



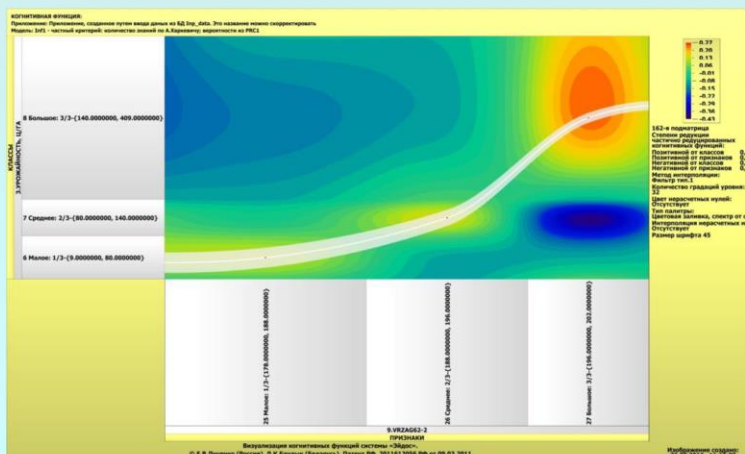
Е. В. Луценко, Л. П. Трошин

АЛГОРИТМЫ АМПЕЛОМЕТРИИ

Том-7.

Алгоритмы 61-70: Автоматизированный системно-
когнитивный анализ и интеллектуальная система
«Эйдос» в ампелометрии

Учебное пособие



Краснодар - 2025

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет
имени И. Т. Трубилина»

Е.В. Луценко, Л.П. Трошин

АЛГОРИТМЫ АМПЕЛОМЕТРИИ

Том-7.

**Алгоритмы 61-70: Автоматизированный системно-
когнитивный анализ и интеллектуальная система «Эйдос»»
в ампелометрии**

Учебное пособие

Краснодар
КубГАУ
2025

УДК 634.84
ББК 42.36
Л86

Рецензенты:

В. В. Лиховской – директор Института винограда и вина
«Магарач» РАН РФ, д-р с.-х. наук, Ялта;

В. С. Петров – главный научный сотрудник Северо-Кавказского
федерального научного центра садоводства, виноградарства, виноделия,
д-р с.-х. наук, Краснодар.

Луценко Е.В., Трошин Л.П.

Л86 Алгоритмы ампелометрии: учебное пособие // Е. В. Луценко,
Л. П. Трошин. Учебное пособие. Том 7-й. Алгоритмы 61-70: Автома-
тизированный системно-когнитивный анализ и интеллектуальная си-
стема «Эйдос» в ампелометрии. – Краснодар : КубГАУ, 2025. –
194 с.

ISBN 978-5-93856-997-3

В учебном пособии дана четкая последовательность биометриче-
ских расчетов ампелометрических измерений листьев различных фено-
типов *Vitis vinifera* L. За основу взята классическая работа: Плохинский
Н. А. Алгоритмы биометрии. Под ред. академика АН УССР Б. В. Гне-
денко. - М.: Изд-во Моск. ун-та, 1980. 21004. - 150 с. ,
http://lc.kubagro.ru/Algorithms_of_biometrics-N_A_Plokhinsky-1980.pdf.

Учебное пособие, 7-й том которого перед вами, подготовлено в
рамках реализации программы развития Кубанского ГАУ «Приоритет
2030» (стратегический проект «Генетика и селекция в растениевод-
стве») и включает 10 разделов под названием Алгоритмы 61-70: Авто-
матизированный системно-когнитивный анализ и интеллектуальная си-
стема «Эйдос» в ампелометрии (Алгоритмы 61-70). 7-й том является
естественным и логичным продолжением и развитием 6-го тома: «Ин-
формационные показатели в ампелометрии (алгоритмы 51-60)».

Предназначено для профессионалов и любителей культуры вино-
града, студентов-бакалавров, магистрантов, аспирантов и докторантов
биологических и агрономических специальностей.

УДК 634.84
ББК 42.36

ISBN 978-5-93856-997-3

© Луценко Е.В., Трошин Л.П., 2025
© ФГБОУ ВО «Кубанский
государственный аграрный
университет имени
И. Т. Трубиллина», 2025

ВВЕДЕНИЕ

В современном мире науки и технологий автоматизация процессов анализа данных становится все более необходимой для решения сложных задач в различных областях человеческой деятельности. В частности, ампелография, как наука об идентификации и классификации сортов винограда, сталкивается с вызовами, связанными с необходимостью точного определения характеристик растений для повышения эффективности селекционных работ и качества продукции. Традиционные методы описания и сравнения сортов часто ограничены возможностями человеческого восприятия и субъективными факторами, что требует внедрения новых подходов, основанных на цифровых технологиях и искусственном интеллекте. Актуальность исследования обусловлена потребностью разработки объективных методов идентификации сортов и клонов винограда по их морфологическим признакам. Особое внимание уделяется использованию форм листьев как одного из ключевых элементов ампелографической информации. Форма листа винограда является комплексным признаком, который подвержен влиянию множества внутренних и внешних факторов, таких как генетические особенности, климатические условия, почвенные характеристики и др. Это делает задачу автоматизации процесса идентификации особенно сложной, но и чрезвычайно важной для развития современного виноградарства. Существующие методы машинного обучения и компьютерного зрения хотя и предоставляют возможности для анализа графических данных, однако не всегда учитывают специфику биологических объектов и их изменчивость. В учебном пособии рассматривается применение автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализа) и интеллектуальной системы «Эйдос» для решения задач ампелографии. Конкретные задачи включают: разработку нового подхода к оцифровке изображений листьев винограда с использованием полярной системы координат, создание математических моделей форм листьев, выделение прототипа формы листа каждого сорта, независимого от воздействий окружающей среды, а также количественное определение сходства – различия между сортами и клонами винограда по прототипам формы их листьев.

Для достижения поставленных целей применялся комплексный методологический подход, основанный на теории информации и системном анализе. Исследование проводилось с использованием программного обеспечения «Эйдос», которое представляет собой универсальную когнитивную аналитическую систему, способную выполнять многопараметрическую типизацию и системную идентификацию объектов. Методология исследования включала несколько этапов: оцифровку сканированных изображений листьев, формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации, создание обобщенных образов форм листьев различных сортов, верификацию модели путем идентификации конкретных листьев с обобщенными образами, и, наконец, проведение кластерно-конструктивного анализа для количественной оценки сходства – различия между сортами и клонами. Новизна представленного исследования заключается в предложении оригинального метода оцифровки изображений листьев с использованием полярной системы координат и центра тяжести. Предложенная методология отличается от существующих тем, что она фокусируется на выделении истинной формы листа («Эйдоса») путем подавления шума, вызванного воздействием окружающей среды. Благодаря этому достигается высокая точность идентификации сортов винограда, которая составляет около 95,8 % после двух итераций улучшения качества обучающей выборки. Результаты проведенного исследования имеют высокую практическую значимость для виноградарства и смежных наук. Разработанная методология может быть успешно применена для создания адаптивных ампелоценозов, повышения продуктивности виноградных насаждений и совершенствования процессов селекции. Кроме того, материалы монографии могут быть использованы в учебном процессе для преподавания курсов, связанных с представлением знаний, искусственным интеллектом и интеллектуальными технологиями. Система «Эйдос», применяемая в исследовании, находится в полном открытом бесплатном доступе, что способствует ее широкому распространению и практическому применению в различных областях. Таким образом, данный том учебного пособия демонстрирует перспективы использования современных информационных технологий для решения практических задач в ампелографии.

1. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ КАК МЕТОД И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ЭЙДОС КАК ИНСТРУМЕНТАРИЙ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ АМПЕЛОМЕТРИИ

Для решения поставленной в данной работе задачи применим автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос».

Ниже приведем краткую информацию об этом методе и его инструментарии.

1.1. Очень кратко об АСК-анализе

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен автором в 2002 году в ряде статей и фундаментальной монографии [1]. Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен автором. На тот момент он вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Яндексе находится 9 миллионов сайтов с этим сочетанием слов¹.

АСК-анализ включает:

- теоретические основы, в частности базовую формализуемую когнитивную концепцию;
- математическую модель, основанную на системном обобщении теории информации (СТИ);
- методику численных расчетов (структуры баз данных и алгоритмы их обработки);
- программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» (интеллектуальная система «Эйдос»).

Более подробно АСК-анализ описан в работах [2, 3] и ряде других. На момент написания данной работы автором опубликовано 52 монографии, 36 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получено 34 патента РФ на

¹ [https://yandex.ru/search/?lr=35&clid=2327117-18&win=360&text=%20360&text=Автоматизированный+системно-когнитивный+анализ+\(АСК-анализ\)](https://yandex.ru/search/?lr=35&clid=2327117-18&win=360&text=%20360&text=Автоматизированный+системно-когнитивный+анализ+(АСК-анализ))

системы искусственного интеллекта, 485 публикаций в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным РИНЦ), 6 статей в журналах, входящих в WoS, 6 публикаций в журналах, входящих в Скопус. Около половины из примерно 747 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в различных предметных областях.

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США².

АСК-анализ и система "Эйдос" были успешно применены в 10 докторских и 13 кандидатских диссертациях по экономическим, техническим, биологическим, психологическими и медицинским наукам, еще несколько докторских диссертаций с применением АСК-анализа в стадии выхода на защиту. Автор является основателем междисциплинарной научной школы: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ»³. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении по крайней мере трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуры научных специальностей ВАК РФ⁴). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

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

Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" включает следующие междисциплинарные научные направления:

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных;
- Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных;
- Спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений;

² <https://catalog.loc.gov/vwebv/search?searchArg=Lutsenko+E.V.> (и кликнуть: "Search")

³ <https://www.famous-scientists.ru/school/1608>

⁴ <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/400450248/>

– Сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов.

Приводить здесь ссылки на все эти работы вряд ли целесообразно. Отметим лишь, что у автора есть личный сайт [4] и страничка в РесечГейт [5], на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа. Краткая информация об АСК-анализе и системе «Эйдос» есть в материале: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf.

1.2. Очень кратко о системе «Эйдос»

Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-Х++» отличается от большинства из этих систем, по крайней мере, некоторыми из следующих своих параметров:

- **является универсальной** и может быть применена во многих предметных областях, т.к. *разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области* (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>). Это обеспечивается за счет того, что система имеет 6 основных автоматизированных программных интерфейсов и 4 дополнительных (API, подсистема 2.3.2), которые обеспечивают ввод в систему из внешних источников (датасетов) данных различных типов: табличных, текстовых и графических. С помощью API внешние числовые, текстовые и графические данные, измеряемые в текстовых (номинальных, дихотомических и порядковых) и числовых (интервальных и отношений) шкалах и в различных единицах измерения, вводятся в систему «Эйдос» и преобразуются в единую стандартную форму описательных и классификационных *токенов*, которые далее совершенно единообразно обрабатываются вычислительным ядром системы «Эйдос». В эту обработку входит создание статистических и системно-когнитивных моделей предметной области и решение различных задач с помощью этих моделей.

- Система «Эйдос» представляет собой программный инструмент Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и является *автоматизированной* системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени в процессе создания моделей и их использования

для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее модели (*автоматические системы работают без такого участия человека*);

- **является одной из первых** и наиболее популярных отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта и программирования: есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

- **реально работает**, обеспечивает *устойчивое* выявление в *сопоставимой* форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);

- **имеет «нулевой порог входа»:**

- **содержит большое количество** интеллектуальных локальных (т.е. поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных **Эйдос-приложений** (в настоящее время их **31** и более **444**, соответственно: (http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf, http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf, http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pptx);

- **находится в полном открытом бесплатном доступе** (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/___AidosALL.txt): открытая лицензия: **CC BY-SA 4.0** (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора и разработчика системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система

«Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 34 свидетельства РосПатента РФ);

- является «интерпретатором интеллектуальных моделей», т.е. с одной стороны является инструментальной оболочкой, позволяющей без какого-либо программирования создавать интеллектуальные приложения на основе конфигуратора статистических и системно-когнитивных моделей, а с другой стороны является run-time системой или средой исполнения, обеспечивающей эксплуатацию этих интеллектуальных приложений в адаптивном режиме;

- чтобы самостоятельно освоить систему Эйдос достаточно скачать со страницы: http://lc.kubagro.ru/Installation_Eidos.php и установить полную версию систему, а затем в режиме 1.3 скачать и установить из Эйдос-облака одно из интеллектуальных облачных Эйдос-приложений (http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) и выполнять его, следуя описанию приложения. Обычно это файл readme.pdf в папке: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data. Для изучения лучше выбирать самые новые приложения, автором которых является проф.Е.В.Луценко. Кроме того на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf есть более 320 полутора- и трех-часовых видео-занятий (на русском языке) и много других учебных материалов и примеров описания интеллектуальных-Эйдос-приложений: http://lc.kubagro.ru/Video_lessons_by_Prof.E.V.Lutsenko/Catalog.php;

- на странице: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm> есть много тематических подборок публикаций по применениям системы «Эйдос» в самых различных предметных областях.

- поддерживает on-line среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире (<http://lc.kubagro.ru/map5.php>);

- обеспечивает мультязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в установку и могут пополняться в автоматическом режиме;

- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA, т.е. поддерживать язык OpenGL);

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

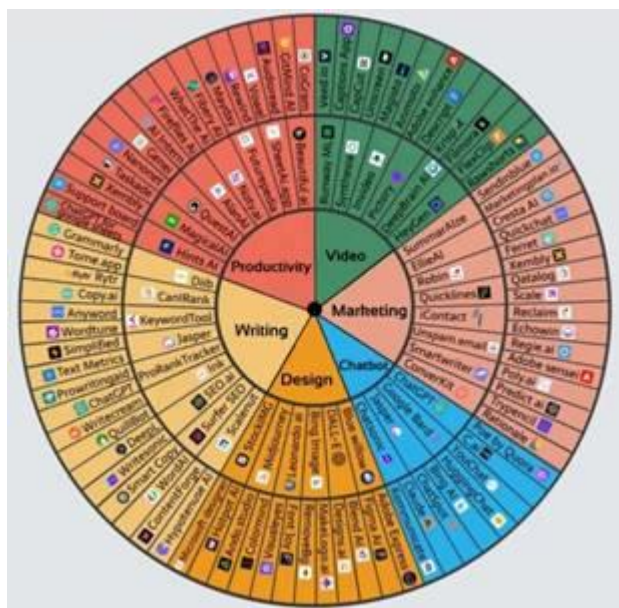
- хорошо имитирует человеческий стиль мышления и является инструментом познания: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции, если эти эксперты уже есть, а если их еще нет, то она все равно дает верные результаты познания, что будет признано будущими экспертами, когда они появятся;

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторов всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить те данные, которые

есть, и, тем самым, преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для принятия решений и управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

В чем сила подхода, реализованного в системе Эйдос? В том, что она реализует подход, эффективность которого не зависит от того, что мы думаем о предметной области и думаем ли вообще. Она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных. Именно поэтому Эйдос-модели эффективны даже если наши представления о предметной области ошибочны или вообще отсутствуют.

В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос. Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах.



В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

1-й этап, «подготовительный»: 1979-1992 годы. Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере на основе моде-

ли). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен [акт внедрения](#) на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см.2-й акт).

2-й этап, «эра IBM PC и MS DOS»: 1992-2012 годы. Для IBM-совместимых персональных компьютеров система "Эйдос" впервые реализована на языках CLIPPER-87 и CLIPPER-5.01 (5.02) в 1992 году, а в 1994 году уже были получены [свидетельства РосПатента](#), первые в Краснодарском крае и, возможно, в России на системы искусственного интеллекта (слева приведена титульная видеограмма финальной DOS-версии системы «Эйдос-12.5», июнь 2012 года). С тех пор и до настоящего времени система непрерывно совершенствуется на IBM PC.

3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке [Аляска-1.9](#) + [Экспресс++](#) + библиотека для работы с Internet xb2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

4-й этап, «эра MS Windows-10»: 2020-2021 годы. С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке Аляска-2.0 + Экспресс++. Библиотека xb2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в базовые возможности языка программирования.

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»:
2022 год. С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке xBase++eXpress++Advantage Database Server (ADS), обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big Knowledge).

6-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2023 года по настоящее время. С 2023 развитие системы «Эйдос» осуществляется в основном на языке **Питон (Python), C++**, а также Аляска-2.0 + Экспресс++.

Скачать и запустить систему «Эйдос-X++» (самую новую на текущий момент версию) или обновление системы до текущей версии (<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>). Это наиболее полная на данный момент незащищенная от несанкционированного копирования портативная (portable) версия системы (не требующая инсталляции) с полными исходными текстами текущей версии (за исключением ключей доступа к ftp-серверу системы «Эйдос» и ключей лицензионного программного обеспечения), находящаяся в полном открытом бесплатном доступе с обновлениями. Кредо. Лаборатория в [ResearchGate](#) по АСК-анализу и системе «Эйдос».

1.3. Немного подробнее об этапах АСК-анализа

Весь процесс создания моделей в АСК-анализе и использования этих моделей для решения подготовительных и реальных задач осуществляется в системе «Эйдос» и предусматривает следующие этапы, суть которых рассмотрена ниже (рисунок 3):

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

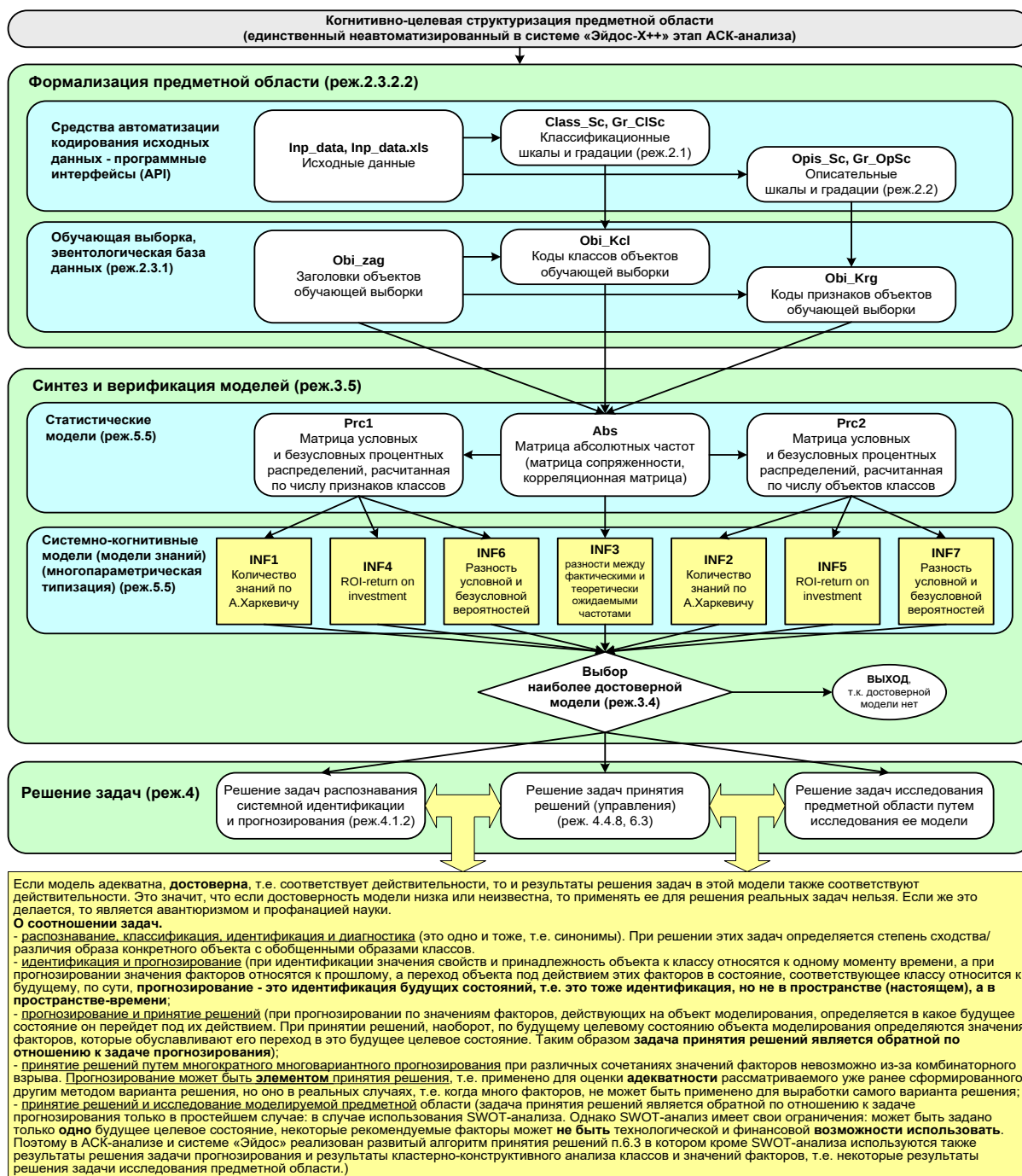


Рисунок 1. Порядок обработки данных, информации и знаний в системы «Эйдос»

Ниже приведен краткий экскурс в возможности метода и его программного инструментария. Отметим, что в данной работе мы используем далеко не все эти возможности, а лишь некоторые из них, достаточные для решения поставленной в работе задачи.

1.3.1. Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций

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

Описательные шкалы служат для формального описания факторов, а классификационные – результатов их действия на объект моделирования. Шкалы могут быть числовые и текстовые. Текстовые шкалы могут быть номинальные и порядковые.

Когнитивная структуризация предметной области является первым и единственным неавтоматизированным в системе «Эйдос» этапом АСК-анализа, т.е. все последующие этапы АСК анализа в ней полностью автоматизированы.

В АСК-анализе и системе «Эйдос» применяется две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций: статичная и динамичная и соответствующая терминология (обобщающая, статичная и динамичная).

Статичная интерпретация и терминология:

- градации классификационных шкал – это обобщающие категории видов объектов (классы);
- описательные шкалы – свойства объектов, градации описательных шкал – значения свойств (признаки) объектов.

Динамичная интерпретация и терминология:

- градации классификационных шкал – это обобщающие категории будущих состояний объекта моделирования (классы);
- описательные шкалы – факторы, действующие на объект моделирования, градации описательных шкал – значения факторов, действующие на объект моделирования.

Обобщающая терминология:

- классификационные шкалы и градации;
- описательные шкалы и градации;

1.3.2. Формализация предметной области

На этапе формализации предметной области разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации, а затем исходные данные кодируются с их использованием, в результате чего получается обучающая выборка. Обучающая выборка, по сути, представляет собой исходные данные, нормализованные с помощью классификационных и описательных шкал и градаций.

В системе «Эйдос» имеется большое количество разнообразных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему внешних данных различных типов: текстовых, табличных и графических, а также других, которые могут быть представлены в этом виде, например аудио или данные электроэнцефалограммы (ЭЦГ) или кардиограммы (ЭКГ).

Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований в самых различных направлениях науки и решения практических задач в самых различных предметных областях, практически почти везде, где человек применяет естественный интеллект.

1.3.3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей (многопараметрическая типизация), частные критерии знаний

Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и системно-когнитивные модели автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и интеллектуальной системы «Эйдос», подробно описаны в ряде монографий и статей автора [1, 2]. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко, акцентируя внимание лишь на математической взаимосвязи коэффициента возврата инвестиций (ROI) с мерой χ -квадрат Карла Пирсона и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича.

Отметим, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов). Но для решения всех задач используется не непосредствен-

но сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [3] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных, представленных в различных типах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 1).

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				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

На основе таблицы 1 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 2).

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				$P_{\Sigma j}$			

Отметим, что в АСК-анализе и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» используется два способа расчета матриц условных и безусловных процентных распределений:

1-й способ: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу;

2-й способ: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

На практике часто встречается существенная несбалансированность данных, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 1) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 2) является весьма обоснованным и логичным.

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 1), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 2), а также

матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрица абсолютных частот и матрицы условных и безусловных процентных распределений. Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [1, 2, 3]. В системе «Эйдос» этот подход применяется всегда при решении любых задач.

Затем на основе таблиц 1 и 2 с использованием частных критериев, знаний приведенных таблице 3, рассчитываются матрицы 7 системно-когнитивных моделей (таблица 4).

В таблице 3 приведены формулы:

- для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;
- для сравнения условных и безусловных относительных частот («вероятностей»).

И это **сравнение** в таблицах 1 и 2 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 3), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равное 7 определяется тем, что они получаются путем всех возможных вариантов сравнения фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот путем вычитания и путем деления, и при этом N_j рассматривается как суммарное количество или признаков, или объектов обучающей выборки в j -м классе, а **нормировка к нулю** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо логарифмированием, либо вычитанием единицы (таблица 5).

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; $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – 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		
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	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$	
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	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i} = \frac{N_{ij}}{N_j} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$	
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.

Таблица 4 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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	---	---

Обратим особое внимание на то, что сравнение фактических и теоретических абсолютных частот путем деления приводит при нормировках к нулю (что нужно для применения аддитивных интегральных критериев) путем взятия логарифма и путем вычитания 1 к *тем же самым* моделям, что и сравнение условных и безусловных относительных частот путем деления с теми же самыми способами нормировки. Таким образом, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и провести нормировку к 0 путем взятия логарифма и путем вычитания 1, то получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Других же системно-когнитивных моделей, рассчитываемых на основе приведенных статистических моделей просто нет. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра. *Под конфигуратором В.А.Лефевр понимал минимальный полный набор понятийных шкал или конструктов, т.е. понятий, достаточный для адекватного описания предметной области* [4]⁵. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

Когда мы сравниваем фактические и теоретические абсолютные частоты путем вычитания у нас получается частный критерий знаний: «хи-квадрат» (СК-модель INF3), когда же мы сравниваем их путем деления, то у нас получается частный критерий: «количество информации по А.Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2) или «коэффициент возврата инвестиций ROI» - Return On Investment (СК-модели INF4, INF5) в зависимости от способа нормировки.

Когда же мы сравниваем условные и безусловные относительные частоты путем вычитания у нас получается частный критерий знаний: «коэффициент взаимосвязи» (СК-модели INF6,

5 См. 1.2.1.2.1.1. Определение понятия конфигулятора, http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos06_lec/index.htm

INF7), когда же мы сравниваем их путем деления, то у нас получается частный критерий: «количество информации по А.Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2).

Таким образом, мы видим, что все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом. Особенно интересна связь знаменитого критерия хи-квадрат К.Пирсона с замечательной мерой количества информации А.Харкевича и с известным в экономике коэффициентом ROI.

Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к числу испытаний) при неограниченном увеличении количества испытаний. Ясно, что вероятность – это математическая абстракция, которая никогда не встречается на практике (также как и другие математические и физические абстракции, типа математической точки, материальной точки, бесконечно малой и т.п.). На практике встречается только относительная частота. Но она может быть весьма близкой к вероятности. Например, при 480 наблюдений различие между относительной частотой и вероятностью (погрешность) составляет около 5%, при 1250 наблюдениях – около 2.5%, при 10000 наблюдениях – 1%.

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [3].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 4 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 3), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных

критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 6).

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с мощностью сигнала, в частности мощностью информации, а в АСК-анализе все модели рассматриваются как источник информации об объекте моделирования. Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 6):

Таблица 6 – Уточнение терминологии АСК-анализа

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\Sigma j} = \sqrt[2]{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j)^2}$
3	1. Качество модели. 2. Ценность модели. 3. Степень сформированности модели. 4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области	Корень из информационной мощности модели	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

Выводы

В статье раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и

выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 **тождественно совпадают** с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра, содержащий минимальное количество моделей, позволяющих полно описать моделируемую предметную область.

Показательно, что *модель меры χ -квадрат Карла Пирсона из статистики* оказалась математически тесно связанной с коэффициентом возврата инвестиций (ROI), применяемой в *экономике* в теории управления портфелем инвестиций и с мерой информации Александра Харкевича из семантической **теории информации** и теории управления знаниями. Все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

1.3.4. Верификация моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1- L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры [8].

Достоверность моделей можно оценивать и путем решения других задач, например задач прогнозирования, выработки управляющих решений, исследования объекта моделирования путем исследования его модели. Но это более трудоемко и даже

всегда возможно, особенно на экономических и политических моделях.

В режиме 3.4 системы «Эйдос» и ряде других изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности.

1.3.5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

- идентификация объекта с классом достоверна, т.е. модель относит объекты к классам, к которым они действительно принадлежат;
- прогнозирование достоверно, т.е. действительно наступают те события, которые прогнозируются;
- принятие решений адекватно (достоверно), т.е. после реализации принятых управляющих решений объект управления действительно переходит в целевые будущие состояния;
- исследование достоверно, т.е. полученные в результате исследования модели объекта моделирования выводы могут быть с полным основанием отнесены к объекту моделирования.

Технически сам выбор наиболее достоверной модели осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро. Это необходимо лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только для модели, заданной текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

1.3.6. Решение задачи идентификации и прогнозирования

При решении задачи идентификации каждый объект распознаваемой выборки сравнивается по всем своим признакам с каждым из обобщенных образов классов. Смысл решения задачи идентификации заключается в том, что при определении принадлежности конкретного объекта к обобщенному образу классу об этом конкретном объекте по аналогии становится известно все, что известно об объектах этого класса, по крайней мере, самое

существенное о них, т.е. чем они отличаются от объектов других классов.

Задачи идентификации и прогнозирования взаимосвязаны и мало чем отличаются друг от друга. Главное различие между ними в том, что при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему (рисунок 3).

Задача решается в модели, заданной в качестве текущей, т.к. является весьма трудоемкой в вычислительном отношении. Правда с использованием графического процессора (GPU) для расчетов эта проблема практически снялась.

Сравнение осуществляется путем применения неметрических интегральных критериев, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны⁶ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

1.3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

Интегральный критерий «Сумма знаний» представляет собой суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний, представленных в help режима 5.5:

$$I_j = (\vec{I}_{ij}, \vec{L}_i).$$

В выражении круглыми скобками обозначено скалярное произведение. В координатной форме это выражение имеет вид:

$$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i,$$

⁶ В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

где: M – количество градаций описательных шкал (признаков);

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j -го класса;

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив-локатор), т.е.:

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, & \text{если } i - \text{й фактор действует;} \\ n, & \text{где } n > 0, \text{ если } i - \text{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i - \text{й фактор не действует.} \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n , если он присутствует у объекта с интенсивностью n , т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» – один раз).

1.3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» представляет собой нормированное суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний, представленных в help режима 3.3 и имеет вид:

$$I_j = \frac{1}{\sigma_j \sigma_l M} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j) (L_i - \bar{L}),$$

где:

M – количество градаций описательных шкал (признаков); $\bar{I}_j$ – средняя информативность по вектору класса; $\bar{L}$ – среднее по вектору объекта;

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса; σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j -го класса; $\vec{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта (состояния или явления), включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив-локатор), т.е.:

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, & \text{если } i - \text{й фактор действует;} \\ n, & \text{где } n > 0, \text{ если } i - \text{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i - \text{й фактор не действует.} \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n , если он присутствует у объекта с интенсивностью n , т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» – один раз).

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями:

$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}, L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}$. Поэтому по своей сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности линейной интерполяции:

$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}, L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$, Это позволяет предложить другие виды интегральных критериев. Но они в настоящее время не реализованы в системе «Эйдос».

1.3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев

Данные интегральные критерии обладают очень интересными математическими свойствами, которые обеспечивают ему важные достоинства:

Во-первых, интегральный критерий имеет неметрическую природу, т.е. он является мерой сходства векторов класса и объекта, но не расстоянием между ними, а косинусом угла между ними, т.е. это межвекторное или информационное расстояние. Поэтому его применение является корректным в неортонормированных пространствах, которые, как правило, и встречаются на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

Во-вторых, данный интегральный критерий является фильтром, подавляющим белый шум, который всегда присутствует в эмпирических исходных данных и в моделях, созданных на их основе. Это свойство подавлять белый шум проявляется у данного критерия тем ярче, чем больше в модели градаций описательных шкал.

В-третьих, интегральный критерий сходства представляет собой количественную меру сходства/различия конкретного объекта с обобщенным образом класса и имеет тот же смысл, что и функция принадлежности элемента множеству в нечеткой логике Лотфи Заде. Однако в нечеткой логике эта функция задается исследователем априорно путем выбора из нескольких возможных вариантов, а в АСК-анализе и его программном инструментарии – интеллектуальной системе «Эйдос» она рассчитывается в соответствии с хорошо обоснованной математической моделью непосредственно на основе эмпирических данных.

В-четвертых, кроме того значение интегрального критерия сходства представляет собой адекватную самооценку степени уверенности системы в положительном или отрицательном решении о принадлежности/непринадлежности объекта к классу или риска ошибки при таком решении.

В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функци-

ям классов I_{ij} , т.е. определяется вес каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в монографии:

Луценко Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ: научная монография / Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2021. – 288 с., ISBN 978-5-907474-67-3, DOI: [10.13140/RG.2.2.22981.37608](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.22981.37608), <https://www.researchgate.net/publication/353555996>

1.3.7. Решение задачи принятия решений

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

Задачи прогнозирования и принятия решений относятся друг к другу как прямая и обратная задачи:

- при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием;

- при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние.

Таким образом, задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования. Но это так только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос») [9].

1.3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать.

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 ана-

лиза классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работе [10] и ряде последующих работ.

1.3.8. Решение задачи исследования объекта моделирования путем исследования его модели

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

Инвертированные SWOT-диаграмм (предложены автором в работе [9]), отражают силу и направление влияния конкретной градации описательной шкалы на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационных шкал (классы). Это и есть смысл (семантический потенциал) этой градации описательной шкалы. Инвертированные SWOT-диаграммы выводятся в режиме 4.4.9 системы «Эйдос».

1.3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1) рассчитывается матрица сходства классов по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2);
- агломеративных дендрограмм, полученных в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (предложена автором в 2011 году в работе [11]) (режим 4.2.2.3);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3);
- 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12).

1.3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1) рассчитывается матрица сходства признаков по системе их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2);
- агломеративных дендрограмм, полученных в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (предложена автором в 2011 году в работе [11]) (режим 4.3.2.3);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3);
- 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12).

1.3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

Модель знаний системы «Эйдос» относится к нечетким декларативным гибридным моделям и объединяет в себе некоторые положительные особенности нейросетевой и фреймовой моделей представления знаний.

Классы в этой модели соответствуют нейронам и фреймам, а признаки рецепторам и шпациям (описательные шкалы – слотам).

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

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [12]:

1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети);

2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации;

3) нейросеть является нелокальной, как сейчас говорят «полносвязной».

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения отображается в форме цвета и толщины дендрита.

1.3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [12].

Есть также возможность визуализации любого одного слоя нелокальной нейронной сети (режим 4.4.11 системы «Эйдос»).

Такой слой в наглядной форме отражает силу и направление влияния рецепторов ряда нейрона на степень их активации/торможения в форме цвета и толщины дендритов.

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные.

1.3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов вверху и внизу соответственно и одного слоя нейронной сети (режим 4.4.12 системы «Эйдос»).

1.3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)

В 2d-когнитивных диаграммах сравнения классов по системе их детерминации видно, насколько сходны или насколько отличаются друг от друга классы по значениям обуславливающих их факторов.

Однако мы не видим из этой диаграммы, чем именно конкретно сходны и чем именно отличаются эти классы по значениям обуславливающих их факторов.

Это мы можем увидеть из когнитивной диаграммы содержательного сравнения классов, которая отображается в режиме 4.2.3 системы «Эйдос».

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть первым писал Дьердь Пойа [13]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [1] на странице 5217. Позже об этом писалось в работе [7]⁸ и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Например, нам известно, что один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. Спрашивается, эти признаки вносят вклад в сходство или в различие этих двух людей? В АСК-анализе и системе «Эйдос» этот вопрос решается так. В модели на основе кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов (признаков) известно, насколько те или иные признаки сходны или отличаются по их влиянию на объект моделирования. Поэтому понятно, что человек с голубыми глазами вероятнее всего блондин, а брюнет, скорее всего, имеет темные глаза. Так что понятно, что эти признаки вносят вклад в различие этих двух людей.

1.3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)

Из 2d-когнитивных диаграмм сравнения значений факторов по их влиянию на объект моделирования, т.е. на его переходы в состояния, соответствующие классам вполне понятно, насколько сходны или отличаются любые два значения факторов по их смыслу.

⁷ https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf, Таблица 7. 17, стр. 521

⁸ <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, стр.44.

Напомним, что смысл, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий [14].

Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно сходны или отличаются значения факторов по их смыслу.

Это видно из когнитивных диаграмм, которые можно получить в режиме 4.3.3 системы «Эйдос».

1.3.8.9. Когнитивные функции

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году [7, 15-22].

