538	9	К-Т ЧИСТОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ	7,768	62,147
9	69,231	10	К-Т ОТНОШЕНИЯ ПОЛУЧ. И ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ	7,768	69,915
10	76,923	11	ВЫХОД ЗЕРНА В РАСЧЕТЕ НА 1 ГДЖ ЗАТРАЧ. ЭНЕРГИИ, КГ	7,768	77,683
11	84,615	13	ЦЕНА ЗЕРНА, РУБ./КГ	7,768	85,452
12	92,308	8	ПРИРАЩЕНИЕ ЭНЕРГИИ, ГДЖ/ГА	7,751	93,203
13	100,000	12	ОКУПАЕМОСТЬ УДОБРЕНИЙ ЗЕРНОМ, КГ/КГ	6,797	100,000

Важнейший результат и его сущность

Важнейший результат: разработана и внедрена в учебный процесс и научные исследования КубГАУ Персональная интеллектуальная онлайн среда "ЭЙДОС-Х Professional" (Система "Эйдос-Хpro") (автор и разработчик: д.э.н., к.т.н., профессор Е.В.Луценко).

Сущность результата: Система "Эйдос-Хpro":

- предназначена для обучения и научных исследований в различных предметных областях и научных направлениях с применением автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос»;
- обеспечивает преобразование больших данных (**Big Data**), в большую информацию (**Big Information**), а ее в большие знания (**Big Knowledge**) с использованием ADS (Advantage Database Server) и решение на основе этих знаний задач: обобщения, абстрагирования, идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели в различных предметных областях и научных направлениях;
- позволяет пользователям и разработчикам интеллектуальных облачных Эйдос-приложений **во всем мире** (<http://lc.kubagro.ru/map5.php>) обмениваться опытом решения различных задач учебного и научного характера с применением технологий искусственного интеллекта на платформе "Эйдос-Хpro".

Новизна и значимость результата и прогноз применения

Новизна результата: впервые в российском аграрном вузе создана и внедрена в учебный процесс при преподавании дисциплин, связанных с искусственным интеллектом, и в процесс междисциплинарных научных исследований облачная интеллектуальная платформа персонального уровня.

Значимость результата: Автоматизированный системно-когнитивный анализ и его программный инструментарий система «Эйдос» является высокоэффективным, широко успешно апробированным в ряде предметных областей и научных направлений отечественным лицензионным программным продуктом, что существенно в плане безопасности и импортозамещения в сфере искусственного интеллекта.

Прогноз применения: в настоящее время на платформе "Эйдос-Хpro" создано **30** интеллектуальных локальных учебных приложений, входящих в инсталляцию, и **390** интеллектуальных облачных Эйдос-приложений. В процессе подготовки к размещению находится еще около 100 облачных Эйдос-приложений. Может эффективно применяться в АПК для решения широкого круга задач в области когнитивной ветеринарии, когнитивной агрономии, когнитивной экономики и в других областях. Имеет 100% готовность к внедрению. Подробнее перспективы применения АСК-анализа и системы «Эйдос» в АПК приведены в работах [1-22]. Итак, методология и теория АСК-анализа и его программный инструментарий разработаны, доведены до инновационного уровня (100% готовность к внедрению), широко и успешно апробированы во многих предметных областях, в т.ч. связанных с АПК.

Препятствия на пути внедрения полученных результатов

Однако их реальному широкому внедрению технологий АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос» для решения задач АПК **препятствует** фактически полное отсутствие соответствующей инфраструктуры их продвижения и внедрения (многочисленные научные статьи и монографии по АСК-анализу и системе «Эйдос», сайт и блоги в этом смысле малоэффективны, т.к. потенциальные заказчики их не читают). Поэтому **предлагается** создать такую инфраструктуру, т.к. технологии искусственного интеллекта – это сейчас безусловно мейнстрим.

Предложение по созданию Центра системно-когнитивных исследований «Эйдос» КубГАУ

В контексте Программы развития ФГБОУ ВО «Кубанский ГАУ» на 2021–2030 гг. и целью программы «Приоритет 2030» и с учетом Указа Президента РФ от 10.10.2019 N 490 "О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации" (вместе с "Национальной стратегией развития искусственного интеллекта на период до 2030 года"), осуществление MVP-проекта «**Внедрение технологий АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос» для решения задач АПК**» начинается следующим образом.