Когнитивные функции отображают, какое количество информации содержится в градациях описательной шкалы о переходе объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационной шкалы. При этом в статистических и системно-когнитивных моделях в каждой градации описательной шкалы содержится информация обо всех градациях классификационной шкалы, т.е. каждому значению аргумента соответствуют все значения функции, но соответствуют в разной степени, причем как положительной, так и отрицательной, которая отображается цветом.

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5.

1.3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

В АСК-анализе все факторы рассматриваются с одной единственной точки зрения: сколько информации содержится в их значениях о переходе объекта моделирования и управления, на который они действуют, в определенное будущее состояние, описываемое классом (градация классификационной шкалы), и при этом сила и направление влияния всех значений факторов на объект измеряется в одних общих для всех факторов единицах измерения: единицах количества информации [6].

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в

статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели Infl, это вариабельность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос»)..

Значимость всей описательной шкалы является средним от степени значимости ее градаций (режим 3.7.4 системы «Эйдос»).

Если рассортировать все градации факторов (признаки) в порядке убывания селективной силы и получить сумму селективной силы системы значений факторов нарастающим итогом, то получим Парето-кривую.

1.3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

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

Чем выше степень детерминированности класса, тем более достоверно он прогнозируется по значениям факторов.

Степень детерминированности (обусловленности) всей классификационной шкалы является средним от степени детерминированности ее градаций, т.е. классов (режим 3.7.2 системы «Эйдос»).

Литература

1. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
2. Lutsenko E.V. Automated system-cognitive analysis in the management of active objects (a system theory of information and its application in the study of economic, socio-psychological, technological and organizational-technical systems) // March 2019, Publisher: KubSAU, ISBN: 5-94672-020-1, <https://www.researchgate.net/publication/331745417>
3. Lutsenko E.V. Theoretical foundations, mathematical model and software tools for Automated system-cognitive analysis // July 2020,

DOI: [10.13140/RG.2.2.21918.15685](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.21918.15685), License [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/),
<https://www.researchgate.net/publication/343057312>

4. Сайт проф.Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>
5. Блог Е.В.Луценко в RG <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
6. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <https://www.researchgate.net/publication/331801337>, 1,562 у.п.л.
7. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5- 94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220/>.
8. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСКанализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №02(126). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf> 2 у.п.л.
9. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf> 2,688 у.п.л.
10. Луценко Е.В. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина, А.Э. Сергеев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №06(160). С. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf>, 1,25 у.п.л.
11. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского госу-

дарственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf> 3,062 у.п.л.

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

13. Поля Дьердь. Математика и правдоподобные рассуждения. // под редакцией С.А.Яновской. Пер. с английского И.А.Вайнштейна., М., Наука, 1975 — 464 с., <http://ilib.mccme.ru/djvu/polya/rassuzhdenija.htm>

14. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка-Абельсона / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(005). С. 65 – 86. – IDA [article ID]: 0050403004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/04.pdf>, 1,375 у.п.л.

15. Луценко Е.В. АСК-анализ как метод выявления когнитивных функциональных зависимостей в многомерных зашумленных фрагментированных данных / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2005. – №03(011). С. 181 – 199. – IDA [article ID]: 0110503019. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2005/03/pdf/19.pdf>, 1,188 у.п.л.

16. Луценко Е.В. Когнитивные функции как обобщение классического понятия функциональной зависимости на основе теории информации в системной нечеткой интервальной математике / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №01(095). С. 122 – 183. – IDA [article ID]: 0951401007. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/01/pdf/07.pdf>, 3,875 у.п.л.

17. Луценко Е.В. Когнитивные функции как адекватный инструмент для формального представления причинно-следственных зависимостей / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2010. – №09(063). С. 1 – 23. – Шифр Информрегистра: 0421000012\0233, IDA [article ID]:

0631009001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2010/09/pdf/01.pdf>, 1,438 у.п.л.

18. Луценко Е.В. Когнитивные функции как обобщение классического понятия функциональной зависимости на основе теории информации в системной нечеткой интервальной математике / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №01(095). С. 122 – 183. – IDA [article ID]: 0951401007. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/01/pdf/07.pdf>, 3,875 у.п.л.

19. Луценко Е.В., Система восстановления и визуализации значений функции по признакам аргумента (Система «Эйдос-map»). Пат. № 2009616034 РФ. Заяв. № 2009614932 РФ. Оpubл. от 30.10.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009616034.jpg>, 3,125 у.п.л.

20. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ функций и восстановление их значений по признакам аргумента на основе априорной информации (интеллектуальные технологии интерполяции, экстраполяции, прогнозирования и принятия решений по картографическим базам данных) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №07(051). С. 130 – 154. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0066, IDA [article ID]: 0510907006. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/06.pdf>, 1,562 у.п.л.

21. Луценко Е.В., Бандык Д.К., Подсистема визуализации когнитивных (каузальных) функций системы «Эйдос» (Подсистема «Эйдос-VCF»). Пат. № 2011612056 РФ. Заяв. № 2011610347 РФ 20.01.2011. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612056.jpg>, 3,125 у.п.л.

22. 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(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>, 2,688 у.п.л.

23. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ изображений (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №02(046). С. 146 – 164. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0017, IDA [article ID]:

0460902010. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/02/pdf/10.pdf>, 1,188 у.п.л.

24. Луценко Е.В. Системно-когнитивный подход к синтезу эффективного алфавита / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №07(051). С. 109 – 129. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0067, IDA [article ID]: 0510907005. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/05.pdf>, 1,312 у.п.л.

25. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений по их внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №06(110). С. 138 – 167. – IDA [article ID]: 1101506009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/06/pdf/09.pdf>, 1,875 у.п.л.

26. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений по их пикселям (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №07(111). С. 334 – 362. – IDA [article ID]: 1111507019. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/07/pdf/19.pdf>, 1,812 у.п.л.

27. Луценко Е.В. Решение задач ампелографии с применением АСК-анализа изображений листьев по их внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, Д.К. Бандык, Л.П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №08(112). С. 862 – 910. – IDA [article ID]: 1121508064. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/08/pdf/64.pdf>, 3,062 у.п.л.

28. Луценко Е.В. Идентификация видов жуков-жужелиц (Coleoptera, Carabidae) путем АСК-анализа их изображений по внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, В.Ю. Сердюк // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №05(119). С. 1 – 30. – IDA [article ID]: 1191605001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/05/pdf/01.pdf>, 1,875 у.п.л.

29. Луценко Е.В. Классификация жуков-жужелиц (Coleoptera, Carabidae) по видам и родам путем АСК-анализа их изображений / Е.В. Луценко, В.Ю. Сердюк // Политематический сетевой электронный науч-

ный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 166 – 201. – IDA [article ID]: 1211607004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/04.pdf>, 2,25 у.п.л.

30. Сердюк В.Ю. Создание обобщенных изображений родов жуков-жужелиц (Coleoptera, Carabidae) на основе изображений входящих в них видов, методом АСК-анализа / В.Ю. Сердюк, Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №09(123). С. 30 – 66. – IDA [article ID]: 1231609002. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/09/pdf/02.pdf>, 2,312 у.п.л.

31. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный спектральный анализ конкретных и обобщенных изображений в системе "Эйдос" (применение теории информации и когнитивных технологий в спектральном анализе) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №04(128). С. 1 – 64. – IDA [article ID]: 1281704001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/04/pdf/01.pdf>, 4 у.п.л.

32. Луценко Е.В. Идентификация типов и моделей самолетов путем АСК-анализа их силуэтов (контуров) (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №10(114). С. 1316 – 1367. – IDA [article ID]: 1141510099. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/10/pdf/99.pdf>, 3,25 у.п.л.

33. Луценко Е.В. Решение задачи классификации боеприпасов по типам стрелкового нарезного оружия методом АСК-анализа / Е.В. Луценко, С.В. Швец, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №03(117). С. 838 – 872. – IDA [article ID]: 1171603055. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/03/pdf/55.pdf>, 2,188 у.п.л.

34. Луценко Е.В. Определение типа и модели стрелкового нарезного оружия по боеприпасам методом АСК-анализа / Е.В. Луценко, С.В. Швец // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №04(118). С. 1 – 40. – IDA [article ID]: 1181604001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/04/pdf/01.pdf>, 2,5 у.п.л.

35. Луценко Е. В. , Лаптев В. Н., Сергеев А. Э. Системно-когнитивное моделирование в АПК : учеб. пособие / Е. В. Луценко, В. Н. Лаптев, А. Э. Сергеев, – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 518 с. ISBN 978-5-94215-416-5. <https://elibrary.ru/item.asp?id=35649123>

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

37. Lutsenko E.V. SCENARIO AND SPECTRAL AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS // July 2021, DOI: [10.13140/RG.2.2.22981.37608](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.22981.37608), License [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/), <https://www.researchgate.net/publication/353555996>

2. БИОМЕТРИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА ПОЛИМОРФИЗМА СОРТОГРУПП ВИНОГРАДА ПИНО И РИСЛИНГ ПО МОРФОЛОГИЧЕСКИМ ПРИЗНАКАМ ЛИСТЬЕВ СРЕДНЕГО ЯРУСА КРОНЫ

В ампелографии полиморфизмом называют биологическое явление разнообразия - одновременное перманентное наличие в популяции двух или нескольких фенотипически и генотипически отличающихся групп растений одного сорта, то есть клонов. В виноградарстве обычно считают клон изогенной популяцией, а сорт как совокупность клонов или форм – гетерогенной. Полиморфизм сортов имеет большое практическое значение, так как сорта-клоны обеспечивают при условии их гармоничного взаимодействия адаптивный ампелоценоз и высокий для производства экономический эффект. В статье на фенотипическом уровне по листьям освещен полиморфизм двух гетерогенных популяций – сортогрупп Пино и Рислинг, являющихся лучшими представителями французского и немецкого виноградарства.

2.1. Введение

История развития виноградарства показывает, что большинство возделываемых сортов винограда возникло в результате того, что человек отбирал и размножал отклонившиеся по каким-то

признакам формы, вводя их в культуру. На протяжении многих веков сорта наполнялись различными рекомбинантами, мутантами и клонами, образуя соответствующие сортогруппы, сортотипы и эколого-географические группы [1, 5, 10].

Сложившийся в настоящее время основной российский сортимент возделываемых сортов, в основном, представлен сортами-интродуцентами, завезенными из-за рубежа. Как показали последние исследования ампелографов, они оказались полиморфными и гетерогенными, что вызывает нестабильность урожайности и сильное варьирование качества урожая [8]. Примеры полиморфизма: наличие сортов с функционально женским типом цветка среди одноименных обоеполюх, форм с петрушечными листьями у Шаслы белой, появление тетраплоидов у диплоидного Рислинг, Кокура красного среди Кокура белого, Муската розового среди Муската белого и другие мутационные изменения фенотипов, сохраняющихся в вегетативных поколениях.

2.2. Материал и методы

Объектами исследований являлись гетерогенные популяции двух сортогрупп, в ампелографической литературе называемых Пино и Рислинг, всего 231 учетный куст. Из них известный французский сорт Пино белый (контроль) насчитывал 35 кустов, его клоны Пинок белый, Пино белый № 32 и Пино черный № 07 – от 12 до 56; другой сорт немецкого происхождения Рислинг (рейнский, контроль) имел 15 кустов, его клоны Рислиналк, Рислинг Алькадар № 34А, Рислинг Алькадар № 34Б, Рислинг № 4-9-2 и Рислинг анапский – от 14 до 34 кустов. Все перечисленные клоны являлись вегетативным потомством высокопродуктивных протоклонов, которые в свое время были отобраны первым автором статьи в корнесобственных старых насаждениях сортов Пино и Рислинг, некогда произраставших в двух местах - Бахчисарайском районе и под городом Севастополем Республики Крым.

Исследуемые генотипы (сорта и клоны) произрастали на одном опытном участке в учхозе «Кубань» КубГАУ, были одновозрастными и с ними проводились одинаковые уходные работы. Исследования проводились в течение трех лет, с 2006 по 2008 гг.,

по данным измерений 10 листьев среднего яруса кроны каждого куста.

Культура возделывания этих генотипов укрывная, корнесобственная, кусты сформированы по типу бесштамбового многорукавного веера. Схема посадки корнесобственных насаждений $3,0 \times 1,0$ м, год посадки – 1999. Участки не орошаемые. Технология возделывания является общепринятой для южной зоны промышленного виноградарства РФ.

Описывались и сравнивались листья по следующему комплексу из десяти признаков:

- длина черешка;
- длина листовой пластинки – от верхней точки зубца центральной лопасти до нижнего зубца нижней лопасти;
- ширина листовой пластинки – между выступающими зубцами средних жилок боковых лопастей;
- длина срединной жилки;
- расстояние от верхнего бокового выступа до черешковой выемки;
- расстояние от нижнего бокового выступа до черешковой выемки;
- добухтовое верхнее расстояние – от дна верхней боковой вырезки до черешковой выемки;
- добухтовое нижнее расстояние – от дна нижней боковой вырезки до черешковой выемки;
- угол α – угол между центральной жилкой и выступающей верхней боковой лопастью;
- угол β – угол между центральной жилкой и выступающей нижней боковой лопастью.

Математико-статистическую обработку экспериментальных данных проводили по методикам, описанным Е.В. Луценко [2], В.О. Островерховым и Л.П. Трошиным [3], Ю.Н. Тюриным и А.А. Макаровым [9].

2.3. Результаты исследований

Очень важным вопросом селекционно-генетических исследований виноградной лозы является изучение полиморфизма сортогрупп по морфологическим признакам листа. Связано это с

проблемой использования морфометрии листьев как выражения фенотипического полиморфизма винограда. Полиморфные группы растений как наследственно новые вариации могут отличаться от исходной популяции по большому числу количественных признаков, определяемых интегрированной системой генов. Не всегда отличия по каждому отдельно взятому признаку велики, однако суммарно они могут быть выделены на основе анализа комплекса признаков. Именно это и требуется при отборе высокопродуктивных клонов, т.к. необходимо улучшение сорта по комплексу признаков урожайности, устойчивости к неблагоприятным условиям, периоду вегетации, сахаронакоплению и др. При этом следует ориентироваться на поиск растений, отклоняющихся от средних популяционных значений признаков, так как среди них более вероятно нахождение мутантов и редких комбинаций генов [4-7].

Поэтому нами последовательно изучалась внутрисортная и межсортная изменчивость по усредненным за три года измерениям 10 признаков листа, включающим линейные и угловые параметры, которые были зафиксированы у каждого учетного куста (табл. 1).

Таблица 1. - Анализ морфологических признаков листьев исследуемых генотипов винограда в сортогруппе Пино.

Генотипы	*X	*S _x	*CV	*d	*Pb, %
1	2	3	4	5	6
Длина листовой пластинки, см					
Пино белый	15,87	0,15	9,20		
Пино черный № 07	15,66	0,15	7,79	0,21	83,7
Пинок белый	14,94	0,18	8,4	0,93	99,9
Пино белый № 32	15,73	0,22	10,52	0,14	71,4
Ширина листовой пластинки, см					
Пино белый	15,99	0,15	8,78		
Пино черный № 07	15,94	0,17	8,67	0,05	59,2
Пинок белый	14,80	0,15	6,93	1,19	100,0
Пино белый № 32	15,31	0,23	11,70	0,68	99,4
Длина черешка, см					

Пино белый	8,59	0,17	18,49		
Пино черный № 07	8,69	0,14	13,32	0,10	67,6
Пинок белый	7,51	0,17	15,42	1,08	100,0
Пино белый № 32	7,93	0,24	23,04	0,66	99,0
Длина срединной жилки, см					
Пино белый	10,84	0,12	10,27		
Пино черный № 07	10,72	0,10	7,96	0,12	76,8
Пинок белый	10,42	0,13	8,51	0,42	99,3
Пино белый № 32	10,36	0,14	10,10	0,48	99,6
Расстояние от верхнего бокового выступа до черешковой выемки, см					
Пино белый	10,05	0,11	10,72		
Пино черный № 07	9,76	0,11	8,96	0,29	97,0
Пинок белый	9,16	0,12	8,81	0,89	100,0
Пино белый № 32	9,77	0,14	10,71	0,28	94,1
Расстояние от нижнего бокового выступа до черешковой выемки, см					
Пино белый	7,64	0,09	10,94		
Пино черный № 07	7,02	0,08	9,86	0,62	100,0
Пинок белый	6,46	0,11	11,77	1,18	100,0
Пино белый № 32	7,26	0,10	10,86	0,38	99,8
Верхнее добухтовое расстояние, см					
Пино белый	7,35	0,13	16,75		
Пино черный 3 07	5,99	0,20	27,96	1,36	100,0
Пинок белый	5,68	0,16	20,05	1,67	100,0
Пино белый № 32	7,59	0,10	10,12	0,24	93,1
Нижнее добухтовое расстояние, см					
Пино белый	5,93	0,10	16,57		
Пино черный № 07	5,49	0,15	21,95	0,44	99,4
Пинок белый	5,25	0,09	11,95	0,68	100,0
Пино белый № 32	6,28	0,10	10,38	0,35	99,5
Угол α , градусы					
Пино белый	42,65	0,58	12,86		
Пино черный № 07	49,81	0,90	15,06	7,00	100,0
Пинок белый	47,85	0,95	13,77	5,20	100,0

Пино белый № 32	44,41	0,85	14,65	1,76	95,4
Угол β , градусы					
Пино белый	93,69	0,87	8,71		
Пино черный № 07	105,26	0,96	7,59	11,57	100,0
Пинок белый	100,83	1,38	9,51	7,14	100,0
Пино белый № 32	95,54	1,26	10,17	1,85	95,4

*Примечание: $\bar{X}$ – среднее арифметическое, Sx – ошибка среднего арифметического, CV – коэффициент вариации, d – разность средних, Pb – уровень вероятности разности по бутстрепу.

Из таблицы 1 видно, что по изученным показателям клоны сортогруппы Пино отличались от контрольного сорта Пино белый: степень различий варьировала от 0,05 см у клона Пино черный № 07 до 1,7 см – у Пинока белого по всем линейным признакам листьев. По угловым признакам варьирование достигало от 1,80 (Пино белый № 32) до 11,60 (Пино черный № 07).

Для оценки уровня существенности разности нами использован метод бутстрепа: он показал, что из 30 возможных 23 разности достоверны (76,7%) на 5%-ном уровне значимости ($P < 5\%$) и 20 разностей достоверны (66,7%) на 1%-ном уровне значимости ($P < 1\%$). Исключения в популяции Пино составили:

- по длине листовой пластинки у клонов Пино черный № 07 и Пино белый № 32;
- по ширине листовой пластинке у клона Пино черный № 07;
- по длине черешка у клона Пино черный № 07;
- по длине срединной жилки у клона Пино черный № 07;
- по верхнему добухтовому расстоянию у клона Пино белый № 32;
- по длине верхней боковой жилки у клона Пино белый № 32.

Из данных табл. 1 видно, что только один клон (Пинок белый) из трех по всем 10 морфометрическим признакам оказался похожим на исходный сорт, два другие клона (Пино белый № 32 и Пино черный № 07) свидетельствуют о полиморфизме сортогруппы Пино.

Как известно, сорт Рислинг как старинный европейский сорт немецкого происхождения изобилует массой полиморфных генотипов, образующих совокупности гетерогенных вариаций, из ко-

торых обычно выделяют клоны. Результаты исследований полиморфизма этой сортотrupпы приведены в табл. 2.

Таблица 2. - Анализ морфологических признаков листьев исследуемых генотипов винограда в сортотrupпе Рислинг.

Генотипы	*X	*S _x	*CV, %	*d	*Pb, %
1	2	3	4	5	6
Длина листовой пластинки, см					
Рислинг	15,11	0,25	8,73		
Рислиналк	15,36	0,15	9,23	0,25	80,7
Рислинг Алькадар № 34А	15,50	0,14	7,85	0,39	91,7
Рислинг Алькадар № 34Б	15,74	0,15	6,00	0,63	98,6
Рислинг № 4-9-2	15,63	0,25	8,86	0,52	93,1
Рислинг анапский	15,68	0,39	10,56	0,57	89,3
Ширина листовой пластинки, см					
Рислинг	15,16	0,26	9,09		
Рислиналк	14,97	0,16	9,61	0,19	73,8
Рислинг Алькадар № 34А	15,18	0,12	7,06	0,02	52,9
Рислинг Алькадар № 34Б	15,51	0,15	6,24	0,35	88,3
Рислинг № 4-9-2	15,53	0,23	8,28	0,37	86,2
Рислинг анапский	15,43	0,36	9,96	0,27	73,5
Длина черешка, см					
Рислинг	8,45	0,16	10,12		
Рислиналк	8,92	0,15	15,83	0,47	98,5
Рислинг Алькадар № 34А	8,11	0,13	13,98	0,34	95,9
Рислинг Алькадар № 34Б	8,65	0,15	11,05	0,20	83,2
Рислинг № 4-9-2	8,74	0,21	13,13	0,29	87,2
Рислинг анапский	8,79	0,28	13,75	0,34	86,1
Длина срединной жилки, см					
Рислинг	9,81	0,19	10,51		
Рислиналк	10,15	0,11	9,95	0,34	93,8
Рислинг Алькадар № 34А	10,08	0,10	8,61	0,27	89,5
Рислинг Алькадар № 34Б	10,19	0,11	6,59	0,38	95,8

Рислинг № 4-9-2	10,10	0,20	10,73	0,39	85,1
Рислинг анапский	10,18	0,24	10,10	0,37	88,7
Расстояние от верхнего бокового выступа до черешковой выемки, см					
Рислинг	8,95	0,18	10,71		
Рислиналк	8,80	0,10	10,37	0,15	76,9
Рислинг Алькадар № 34А	8,95	0,09	9,23	0,20	50,9
Рислинг Алькадар № 34Б	9,17	0,10	6,75	0,22	85,4
Рислинг № 4-9-2	9,15	0,14	8,43	0,20	81,3
Рислинг анапский	9,21	0,22	10,07	0,26	83,1
Расстояние от нижнего бокового выступа до черешковой выемки, см					
Рислинг	6,90	0,13	9,82		
Рислиналк	6,50	0,12	16,35	0,40	99,2
Рислинг Алькадар № 34А	6,82	0,08	10,60	0,08	70,3
Рислинг Алькадар № 34Б	7,04	0,10	9,29	0,14	81,5
Рислинг № 4-9-2	6,80	0,12	9,45	0,10	71,6
Рислинг анапский	6,88	0,19	11,79	0,02	52,9
Верхнее добухтовое расстояние, см					
Рислинг	5,38	0,29	28,01		
Рислиналк	5,04	0,13	25,21	0,34	86,1
Рислинг Алькадар № 34А	5,70	0,15	24,41	0,32	83,9
Рислинг Алькадар № 34Б	5,58	0,20	23,05	0,20	71,0
Рислинг № 4-9-2	5,47	0,27	27,45	0,09	58,7
Рислинг анапский	5,67	0,33	24,51	0,29	74,7
Нижнее добухтовое расстояние, см					
Рислинг	4,37	0,17	21,17		
Рислиналк	4,50	0,12	23,98	0,13	73,5
Рислинг Алькадар № 34А	5,12	0,10	18,12	0,75	100,0
Рислинг Алькадар № 34Б	5,04	0,14	18,12	0,67	99,8
Рислинг № 4-9-2	5,11	0,16	17,46	0,74	99,9
Рислинг анапский	5,00	0,21	17,70	0,63	99,0
Угол α , градусы					
Рислинг	48,25	1,20	13,10		
Рислиналк	48,07	0,99	18,97	0,18	54,9

Рислинг Алькадар № 34А	49,67	0,89	16,05	1,42	83,2
Рислинг Алькадар № 34Б	50,43	1,09	13,70	2,18	91,5
Рислинг № 4-9-2	50,74	1,58	17,36	2,49	90,0
Рислинг анапский	45,78	1,58	14,65	2,47	90,0
Угол β , градусы					
Рислинг	98,32	1,84	9,90		
Рислиналк	103,86	1,23	10,95	5,54	99,5
Рислинг Алькадар № 34А	104,41	0,98	8,46	6,09	99,9
Рислинг Алькадар № 34Б	104,20	1,04	6,34	5,88	99,8
Рислинг № 4-9-2	106,06	2,21	11,60	7,74	99,8
Рислинг анапский	97,72	2,22	9,65	0,60	57,7

*Примечание: $\bar{X}$ – среднее арифметическое, Sx – ошибка среднего арифметического, CV – коэффициент вариации, d – разность средних, Pb – уровень вероятности разности по бутстрепу.

В сортогруппе Рислинг (табл. 2) изучаемые клоны по морфологии листьев отличались от контрольного сорта по 13 из 50 (26%) наблюдений при $P < 5\%$ и по 9 (18%) - при $P < 1\%$. Линейные различия варьировали от 0,02 см (Рислинг анапский) до 0,75 см (Рислинг Алькадар № 34А), угловых – от 0,180 (Рислиналк) до 7,740 (Рислинг № 4-9-2).

С помощью метода бутстрепа в сортогруппе Рислинг выявлены достоверные различия между контролем и клонами по следующим признакам:

- по длине листовой пластинки н клона Рислинг Алькадар № 34Б;
- по длине черешка у клонов Рислиналк и Рислинг Алькадар № 34А;
- по длине срединной жилки у клона Рислинг Алькадар № 34Б;
- по длине нижней боковой жилки у клона Рислиналк;
- по нижнему добухтовому расстоянию у клонов Рислинг Алькадар № 34А, Рислинг Алькадар № 34Б, Рислинг № 4-9-2 и Рислинг анапский;
- по углу β у клонов Рислиналк, Рислинг Алькадар № 34А, Рислинг Алькадар № 34Б и Рислинг № 4-9-2.

Коэффициенты вариации признаков сортотруппы Пино оказались относительно невысокими и составляли от 7% до 28%, что свидетельствует о хорошем уровне выравненности морфометрических данных у каждого исследуемого клона. В сортотруппе Рислинг он находился в тех же пределах, 6–28%.

Биометрико-ампелографическое изучение морфометрических признаков обеих популяций винограда показало, что выявлено значительное отличие почти всех клонов винограда от исходных сортов по разнообразным показателям листа, за исключением клона Пинок белый, который по всем параметрам листа оказался идентичным контрольному сорту Пино белый.

Таким образом, поскольку по большинству морфометрических признаков листьев изученные генотипы в обеих сортотруппах Пино и Рислинг биометрически различаются, это свидетельствует о наличии их фенотипического полиморфизма. Таким образом, все генотипы фенотипически отличаются не только от исходных форм, кроме одного Пинока белого, но и различаются между собой.

С использованием метода системно-когнитивного анализа [2] морфометрических данных листьев обеих исследованных сортотрупп Пино и Рислинг (по их 10 признакам) было обнаружено следующее сходство генотипов (табл. 3).

Таблица 3. - Результаты системно-когнитивного анализа морфометрических данных сортотруппы Пино.

№	Генотип	Пино белый	Пино белый № 32	Пино черный № 07	Пинок белый
1	Пино белый	100,00000	34,60015	-46,40238	-45,05768
2	Пино белый № 32	34,60015	100,00000	-36,76949	-15,44583
3	Пино черный № 07	-46,40238	-36,76949	100,00000	14,75945
4	Пинок белый	-45,05768	-15,44583	14,75945	100,00000

Как видно из таблицы 3, клон Пино белый № 32 по всей системе (комплексу) признаков листа больше всего похож на контрольный сорт Пино белый, а на остальные клоны не похож; клон Пино черный № 07 по всей системе признаков листа больше всего похож на Пинок белый, как и Пинок белый - на клон Пино черный № 07.

Таблица 4. - Результаты системно-когнитивного анализа морфометрических данных сортогруппы Рислинг.

№	Генотип	Рислиналк	Рислинг	Рислинг № 4-9-2	Рислинг Алькадар № 34А	Рислинг Алькадар № 34Б	Рислинг анапский
1	Рислиналк	100,00	4,26	-21,65	-22,71	-20,59	-15,86
2	Рислинг	4,26	100,00	-0,12	-25,25	-10,29	10,46
3	Рислинг № 4-9-2	-21,64	-0,13579	100,00	-2,07	34,03	38,79
4	Рислинг Алькадар № 34А	-22,71	-25,25	-2,07	100,00	0,57	-20,26
5	Рислинг Алькадар № 34Б	-20,59	-10,29	34,03	0,57	100,00	9,27
6	Рислинг анапский	-15,86	10,46	38,79	-20,26	9,27	100,00

Как видно из таблицы 4, клон Рислиналк по всей системе признаков листа больше всего похож на Рислинг, а на остальные не похож; Рислинг анапский по всей системе признаков листа больше всего похож на Рислинг № 4-9-2, меньше – на Рислинг и Рислинг Алькадар № 34Б, а на остальные не похож.

В заключение отметим, что впервые для многопараметрической типизации, многопараметрической (системной) идентификации и кластерного анализа сортов винограда по морфометрическим признакам листьев был применен метод искусственного интеллекта «Системно-когнитивный анализ» (СК-анализ) и его инструментарий – система «Эйдос» [2], которые предоставляют многочисленные и разнообразные возможности. Последние освещать в данной статье, по нашему мнению, нецелесообразно. Отметим лишь, что он, в частности, позволяет:

1. Провести **многопараметрическую типизацию**, т.е. непосредственно на основе описаний конкретных объектов, относящихся к тем или иным обобщенным категориям (классам) сформировать обобщенные образы классов, в которых признаки ранжированы в порядке убывания степени характерности для данного класса (т.е. в порядке убывания количества информации в признаке о принадлежности к данному классу). При этом для каждого из классов определяется наиболее характерный для него признак.

2. Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитать, какое количество информации содержится в каждом из

признаков (градации описательной шкалы, которая может быть номинальной, порядковой или отношений) о принадлежности обладающего этим признаком объекта к каждой из обобщенных категорий (классов).

3. Провести *многопараметрическую (системную) идентификацию*, т.е. количественно сравнивать конкретные объекты с обобщенными образами классов по всей совокупности (системе) признаков. При этом объект (согласно лемме Неймана-Пирсона) считается относящимся к тому классу, о принадлежности к которому в его *системе признаков* содержится наибольшее количество информации.

4. Сравнить обобщенные образы классов друг с другом по всей совокупности (системе) признаков и сформировать группы наиболее сходных классов (*кластерный анализ*).

5. Сформировать конструируемые классы, т.е. системы наиболее непохожих друг на друга кластеров (*конструктивный анализ*).

6. Разделить классы с высокой вариабельностью признаков входящих в них объектов на подклассы с минимальной внутренней вариабельностью и сформировать NCD-дерево, отражающее порядок их разделения.

Выводы. Использование многомерных методов биометрии, в том числе системно-когнитивного анализа, позволило обосновать полиморфизм популяций винограда Пино и Рислинг по морфометрическим признакам листа и убедиться в наличии разных по продуктивности клонов. Выделенные высокопродуктивные клоны этих популяций тестированы молекулярно-генетическим методом, что подтвердило обоснованность наличия полиморфизма по количественным признакам морфометрии листа. Все использованные методы дали результаты, хорошо согласующиеся друг с другом, что повышает достоверность сделанных на их основе выводов.

Литература

1. Ампелография СССР. - М.: Пищепромиздат, 1946-1984. – Т. 1-11.
2. Луценко Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических си-

стем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.

3. Островерхов В.О., Трошин Л.П. Методические рекомендации по оценке стабильности количественных признаков у сортов винограда / ВНИИВиПП "Магарач". - Ялта, 1986. - 86 с.

4. Подваленко П.П., Звягин А.С., Трошин Л.П. Клоновая селекция – современная основа подъема продуктивности виноградников // Научный журнал КубГАУ. – 2009. - № 51 (07). – 25 с. <http://ej.kubagro.ru/2009/07/>.

5. Трошин Л.П. Ампелография и селекция винограда. – Краснодар: РИЦ «Вольные мастера», 1999. – 138 с.: цв. вкладка.

6. Трошин Л.П., Животовский Л.А. Методические рекомендации по клоновой селекции винограда на продуктивность / ВНИИВиПП "Магарач". Ин-т общей генетики им. Н.И.Вавилова. - Ялта, 1987. - 36 с.

7. Трошин Л.П., Звягин А.С., Подваленко П.П. Анализ генетического разнообразия клонов сортогрупп Пино и Рислинг с использованием микросателлитных маркеров // Материалы XVIII Международного научного симпозиума «Нетрадиционное растениеводство. Селекция и генетика. Эниология. Экология и здоровье». 17-26 сентября 2009 г. – Симферополь, 2009. – С. 308-313.

8. Трошин Л.П., Симонова Н.Л. Сортимент виноградных насаждений России продолжает совершенствоваться // Труды КубГАУ. – Краснодар, 2009. - №4 (19). – С. 72-76.

9. Тюрин Ю.Н., Макаров А.А. Анализ данных на компьютере. – М.: ИНФРА-М, 2003. – 544 с.

10. Энциклопедия виноградарства. - Кишинев: МСЭ, 1986-1987. – Т. 1-3. 20.10.2009

3. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ АМПЕЛОГРАФИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ АСК-АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИСТЬЕВ ПО ИХ ВНЕШНИМ КОНТУРАМ (ОБОБЩЕНИЕ, АБСТРАГИРОВАНИЕ, КЛАССИФИКАЦИЯ И ИДЕНТИФИКАЦИЯ)⁹

В разделе рассматривается применение автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), его математической модели – системной теории информации и программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» для решения ряда задач ампелографии: 1) оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей; 2) формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации; 3) формирование моделей обобщенных образов листьев различных сортов; 4) сравнение образа конкретного листа с обобщенным образом листа разных сортов и определение количественной степени сходства – различия между ними, т. е. идентификация сорта по листу; 5) количественное определение сходства – различия сортов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных сортов. Предлагается новый подход к оцифровке изображений листьев, основанный на использовании полярной системы координат, центра тяжести изображения и его внешнего контура. Перед оцифровкой изображений могут применяться их преобразования, стандартизирующие положение изображений, их размеры и угол поворота. Поэтому результаты оцифровки и АСК-анализа изображений могут быть инвариантны (независимы) относительно их положения, размеров и поворота. Форма контура конкретного листа рассматривается как зашумленное информационное сообщение о сорте, включающее как информацию об истинной форме листа данного сорта (чистый сигнал), так и шум, искажающий эту истинную форму, обусловленный случайным воздействием окружающей среды. Программный инструментарий АСК-анализа – интеллектуальная система «Эйдос» обеспечивает подавление шума и выделение сигнала об истинной форме листа каждого сорта на основе ряда зашумленных конкретных примеров листьев данного сорта. Таким образом, создается один образ формы листа каждого сорта, независимый от их конкретных реализаций, т. е. «Эйдос» этих изображений (в смысле Платона) – прототип или архетип (в смысле Юнга) изображений

⁹ Все ссылки на литературные источники в данном разделе сделаны в соответствии со списком литературы работы [79].

Данный раздел может рассматриваться как продолжение серии работ [1, 2, 3, 4, 5], посвященных применению автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) [12] и его программного инструментария – системы «Эйдос» [10, 11]¹⁰ для интеллектуальной обработки изображений, т. е. для их оцифровки, создания моделей конкретных изображений, формирования обобщенных изображений на основе ряда конкретных, относящихся к одной категории (классу), абстрагирования, идентификации, классификации обобщенных изображений и решения ряда других задач.

В частности, в работе [3] описаны основы АСК-анализа изображений по их внешним контурам. В этих работах описаны возможности применения АСК-анализа для решения задачи синтеза обобщенных изображений на основе ряда конкретных примеров. При этом в результате обобщения выясняется ценность признаков изображений для их дифференциации, а также степень характерности тех или иных признаков для конкретных изображений. Это позволяет без ущерба для адекватности модели удалить из нее малоценные признаки, т. е. осуществить абстрагирование обобщенных изображений, что обеспечивает в последующем сокращение затрат различных видов ресурсов на сбор и обработку графической информации. Над обобщенными изображениями возможны операции классификации, объединения наиболее сходных из них в кластеры и формирования систем наиболее сильно отличающихся друг от друга кластеров, т. е. конструкторов. Можно также количественно оценивать степень сходства конкретных изображений с обобщенными, т. е. идентифицировать эти конкретные изображения.

Все это позволяет ставить и решать на практике ряд важных задач ампелографии:

- 1) оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей;
- 2) формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации;
- 3) формирование моделей обобщенных образов листьев различных сортов;

¹⁰ См. сайт проф. Е. В. Луценко по АСК-анализу и системе «Эйдос»: <http://lc.kubagro.ru/>

4) сравнение образа конкретного листа с обобщенным образом листа разных сортов и определение количественной степени сходства – различия между ними, т. е. идентификация сорта по листу;

5) количественное определение сходства – различия сортов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных сортов.

Предлагается новый подход к оцифровке изображений листьев винограда, основанный на использовании полярной системы координат, центра тяжести изображения и его внешнего контура. Перед оцифровкой изображений могут применяться их преобразования, стандартизирующие положение изображений, их размеры и угол поворота. Поэтому результаты оцифровки и АСК-анализа изображений могут быть инвариантны (независимы) относительно их положения, размеров и поворота. Форма контура конкретного листа рассматривается как зашумленное информационное сообщение о сорте, включающее как информацию об истинной форме листа данного сорта (чистый сигнал), так и шум, искажающий эту истинную форму, обусловленный случайным воздействием окружающей среды. Программный инструмент АСК-анализа – интеллектуальная система «Эйдос» обеспечивает подавление шума и выделение сигнала об истинной форме листа каждого сорта на основе ряда зашумленных конкретных примеров листьев данного сорта. Таким образом создается один образ формы листа каждого сорта, независящий от их конкретных реализаций, т. е. «Эйдос» этих изображений (в смысле Платона [6]) – прототип или архетип (в смысле Юнга [18]) изображений.

Рассмотрим на конкретном численном примере решение сформулированных выше задач ампелографии в АСК-анализе и системе «Эйдос-X++» версии от 24.10.2015 и выше. Отметим, что система «Эйдос» имеет программные интерфейсы с внешними источниками данных различных типов: текстовые данные в форме текстовых файлов и значений полей Excel-таблиц, табличными данными dbf, xls и xlsx форматов, графическими объектами, анализируемыми по пикселям и внешним контурам.

Для решения поставленных в работе задач используем программный интерфейс с изображениями, которые анализируются

по их внешним контурам в полярной системе координат. Программная реализация данного интерфейса разработана Д.К. Бандык по алгоритму и постановке проф. Е.В. Луценко [3, 4].

Для этого скачаем систему «Эйдос» с сайта автора по ссылке: http://lc.kubagro.ru/aidos/_AiDOS-X.htm и установим ее в соответствии с инструкцией на сайте.

Запишем в папку `..\AID_DATA\Inp_data\` сканированные изображения листьев (рисунок 1).

Изображения листьев помещены в папки, имена которых содержат информацию о сорте и месторасположении куста (слева). Внутри каждой папки (справа) содержатся файлы сканированных изображений листьев с одного куста. Имена файлов состоят из имени сорта (класса) и номера листа на кусте и внутри папки (номер реализации). В рассматриваемом примере в обучающей выборке используются изображения 451 листа.

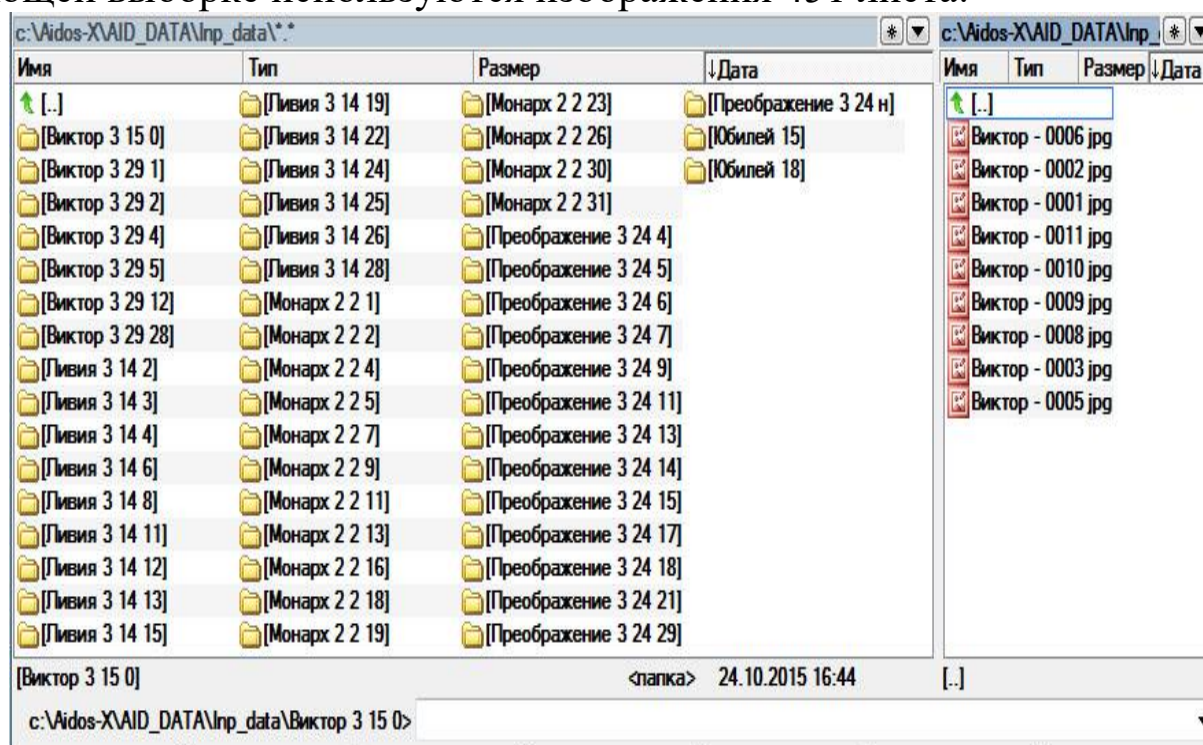


Рисунок 2 – Экранная форма, поясняющая расположение и структуру исходных данных: сканированных изображений листьев различных сортов

Затем запустим режим: 2.3.2.4. Оцифровка изображений по их внешним контурам (рисунок 2):

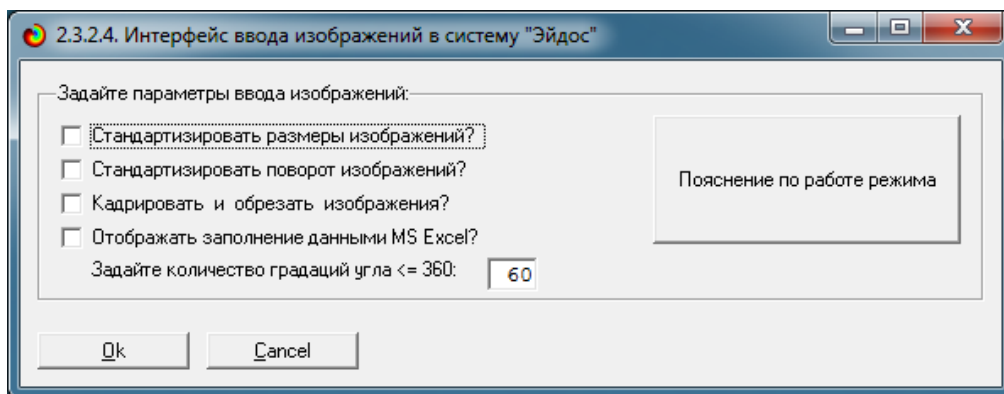


Рисунок 3 – Начальная экранная форма режима 2.3.2.4. Оцифровка изображений по их внешним контурам

Вместо описания данного режима приведем на рисунке 3 Help данного режима:

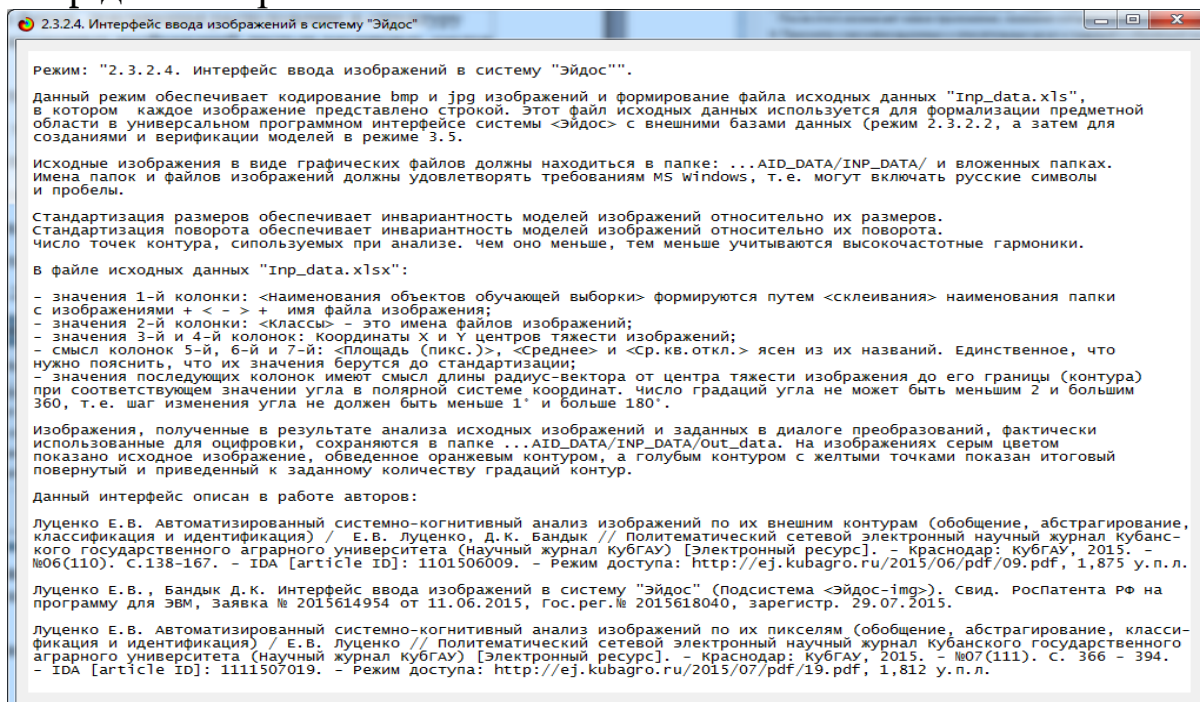


Рисунок 4 – Help режима 2.3.2.4. Оцифровка изображений по их внешним контурам

В результате появляется главная экранная форма, отображающая процесс оцифровки сканов листьев, расположенных в виде файлов в указанных выше папках (рисунок 4):

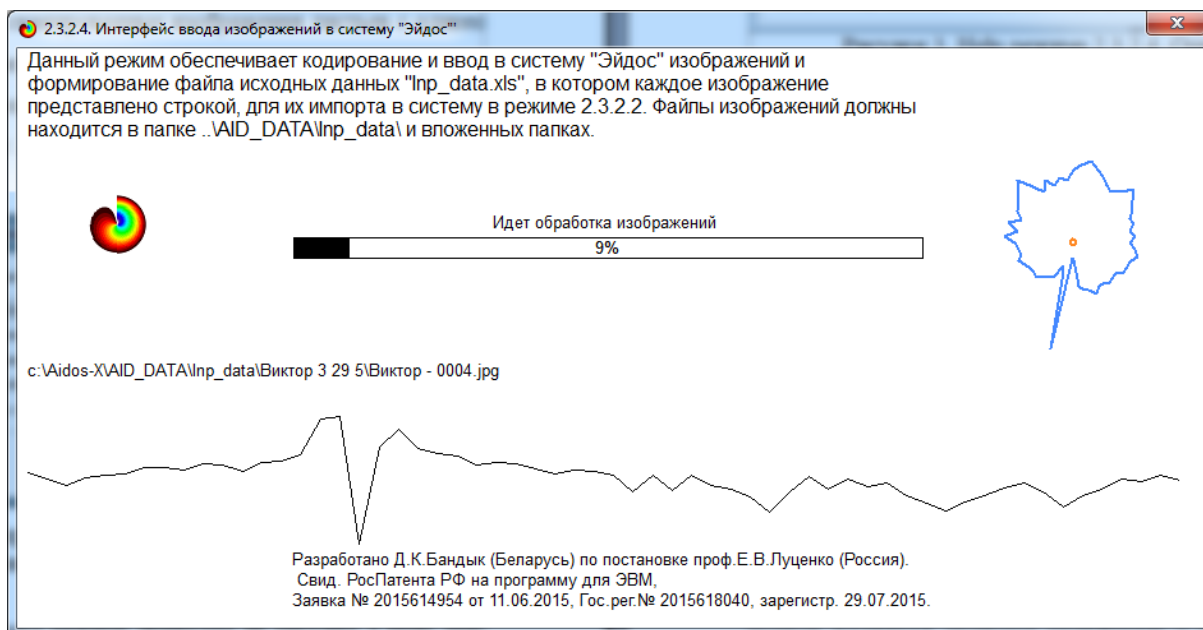


Рисунок 5 – Экранная форма с отображением стадии процесса

исполнения оцифровки изображений листьев по их внешним контурам

Данный режим:

1. Находит все поддиректории в папке: `..\AID_DATA\Inp_data\` и все графические файлы `jpg` и `bmp` в поддиректориях.

2. Находит контуры в этих графических файлах и их центры тяжести.

3. Записывает в папку: `..\AID_DATA\Out_data\` графические файлы, состоящие только из контуров с изображенными на них точками, которые были оцифрованы. Необходимо особо отметить, что при этом используется полярная система координат с центром в центре тяжести изображения, а результатами оцифровки являются расстояния от центров тяжести изображений до точек их контура при различных углах поворота радиуса-вектора (эта идея, а также математическая модель и алгоритм ее реализации предложены проф. Е. В. Луценко в 2014 и реализованы в модуле 2.3.2.4 и режиме 4.7 системы «Эйдос» в 2015 г.). При этом структура поддиректорий и имена файлов в папках: `..\AID_DATA\Inp_data\` и `..\AID_DATA\Out_data\` совпадают. Пример контурного изображения листа приведен ниже на рисунке 5:

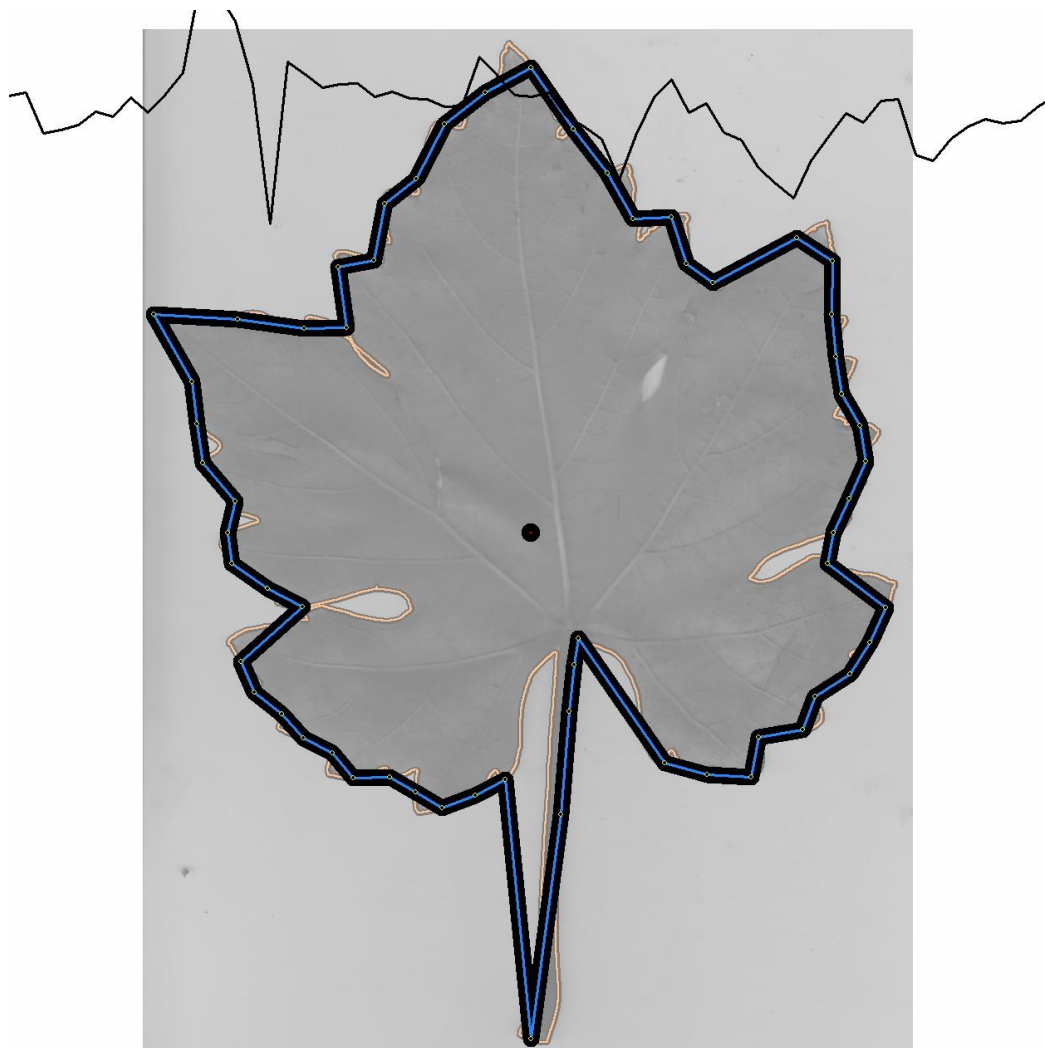


Рисунок 6 – Пример контурного изображения листа:
с:\AiDOS-X\AID_DATA\Out_data\Виктор 3 15 0\Виктор – 0010.jpg

4. Затем режим 2.3.2.4 формирует Excel-таблицу с именем: `..\AID_DATA\Inp_data\inp_data.xlsx`, в которой содержатся результаты оцифровки изображений. Кроме того, он формирует таблицу: `..\AID_DATA\Inp_data\inp_data_avg.xlsx` с усредненными данными по классам. Пояснение по структуре этой таблицы дано в Help режима 2.3.2.4 (рисунок 3). Структура этой таблицы полностью соответствует требованиям универсального программного интерфейса системы «Эйдос» с внешними базами данных (режим 2.3.2.2), которые приведены в Help этого режима и представлены на рисунке 6:



Рисунок 7 – Help универсального программного интерфейса системы «Эйдос» с внешними базами данных (режим 2.3.2.2)

В таблице 1 приведен фрагмент сформированного режимом 2.3.2.4 файла .. \AID_DATA\Inp_data\inp_data.xlsx с результатами оцифровки изображений:

Таблица 1. – Файл с:\AiDOS- X\AID_DATA\Inp_data\inp_data.xlsx с результатами оцифровки изображений (фрагмент)11

Объект обучающей выборки	Класс	X центра тяжести	Y центра тяжести	Площадь (пикс.)	Среднее	Сдвиг откл.	000°	006°	012°	018°	024°	030°	036°	042°	048°	054°
Виктор 3 15 0 Виктор -0001.jpg	Виктор	523,2445679	521,030811	482404	393,2113342	69,19618225	446,2554321	428,6207275	441,9306335	423,6890674	423,2148438	416,6568604	378,1242065	417,1932373	387,5145569	350,9679565
Виктор 3 15 0 Виктор -0002.jpg	Виктор	463,6763306	534,9440308	480475	389,7762756	64,97786713	436,8236694	431,7338867	425,2532043	398,93927	352,8468018	406,0336914	371,4310303	351,8190918	284,5681458	352,1831055
Виктор 3 15 0 Виктор -0003.jpg	Виктор	632,234375	994,9671631	408976	360,5716553	56,27049637	342,265625	361,2731628	365,8599548	335,7876892	325,0150452	388,7317505	394,6768188	391,7500916	391,8068848	364,6287842
Виктор 3 15 0 Виктор -0005.jpg	Виктор	635,8223267	881,7377319	508511	398,4096375	71,72354126	360,777954	494,8920898	455,7449646	439,3427429	427,1205139	430,3794861	420,8408203	445,3179932	417,7479553	405,9719543
Виктор 3 15 0 Виктор -0006.jpg	Виктор	557,9083862	570,222229	617519	439,3176575	67,81826782	489,5922241	436,0014954	443,7912903	461,8765869	416,082428	317,8754578	471,9879761	451,2850952	432,959839	434,9383545
Виктор 3 15 0 Виктор -0008.jpg	Виктор	676,0410767	807,7052002	433507	370,5643616	67,46532033	397,4590544	394,6254883	388,0694885	377,481842	391,3460388	397,9577332	350,5802307	397,0918213	385,7383423	359,2565613
Виктор 3 15 0 Виктор -0009.jpg	Виктор	433,3112488	547,6583252	424596	366,3581238	70,707489	408,1889038	391,3783569	372,9037781	397,1635437	376,8017578	281,4615173	343,9929199	401,0103088	391,9475708	401,3368835
Виктор 3 15 0 Виктор -0010.jpg	Виктор	467,7971911	606,0999146	477726	390,7294312	79,01052094	363,7029114	358,7106934	436,2776184	428,8170776	420,0413513	394,8737793	403,4409918	367,9032593	396,2747498	360,5881042
Виктор 3 15 0 Виктор -0011.jpg	Виктор	342,2991943	844,8275757	276688	287,4330444	58,06876755	295,2008667	271,2206421	232,8447113	277,8988037	300,847729	291,4989319	283,6893005	259,4141541	249,5263672	240,894043
Виктор 3 29 1 Виктор -0001.jpg	Виктор	593,5333862	824,6776733	525618	410,4035339	69,95569611	428,9667538	389,1666565	361,8919983	315,9895325	400,7564697	391,0320129	371,0048523	381,8534858	362,0525785	367,5921631
Виктор 3 29 1 Виктор -0002.jpg	Виктор	463,8235168	619,7706299	524637	407,9255989	91,86073303	372,6785747	404,4400024	382,5765381	392,5286656	371,5675964	368,7798157	343,5126648	364,8827515	353,2789917	333,636322
Виктор 3 29 1 Виктор -0005.jpg	Виктор	470,7612915	590,2772827	513857	403,4775996	89,6984894	369,7394101	398,9265442	424,1225281	447,7694092	415,2810634	424,1494446	375,4673462	395,4244995	371,3777771	347,3728333
Виктор 3 29 1 Виктор -0006.jpg	Виктор	415,2677307	486,330078	365774	342,3085632	69,70681763	351,2329101	368,3783569	360,6523743	336,9033813	256,5339551	368,796875	360,7520366	364,5730286	364,5210391	362,2180481
Виктор 3 29 1 Виктор -0007.jpg	Виктор	499,401947	507,2340906	448550	376,4179077	74,05376434	364,598175	403,8171082	349,7533569	369,7028198	368,6205139	359,3067932	345,6821594	340,4638977	302,9777339	310,7262579
Виктор 3 29 1 Виктор -0008.jpg	Виктор	657,2131958	790,3666992	297653	313,317749	74,20856769	338,7868347	291,8986511	302,0653687	304,3720093	258,1635741	260,4212036	249,033338	259,7867432	245,652359	236,2069937
Виктор 3 29 1 Виктор -0009.jpg	Виктор	619,0779419	931,0441284	608462	433,7294215	119,4068527	486,4270581	456,9454651	450,332428	447,8611755	396,3023682	401,0531311	378,5005432	349,0520185	351,0581055	
Виктор 3 29 1 Виктор -0010.jpg	Виктор	546,9959717	932,0869751	433513	372,4175415	64,6202774	337,5040288	334,8817139	413,7359009	382,7005998	373,5150452	369,1553345	341,7901611	345,8004761	336,6039066	291,776282
Виктор 3 29 1 Виктор -0011.jpg	Виктор	619,9771118	809,6966553	404848	358,2887878	79,9009576	334,5234048	303,692749	380,8704834	375,0133667	368,5630798	339,8297119	342,4923473	332,3852341	318,4966736	
Виктор 3 29 12 Виктор -0001.jpg	Виктор	590,8446655	952,7417603	483438	394,8630676	71,3809967	372,655426	360,1401672	417,8674316	396,6304626	380,0880773	387,8153687	394,3160095	381,961554	358,953027	385,1485901
Виктор 3 29 12 Виктор -0002.jpg	Виктор	450,6937866	622,203125	427824	390,6043701	80,55039978	353,3063354	415,1230469	379,6791992	328,9533691	300,3336621	322,5346985	376,962364	362,9313965	364,3795166	349,8698194
Виктор 3 29 12 Виктор -0003.jpg	Виктор	673,7693481	783,9578857	402998	418,0321015	76,95976257	245,7306512	268,2008636	363,7673645	363,1148007	373,7745972	367,5620151	367,0456975	336,8747864	318,5016479	326,720317
Виктор 3 29 12 Виктор -0004.jpg	Виктор	590,1437378	773,46698	491758	396,2037354	101,5990982	384,8562628	323,2063904	333,6813662	401,0744043	424,030603	414,9781494	364,449768	370,2247314	294,4959412	314,283783
Виктор 3 29 12 Виктор -0005.jpg	Виктор	640,5181274	911,0059204	578500	427,5414348	86,50491333	393,9818725	391,1360474	360,4758301	357,0110474	462,6329922	448,6353564	455,2286372	392,225305	342,531074	
Виктор 3 29 12 Виктор -0007.jpg	Виктор	692,566284	803,577588	535907	417,555979	86,66092682	382,6437716	449,6510315	426,016825	402,5189514	304,0436701	463,61203	477,9230042	474,3843689	456,4207764	430,7846375
Виктор 3 29 12 Виктор -0008.jpg	Виктор	456,1778259	473,4581909	361263	330,5335693	91,74143219	283,8221741	257,7976074	406,21698	393,8699951	376,0920105	385,6194763	360,7241516	357,4578857	348,2941589	311,1568099
Виктор 3 29 12 Виктор -0009.jpg	Виктор	682,218689	894,7062968	548440	418,0210313	81,63174438	477,2814025	449,7746887	455,7486572	440,8772888	472,2080383	407,4144592	367,0717258	458,5358582	447,9657288	
Виктор 3 29 12 Виктор -0010.jpg	Виктор	593,515564	492,1979065	343759	326,5054932	72,21551514	330,4845888	278,0328369	346,1203163	385,4138489	358,0182495	329,204895	335,606781	355,2994669	325,591407	307,7761336
Виктор 3 29 12 Виктор -0011.jpg	Виктор	518,9729614	629,7883298	413839	365,827301	79,80539699	363,5270996	334,364563	363,0102844	331,3483887	311,010098	348,507616	342,5230713	342,3368347	344,9295959	
Виктор 3 29 2 Виктор -0001.jpg	Виктор	560,4733276	941,4778442	607934	413,6492004	103,562635	451,5266774	472,6282959	465,7443848	440,7058716	440,288147	433,0437012	411,279947	365,0295105	421,7051086	389,1829834
Виктор 3 29 2 Виктор -0002.jpg	Виктор	609,8459473	768,9053955	603990	440,1072083	113,470993	474,6105427	453,6579238	395,4820557	289,3735521	409,3139954	449,1319885	423,6271057	390,667511	381,4832764	370,0173035
Виктор 3 29 2 Виктор -0009.jpg	Виктор	379,5276489	931,5532227	365318	333,7148651	320,4723513	320,4723513	302,1658936	300,1471558	378,0170898	373,4999084	366,2297058	365,3847656	349,4018555	351,0581055	
Виктор 3 29 2 Виктор -0004.jpg	Виктор	598,3536987	820,3204346	691449	471,4153748	62,41498871	470,6463319	351,0731812	507,2763762	494,9463806	502,7017517	456,7786865	478,473628	451,5949097	448,0993872	487,4953003
Виктор 3 29 2 Виктор -0005.jpg	Виктор	682,2491455	809,8382198	389896	347,5416338	64,71369171	360,258085	391,4211426	360,1804196	310,5158997	431,1574001	379,3242004	303,4046631	366,9294504		
Виктор 3 29 2 Виктор -0006.jpg	Виктор	660,5368042	809,8789673	420941	364,2625427	74,55214991	356,9632363	370,0369873	330,2770691	268,1703491	361,2759399	386,4644165	374,4862671	366,8322449	356,958313	350,222808
Виктор 3 29 2 Виктор -0007.jpg	Виктор	534,171875	682,3368089	351571	333,0083923	59,48019931	366,8128555	298,0149841	376,634491	377,4717102	357,3623657	367,3293762	356,4994022	349,7758484	312,970459	359,4782715
Виктор 3 29 2 Виктор -0005.jpg	Виктор	574,8963623	921,7574111	373549	343,3984985	46,43451169	359,6037292	331,9269104	308,369751	384,5580139	371,7593689	368,7235718	380,6268943	357,9110413	340,6968694	
Виктор 3 29 2 Виктор -0009.jpg	Виктор	465,2531128	617,6235352	380470	350,5022564	67,18574524	350,2471008	392,4342651	389,8349915	389,9543152	384,8918457	353,2229309	348,3614197	343,3114087	354,5138083	343,3906555
Виктор 3 29 2 Виктор -0001.jpg	Виктор	626,7283329	880,3054199	327754	320,7337036	62,90814209	327,2717285	282,3375549	246,2586517	341,5376587	344,7842407	325,7497559	303,4046631	276,0693462		
Виктор 3 29 2 Виктор -0002.jpg	Виктор	650,2415771	711,2562866	325433	320,6549683	60,96237564	320,2593079	290,8876343	231,8336487	280,032196	349,7166138	337,4790671	323,5894775	325,895343	318,6702576	337,2988586
Виктор 3 29 2 Виктор -0004.jpg	Виктор	579,935327	805,6219482	247520	381,2252808	51,77175927	316,5668809	309,8159485	269,5287781	335,2303162	317,774553	301,5292664	294,1050451	269,0037537	267,6140402	256,3849182
Виктор 3 29 2 Виктор -0005.jpg	Виктор	607,5668945	890,3265059	291076	302,8378545	59,09977722	328,431665	302,5950012	313,8797913	374,2565918	357,0045471	331,3263381	320,4782068	308,420166	320,4782068	301,2437439
Виктор 3 29 2 Виктор -0007.jpg	Виктор	677,1339722	925,9922485	232806	269,4164429	53,36276752	258,3660278	234,1521301	258,0803223	311,2080688	306,0593262	310,5987854	298,1338006	296,2201843	286,3443435	298,1679382
Виктор 3 29 2 Виктор -0011.jpg	Виктор	616,6850586	899,2592773	344183	328,2644958	59,98636678	344,3150339	362,3385315	334,1732788	285,9340515	371,494812	377,7727661	296,026123	297,0446772	299,2314148	283,2174631
Виктор 3 29 4 Виктор -0001.jpg	Виктор	606,4054565	715,0643311	434451	369,7185669	55,68647003	379,0945435	378,2088928	344,6846008	272,9811401	389,293396	388,7172546	375,7704163	375,2796322	359,0265198	342,2460938
Виктор 3 29 4 Виктор -0002.jpg	Виктор	445,554657	482,3298645	429673	369,232605	53,84020233	346,9459839	314,201414	396,6559448	420,7504883	419,9161072	408,1777344	381,3014221	396,2489929	360,8477173	341,943573
Виктор 3 29 4 Виктор -0003.jpg	Виктор	707,9902954	815,43927	502568	398,2993164	77,74208069	454,0097004	427,3917542	423,2714538	419,0417175	395,308197	414,8823242	384,48704			

параметры, которые формируются режимом 2.3.24 как параметры по умолчанию:

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

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
- ☒ XLSX - MS Excel-2007(2010)
- ☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX)
- ☐ CSV - Comma-Separated Values

Стандарт XLS-файла
Стандарт DBF-файла
Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

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

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

- ☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
- ☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

- ☒ Равные интервалы с разным числом наблюдений
- ☐ Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

- ☒ Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец.интерпретацию TXT-полей
- ☐ Применить сценарный метод прогнозирования АСК-анализа
- ☐ Применить специальную интерпретацию текстовых полей "Inp_data"

Пояснения по режиму

Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец.интерпретацию TXT-полей:

Сценарный метод АСК-анализа:
Записи файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются каждая сама по себе независимо друг от друга

Спец.интерпретация TXT-полей:
Значения текстовых полей файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

- ☒ Только интервальные числовые значения (например: "1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")
- ☐ Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")
- ☐ И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

Ok Cancel

Рисунок 8 – Главная экранная форма универсального программного интерфейса системы «Эйдос» с внешними базами данных (режим 2.3.2.2)

После запуска процесса ввода данных из файла: ..\AID_DATA\Inp_data\inp_data.xlsx в базы данных системы «Эйдос» определяется количество заданных текстовых и числовых классификационных и описательных шкал и градаций [7] и выводится окно внутреннего калькулятора данного режима, в котором мы можем задать число интервальных значений в числовых шкалах (рисунок 8):

2.3.2.2. Задание размерности модели системы «ЭЙДОС-X++»

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [6 x 1800]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	60	1800	30,00
Текстовые	1	6	6,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	1	6	6,00	60	1800	30,00

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели

Рисунок 9 – Экранная форма внутреннего калькулятора универсального программного интерфейса системы «Эйдос» с внешними базами данных

После клика по кнопке «Выйти на создание модели» начинается процесс импорта данных оцифровки изображений из файла `..\AID_DATA\Inp_data\inp_data.xlsx` в базы данных системы «Эйдос». При этом по сути происходит нормализация базы исходных данных, т. е. создаются справочники классификационных и описательных шкал и градаций и исходные данные кодируются с их использованием, в результате чего формируется обучающая выборка и база событий (эвентологическая база данных) (рисунок 9):

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: 18:21:28

Окончание: 18:21:52

100%

Прошло: 0:00:24

Осталось: 0:00:00

Ok

Рисунок 10 – Экранная форма, отображающая этапы импорта данных из внешней базы данных в систему «Эйдос»

Сами справочники классификационных и описательных шкал и градаций, обучающая выборка и эвентологическая база данных могут быть просмотрены в режимах 2.1, 2.2, 2.3.1, 2.4 системы «Эйдос». В результате работы программного интерфейса с

внешними базами данных 2.3.2.2 также формируется таблица ..\AID_DATA\Inp_data\inp_davr.xls с усредненными данными по классам.

Затем запускается режим 3.5, обеспечивающий синтез и верификацию (оценку достоверности) моделей (рисунок 10):

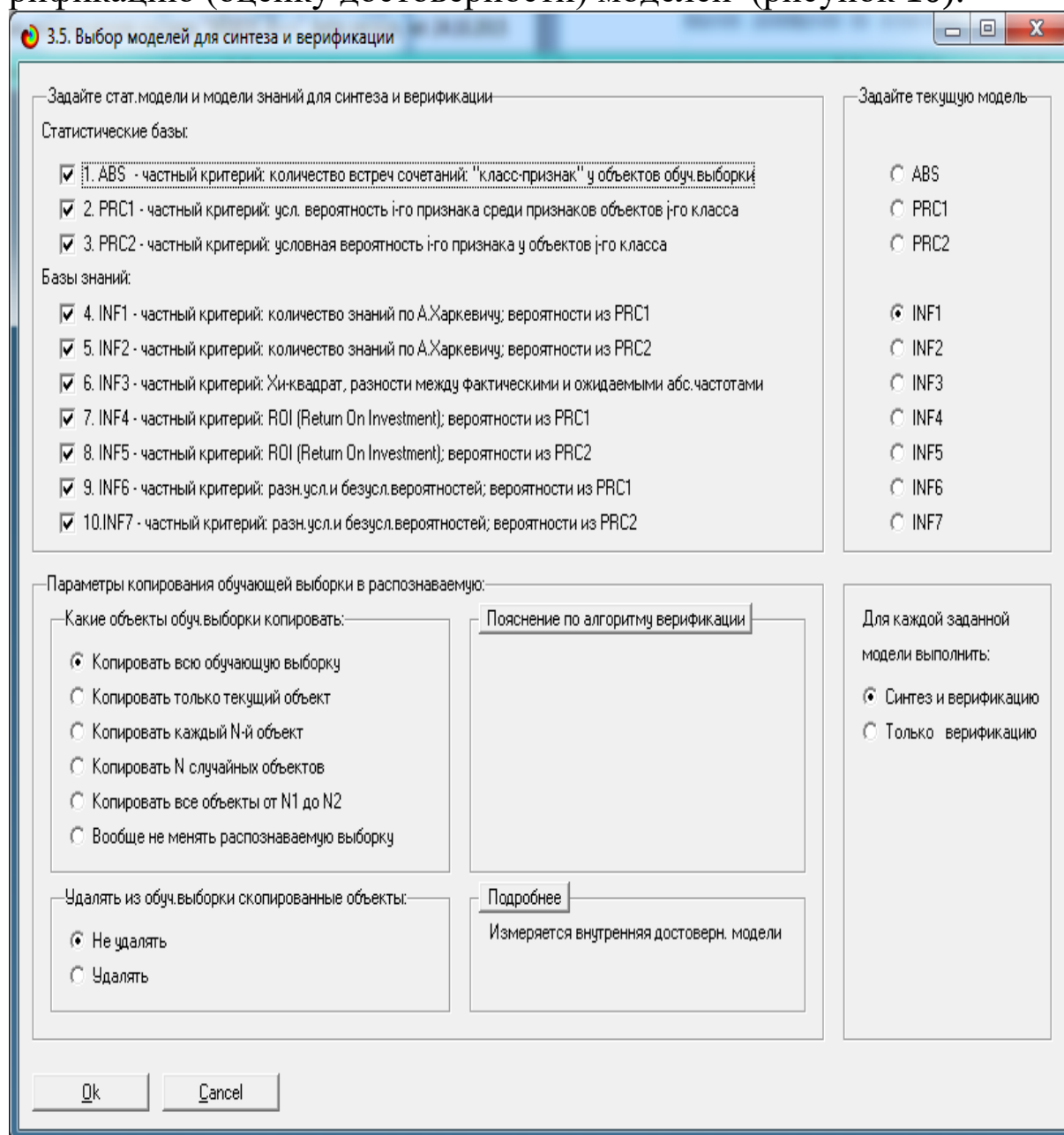


Рисунок 11 – Экранная форма режима синтеза и верификации моделей системы «Эйдос» (режима 3.5)

Запускаем этот режим с параметрами по умолчанию.

В результате работы данного режима создаются и верифицируются 3 статистических модели (корреляционная матрица,

матрицы условных и безусловных процентных распределений) и 7 системно–когнитивных моделей (моделей знаний) (рисунки 11 и 12) [7]:

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

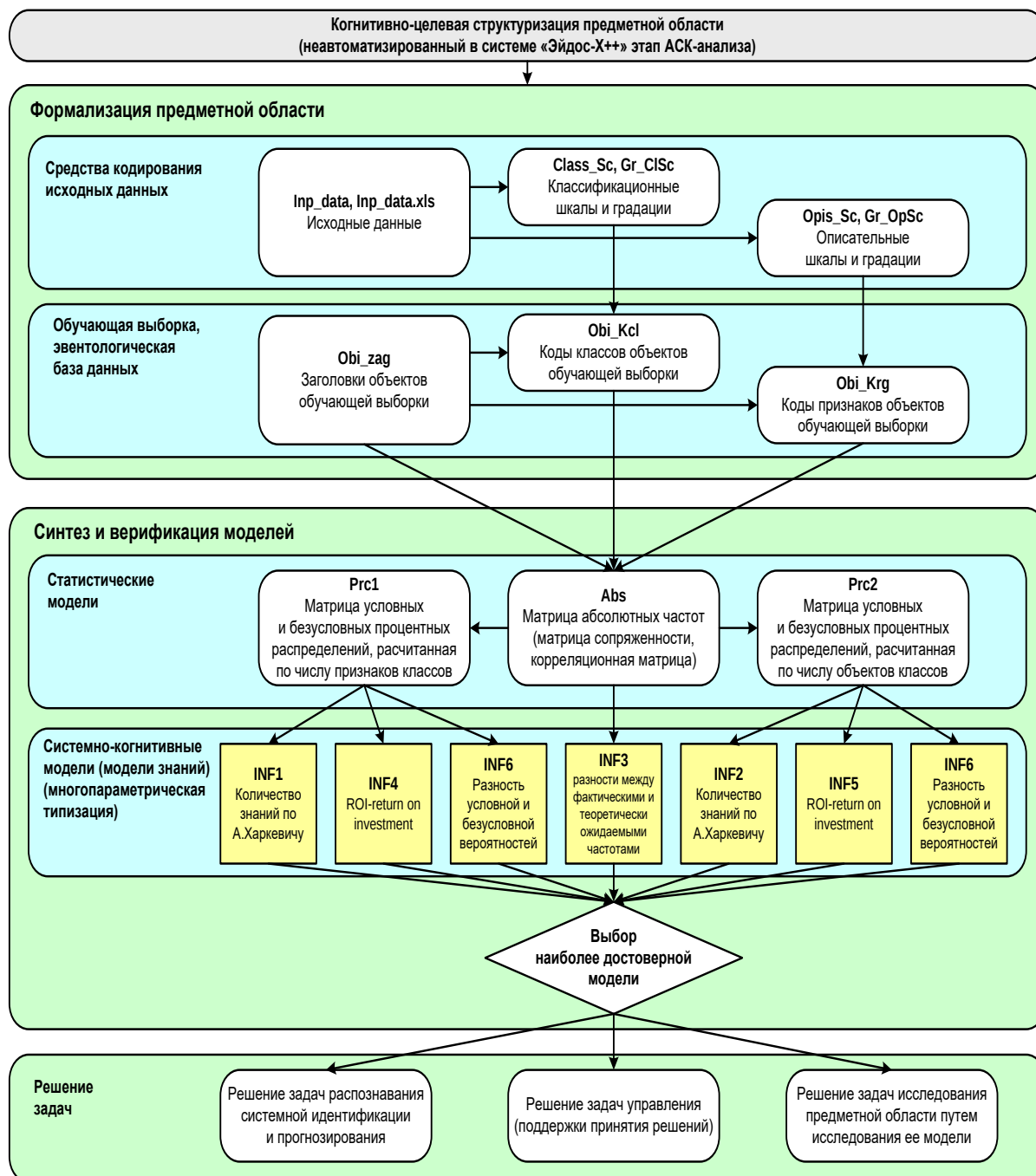


Рисунок 12 – Этапы последовательного повышения степени формализации модели от данных к информации, а от нее к знаниям¹²

¹² Подробнее об этом можно прочитать в работе [7] и других работах, посвященных АСК-анализу

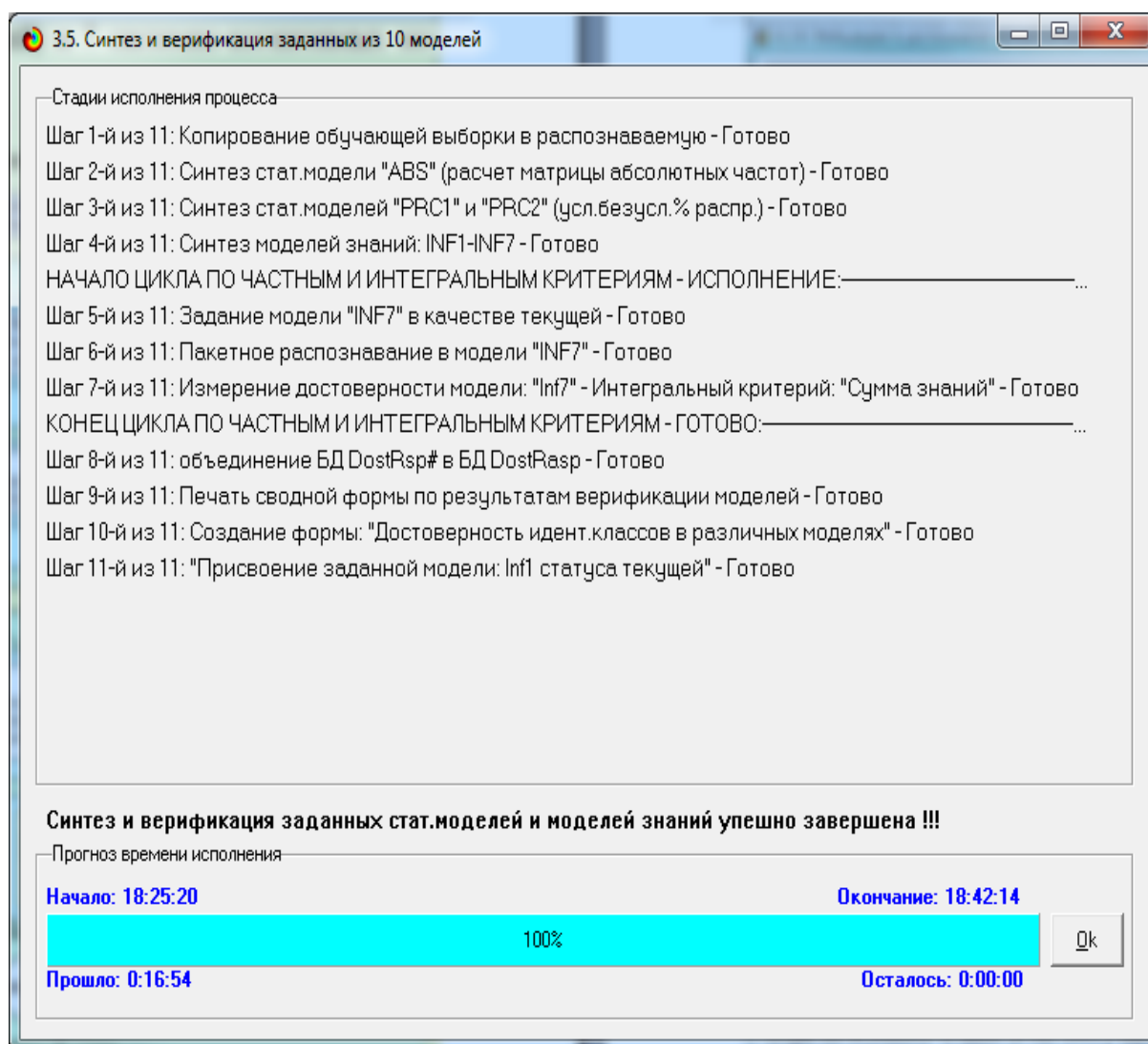


Рисунок 13 – Экранная форма отображения стадии исполнения режима синтеза и верификации моделей

Из рисунка 12 видно, что процесс синтеза и верификации моделей на выборке из 451 листа занял 16 минут 54 секунды.

Достоверность моделей оценивается в этом же режиме 3.5 в соответствии с предложенной проф. Е.В. Луценко метрикой, сходной по смыслу с известным F-критерием, но не основанной на предположении о нормальности распределения, независимости и аддитивности факторов (рисунки 13 и 14).

4.1.3.6. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит.. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Вероятность правильной идентифика...	Вероятность правильной не идентиф...	Средняя вероятно... правильн... результата	Дата получения результата	Время получения результ...
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	98.152	4.382	51.267	24.10.2015	18:30:36
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред...	Сумма абс. частот по признак...	100.000		50.000	24.10.2015	18:30:36
3. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	98.152	4.377	51.264	24.10.2015	18:31:55
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма усл.отн. частот по приз...	100.000		50.000	24.10.2015	18:31:55
5. INF2 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	98.152	4.382	51.267	24.10.2015	18:33:14
6. INF3 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по приз...	100.000		50.000	24.10.2015	18:33:14
7. INF4 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	66.359	90.918	78.638	24.10.2015	18:34:31
8. INF5 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	83.549	76.080	79.815	24.10.2015	18:34:31
9. INF6 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	66.359	90.918	78.638	24.10.2015	18:35:48
10. INF7 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	83.549	76.144	79.846	24.10.2015	18:35:48
11. INF8 - частный критерий: Х-квадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	88.355	64.566	76.460	24.10.2015	18:37:08
12. INF9 - частный критерий: Х-квадрат, разности между фактич...	Сумма знаний	88.355	64.566	76.460	24.10.2015	18:37:08
13. INF10 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	49.538	97.155	73.346	24.10.2015	18:38:26
14. INF11 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	93.531	56.926	75.228	24.10.2015	18:38:26
15. INF12 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	49.538	97.155	73.346	24.10.2015	18:39:40
16. INF13 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	93.531	56.847	75.189	24.10.2015	18:39:40
17. INF14 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	85.582	66.584	76.083	24.10.2015	18:40:57
18. INF15 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	88.355	59.010	73.682	24.10.2015	18:40:58
19. INF16 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	85.582	66.647	76.115	24.10.2015	18:42:14
20. INF17 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Сумма знаний	88.355	59.010	73.682	24.10.2015	18:42:14

Помощь

Рисунок 14 – Оценка достоверности моделей с помощью непараметрической метрики, сходной с F-критерием

Помощь по режиму: 4.1.3.6: Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++"

Режим: Помощь по режиму: 4.1.3.6: Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++".

положительный псевдопрогноз.
Предположим, модель дает такой прогноз: выпадет 1, 2, 3, 4, 5 или 6. В этом случае у нее будет 100% достоверность идентификации, т.е. не будет ни одного объекта, не отнесенного к тому классу, к которому он действительно относится, но при этом будет очень большая ошибка ложной идентификации, т.к. огромное количество объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся (и именно за счет этого у модели и будет очень высокая достоверность идентификации). 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 не выпадет: 1, 2, 3, 4, 5 и 6, а что-то из этого естественно выпало. Конечно, модель дает ошибку в прогнозе в том плане, что не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо угадала, что не выпадет. Но ясно, что выпадет что-то одно, а не все, что предсказано, поэтому такого рода предсказания хорошо оправдываются в том, что не произошло и плохо в том, что произошло, т.е. в этом случае у модели будет 100% достоверность не идентификации, но очень низкая достоверность идентификации.

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 удастся 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 проценты верной идентификации и не идентификации и вычесть проценты ложной идентификации и ложной не идентификации, то это и будет критерий качества модели, 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. Ясно, что этот критерий очень сходен по смыслу с известным F-критерием и сходные оценки качества моделей.

Рисунок 15 – Help режима 4.1.3.6: пояснение смысла непараметрической метрики, сходной с F-критерием

Из рисунка 13 мы видим, что наиболее достоверная модель, основанная на модифицированной мере Харкевича [7], дает среднюю достоверность определения сорта по листу около 80 %, причем достоверность правильного отнесения листа к сорту, к которому он относится, составляет 83 %, а правильного не отнесения к сорту, к которому он не относится – около 79 %.

В соответствии со схемой, приведенной на рисунке 11, и информацией по достоверности моделей, приведенной на рисунке 13, в режиме 5.6 системы «Эйдос» зададим системно-когнитивную модель INF2 в качестве текущей (рисунок 15) и проведем в ней пакетную идентификацию в режиме 4.1.2 (рисунок 16):

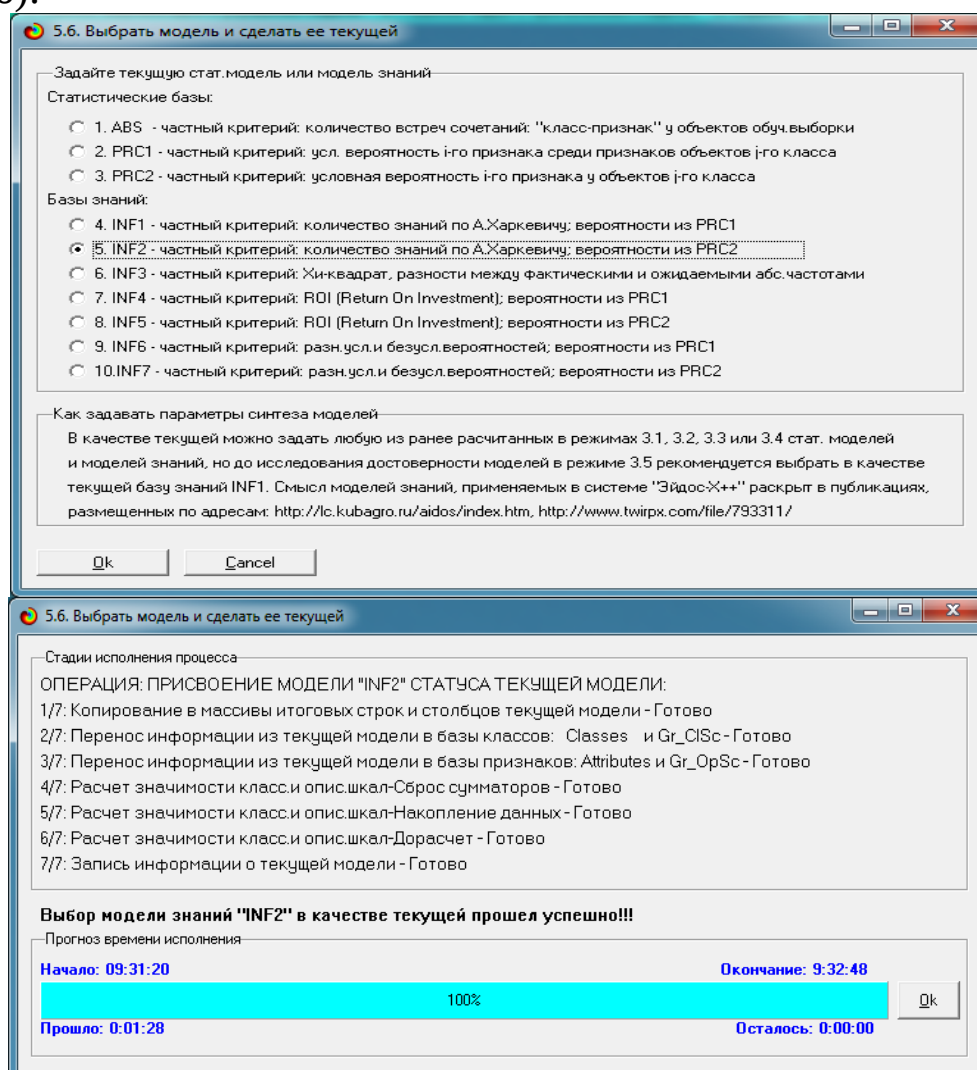


Рисунок 16 – Экранная форма, позволяющая задать любую модель в качестве текущей

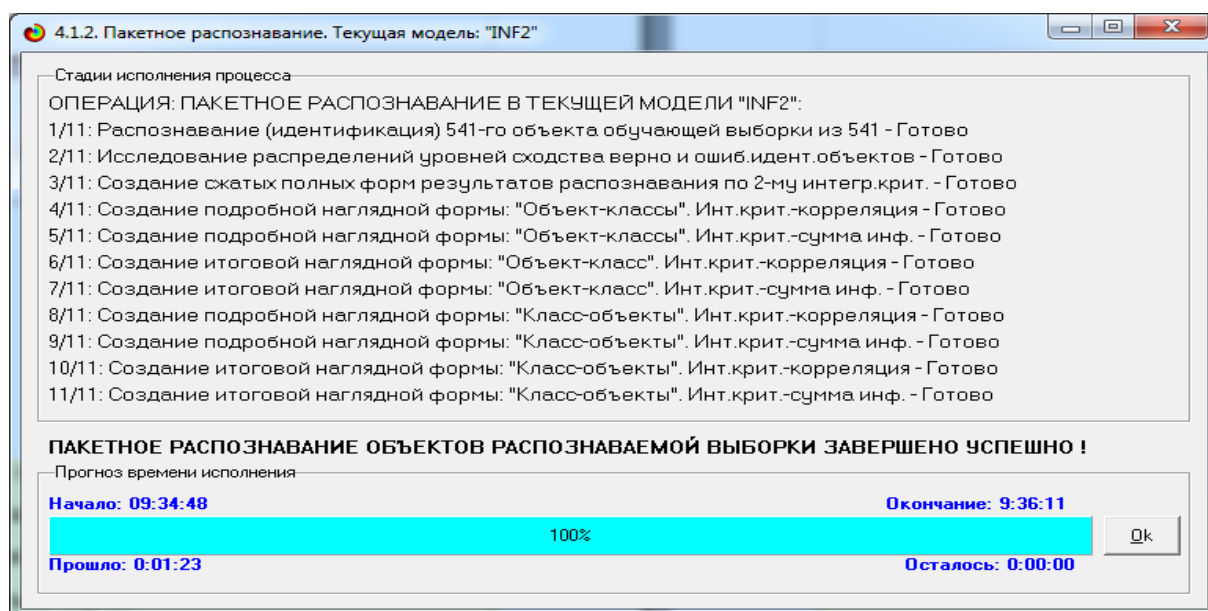


Рисунок 17 – Экранная форма с отображением этапов и стадии решения задачи идентификации листьев с обобщенными образами листьев сортов

Из данной экранной формы видно, что идентификация 541 листа с обобщенными образами листьев сортов выполнена за минуту 23 секунды. На рисунке 17 представлен пример результатов идентификации:

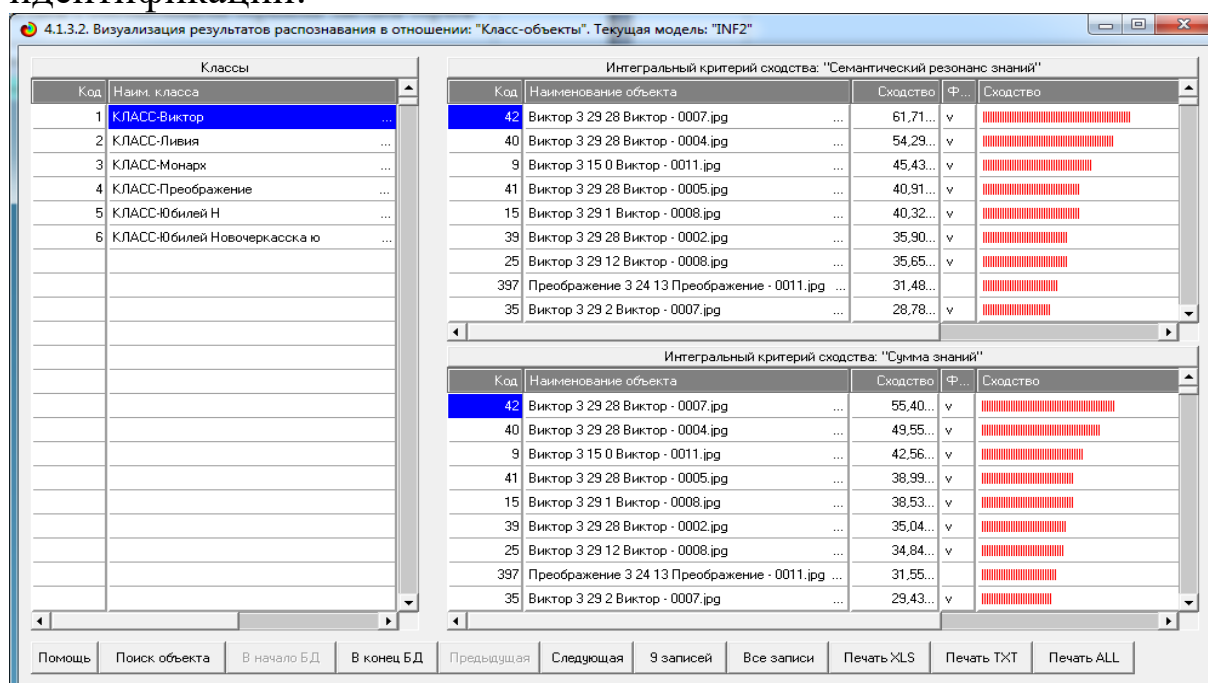


Рисунок 18 – Экранная форма с результатами идентификации листьев с обобщенным образом листьев сорта «Виктор»

При идентификации возникают ошибки неидентификации и ложной идентификации, снижающие достоверность модели. По мнению авторов, основной причиной этих ошибок является наличие в обучающей выборке по каждому сорту винограда «нетипичных» для данного сорта листьев, значительно отличающихся по своей форме от основной массы листьев сорта (явление полиморфизма). По сути это связано с не очень высоким качеством обучающей выборки.

В системе «Эйдос» есть много различных средств повышения качества моделей, в частности за счет улучшения качества обучающей выборки. Для поиска и удаления из обучающей выборки данных по нетипичным листьям может быть применен режим: 3.7.6. Разделение классов на типичную и нетипичную части. Этот режим был реализован в DOS-версии системы «Эйдос» [8, 9, 10], а во время работы над монографией он был реализован в несколько усовершенствованном виде и в новой версии системы «Эйдос-X++» [11]. На рисунке 18 приведена экранная форма этого режима:

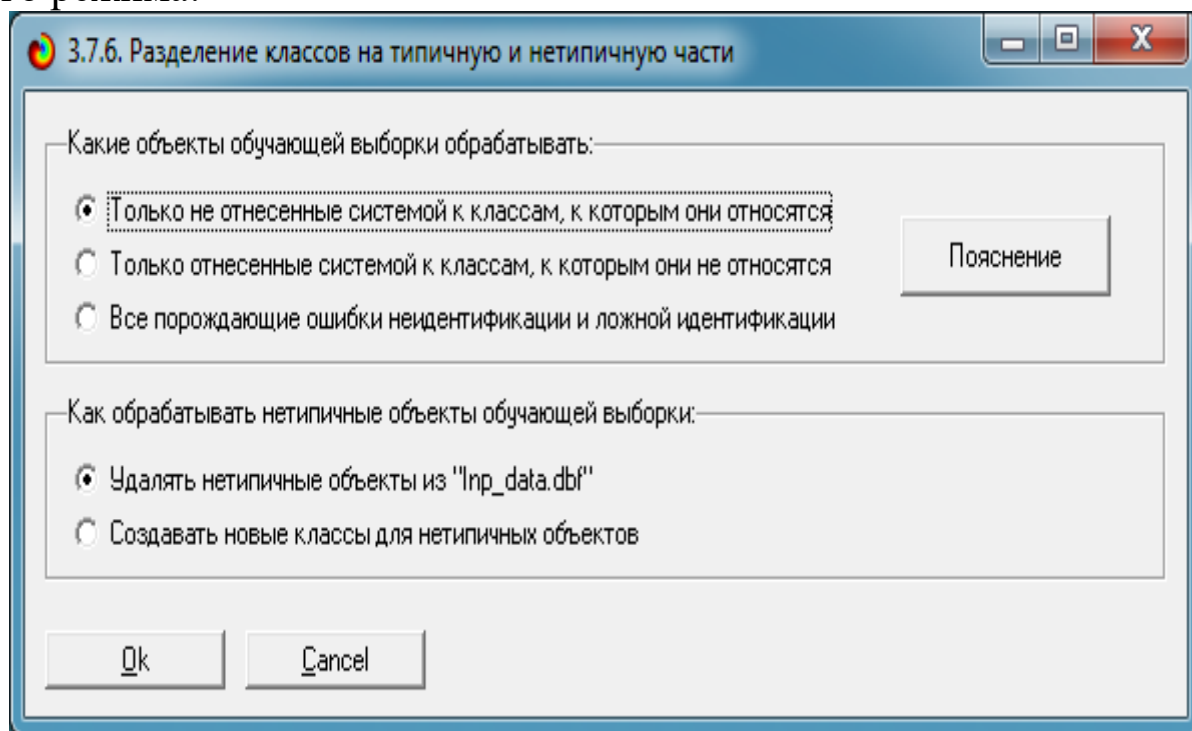


Рисунок 19 – Экранная форма режима: 3.7.6. Разделение классов на типичную и нетипичную части

Вместо описания данного режима приведем его Help (рисунок 19):

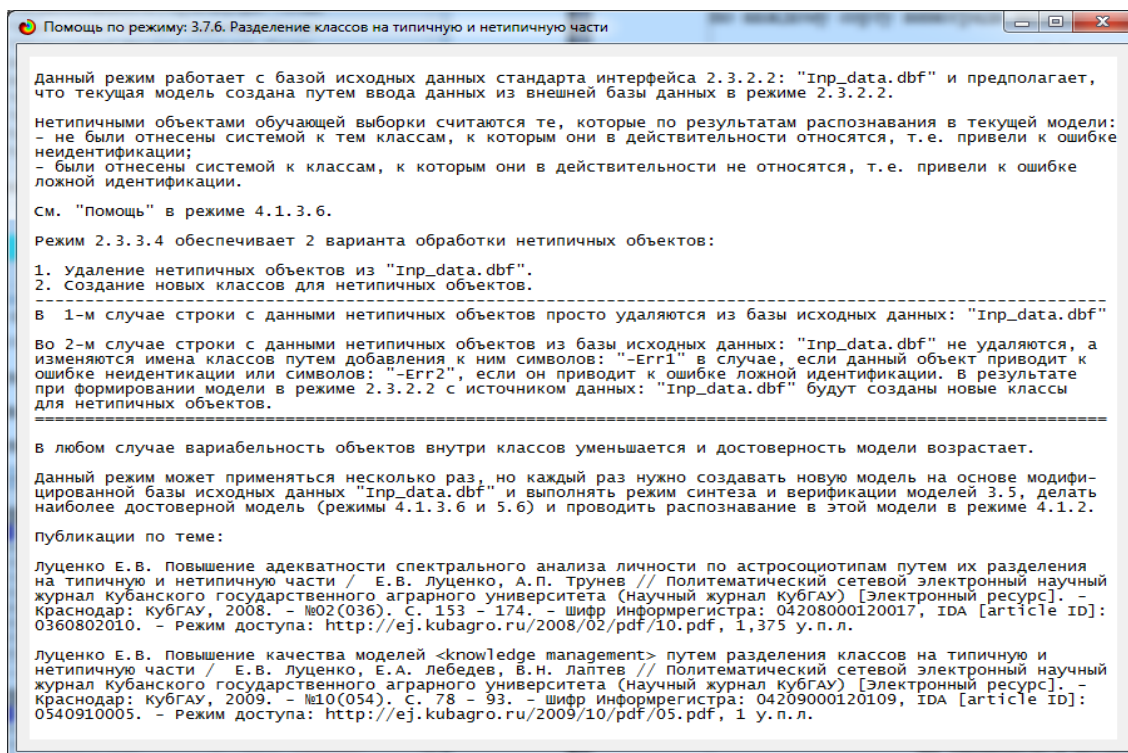


Рисунок 20 – Help режима: 3.7.6. Разделение классов на типичную и нетипичную части

В результате работы данного режима при параметрах, введенных в экранной форме на рисунке 18, из обучающей выборки было убрано 182 нетипичных изображения листьев из 541, в результате чего осталось 359 изображений (рисунок 20):

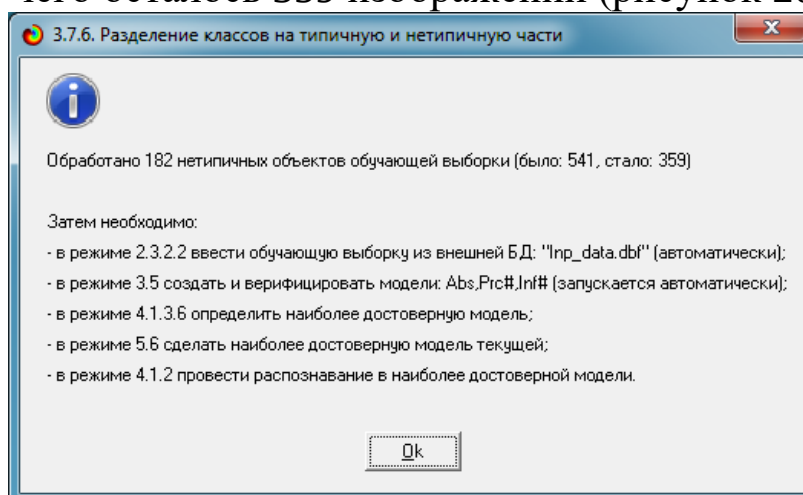


Рисунок 21 – Экранная форма с результатами удаления нетипичных объектов обучающей выборки и рекомендациями по последующим действиям

Форма отчета по ним представлена в таблице 2:

Таблица 2. – Файл ..\AID_DATA\A0000001\System\Obj_err1.dbf с данными об отбракованных нетипичных объектах обучающей выборки (фрагмент)13

Объект обучающей выборки	Класс	Х центра тяжести	У центра тяжести	Площадь (пикс.)	Среднее	Ср.хв.откл.	000°	006°	012°	018°	024°	030°
Виктор 3 15 0 Виктор - 0003.jpg	Виктор	632,2343750	994,9671631	408976	360,5716553	56,2704964	342,2656250	361,2731628	365,8599548	335,7876892	325,0150452	388,7317505
Виктор 3 15 0 Виктор - 0009.jpg	Виктор	433,3112488	547,6583252	424596	366,3581238	70,9707489	408,1889038	391,3783569	372,9037781	397,1635437	376,8017578	281,4615173
Виктор 3 29 12 Виктор - 0007.jpg	Виктор	692,3566284	803,5777588	535907	417,5659790	88,6609268	382,6433716	449,6510315	426,0268250	402,5189514	304,0436707	463,6120300
Виктор 3 29 12 Виктор - 0009.jpg	Виктор	682,2186890	894,7062988	548440	418,0230103	81,6317444	477,2814026	449,7746887	455,7486572	440,8772888	472,2080383	407,4144592
Виктор 3 29 5 Виктор - 0001.jpg	Виктор	439,4005737	627,2784424	472902	390,6695251	96,4301147	370,5994873	394,3128967	342,0954285	401,9396057	374,6410217	371,6243591
Виктор 3 29 5 Виктор - 0006.jpg	Виктор	682,5899658	914,2933350	543111	414,1596880	72,9237671	419,4100647	452,4322815	414,4742432	432,2785339	408,4764404	397,8712769
Виктор 3 29 12 Виктор - 0001.jpg	Виктор	590,8446655	952,7417603	483438	394,8630676	73,1380997	372,6554260	360,1401672	417,8674316	396,6304626	380,0880737	387,8153687
Виктор 3 29 1 Виктор - 0001.jpg	Виктор	593,5333862	824,6776733	525618	410,4035339	87,9569661	428,9667358	389,1666565	361,8919983	315,9895325	400,7564697	391,0320129
Виктор 3 29 4 Виктор - 0004.jpg	Виктор	510,7887878	585,6791382	562195	424,5055237	68,2549744	455,7113342	409,4564514	404,5953369	437,8117065	388,4398804	341,0710144
Виктор 3 29 12 Виктор - 0004.jpg	Виктор	590,1437378	773,4669800	491758	396,2037354	101,5990982	384,8562622	323,2063904	333,6813660	472,0144043	424,0430603	414,9781494
Виктор 3 29 4 Виктор - 0001.jpg	Виктор	606,4054565	715,0643311	434451	369,7185669	55,6864700	379,0945435	378,2088928	344,6846008	272,9811401	389,2933960	388,7172546
Виктор 3 29 12 Виктор - 0005.jpg	Виктор	640,5181274	911,0059294	572600	427,5144348	88,5049133	453,9818726	391,1360474	360,4758301	357,0110474	462,6239929	449,3653564
Виктор 3 15 0 Виктор - 0006.jpg	Виктор	557,9083862	570,222290	617519	433,3176575	87,8182678	489,5922241	436,0014954	443,7912903	461,8765869	416,0824280	317,8754578
Ливия 3 14 2 Ливия - 0011.jpg	Ливия	588,4678955	850,1318359	376193	342,9874878	77,4732513	340,5323181	280,0761108	352,2573853	345,6316833	339,0514221	337,3413696
Ливия 3 14 28 Ливия - 0003.jpg	Ливия	646,5928955	798,5562744	399128	354,7731018	61,2287903	334,4071045	327,7221680	338,3220825	351,7056274	338,5118408	320,7141724
Ливия 3 14 13 Ливия - 0010.jpg	Ливия	731,5736694	875,5150146	402083	348,6164246	117,5110931	350,4263306	300,5798645	366,3936157	329,6012878	305,4446106	281,9894714
Ливия 3 14 26 Ливия - 0008.jpg	Ливия	635,4124756	744,2846069	632323	445,0369263	90,0214691	424,0881348	444,5488892	439,7578735	432,2878418	414,0230103	378,9899292
Ливия 3 14 24 Ливия - 0010.jpg	Ливия	688,5028076	795,4870605	635140	444,1369934	100,4497528	446,4971924	414,2886353	362,9396667	461,8598328	438,6839905	447,5889587
Ливия 3 14 2 Ливия - 0006.jpg	Ливия	539,6004028	809,5175781	548203	418,2235413	89,3197021	467,3995972	451,4038391	461,4913025	453,2215576	452,2387085	432,0480957
Ливия 3 14 2 Ливия - 0004.jpg	Ливия	659,9776001	910,4608765	364534	339,2134705	58,1683655	338,5228271	313,7667236	282,2658081	357,0635376	360,3834534	338,1018677
Ливия 3 14 28 Ливия - 0008.jpg	Ливия	680,9220581	860,1915894	419730	364,7630615	66,9346542	326,0780945	311,3115540	337,0985718	363,5242004	332,5710449	325,9411011
Ливия 3 14 3 Ливия - 0001.jpg	Ливия	628,6774902	931,5313721	581527	432,1412048	45,8214493	457,3225098	416,6489868	399,6363831	476,2320426	458,2040710	460,6247864
Ливия 3 14 1 Ливия - 0012.jpg	Ливия	641,9380493	900,2908325	399664	355,0022583	109,8383789	373,0620117	338,4510193	312,9315491	289,7966919	310,5842896	309,7532654
Ливия 3 14 24 Ливия - 0004.jpg	Ливия	652,2570190	801,8444214	587822	436,3882446	55,1925087	446,2430115	374,8464966	512,9536133	479,3747253	474,3506775	476,7738037
Ливия 3 14 6 Ливия - 0004.jpg	Ливия	699,1798706	843,7858887	406362	357,8962708	56,5409851	337,3201904	377,4683838	364,3797913	364,6711691	368,3415833	334,8488159
Ливия 3 14 13 Ливия - 0005.jpg	Ливия	740,7230225	798,3607788	468796	384,4393616	82,7429199	285,2770081	354,7792328	346,8615417	325,3941956	317,4539795	341,2874451
Ливия 3 14 22 Ливия - 0004.jpg	Ливия	403,5652161	498,4202881	393286	352,4736938	64,4200668	319,4347839	364,9795227	365,4418640	358,7290955	335,0374756	362,6654663
Ливия 3 14 12 Ливия - 0011.jpg	Ливия	630,5346680	986,4804077	428763	368,0562744	73,8487167	334,4653320	396,1471558	366,0524902	341,3471985	328,9994812	423,3782349
Ливия 3 14 13 Ливия - 0006.jpg	Ливия	652,1280518	878,4064331	380838	347,9713440	85,7933273	341,8719482	332,7278137	358,2243652	352,8446299	350,4195251	340,2308044
Ливия 3 14 8 Ливия - 0006.jpg	Ливия	710,3263550	955,1741333	554107	420,4595032	98,3642807	460,6737671	426,5356140	434,1733093	393,5066223	392,2150879	372,6065063
Ливия 3 14 12 Ливия - 0005.jpg	Ливия	601,6535645	829,1284180	356204	334,4033508	63,6359329	278,3466797	302,5299683	280,4874573	272,4053345	332,8419189	333,5841675
Ливия 3 14 3 Ливия - 0004.jpg	Ливия	617,1011963	878,0562744	612314	441,9290466	78,0300903	489,3988037	475,0315857	468,7456055	437,3977661	435,0113831	436,4918823
Ливия 3 14 2 Ливия - 0003.jpg	Ливия	552,1851196	900,9342041	367637	341,2089539	56,5400124	370,3148804	375,9029236	365,3216553	368,4175720	337,1562805	360,3228149
Ливия 3 14 26 Ливия - 0004.jpg	Ливия	590,2944336	866,9969482	611909	439,8394470	71,3557892	450,2055664	458,7241211	483,8647766	466,6430664	448,5153503	415,0830078
Ливия 3 14 19 Ливия - 0007.jpg	Ливия	608,1448975	677,4429321	391854	355,4707336	39,3073654	328,8551025	344,7459106	325,0594177	299,0395203	310,9939270	352,0408020
Ливия 3 14 24 Ливия - 0006.jpg	Ливия	631,7971802	802,1581421	571258	427,8421631	39,2474098	425,2029724	434,1299438	401,5531921	421,5283842	412,4025879	383,8673096
Ливия 3 14 12 Ливия - 0008.jpg	Ливия	649,1456909	907,5372314	507589	392,6647034	119,5736160	411,3545532	431,7545471	488,6114502	442,5801086	422,4390259	379,775879
Ливия 3 14 25 Ливия - 0010.jpg	Ливия	574,5016479	752,2157593	460743	380,3167114	72,3954773	343,4984741	301,6773987	279,2555847	340,8302002	401,8868713	374,4834595
Ливия 3 14 8 Ливия - 0012.jpg	Ливия	660,5902710	759,7036133	397973	360,7187345	79,0127182	346,9098511	334,7756348	339,8652039	346,9192200	341,6008911	321,5080872
Ливия 3 14 12 Ливия - 0003.jpg	Ливия	618,9467163	935,1586914	425037	370,2951965	61,2575989	353,0534363	320,3457947	393,1656494	387,5480347	376,6778564	368,4789124
Ливия 3 14 26 Ливия - 0007.jpg	Ливия	689,6464844	799,9578247	585098	428,3242798	86,3712006	390,8535156	444,3506470	437,4326477	445,7661133	412,6121957	338,9843445
Ливия 3 14 3 Ливия - 0008.jpg	Ливия	623,9910889	840,3041992	588683	429,6989136	39,8824463	423,5094910	414,8167419	396,2344666	406,4339905	477,9607544	442,9764099
Ливия 3 14 8 Ливия - 0011.jpg	Ливия	641,5900879	859,7707520	411485	351,3903503	77,3149109	348,9099731	345,8129272	424,1870422	422,1611633	403,5611267	371,2138062
Ливия 3 14 13 Ливия - 0009.jpg	Ливия	639,2413940	855,4046631	546098	418,8753357	104,6973343	450,2590027	468,3390198	428,7249756	395,0971985	276,2464905	346,8293152
Ливия 3 14 22 Ливия - 0008.jpg	Ливия	590,1848755	865,5315552	540507	413,0822449	90,0581131	428,8151245	446,2935181	453,2687988	447,2879028	437,3825989	438,2309570
Ливия 3 14 26 Ливия - 0005.jpg	Ливия	719,3444214	864,5841675	608496	443,8821106	51,7429428	461,6555786	423,4911804	407,5990295	449,3313293	429,6006470	472,7724915
Ливия 3 14 6 Ливия - 0005.jpg	Ливия	636,4463501	826,3773193	399916	358,0177307	34,9434052	353,0541992	317,8370361	322,6136475	297,8226318	313,8923645	365,7049561
Ливия 3 14 2 Ливия - 0008.jpg	Ливия	605,2973633	853,3761597	412313	361,8750305	55,8041077	415,7026672	377,2890930	351,3952332	345,3981323	404,2420044	390,0210266

После выполнения рекомендуемых режимов (параметры их работы задаются программно, т. е. для пользователя «по умолчанию»), достоверность моделей возросла за счет уменьшения вариативности формы листьев внутри классов, соответствующих сортам винограда (рисунок 21). Из этого рисунка мы видим, что достоверность моделей, созданных на основе улучшенных обучающих выборок, повышается по сравнению с исходной (рисунок 13) примерно на 4–5 % за итерацию. Отметим, что режим 3.7.6

¹³ Это изображение сделано с разрешением 600 dpi и четко просматривается при масштабе 500 %/

сделан таким образом, чтобы можно было удобно применять его итерационно, т. е. просто запускать его последовательно несколько раз подряд. При этом сначала повышается качество обучающей выборки путем удаления из нее нетипичных объектов, затем на основе улучшенной обучающей выборки создается новое приложение, а потом это новое приложение готовится для следующего применения режима 3.7.6 (см. рисунок 20).