Предлагаю:

создать "Центр системно-когнитивных исследований Эйдос" ФГБОУ ВО «Кубанский ГАУ» (ЦСКИ «Эйдос» КубГАУ), со статусом бюджетного структурного подразделения университета в аппарате проректора по научной работе с основной задачей: *разработка и внедрение в КубГАУ и АПК Краснодарского края технологий Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и искусственного интеллекта с целью автоматизации получения новых научных знаний и автоматизации их применения в технологической, экономической, социальной и других областях.*

Основные функции ЦСКИ «Эйдос» КубГАУ и обеспечивающие их **структурные подразделения** Центра:

1. Преобразование больших эмпирических, экспериментальных и других исходных данных, имеющихся в КубГАУ (**Big Data**), в стандарты АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» и накопление их в больших базах данных (отдел исходных баз данных).
2. Создание статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих силу и направление влияния различных факторов на объект моделирования и решение на основе этих моделей задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области (преобразование: большие данные – большая информация – большие знания, **big data – big information – big knowledge**) (отдел АСК-анализа).
3. Изучение и сравнение существующих СИИ, разработка и внедрение новых перспективных систем искусственного интеллекта (отдел СИИ).

Для сотрудников и подразделений КубГАУ ЦСКИ «Эйдос» будет оказывать свои услуги бесплатно, а для сторонних заказчиков – на основе их договоров с КубГАУ с перечислением (после отчисления налогов и обязательных платежей в бюджет) 50% оплаты по договорам университету. АСК-анализ и система «Эйдос» является высокоэффективным и широко успешно апробированным в ряде предметных областей отечественным лицензионным программным продуктом, что существенно в плане безопасности и импортозамещения в данной сфере (<http://lc.kubagro.ru/>). Система «Эйдос» широко применяется во всем мире (<http://lc.kubagro.ru/map5.php>).

Выводы

На основании изложенного у нас есть основания сделать следующие обоснованные выводы:

1. Применение технологий искусственного интеллекта для решения задач АПК позволяет преодолеть естественные психофизиологические ограничения человека по обработке информации и принятию решений в АПК.
2. АСК-анализ и система «Эйдос» являются существенным заделом в этой области и на 100% готовы к внедрению в деятельность АПК.
3. Однако для **реального применения этих** научных разработок в области АПК необходимо создание соответствующей инфраструктуры их продвижения и применения, например ЦСКИ «Эйдос» КубГАУ.
4. В качестве **перспективы** хотелось бы отметить, что в настоящее время автором ведется разработка новой версии системы «Эйдос» на языке С++ и предпринимаются усилия по созданию Центра системно-когнитивных исследований Эйдос" КубГАУ (ЦСКИ «Эйдос»),

Список литературы по АСК-анализу и системе «Эйдос»

1. Сайт проф. Е. В. Луценко: <http://lc.kubagro.ru>.
2. Блог проф. Е. В. Луценко: <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
3. Монографии по АСК-анализу: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746370>
4. Некоторые учебники и учебные пособия проф. Е. В. Луценко: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746372>.
5. Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746371>.
6. Тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>
7. Работы по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm .
8. Работы по АСК-анализу изображений: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_images.htm
9. Работы по АСК-анализу текстов: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm
10. Работы по когнитивным функциям: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm
11. Работы по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm
12. Работы по экологии, климатологии и изучению влияния космической среды на различные глобальные процессы на Земле: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_study_of_the_influence_of_the_space_environment_on_various_processes_on_Earth.htm
13. Работы по современным информационно-коммуникационным технологиям в научно-исследовательской деятельности и образовании: http://lc.kubagro.ru/aidos/Information_and_communication_technologies_in_research_activities_and_education.htm
14. Работы по виртуальной реальности: http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm
15. Работы по когнитивной ветеринарии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm
16. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампелографии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm
17. Работы по тематике, связанной с АПК: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm
18. Работы по наукометрии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_scientometrics.htm
19. Работы о высших формах сознания, перспективах человека, технологии и общества: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_higher_forms_of_consciousness.htm
20. Работы по разработке и применению профессиограмм и тестов (психологических, профориентационных, медицинских и ветеринарных): http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_development_and_application_tests.htm
21. Работы по сценарному автоматизированному системно-когнитивному анализу (сценарный АСК-анализ): http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm
22. MVP-проект «Внедрение технологий АСК-анализа и системы «Эйдос» для решения задач АПК»: <http://lc.kubagro.ru/aidos/MVP-projects.htm>
23. Кратко об АСК-анализе и системе «Эйдос»: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf
24. Ссылки на видео-занятия и проф. Е. В. Луценко в Пермском национальном университете: <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/w3y-2ir-ukd-bqn> (2021), <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/3kc-n8a-gon-tjz> (2022), в Кубанском государственном университете и Кубанском государственном аграрном университете: <https://disk.yandex.ru/d/knISAD5qzV83Ng?w=1>

ДОСТИЖЕНИЯ НАУКИ – СЕЛЬСКОМУ ХОЗЯЙСТВУ!





Луценко Евгений Вениаминович

Профессор, доктор экономических наук,
кандидат технических наук, профессор
кафедры компьютерных технологий и систем

+7 (905) 408-54-24

prof.lutsenko@gmail.com

<http://lc.kubagro.ru/>

Эта презентация онлайн: http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf