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Вероятность правильной идентифика...	Вероятность правильной не идентифика...	Средняя вероятность правильного результата	Дата получения результата	Время получения результата
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "и,лас...	Корреляция абс. частот с обр...	98.607	11.347	54.977	25.10.2015	10:18:26
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "и,лас...	Сумма абс. частот по признакам...	100.000		50.000	25.10.2015	10:18:26
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	98.607	11.122	54.865	25.10.2015	10:19:17
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по признакам...	100.000		50.000	25.10.2015	10:19:17
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	98.607	11.347	54.977	25.10.2015	10:20:05
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по признакам...	100.000		50.000	25.10.2015	10:20:05
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	89.136	77.272	83.204	25.10.2015	10:20:52
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	92.479	67.841	80.160	25.10.2015	10:20:52
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	89.136	77.272	83.204	25.10.2015	10:21:41
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	92.479	67.841	80.160	25.10.2015	10:21:41
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	96.379	63.072	79.725	25.10.2015	10:22:29
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Сумма знаний	96.379	63.072	79.725	25.10.2015	10:22:29
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	86.072	82.777	84.425	25.10.2015	10:23:17
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	99.443	51.485	75.464	25.10.2015	10:23:17
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	86.072	82.777	84.425	25.10.2015	10:24:06
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	99.443	51.485	75.464	25.10.2015	10:24:06
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	94.708	62.113	78.410	25.10.2015	10:24:55
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	96.379	54.455	75.417	25.10.2015	10:24:55
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	94.708	62.113	78.410	25.10.2015	10:25:43
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	96.379	54.455	75.417	25.10.2015	10:25:43

Помощь

Рисунок 22 – Оценка достоверности моделей, созданных на основе обучающей выборки с удаленными данными о нетипичных листьях на 1-й и 2-й итерациях (непараметрическая метрика, сходная с F-критерием)

Из рисунка 21 видно, что в наилучшей модели, созданной на 2-й итерации (INF4), достоверность идентификации, определения сорта винограда по форме листа (контуру) составляет 95,8 %, а достоверность неидентификации, т. е. определения сортов, к которым данный лист не относится – 80,9 %. Это уже результат, достаточно высокий для того, чтобы можно было говорить не только о научной новизне, но и о практической значимости предлагаемых подходов к решению некоторых сформулированных в работе важных задач ампелографии.

Отметим также, что дальнейшие итерации в данном случае проводить нецелесообразно, т. к. наиболее эффективны, т. е. наиболее сильно повышают достоверность моделей именно первые итерации, а последующие все в меньшей и меньшей степени, что вполне естественно, ведь достоверность модели асимптотически приближается к 100 %. Кроме того, в результате проведенных итераций уже достигнут достаточный уровень достоверности. В исходной обучающей выборке был 541 объект (лист), в модели 1-й итерации – 359, а в модели 2-й итерации – 309.

Выберем в качестве текущей модель INF4 2-й итерации и решим в ней сформулированные в начале работы важные задачи ампелографии:

- 1) оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей;
- 2) формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации;
- 3) формирование моделей обобщенных образов листьев различных сортов;
- 4) сравнение образа конкретного листа с обобщенным образом листа разных сортов и определение количественной степени сходства – различия между ними, т. е. идентификация сорта по листу;
- 5) количественное определение сходства – различия сортов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных сортов.

Задача 1: оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей.

Решение этой задачи подробно описано в начале работы. Оцифровка сканированных изображений осуществляется модулем 2.3.2.4, программная реализация которого разработана Д.К. Бандык по постановке и алгоритму проф. Е.В. Луценко [3, 4].

В результате работы модуля создается Excel-файл обучающей выборки (таблица 1), в строках которого содержатся следующие количественные данные об изображениях, представляющие их математическую модель (при заданных параметрах оцифровки):

Колонки с 1-й по 7:

1. Объект обучающей выборки
2. Класс
3. X центра тяжести
4. Y центра тяжести
5. Площадь (пикс.)
6. Среднее
7. Ср. кв. откл.

Колонки с 8-й по 67:

8. 000°	18. 060°	28. 120°	38. 180°	48. 240°	58. 300°
9. 006°	19. 066°	29. 126°	39. 186°	49. 246°	59. 306°
10. 012°	20. 072°	30. 132°	40. 192°	50. 252°	60. 312°
11. 018°	21. 078°	31. 138°	41. 198°	51. 258°	61. 318°
12. 024°	22. 084°	32. 144°	42. 204°	52. 264°	62. 324°
13. 030°	23. 090°	33. 150°	43. 210°	53. 270°	63. 330°
14. 036°	24. 096°	34. 156°	44. 216°	54. 276°	64. 336°
15. 042°	25. 102°	35. 162°	45. 222°	55. 282°	65. 342°
16. 048°	26. 108°	36. 168°	46. 228°	56. 288°	66. 348°
17. 054°	27. 114°	37. 174°	47. 234°	57. 294°	67. 354°

Задача 2: формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации.

В результате выполнения режима 3.5. Синтез и верификация моделей, создано 3 статистических модели и 7 когнитивных моделей исследуемой предметной области. Наименования этих моделей приведены на рисунках 10 и 11, а подробнее они описаны в работе [7] и других работах, посвященных АСК-анализу¹⁴. В таблице 3 приведен фрагмент базы знаний модели INF1 на 2-й итерации:

Всего в этой базе знаний 1800 записей, т. е. в таблице 3 приведено 3,8 % ее объема.

¹⁴ Ссылки на многие из них есть на сайте: <http://lc.kubagro.ru/>

Колонки приведенной базы знаний соответствуют классам, в данной работе это сорта винограда.

Строки приведенной базы знаний представляют собой градации описательных шкал, в данной работе это интервальные значения расстояний от центра тяжести листа до его контура в пикселях при различных углах поворота радиуса–вектора.

Значения на пересечениях строк и колонок в модели INF1 представляют собой количество информации по А.Харкевичу [7] в элементе контура о принадлежности листа с данным элементом контура к сорту винограда. Это количество информации выражено в миллибитах, т. е. тысячных долях бита с целью экономии знакомест в таблице (т. к. все значения начинаются с нуля и запятой). Знак и модуль значения отражают степень характерности или не характерности соответствующего элемента контура данному сорту винограда. Положительные значения говорят о том, что данный элемент контура характерен для данного сорта винограда, а отрицательные – о том, что он не характерен. Степень характерности или не характерности выражается модулем значения. Пустые значения соответствуют случаю, когда данный элемент контура листа никогда не встречался у данного сорта по данным обучающей выборки. Положительные значения получаются, если данный элемент контура встречается у данного сорта с более высокой вероятностью, чем в среднем по выборке, а отрицательные – если реже, чем в среднем по выборке. Подробнее о способах расчета статистических и когнитивных моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» можно ознакомиться в работе [7] и других работах по этой проблематике.

Модели обобщенных образов листьев содержатся в когнитивных моделях INF1 – INF7, фрагмент одной из которых приведен в таблице 3. Такая модель представляет собой вектор, координатами которого являются частные критерии, в частности в моделях INF1 и INF2 – количество информации [7]. Синтез и верификация этих моделей осуществляется в режиме 3.5 и подробно описаны в данной работе выше. Наименования этих моделей приведены на рисунках 10 и 11, а подробнее они описаны в работе [7] и других работах, посвященных АСК-анализу¹⁵.

¹⁵ Ссылки на многие из них есть на сайте: <http://lc.kubagro.ru/>

Модели конкретных листьев с применением теории информации представляют собой количество информации в элементах их контуров о том, что эти листья принадлежат определенным сортам. В соответствии с подходом, развиваемым в АСК-анализе и реализованным в системе «Эйдос», считается, что лист относится к тому сорту винограда, о принадлежности к которому в элементах его контура содержится больше всего информации, т. е. используется аддитивный интегральный критерий [7].

Таблица 3. – Модель INF1 на 2-й итерации (фрагмент) (миллибиты)

Код	Описательные шкалы и градации	Классы (сорта винограда)					
		Виктор	Ливия	Монарх	Преображение	Юбилей Н	Юбилей Новочеркасска ю
1	000°1/30-{233.1520386, 249.7032003}	89			336		
2	000°2/30-{249.7032003, 266.2543620}	148			212	490	
3	000°3/30-{266.2543620, 282.8055237}	148	330		-153		
4	000°4/30-{282.8055237, 299.3566854}	148	196		136		
5	000°5/30-{299.3566854, 315.9078471}	165	165	-452	47		102
6	000°6/30-{315.9078471, 332.4590088}	205	-67	-443	162		110
7	000°7/30-{332.4590088, 349.0101705}	213	-28	-404	178		
8	000°8/30-{349.0101705, 365.5613322}	161	-320	-91	167		
9	000°9/30-{365.5613322, 382.1124939}	-80		91	132		
10	000°10/30-{382.1124939, 398.6636556}	-208	-449	31	97	-49	275
11	000°11/30-{398.6636556, 415.2148173}			225	-259	18	
12	000°12/30-{415.2148173, 431.7659790}	-141	-382	136	-441	383	-22
13	000°13/30-{431.7659790, 448.3171407}	-130	-82	110	-430	30	278
14	000°14/30-{448.3171407, 464.8683024}	-80	191	-3	-380	80	39
15	000°15/30-{464.8683024, 481.4194641}	-248	117	78		383	
16	000°16/30-{481.4194641, 497.9706258}	-93	213	19			208
17	000°17/30-{497.9706258, 514.5217875}		183	113			120
18	000°18/30-{514.5217875, 531.0729492}		454				
19	000°19/30-{531.0729492, 547.6241109}			153	105		
20	000°20/30-{547.6241109, 564.1752726}		320	19			
21	000°21/30-{564.1752726, 580.7264343}						
22	000°22/30-{580.7264343, 597.2775960}			260			
23	000°23/30-{597.2775960, 613.8287577}						
24	000°24/30-{613.8287577, 630.3799194}						
25	000°25/30-{630.3799194, 646.9310811}						
26	000°26/30-{646.9310811, 663.4822428}						
27	000°27/30-{663.4822428, 680.0334045}						
28	000°28/30-{680.0334045, 696.5845662}						
29	000°29/30-{696.5845662, 713.1357279}						
30	000°30/30-{713.1357279, 729.6868896}				394		
31	006°1/30-{208.7764587, 224.0454111}		165		288		
32	006°2/30-{224.0454111, 239.3143636}	513					
33	006°3/30-{239.3143636, 254.5833160}		347		105		
34	006°4/30-{254.5833160, 269.8522684}	183			172		484
35	006°5/30-{269.8522684, 285.1212209}	330	-17	-211	-77		
36	006°6/30-{285.1212209, 300.3901733}	183	183		124		
37	006°7/30-{300.3901733, 315.6591257}	196	31		212		
38	006°8/30-{315.6591257, 330.9280782}	1	272	-252	-11		
39	006°9/30-{330.9280782, 346.1970306}	41	-124	-136	181		54
40	006°10/30-{346.1970306, 361.4659830}	-288	-347	-70	224		195
41	006°11/30-{361.4659830, 376.7349355}	-217	-275	42	30	307	85
42	006°12/30-{376.7349355, 392.0038879}	41		19	78	249	-81
43	006°13/30-{392.0038879, 407.2728403}	41	-258	95	-77		102
44	006°14/30-{407.2728403, 422.5417928}	-17		178	-318	142	
45	006°15/30-{422.5417928, 437.8107452}	-23	-82	110	-141	30	
46	006°16/30-{437.8107452, 453.0796976}		-124	153		383	54
47	006°17/30-{453.0796976, 468.3486501}	1	18	90		54	195
48	006°18/30-{468.3486501, 483.6176025}	-93	272	19			
49	006°19/30-{483.6176025, 498.8865549}	-141	224	-29		201	160
50	006°20/30-{498.8865549, 514.1555074}	-65	347	-318			236
51	006°21/30-{514.1555074, 529.4244598}		165	105	-184		
52	006°22/30-{529.4244598, 544.6934122}						
53	006°23/30-{544.6934122, 559.9623647}		-17	212			
54	006°24/30-{559.9623647, 575.2313171}						
55	006°25/30-{575.2313171, 590.5002695}						
56	006°26/30-{590.5002695, 605.7692220}			78	212		
57	006°27/30-{605.7692220, 621.0381744}						
58	006°28/30-{621.0381744, 636.3071268}						
59	006°29/30-{636.3071268, 651.5760793}						
60	006°30/30-{651.5760793, 666.8450317}				394		
61	012°1/30-{116.6740494, 137.0900251}		454				
62	012°2/30-{137.0900251, 157.5060008}						
63	012°3/30-{157.5060008, 177.9219765}						
64	012°4/30-{177.9219765, 198.3379522}						
65	012°5/30-{198.3379522, 218.7539279}						814
66	012°6/30-{218.7539279, 239.1699036}	513					
67	012°7/30-{239.1699036, 259.5858793}	224			288		
68	012°8/30-{259.5858793, 280.0018550}	272	320				
69	012°9/30-{280.0018550, 300.4178307}	107	231		124		

Задача 3: формирование моделей обобщенных образов листьев различных сортов.

В системе «Эйдос» реализован режим 4.7. АСК-анализ изображений, в котором можно выполнить практически все операции по оцифровке и анализу изображений, описанные в данной работе (рисунок 22):

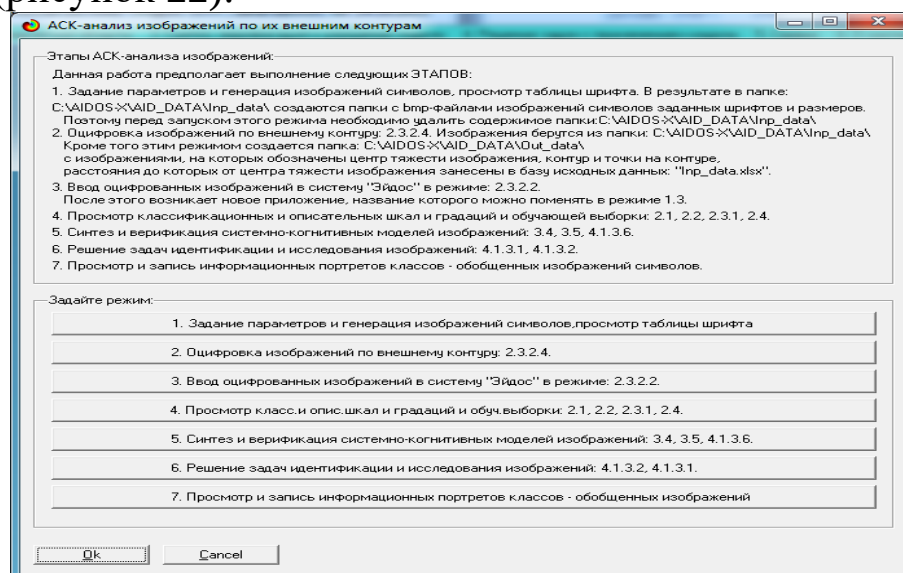


Рисунок 23. Экранная форма режима 4.7. АСК-анализ изображений

Вместо описания возможностей данного режима приведем его Help (рисунок 23):

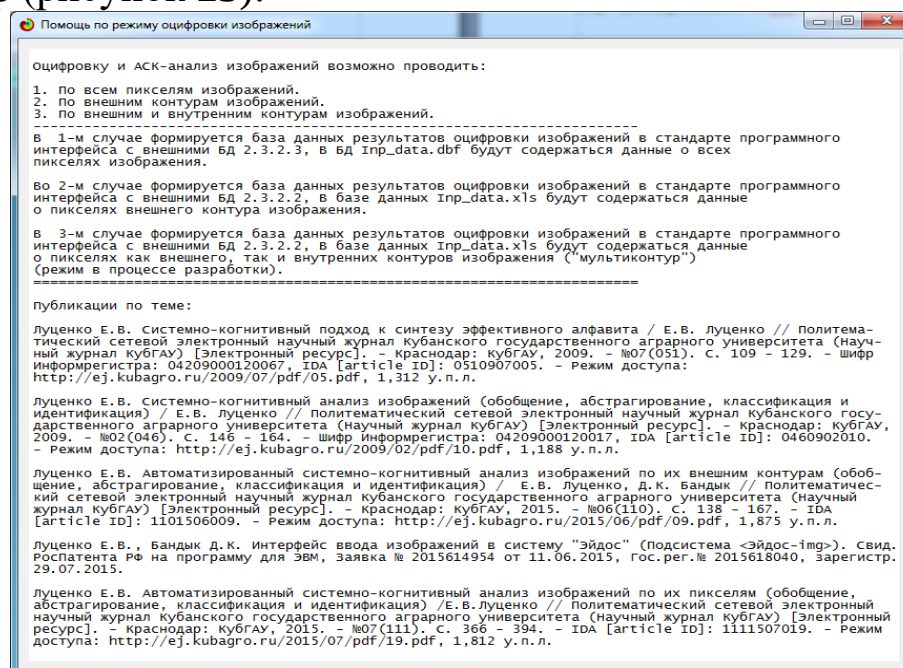


Рисунок 24. Help режима 4.7. АСК-анализ изображений

Экранная форма режима задания параметров формируемых и отображаемых информационных портретов приведена на рисунке 24:

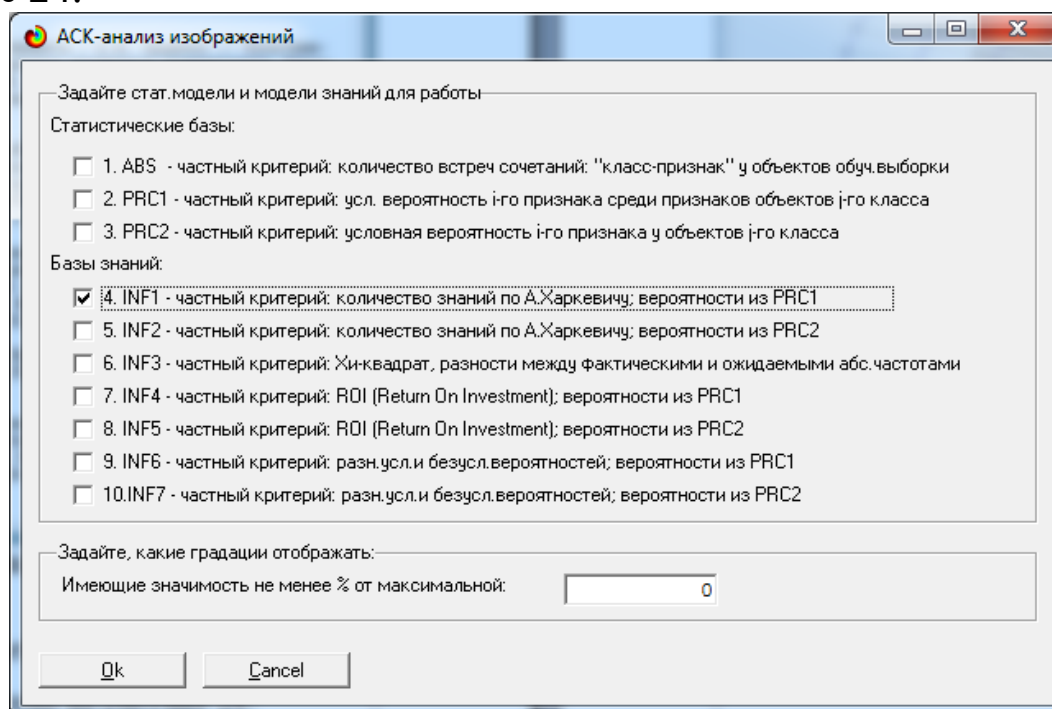


Рисунок 25. Экранная форма режима задания параметров формируемых и отображаемых информационных портретов обобщенных изображений

На рисунке 25 в наглядной графической форме приведена система описательных шкал и градаций, используемая для оцифровки оригинальных изображений листьев, а на рисунке 26 – изображений листьев, усредненных по сортам. На рисунке 25 цветом обозначена ценность градаций описательных шкал для решения задачи идентификации сорта по элементу контура листа. На верхнем рисунке выделена область наиболее значимых элементов контура, на нижнем указаны они все. Для каждого угла поворота радиус–вектора диапазон от минимального до максимального его значений для конкретных листьев обучающей выборки разделен на 30 интервальных значений – градаций (число интервальных значений задано в диалоге в режиме 2.3.2.2).

Решение о количестве интервальных значений задается с учетом объема выборки таким образом, чтобы все они были достаточно широко представлены в ней (по крайней мере по 5 по-

паданий в каждое интервальное значение каждой шкалы) и не было вообще не представленных.

Это значит, что при небольшом объеме выборки корректно выбирать небольшое количество интервальных значений и соответственно точность модели будет не очень высока, а при увеличении объема выборки есть возможность повысить точность модели. Это одно из следствий известной теоремы Котельникова об отсчетах.

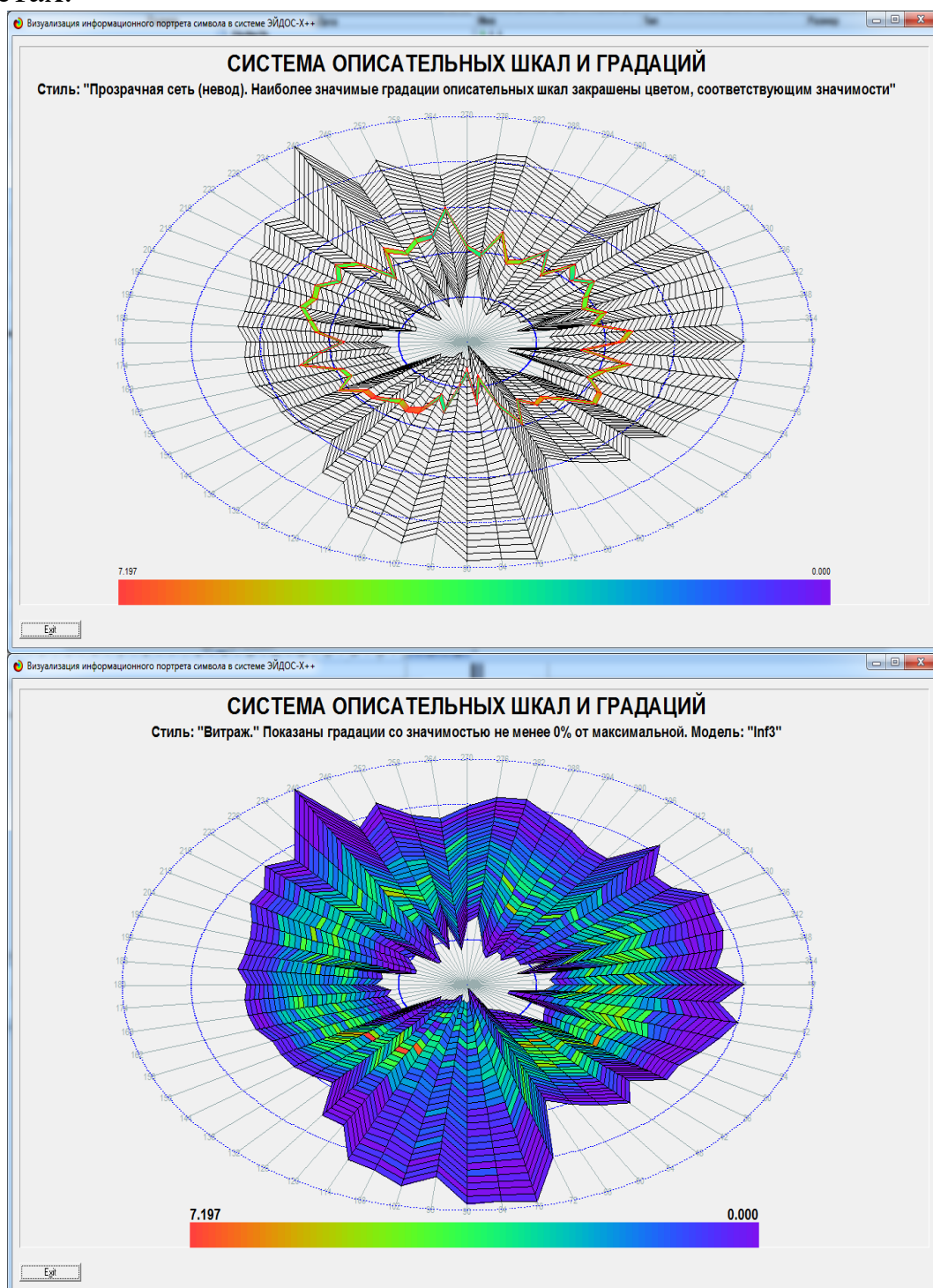


Рисунок 26 – Система описательных шкал и градаций, используемая для оцифровки оригинальных изображений листьев

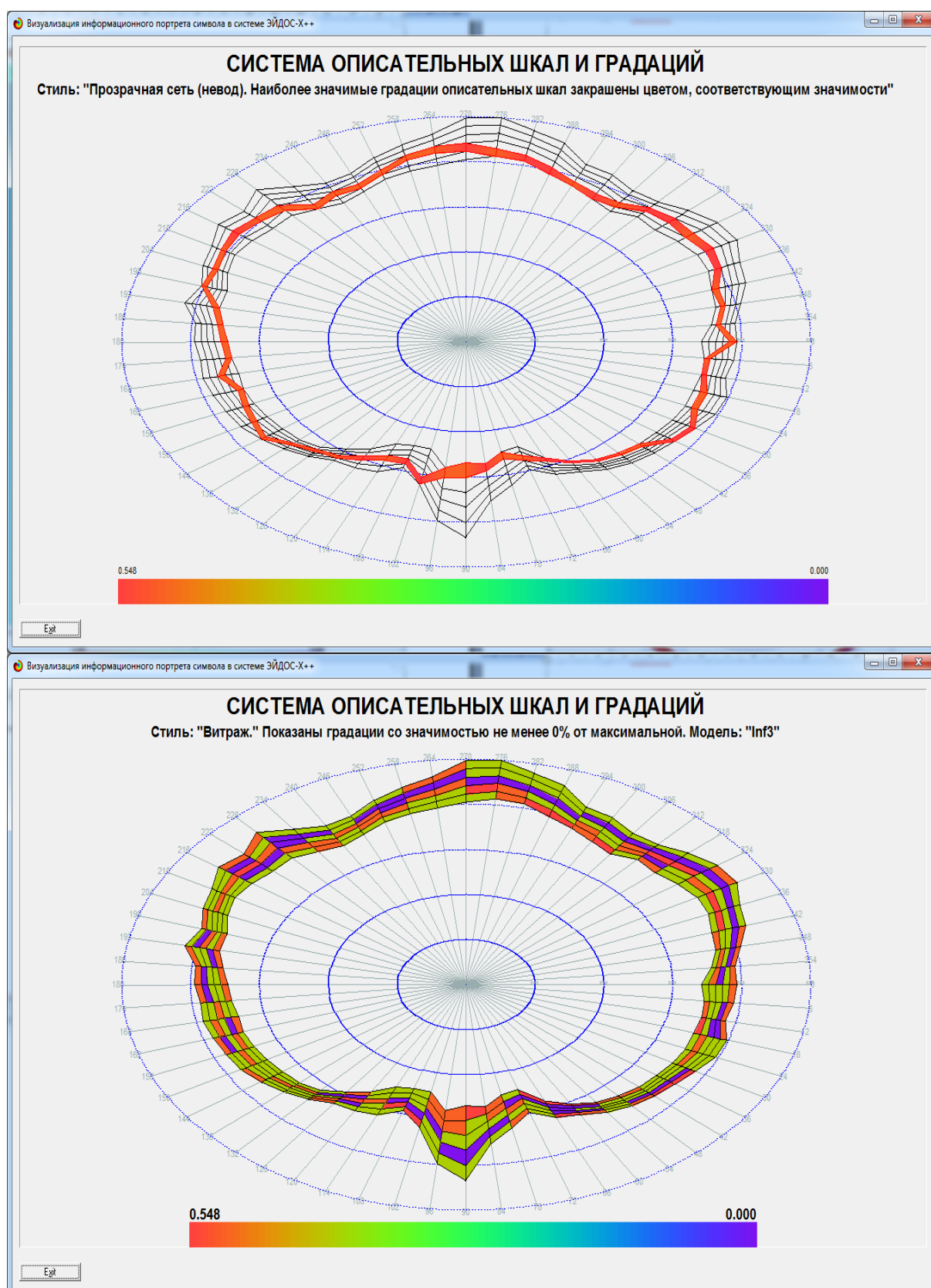
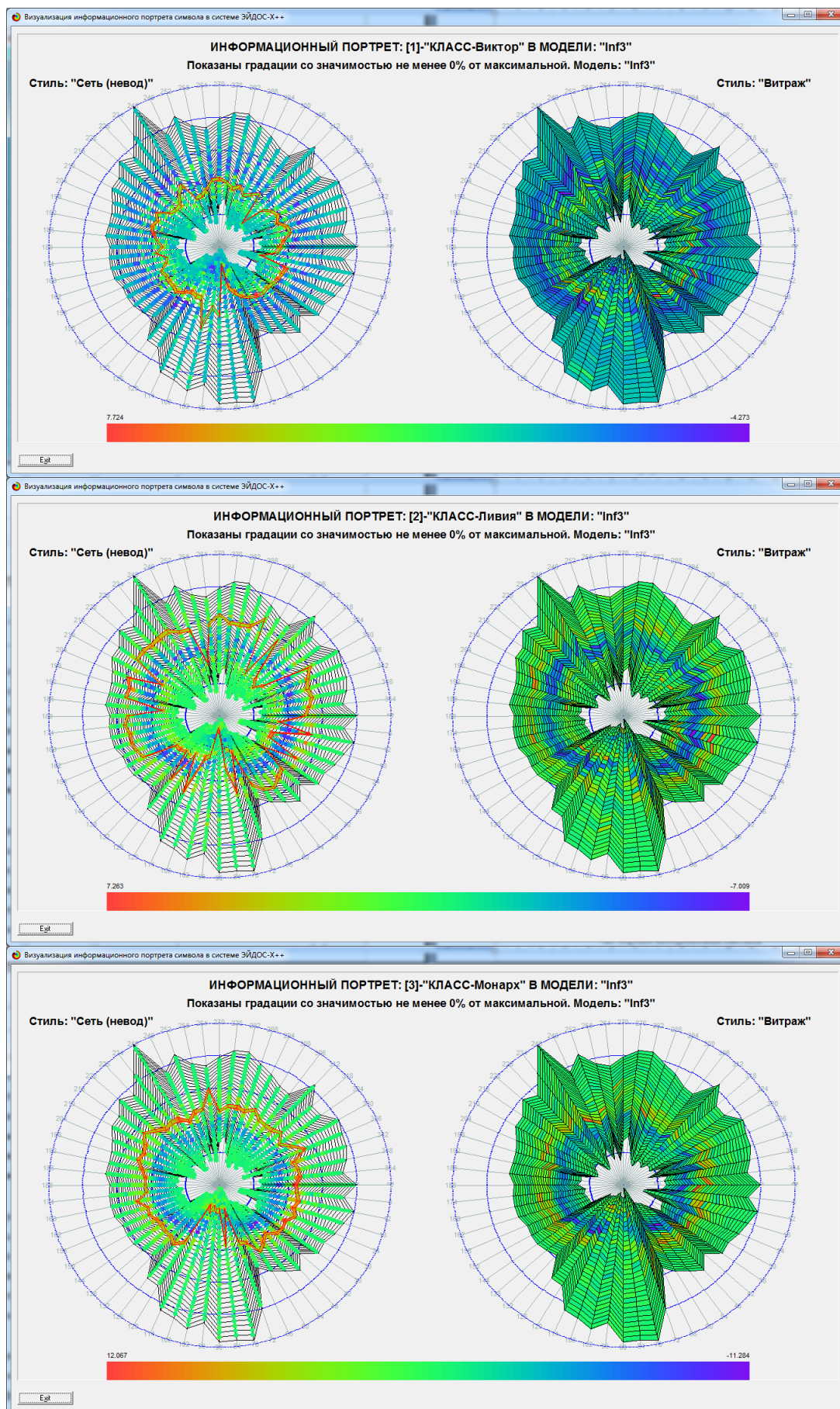


Рисунок 27 – Система описательных шкал и градаций, используемая для оцифровки усредненных по сортам изображений листьев

Из сравнения шкал и градаций на рисунках 25 и 26 хорошо видно, на сколько в действительности различаются изображения листьев сортов и на сколько велик уровень шума, вносящий вариабельность в формы конкретных листьев. Из рисунка 26 видно, что усредненная форма листьев разных сортов довольно мало отличается друг от друга. Ясно, что чем выше отличие (вариабельность) элементов усредненных контуров по сортам, тем выше ценность этих элементов для того, чтобы отличить эти сорта друг от друга.

На рисунках 27 приведены информационные портреты обобщенных образов листьев различных сортов, отраженных в модели, построенной по оригинальным изображениям листьев, с указанием количества информации в элементе контура о том, что лист с данным элементом принадлежит данному сорту. Количество информации в элементе контура кодируется цветом спектра: максимальное количество информации отображается красным цветом, а минимальное – фиолетовым.

На рисунках 28 приведены информационные портреты обобщенных образов листьев различных сортов, отраженных в модели, построенной по усредненным по сортам изображениям листьев, с указанием количества информации в элементе контура о том, что лист с данным элементом принадлежит данному сорту. Количество информации в элементе контура кодируется цветом спектра: максимальное количество информации отображается красным цветом, а минимальное – фиолетовым. Если считать, что форма контура реального листа является суммой идеальной формы листа того сорта, к которому относится лист, и белого шума, обусловленного случайным воздействием окружающей среды и вносящего искажение в эту форму, то можно предположить, что при усреднении формы листьев по сортам этот шум может быть подавлен. Поэтому исследование информационных портретов усредненной формы листьев разных сортов, приведенные ниже на рисунках 28.



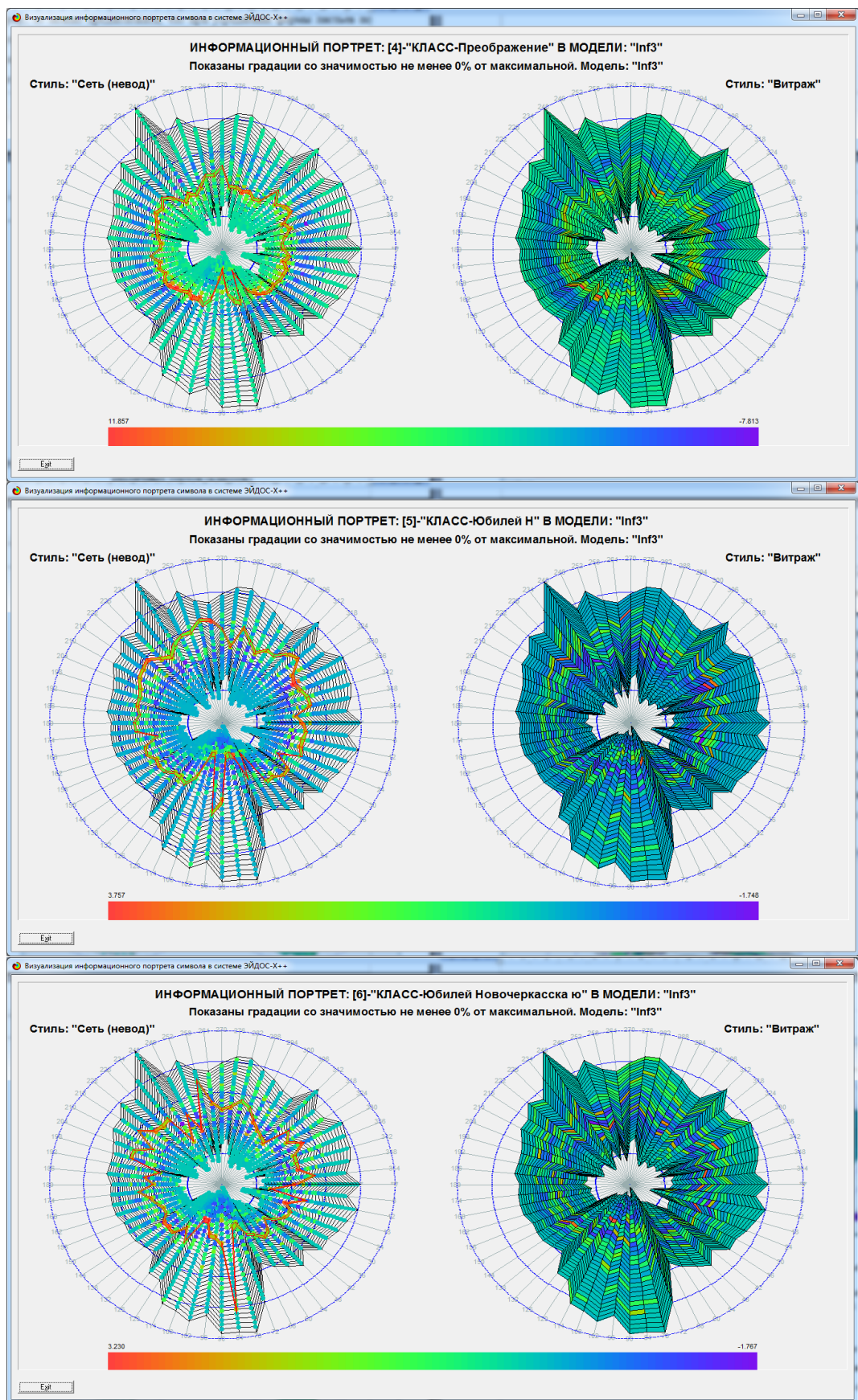
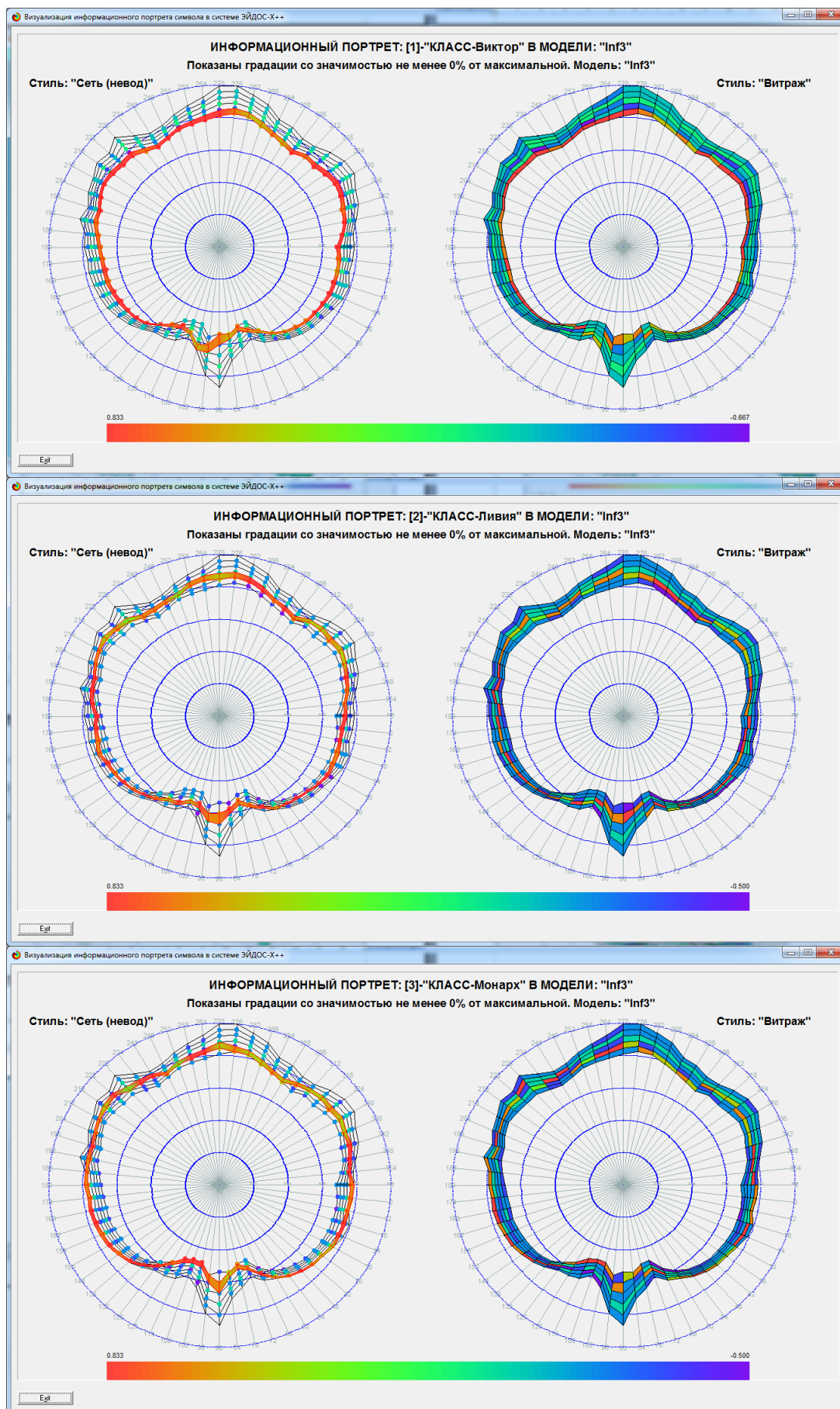


Рисунок 28 – Информационные портреты обобщенных образов листьев различных сортов (классов)



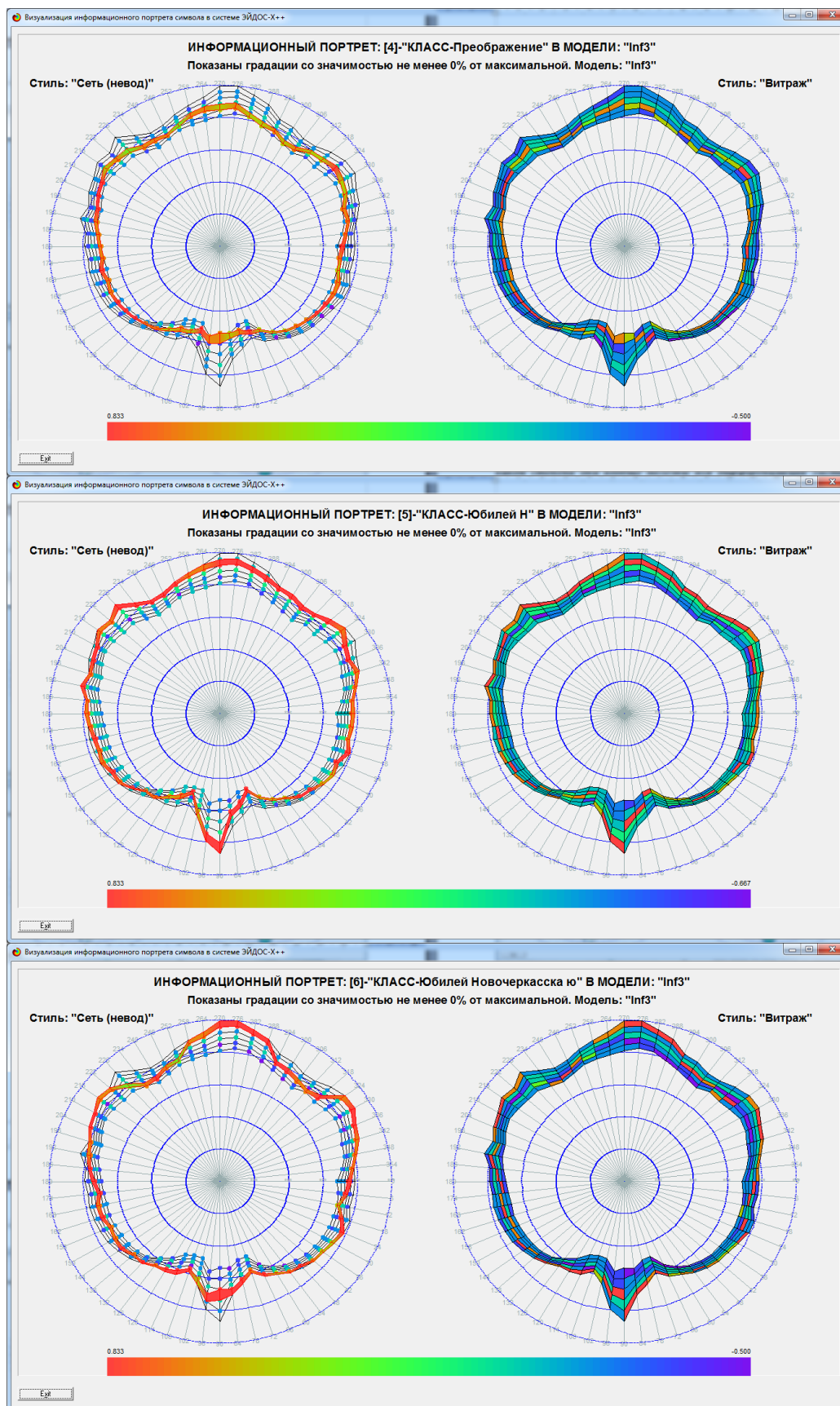


Рисунок 29 – Информационные портреты обобщенных образов листьев различных сортов, построенные по модели INF1 для усредненных по сортам изображений листьев

Из портретов на рисунках 27 и 28 видно какое количество информации о принадлежности листа к каждому из сортов содержат различные элементы контура, а из рисунок 25 и 26 видно в какой степени эти элементы контура вносят различие между сортами, т. е. в какой степени они вообще полезны для дифференциации листьев по сортам. По сути это означает, что на рисунках 27 и 28 в приведены редуцированные и нередуцированные когнитивные функции, причем редуцированные когнитивные функции по сути представляют нам вид идеального, т. е. не зашумленного случайным воздействием окружающей среды, контура листа каждого сорта [].

Различные варианты частных и интегральных критериев, применяемых в системе «Эйдос», описаны в работе [7] и других работах по АСК-анализу [12, 13]. По-видимому, при решении задачи идентификации сорта по образцу листа есть смысл обращать основное внимание именно на эти наиболее информативные и значимые элементы контуров. В системе «Эйдос» реализован фильтр, в результате действия которого на изображениях будут показаны лишь те элементы контуров изображений, которые имеют значимость не менее заданной пользователем величины. Примеры изображений шкал и информационных портретов с фильтром, ограничивающим отображение градаций шкал с низким уровнем значимости, приведены на рисунках 29 и 30:

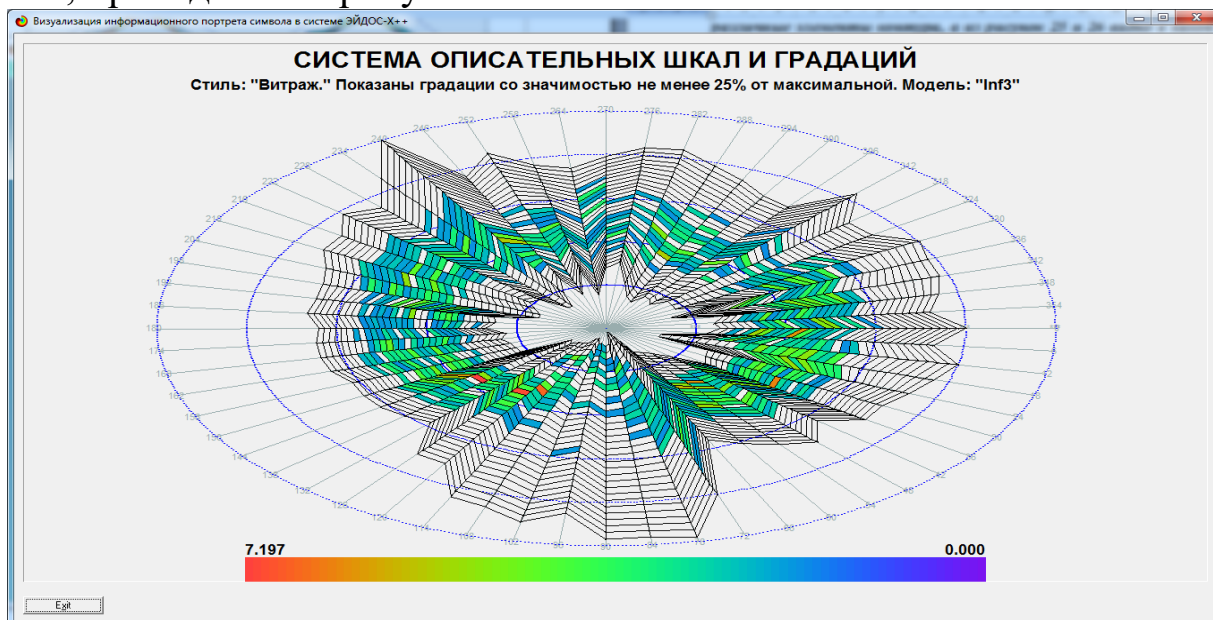


Рисунок 30 – Система описательных шкал и градаций, используемая для оцифровки оригинальных изображений листьев, с фильтром, ограничивающим отображение градаций шкал с низким уровнем значимости

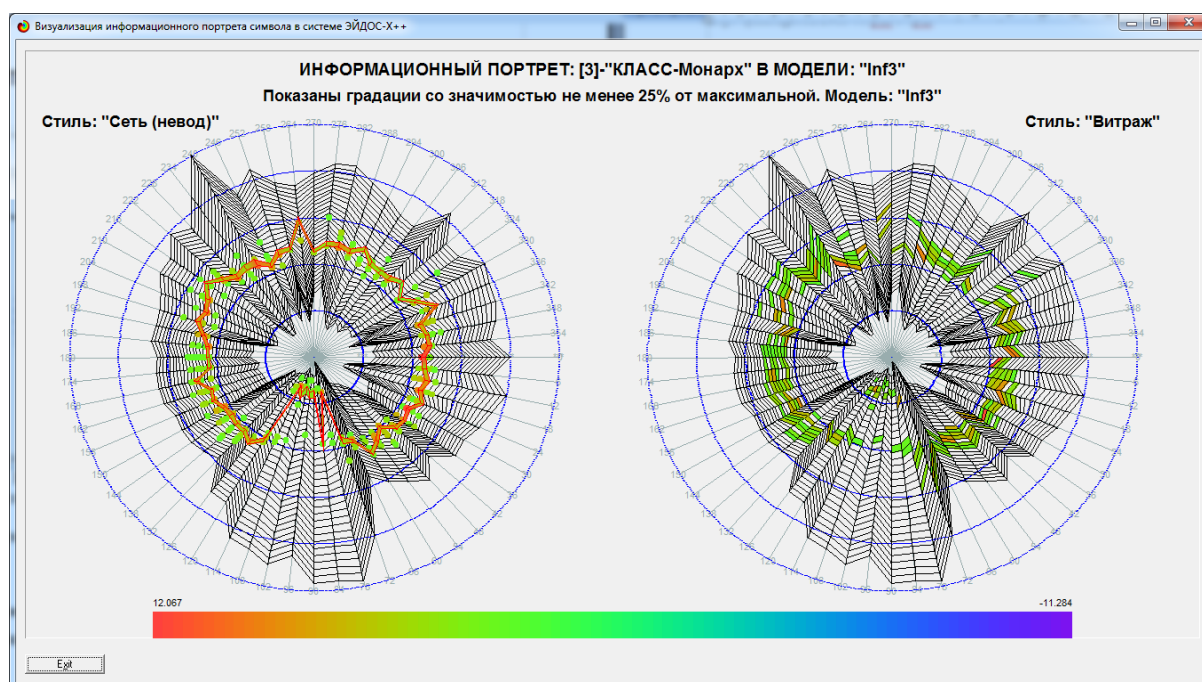


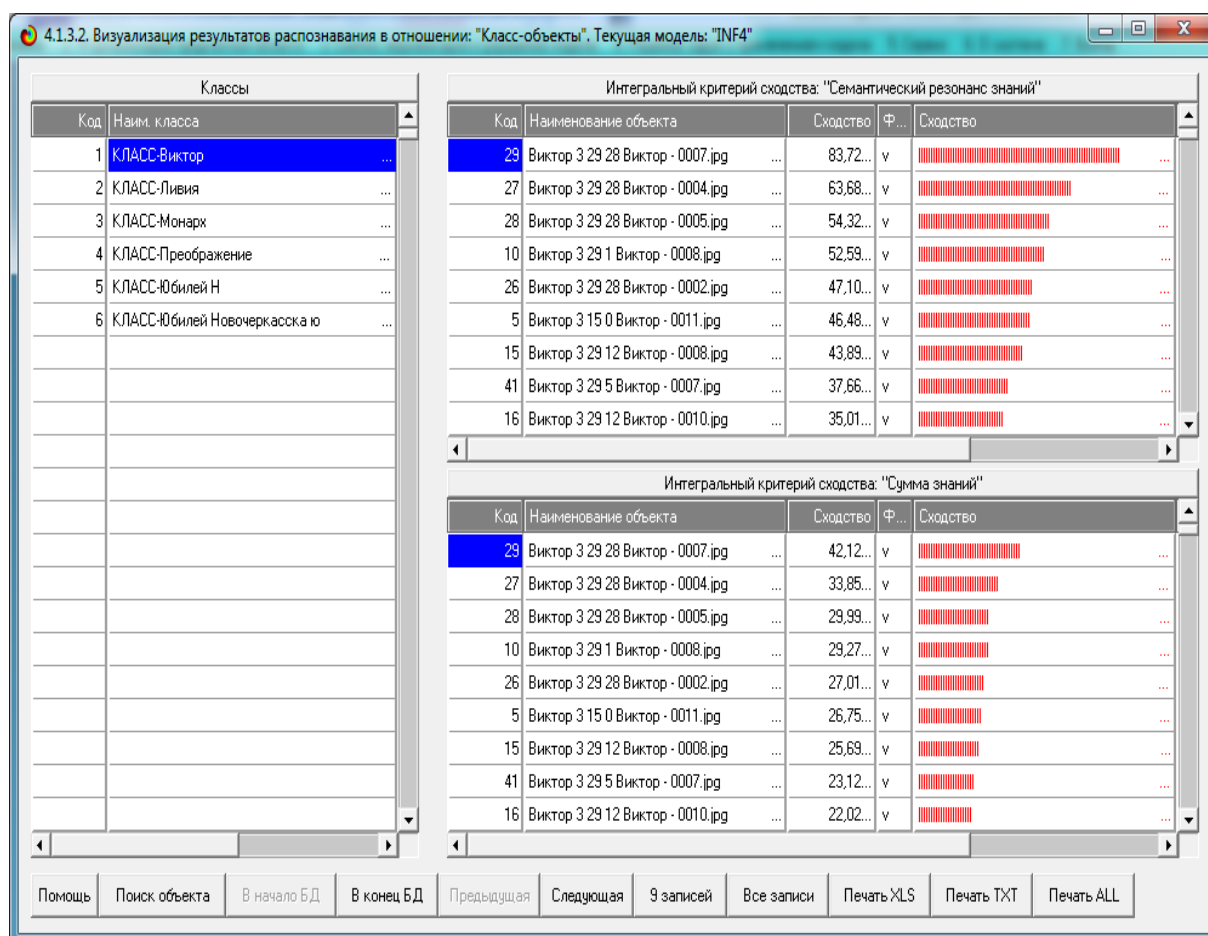
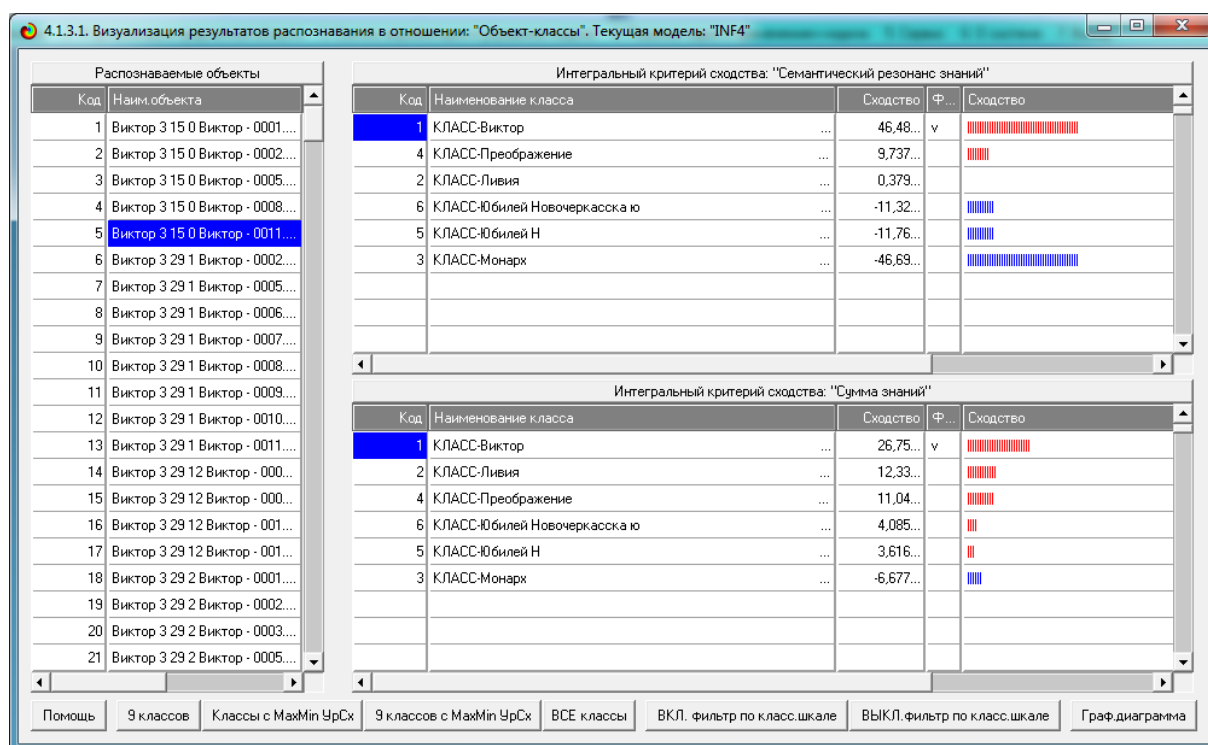
Рисунок 31 – Информационный портрет обобщенного образа листьев сорта «Монарх», построенная в модели INF 3 на основе оригинальных изображений листьев, с фильтром, ограничивающим отображение градаций шкал, нехарактерных (малоинформативных) для данного сорта

Задача 4: сравнение образа конкретного листа с обобщенным образом листа разных сортов и определение количественной степени сходства – различия между ними, т. е. идентификация сорта по листу.

Результаты идентификации листьев с сортами и сортов с листьями приводятся в многочисленных выходных формах (рисунок 31), из которых мы в связи с ограниченностью объема работы приведем лишь первые 2 (рисунки 32 и 33):

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

Рисунок 32 – Выходные формы с результатами идентификации



Объект, относящийся к классу, практически всегда имеет максимальный уровень сходства с ним, по сравнению с другими объектами. Мы видим, что результаты весьма разумные и по своей достоверности соответствуют уровню эксперта в данной предметной области.

Задача 5: количественное определение сходства – различия сортов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных сортов (решение задачи классификации).

Для решения этой задачи необходимо запустить режим 4.2.2.1, а затем 4.2.2.2 (рисунки 31 и 32):

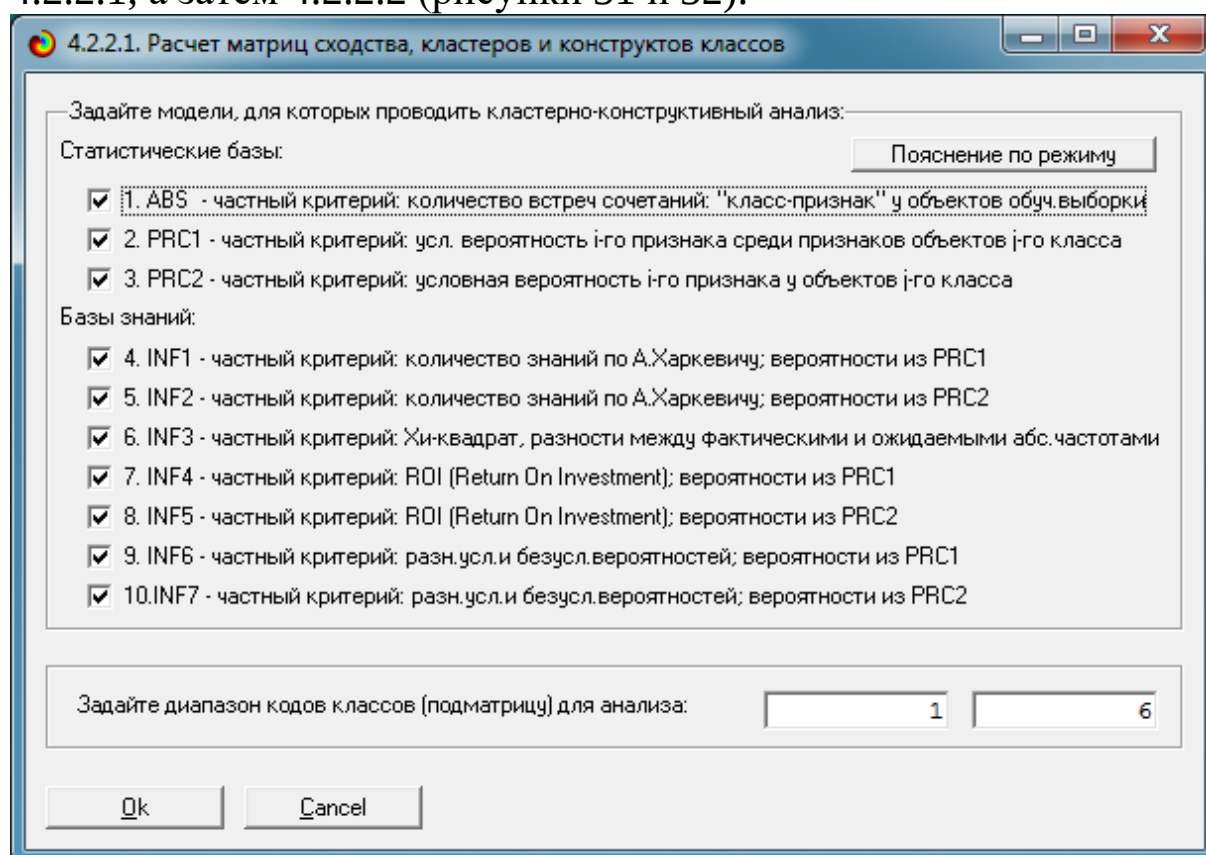


Рисунок 35 – Экранная форма запуска режима кластерно-конструктивного анализа

При кластерном анализе наиболее сходные классы объединяются в группы, которые называются кластерами.

При конструктивном анализе наиболее сильно отличающиеся кластеры рассматриваются как смысловые полюса конструктора, а другие классы и кластеры с промежуточными смысловыми градациями образуют смысловой спектр между полюсами.

Кластерно-конструктивный анализ предложен проф. Е.В. Луценко в 2002 г. как одна из возможностей АСК-анализа и реализован в системе «Эйдос» [13].

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: 1 "КЛАСС-Виктор" в модели: 4 "INF1"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	КЛАСС-Виктор	1	1	КЛАСС-Виктор	100.000
2	КЛАСС-Ливия	2	4	КЛАСС-Преображение	12.605
3	КЛАСС-Монарх	3	2	КЛАСС-Ливия	3.533
4	КЛАСС-Преображение	4	6	КЛАСС-Юбилей Новочеркасска ю	-8.483
5	КЛАСС-Юбилей Н	5	5	КЛАСС-Юбилей Н	-15.456
6	КЛАСС-Юбилей Новочеркасска ю	6	3	КЛАСС-Монарх	-25.753

Помощь Abs Prc1 Prc2 **Inf1** Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График ВКЛ.фильтр по клшкале ВЫКЛ.фильтр по клшкале Вписать в окно Показать ВСЕ

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: 1 "КЛАСС-Виктор" в модели: 7 "INF4"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	КЛАСС-Виктор	1	1	КЛАСС-Виктор	100.000
2	КЛАСС-Ливия	2	4	КЛАСС-Преображение	-1.014
3	КЛАСС-Монарх	3	6	КЛАСС-Юбилей Новочеркасска ю	-4.383
4	КЛАСС-Преображение	4	5	КЛАСС-Юбилей Н	-7.042
5	КЛАСС-Юбилей Н	5	2	КЛАСС-Ливия	-7.326
6	КЛАСС-Юбилей Новочеркасска ю	6	3	КЛАСС-Монарх	-19.671

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 **Inf4** Inf5 Inf6 Inf7 График ВКЛ.фильтр по клшкале ВЫКЛ.фильтр по клшкале Вписать в окно Показать ВСЕ

Рисунок 36 – Табличные экранные формы с результатами кластерно-конструктивного анализа в когнитивных моделях INF1 и INF4

Из сравнения первой и второй экранных форм на рисунке 31 видно, что в более достоверной модели INF4 сорта сильнее отличаются друг от друга, что соответствует интуитивным ожиданиям экспертов, основанным на их опыте и профессиональной компетенции. На рисунке 33 результаты сравнения друг с другом обобщенных образов листьев различных сортов винограда приведены в графической форме когнитивной диаграммы:

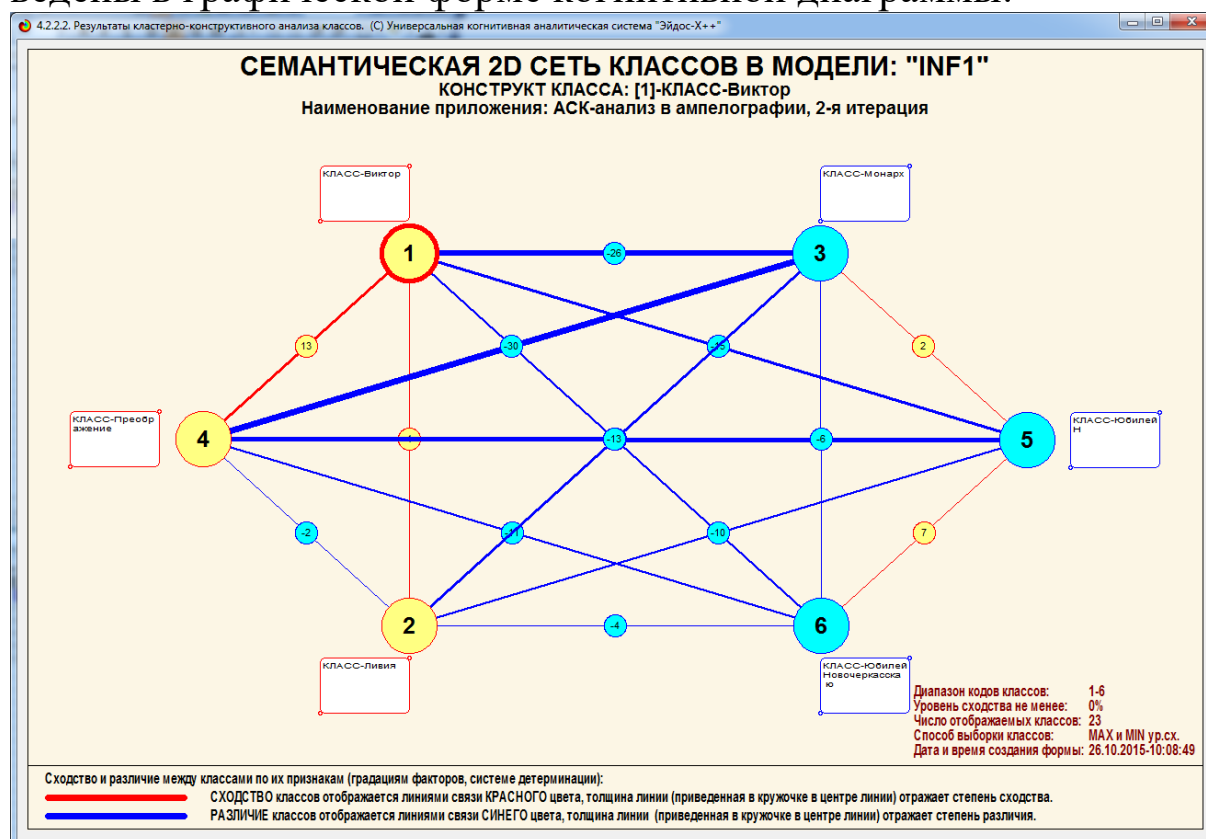


Рисунок 37 – Результаты сравнения друг с другом обобщенных образов классов (идеальных листьев различных сортов)

Сорта «Виктор» и «Преображение» являются сибсами – родственниками, поэтому у них сходная форма листьев, что количественно строго объективно и определено системой непосредственно на основе эмпирических данных без участия экспертов. Сорт «Юбилей Новочеркасска» также является родственником этих двух сортов, однако его форма листьев отличается от них. Сорта Ливия и Монарх (ныне назван Хризолитом) получены путем скрещивания различных исходных форм винограда [14–17], поэтому естественно, что они отличаются друг от друга по форме листьев.

SWOT-анализ изображений. Характерные и нехарактерные признаки контуров обобщенных изображений листьев по сортам можно получить в форме таблиц и графических диаграмм в режиме 4.4.8 (рисунки 34):

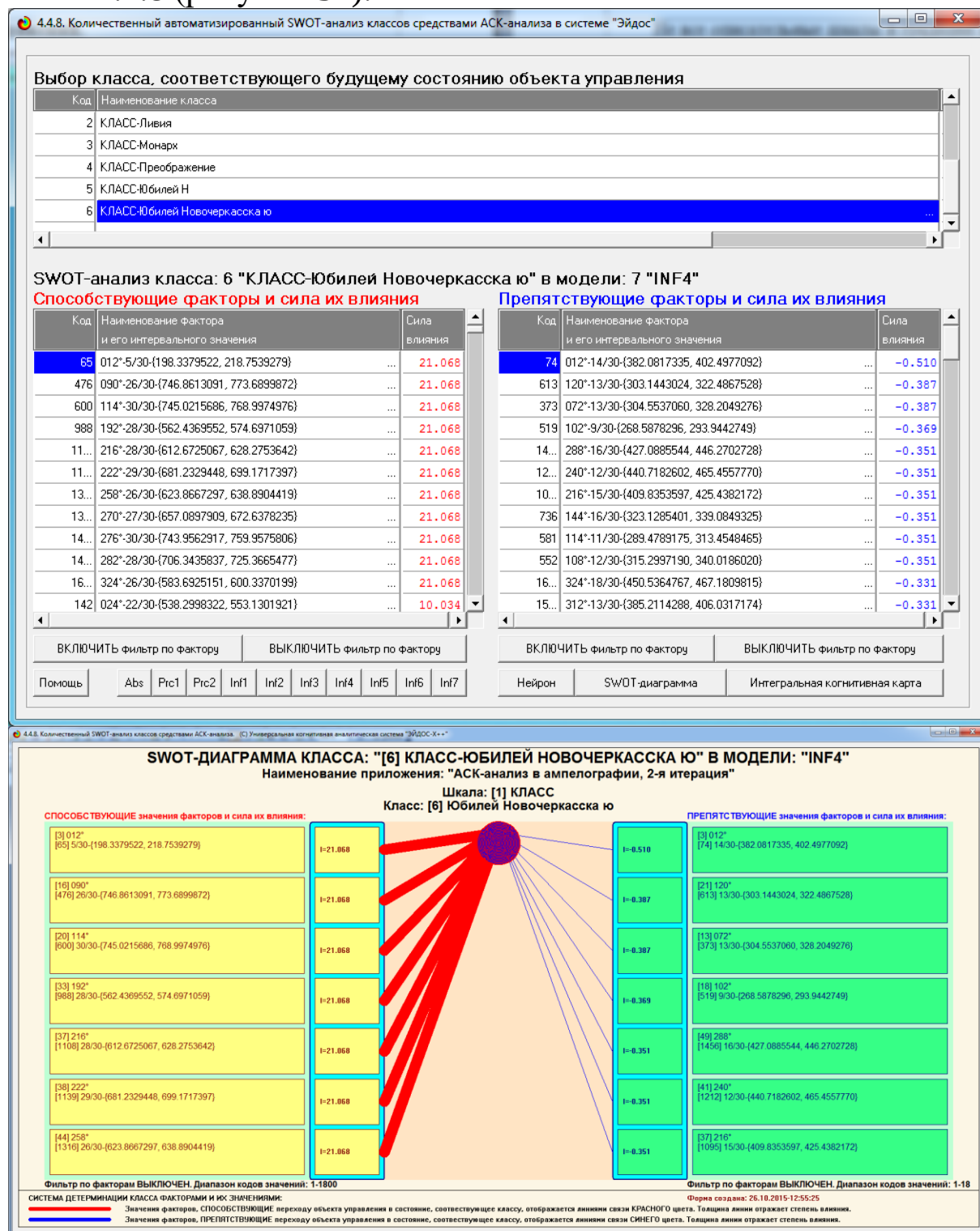


Рисунок 38 – Характерные и нехарактерные признаки контуров обобщенного изображения листьев по сорту «Юбилей Новочеркаска»

Парето-оптимизация (абстрагирование). Не все описательные шкалы и градации имеют одинаковую ценность для идентификации изображений. Наиболее ценные могут использоваться для решения задач, а наименее ценные вообще могут не учитываться в моделях практически без ущерба для их достоверности (рисунок 35):

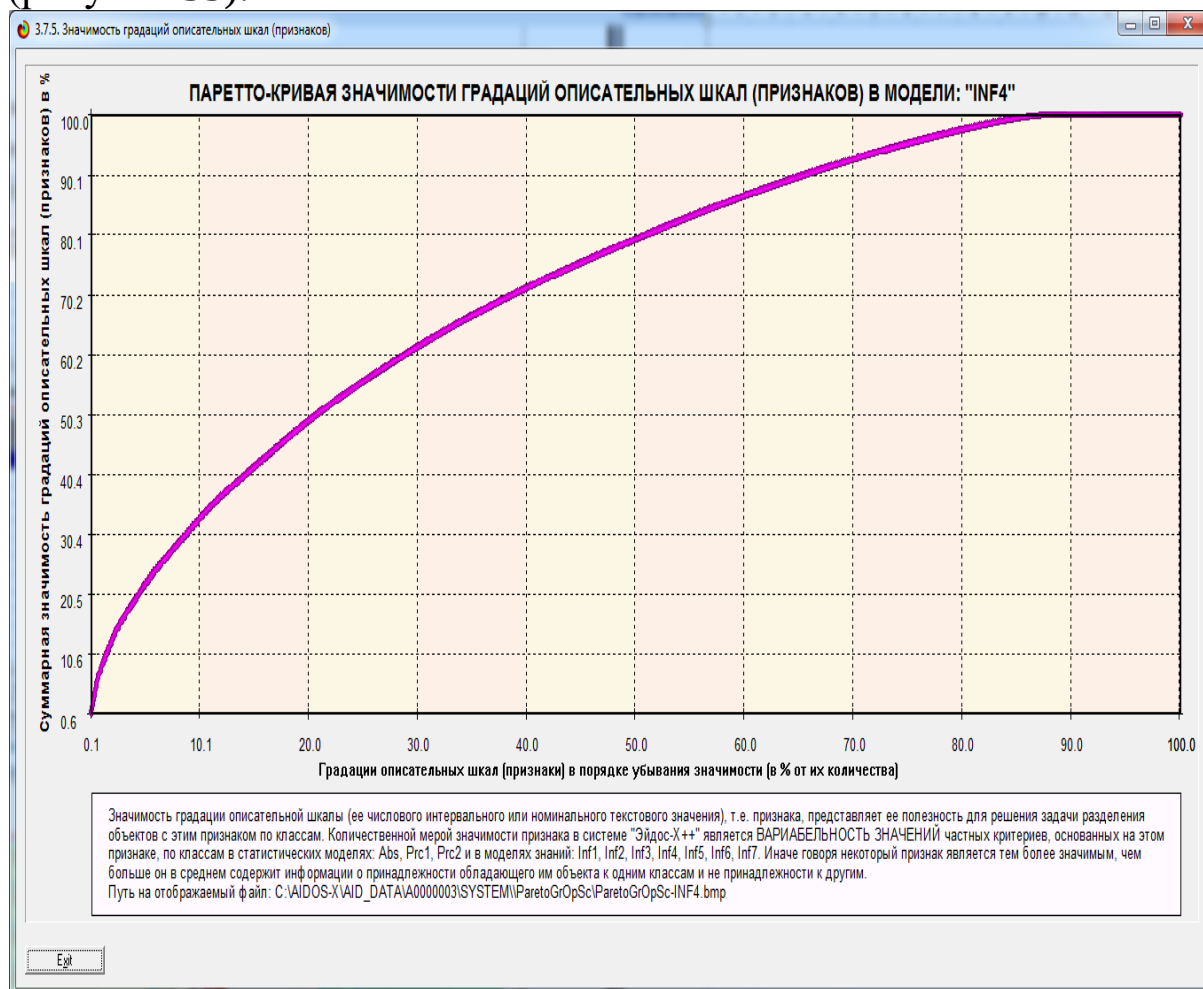


Рисунок 39 – Общий вид Парето-кривой ценности градаций описательных шкал (элементов контуров изображений) для идентификации конкретных изображений с обобщенными образами классов

Расшифровка наименований градаций описательных шкал, ранжированных в порядке убывания их ценности, дается в дополнительных таблицах, которые в данной работе приводить нецелесообразно.

Выводы

В работе рассмотрено применение автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), его математической модели – системной теории информации и программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» для решения ряда задач ампелографии:

- 1) оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей;
- 2) формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации;
- 3) формирование моделей обобщенных образов листьев различных сортов;
- 4) сравнение образа конкретного листа с обобщенным образом листа разных сортов и определение количественной степени сходства – различия между ними, т. е. идентификация сорта по листу;
- 5) количественное определение сходства – различия сортов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных сортов.

Предложен новый подход к оцифровке изображений листьев, основанный на использовании полярной системы координат, центра тяжести изображения и его внешнего контура.

Перед оцифровкой изображений могут применяться их преобразования, стандартизирующие положение изображений, их размеры и угол поворота.

Поэтому результаты оцифровки и АСК-анализа изображений могут быть инвариантны (независимы) относительно их положения, размеров и поворота.

Форма контура конкретного листа рассматривается как зашумленное информационное сообщение о сорте, включающее как информацию об истинной форме листа данного сорта (чистый сигнал), так и шум, искажающий эту истинную форму, обусловленный случайным воздействием окружающей среды.

Программный инструментарий АСК-анализа – интеллектуальная система «Эйдос» обеспечивает подавление шума и выделение сигнала об истинной форме листа каждого сорта на основе ряда зашумленных конкретных примеров листьев данного сорта.

Таким образом создается один образ формы листа каждого сорта, независящий от их конкретных реализаций, т. е. «Эйдос» этих изображений (в смысле Платона) – прототип или архетип (в смысле Юнга) изображений.

Материалы данной работы могут быть использованы при преподавании дисциплин: интеллектуальные системы; инженерия знаний и интеллектуальные системы; интеллектуальные технологии и представление знаний; представление знаний в интеллектуальных системах; основы интеллектуальных систем; введение в нейроматематику и методы нейронных сетей; основы искусственного интеллекта; интеллектуальные технологии в науке и образовании; управление знаниями; Автоматизированный системно-когнитивный анализ и интеллектуальная система «Эйдос»; которые проф. Е. В. Луценко ведет в настоящее время¹⁶, а также и в других дисциплинах, связанных с преобразованием данных в информацию, а ее – в знания и применением этих знаний для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области (а это практически все дисциплины во всех областях науки).

В частности с применением предложенной технологии АСК-анализа изображений по их контурам могут быть модифицированы лабораторные работы 1 и 3 [19].

Этим и другим применениям должно способствовать и то, что система «Эйдос» находится в полном открытом бесплатном доступе (с открытыми исходными текстами) на сайте проф. Е. В. Луценко по адресу: http://lc.kubagro.ru/aidos/_AiDOS-X.htm.

Запланировано совершенствование методологии, технологии, методики и программного инструментария АСК-анализа изображений путем развития, применения и обобщения описанного в данной работе подхода, что будет способствовать развитию науки ампелологии и ее ветви – ампелологии.

¹⁶ http://lc.kubagro.ru/aidos/My_training_schedule-2017-2018.doc
http://lc.kubagro.ru/aidos/My_training_schedule-2020-2023.xlsx
http://lc.kubagro.ru/aidos/WhatsApp_Image_2024-10-22_at_15.23.49.jpeg
http://lc.kubagro.ru/aidos/WhatsApp_Image_2024-10-28_at_20.22.34.jpeg
http://lc.kubagro.ru/aidos/WhatsApp_Image_2024-11-17_at_15.03.04.jpeg
http://lc.kubagro.ru/aidos/WhatsApp_Image_2024-11-29_at_19.39.20.jpeg

4. КОЛИЧЕСТВЕННОЕ ИЗМЕРЕНИЕ СХОДСТВА – РАЗЛИЧИЯ КЛОНОВ ВИНОГРАДА ПО КОНТУРАМ ЛИСТЬЕВ С ПРИМЕНЕНИЕМ АСК-АНАЛИЗА И СИСТЕМЫ «ЭЙДОС»¹⁷

В разделе рассматривается применение автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), его математической модели – системной теории информации и реализующего их программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» для решения одной из важных задач ампелографии: количественного определения сходства – различия различных клонов винограда по контурам листьев. Для решения этой задачи выполняются следующие этапы: 1) оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей; 2) формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации; 3) формирование моделей обобщенных образов листьев различных клонов на основе конкретных листьев (многопараметрическая типизация); 4) верификация модели путем идентификации конкретных листьев с обобщенными образами клонов, т. е. классами (системная идентификация); 5) количественное определение сходства – различия клонов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных клонов. Форма контура конкретного листа рассматривается как зашумленное информационное сообщение о клоне, к которому он относится, включающее как информацию об истинной форме листа данного клона (чистый сигнал), так и шум, искажающий эту истинную форму, обусловленный случайным воздействием окружающей среды. Программный инструментарий АСК-анализа – интеллектуальная система «Эйдос» обеспечивает подавление шума и выделение сигнала об истинной форме листа каждого клона на основе ряда зашумленных конкретных примеров листьев данного клона. Таким образом создается один образ формы листа каждого клона, независимый от их конкретных реализаций, т. е. «Эйдос» этих изображений (в смысле Платона) – прототип или архетип (в смысле Юнга) изображений

4.1 Формулировка проблемы

В ампелографии существует проблема количественного определения сходства – различия различных клонов винограда.

Обычно сравнение клонов винограда по контурам листьев проводят путем кластерного анализа конкретных реализаций этих клонов, т. е. самих листьев.

¹⁷ Все ссылки на литературные источники в данном разделе сделаны в соответствии со списком литературы работы [80].

При этом из-за невнимательности или намеренно забывают о том, что форма листа зависит не только от клона, но и от множества различных внутренних и внешних факторов. Это явление, из-за которого даже на одном кусте нет двух одинаковых листьев, хорошо известно и называется «полиморфизм». Поэтому при применении кластерного анализа листьев на его результаты будут оказывать все эти факторы, а не только то, к каким клонам относятся эти листья [20, 26].

Существуют различные варианты выбора исходных данных о клонах для решения этой проблемы, не понятно только, с помощью какого измерительного (биометрического) инструментария решать эту проблему.

4.2 Предпосылки и идея решения проблемы

Предпосылки

В работе [1] подробно рассматривается применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для синтеза и применения адаптивных интеллектуальных измерительных систем в различных предметных областях, т. е. для многопараметрической типизации и системной идентификации сложных систем. Предлагается применить эту интеллектуальную измерительную технологию для решения поставленной проблемы ампелографии.

В работе [2] предлагается новый подход к оцифровке изображений листьев, основанный на использовании полярной системы координат, центра тяжести изображения и его внешнего контура и подробно описывается технология применения АСК-анализа, его математической модели – системной теории информации и программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» для решения ряда важных задач ампелографии: 1) оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей; 2) формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации; 3) формирование моделей обобщенных образов листьев различных сортов; 4) сравнение образа конкретного листа с обобщенным образом листа разных сортов и определение количественной степени сходства – различия между ними, т. е. идентификация сорта по листу; 5) количественное определение сходства – различия

сортов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных сортов.

Поэтому в данной работе мы не будем описывать саму технологию применения АСК-анализа и системы «Эйдос», т. к. они подробно описаны в работе [1] и других работах авторов¹⁸, а больше внимания уделим описанию самого ампелографического смысла сформулированной проблемы и ее решения.

Идея

Возникает идея сравнивать клоны не по конкретным листьям, а по обобщенным образам клонов, сформированным путем многопараметрической типизации. В этих обобщенных образах влияние полиморфизма будет нивелировано и отфильтровано как шум, а все специфическое для исследуемых клонов выдвинуто на первый план. Форма контура конкретного листа рассматривается как зашумленное информационное сообщение о клоне, к которому он относится, включающее как информацию об истинной форме листа данного клона (чистый сигнал), так и шум, искажающий эту истинную форму, обусловленный случайным воздействием окружающей среды. В работе рассматривается применение автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), его математической модели – системной теории информации и реализующего их программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» для решения одной из важных задач ампелографии: количественного определения сходства – различия различных клонов винограда по контурам листьев.

В качестве исходных данных о клонах винограда для решения поставленной проблемы предлагается использовать сканированные изображения листьев, а в качестве инструментария для построения измерительной системы и ее применения – АСК-анализ и систему «Эйдос».

Другими вариантами исходных данных могут быть геном или такие фенотипические признаки, как форма куста, форма и размер грозди, форма, цвет и размер ягод и другие. Однако контуры листьев выбраны потому, что, с одной стороны, являются во многих отношениях наиболее удобным объектом исследования,

¹⁸ См., например: <http://lc.kubagro.ru/> <http://lc.kubagro.ru/aidos/> [Aidos-X.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos-X.htm)

а, с другой стороны, содержат информацию и о геноме, а значит косвенно и о других фенотипических признаках, обусловленных как геномом, так и воздействием окружающей среды.

4.3 Исходные данные

Общеизвестно, что в клоновой селекции винограда – ныне основным фактором повышения продуктивности виноградных насаждений – до сегодняшнего дня центральной ее задачей остается отбор плюс-трангрессивных высокопродуктивных растений, так называемых протоклонов, с целью дальнейшего их размножения и внедрения в производство. При этом в вегетативном потомстве размножаемых протоклонов из-за высокой модификационной изменчивости количественных признаков и наличия высокой степени полиморфизма листьев возникает вопрос об их различимости между собой по комплексу морфологических признаков листьев – самых распространенных определителей самих генотипов [8–19].

Цель исследования: установить схожесть или степень различия по комплексу морфологических признаков листьев вегетативного потомства плюс-трангрессивных растений четырех протоклонов сорта Каберне-Совиньон (110, 177, 221 и 838).

Материалом исследований служили листья первого вегетативного потомства вышеназванных четырех протоклонов, окончательно отобранных селекционером СКЗНИИСиВ Т.А.Нудьга в 2007 г. Взрослые листья вегетативного потомства протоклонов были заготовлены нами осенью 2015 года, сканированы, измерены с помощью компьютерной программы SIAMS19 и в последующем проанализированы методом АСК-анализа [3, 4] с применением его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» [5] (рисунки 39–42).

¹⁹ <http://new.siams.com/>

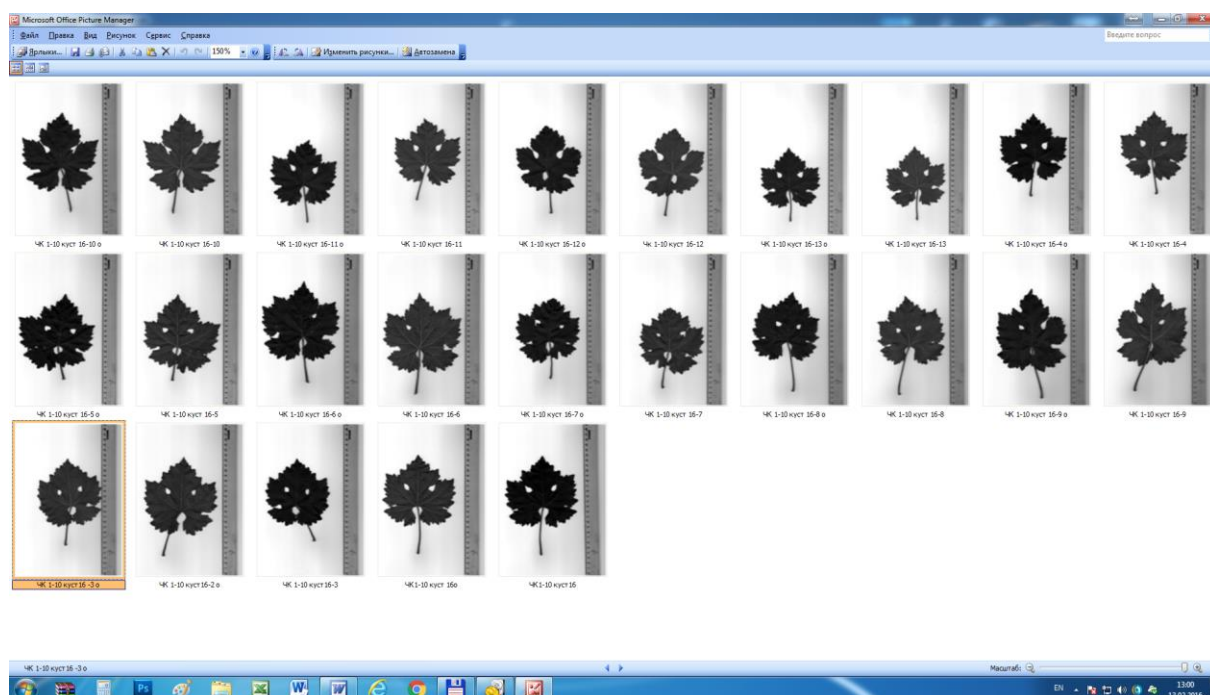
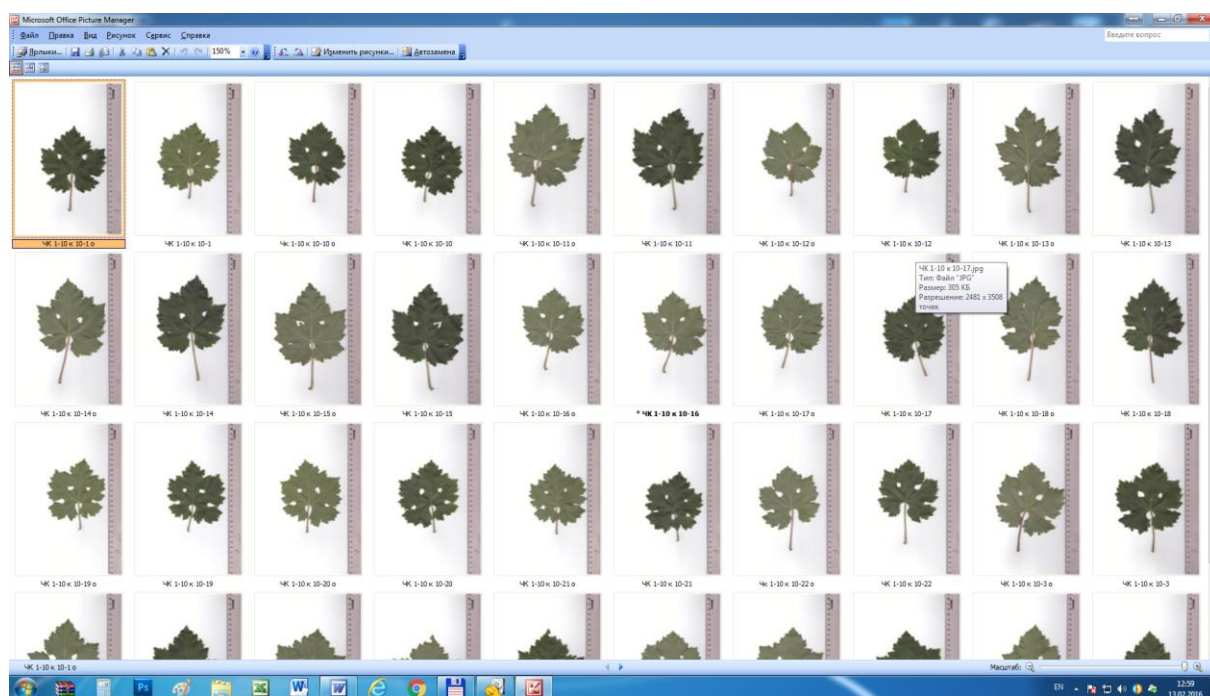


Рисунок 39 – Листья клона № 110 кустов 10–1 (вверху) и 16–2 (внизу)

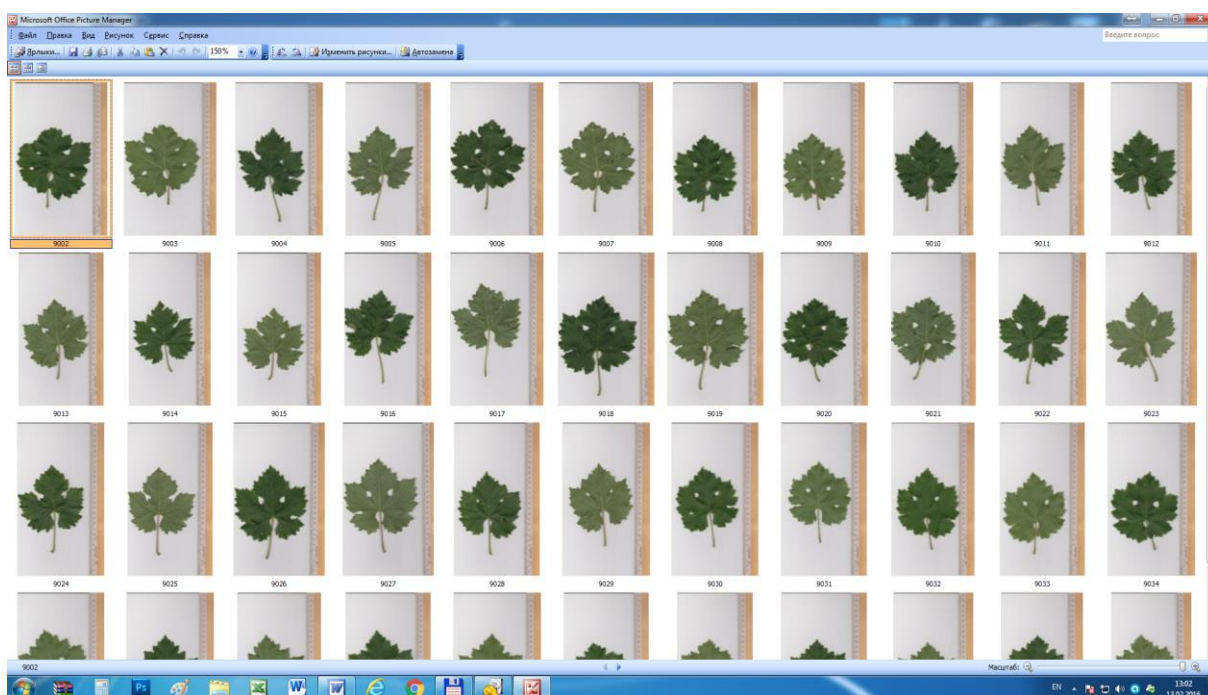
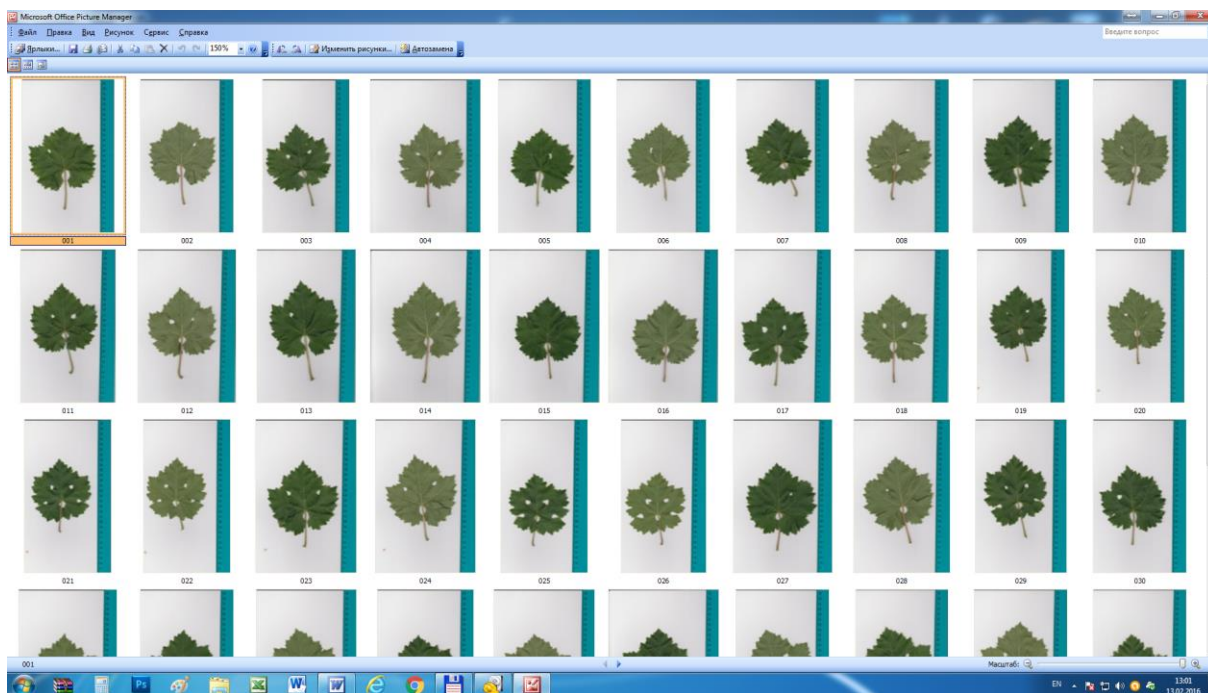


Рисунок 40 – Листья клона № 177 кустов 7 (вверху) и 9 (внизу)

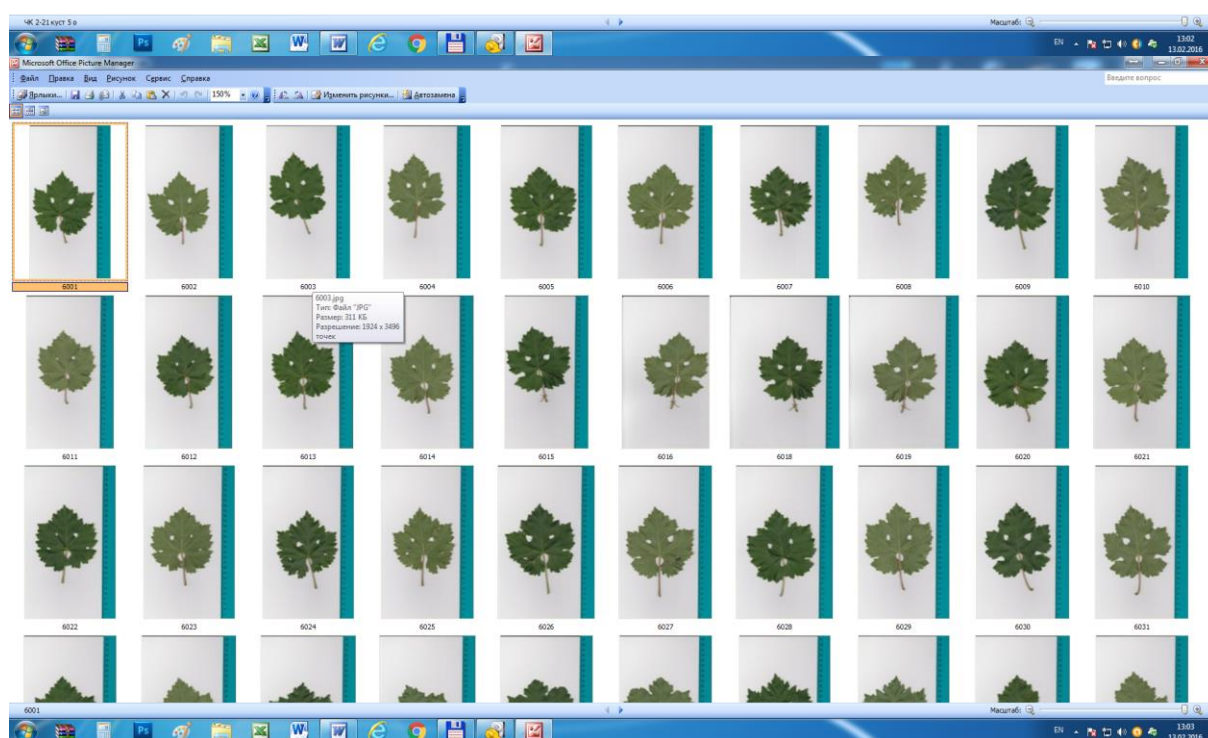
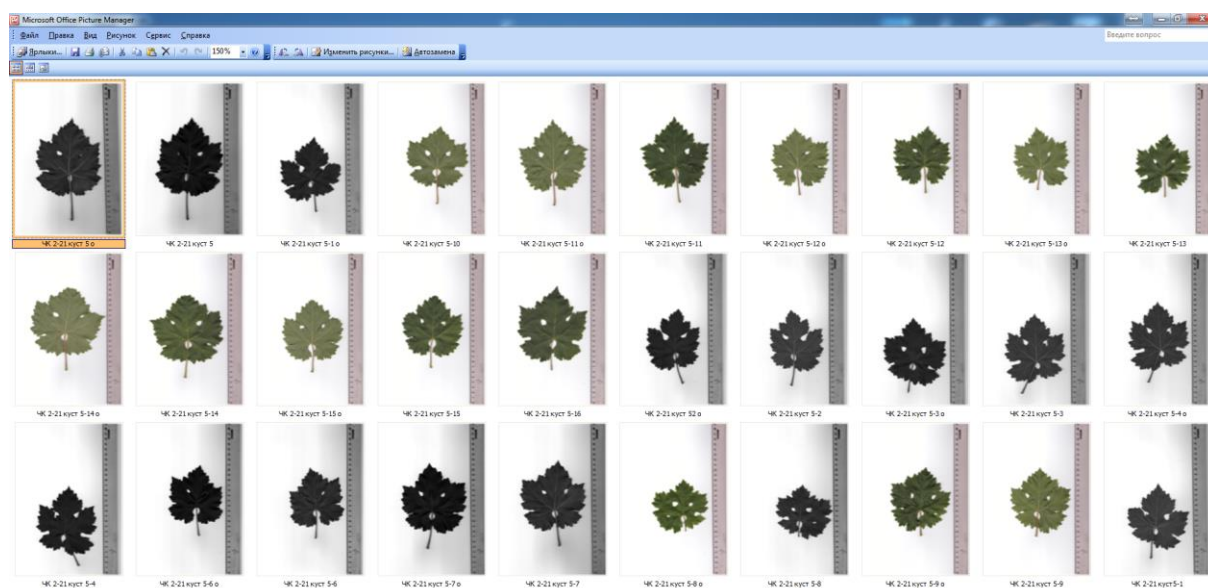


Рисунок 41 – Листья клона № 221 кустов 5 (вверху) и 6 (внизу)

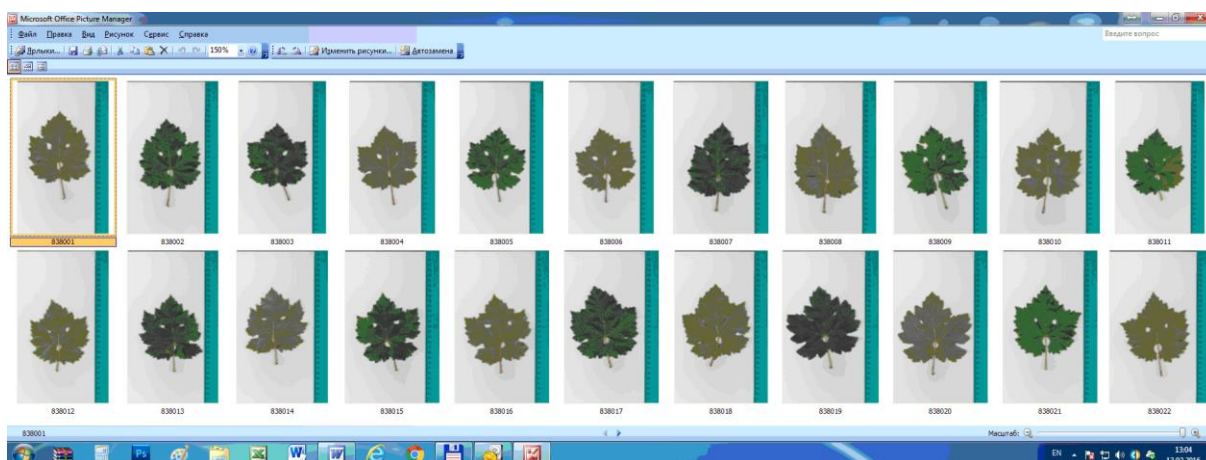
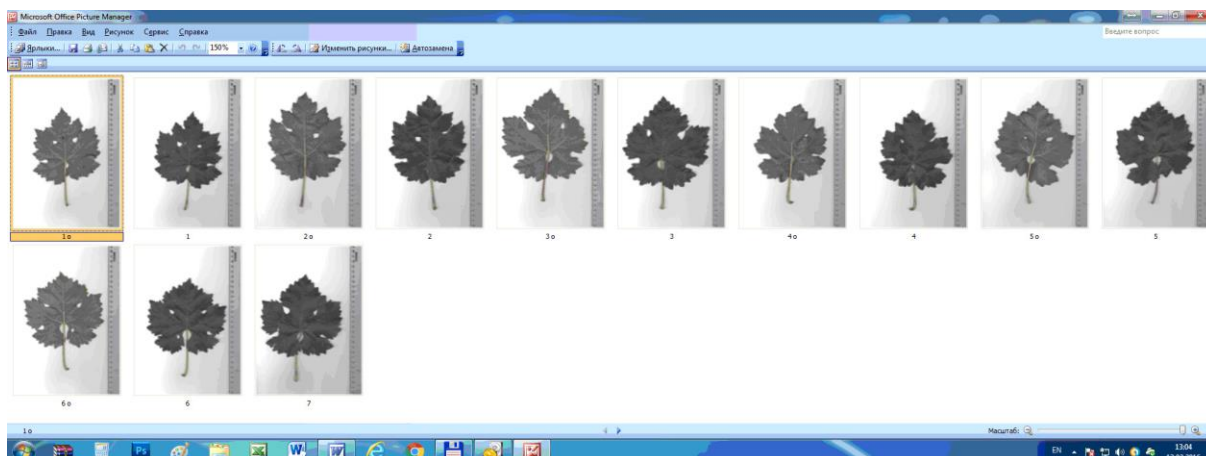


Рисунок 42 – Листья клона № 838 кустов 1 (вверху) и 6 (внизу)

4.4 Решение проблемы

Решение проблемы, сформулированной в работе, осуществлено в три итерации.

На первой итерации создана исходная модель, включающая 8 обобщенных образов классов по северной и южной сторонам кустов.

На второй итерации создана модель, включающая 4 обобщенных образа класса по кустам.

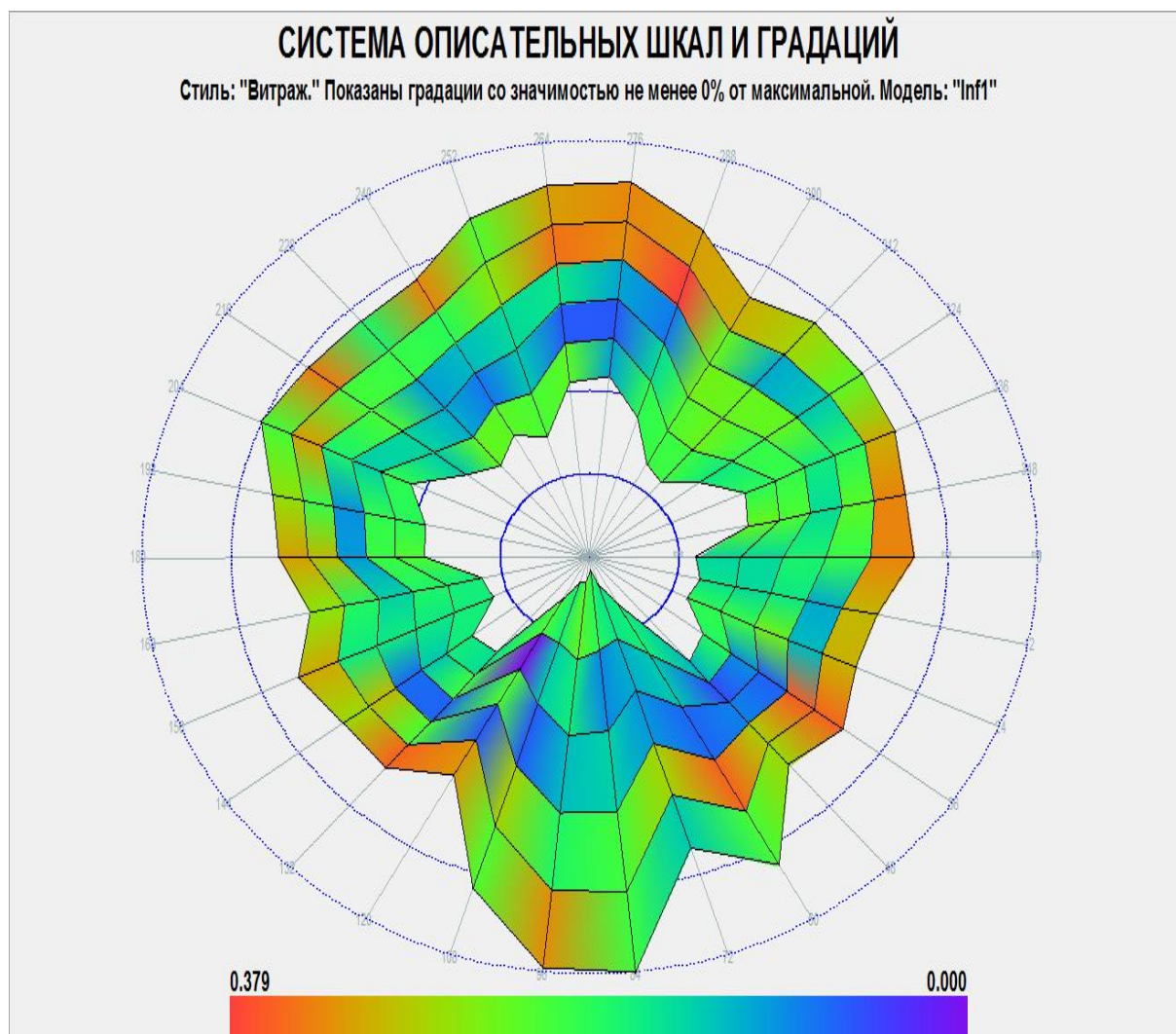
На третьей итерации создана итоговая модель, включающая 3 обобщенных образа класса по клонам, выявленным на второй итерации.

4.4.1. Первая итерация

Этапы 1–3 решения проблемы: 1) оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей; 2) формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации мы в данной работе рассматривать не будем, т. к. они аналогичны подробно описанным в работе [2].

Отметим лишь, что на этих этапах были автоматически созданы классификационные и описательные шкалы и градации, в наглядной форме приведенные на рисунках 43.

На рисунке 43 цветом обозначена ценность различных градаций описательных шкал для того, чтобы отличить один класс от другого. На верхнем рисунке приведены все градации всех описательных шкал, а на нижнем – только наиболее ценные в каждой шкале.



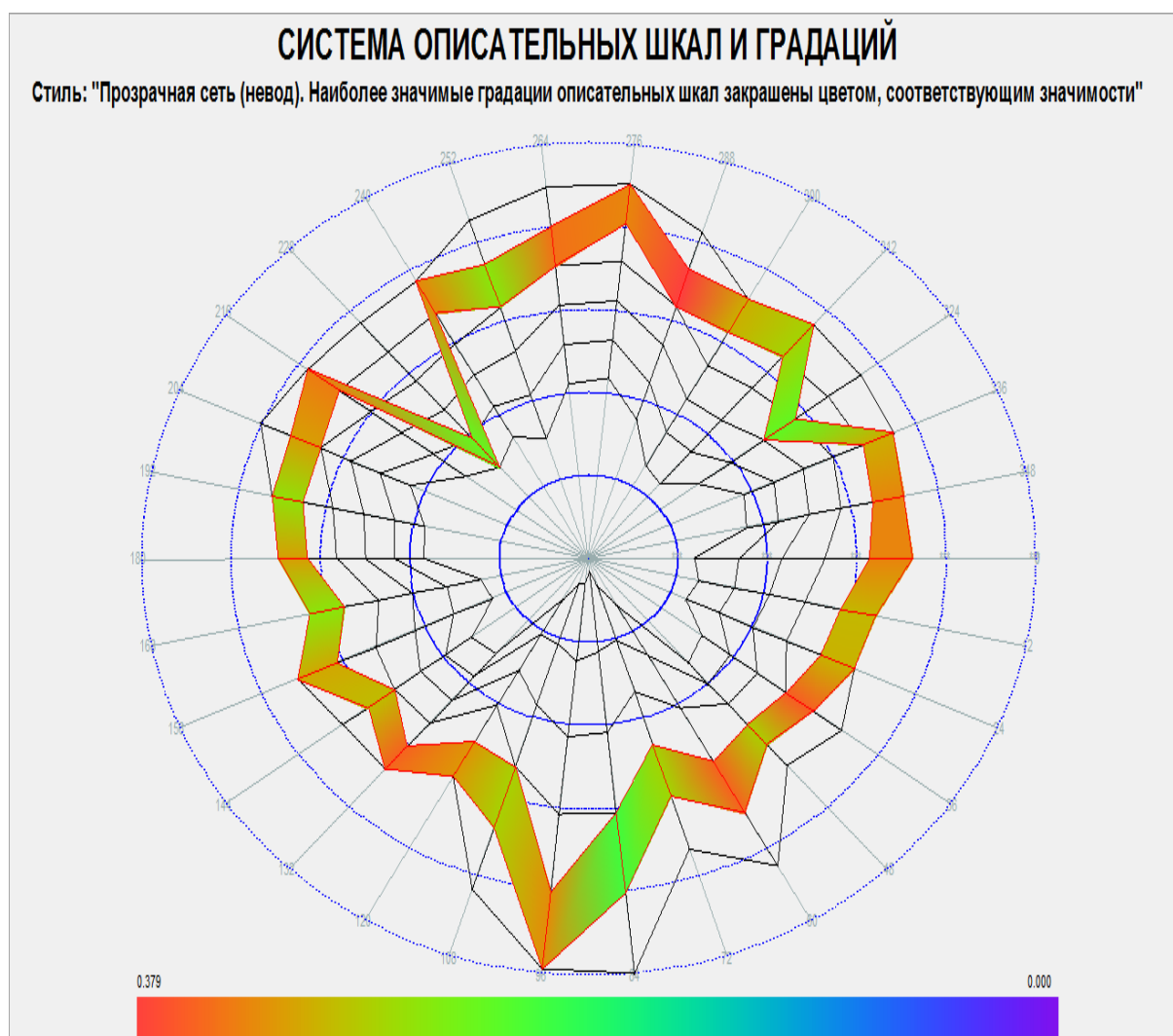


Рисунок 43 – Описательные шкалы и градации при 8 классах

Этап 3) формирование моделей обобщенных образов листьев различных клонов на основе конкретных листьев (многопараметрическая типизация).

В результате многопараметрической типизации были получены следующие обобщенные образы листьев клонов по северным (вверху) и южным (внизу) кустам (рисунках 44 – 47).

На рисунках 44 – 47 цветом обозначена ценность различных градаций описательных шкал для того, чтобы отличить данный класс от остальных. На правом рисунке приведены все градации всех описательных шкал, а на нижнем – только наиболее характерные для данного класса в каждой шкале, т. е. наиболее ценные в каждой шкале для того чтобы отличить данный класс от остальных.

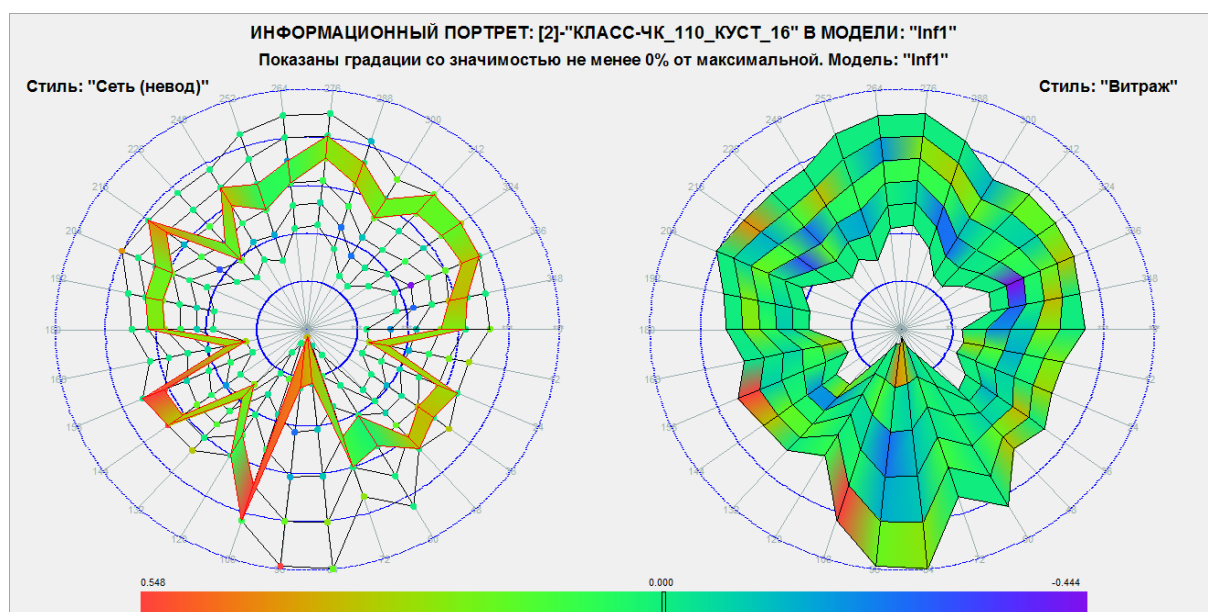
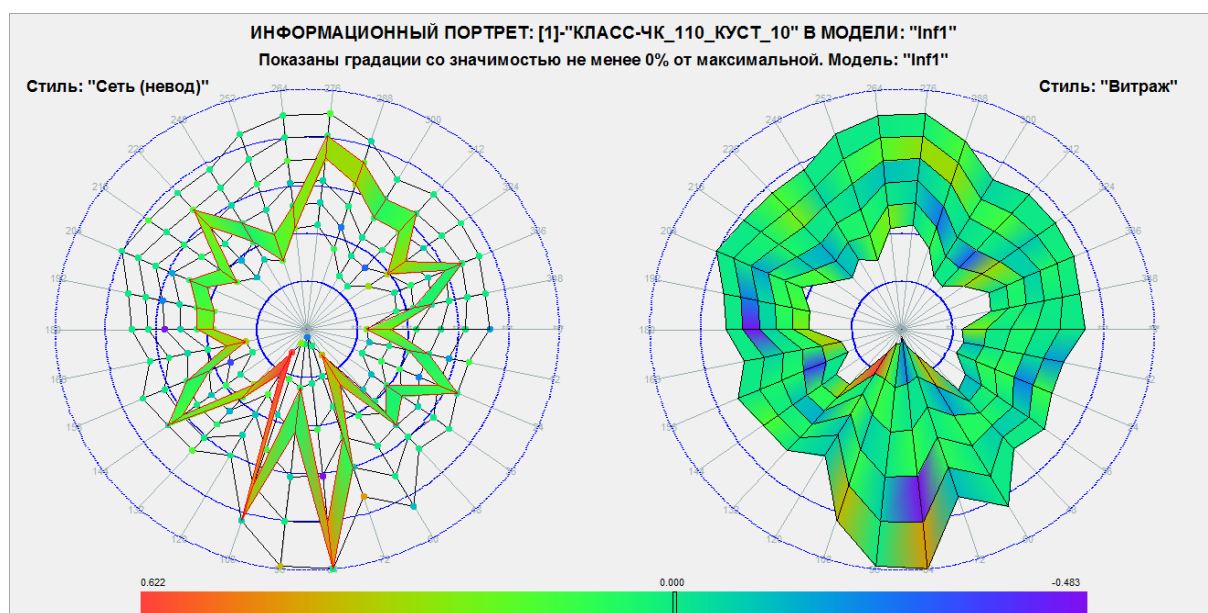


Рисунок 44 – Обобщенные образы листьев клона 110
по северным (вверху) и южным (внизу) кустам

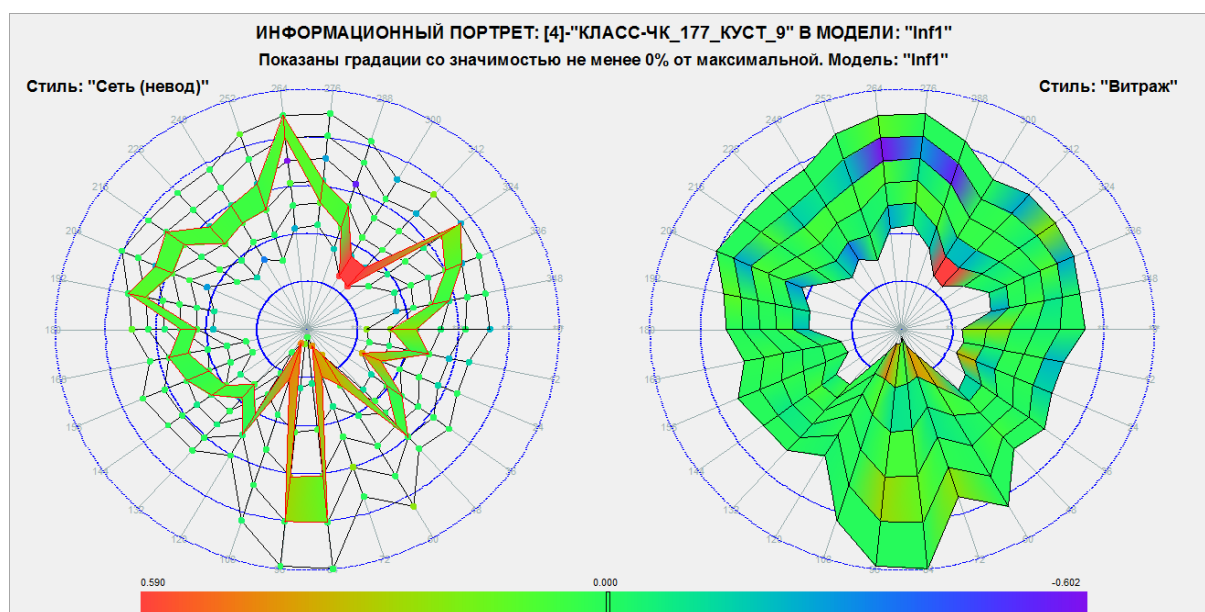
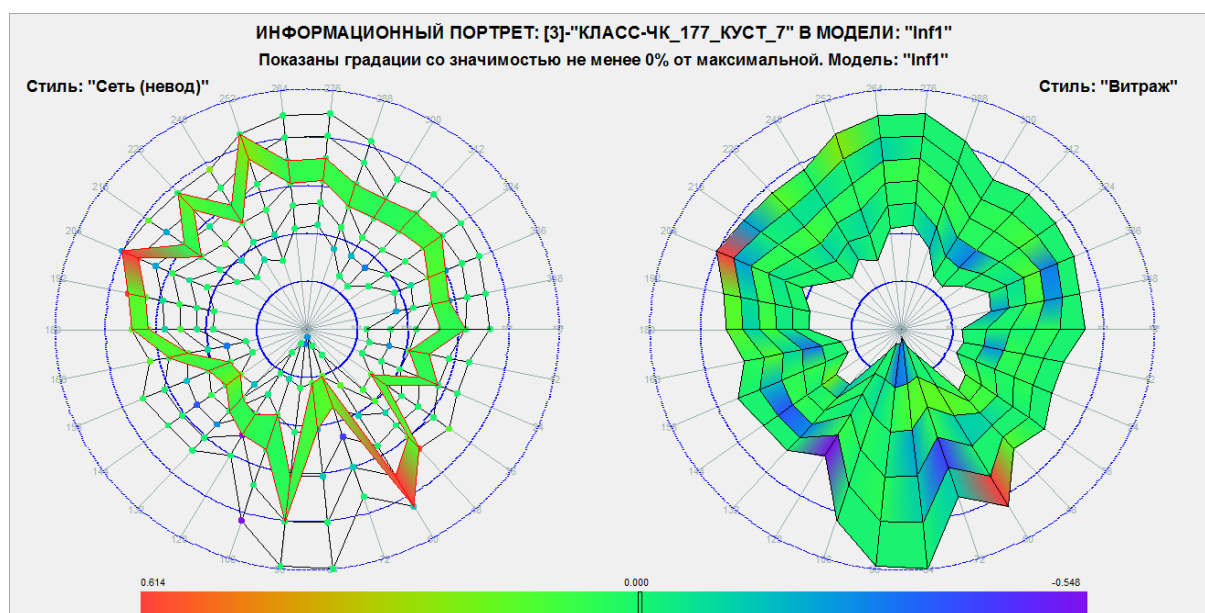


Рисунок 45 – Обобщенные образы листьев клона 117
по северным (вверху) и южным (внизу) кустам

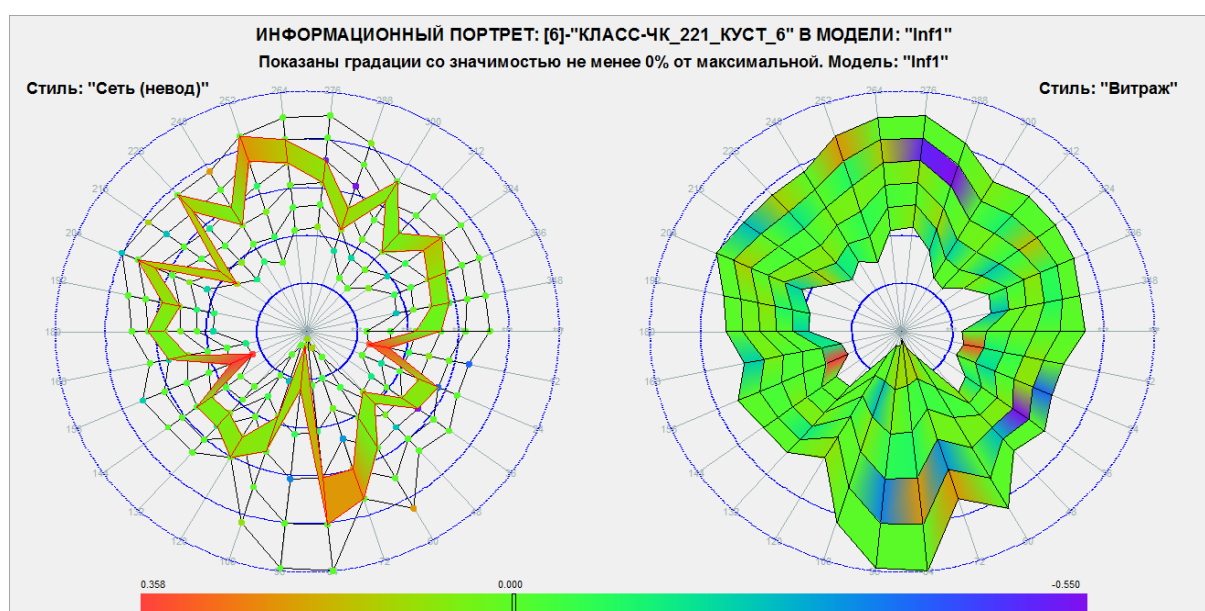
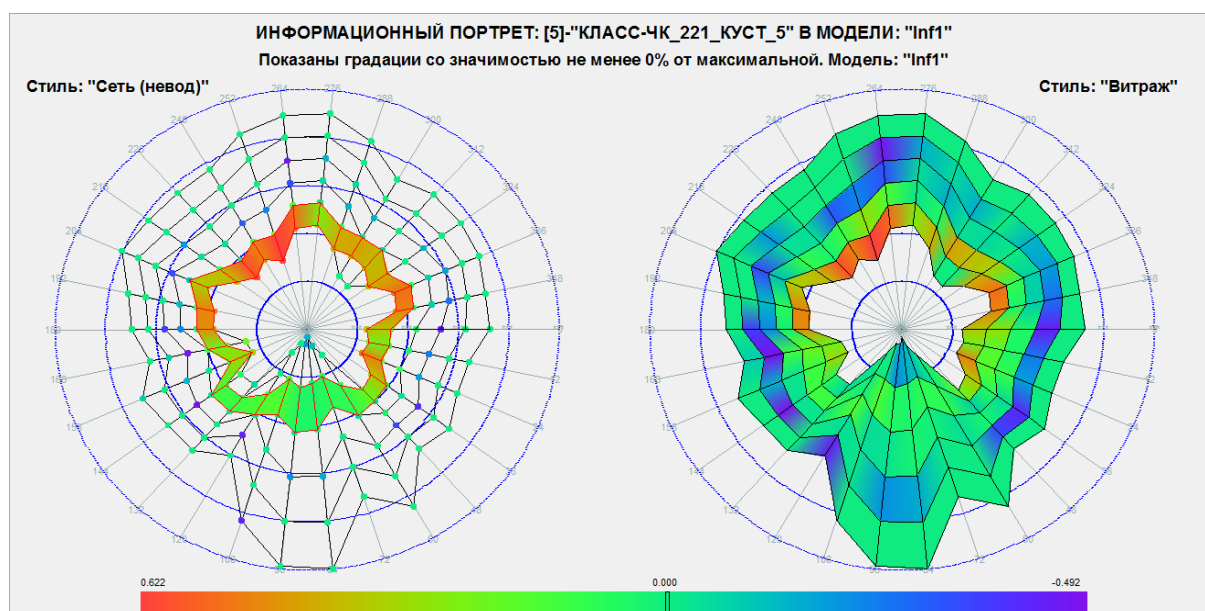


Рисунок 46 – Обобщенные образы листьев клона 221
по северным (вверху) и южным (внизу) кустам

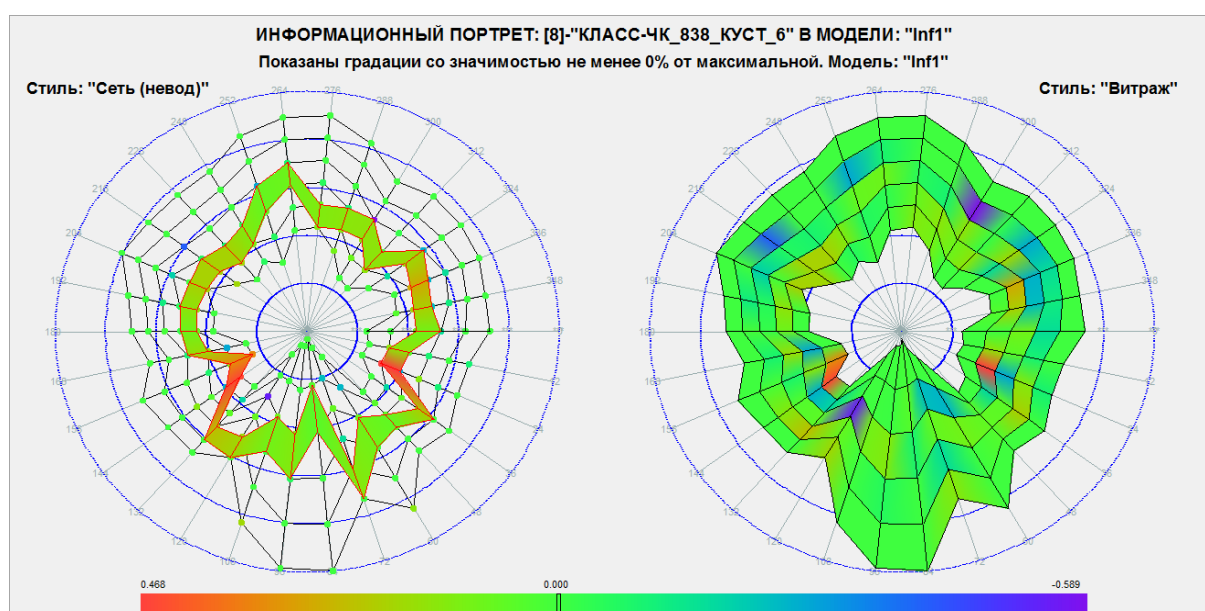
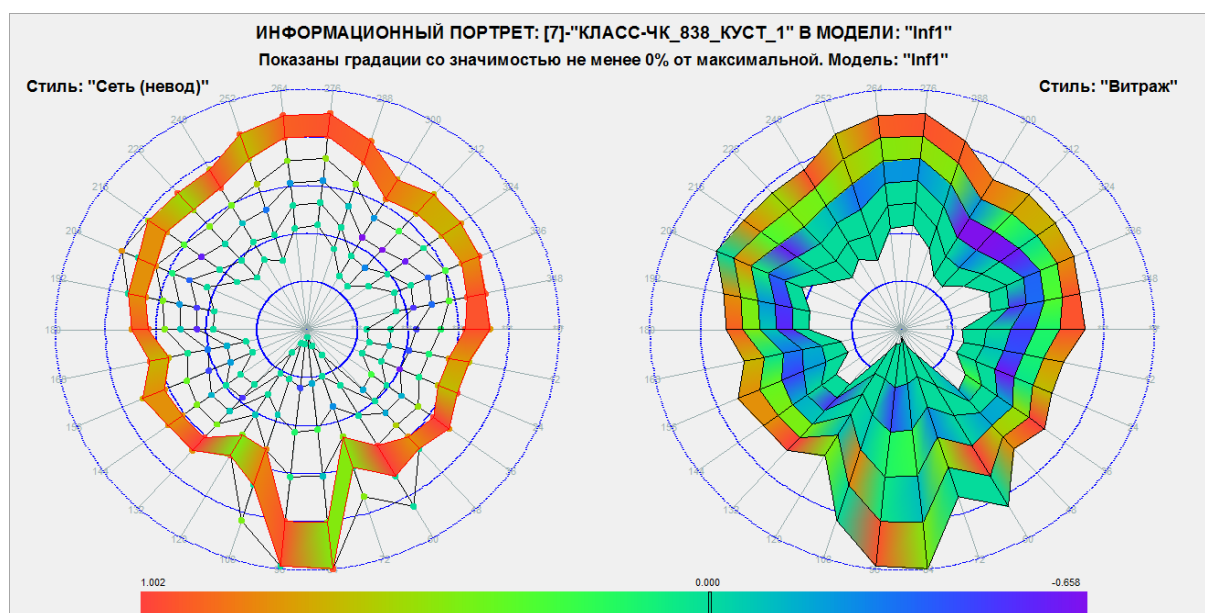


Рисунок 47 – Обобщенные образы листьев клона 838 по северным (вверху) и южным (внизу) кустам

Этап 4) верификация модели путем идентификации конкретных листьев с обобщенными образами клонов, т. е. классами (системная идентификация).

Созданная модель показала достаточно высокую достоверность, около 70 % не смотря на очень небольшое количество измерительных шкал (всего 30) и градаций (5) (рис 10):

4.1.3.6. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит... Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Вероятность правильной идентифика...	Вероятность правильной не идентиф...	Средняя вероятно... правильн... результата	Дата получения результата	Время получения результ...
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Корреляция абс.частот с обр...	100.000	5.540	52.770	13.02.2016	09:59:16
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Сумма абс.частот по призна...	100.000		50.000	13.02.2016	09:59:16
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	100.000	5.540	52.770	13.02.2016	09:59:26
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	100.000		50.000	13.02.2016	09:59:26
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	100.000	5.540	52.770	13.02.2016	09:59:36
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	100.000		50.000	13.02.2016	09:59:36
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	80.469	61.191	70.830	13.02.2016	09:59:42
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	80.469	64.406	72.438	13.02.2016	09:59:42
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	80.469	61.110	70.789	13.02.2016	09:59:52
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	80.859	64.280	72.570	13.02.2016	09:59:52
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	90.625	43.986	67.306	13.02.2016	09:59:58
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Сумма знаний	90.625	43.986	67.306	13.02.2016	09:59:58
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	60.547	79.221	69.884	13.02.2016	10:00:05
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	91.016	46.783	68.899	13.02.2016	10:00:05
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	60.547	79.221	69.884	13.02.2016	10:00:16
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	91.016	46.803	68.910	13.02.2016	10:00:16
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	85.547	48.912	67.229	13.02.2016	10:00:24
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	90.625	40.901	65.763	13.02.2016	10:00:24
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	85.547	48.831	67.189	13.02.2016	10:00:30
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	90.625	40.700	65.662	13.02.2016	10:00:30

Помощь

Рисунок 48 – Достоверность созданных моделей 1-й итерации

Этап 5) количественное определение сходства – различия клонов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных клонов (рис. 11).

Из анализа формы на рис. 11 мы видим, что:

1) форма листьев одного клона с кустов северных и южных склонов сильно отличается;

2) форма листьев с кустов северных и южных склонов у разных клонов имеет много общего.

Из этого результата можно сделать вывод о том, что на форму контура листьев клон оказывает меньшее влияние, чем расположение влияния окружающей среды в виде освещенности, связанной с расположением куста на северном или южном склоне холма.

Основываясь на этом результате с целью решения сформулированной проблемы было принято решение о создании 2-й модели, в которой многопараметрическая типизация была бы проведена по кустам независимо от их расположения и влияние бы этого расположения и связанной с ним освещенности было бы нивелировано, т. е. отфильтровано как шум.

Отметим, что если бы в исследовании ставилась задача исследовать влияние освещенности на форму листа, то при создании модели была бы выбрана другая группировка листьев по классам.

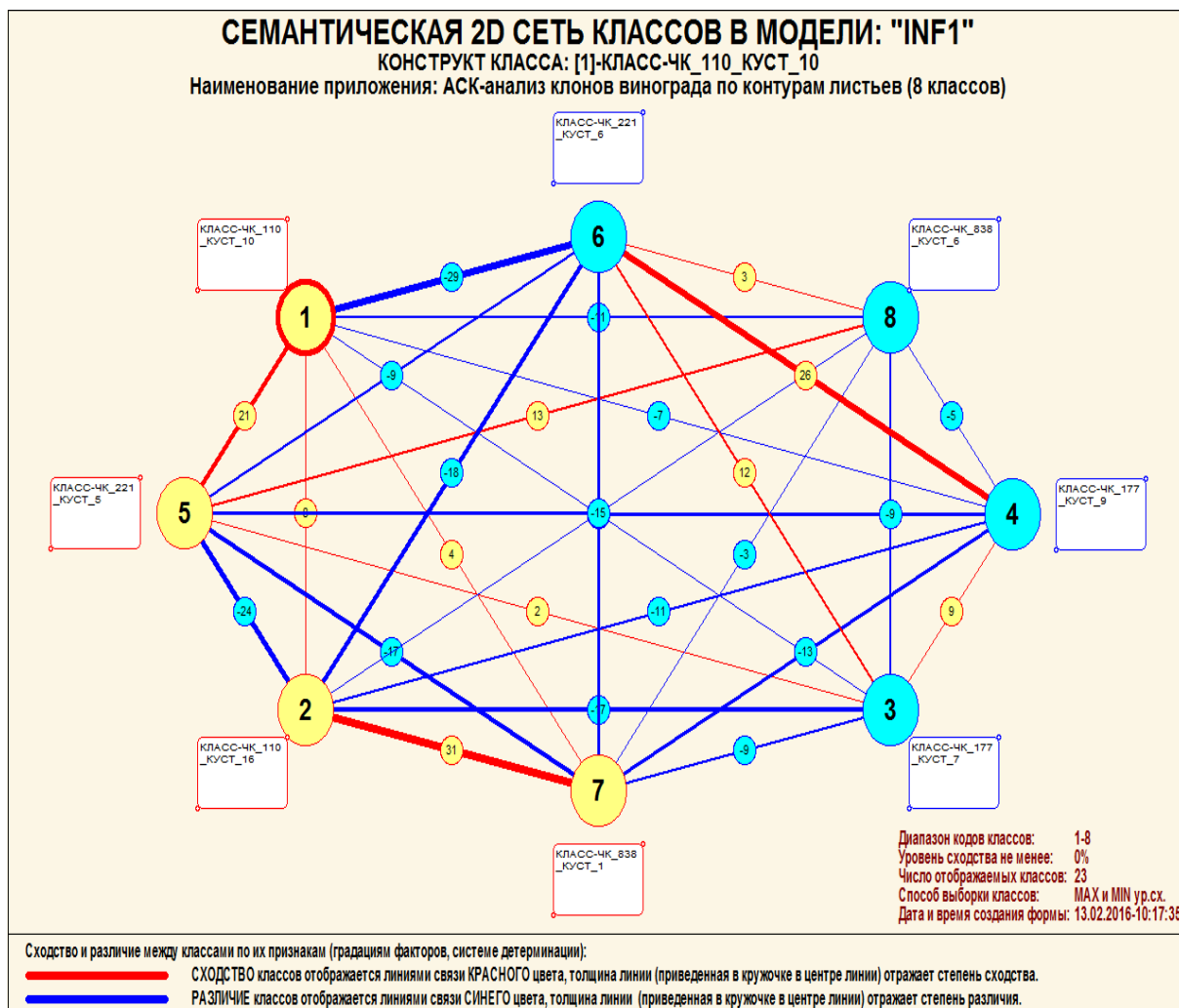


Рисунок 49 – Результаты кластерно-конструктивного анализа по 1-й модели

4.4.2 Вторая итерация

Этапы 1–3 решения проблемы: 1) оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей; 2) формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации мы в данной работе рассматривать не будем, т. к. они аналогичны подробно описанным в работе [2].

Отметим лишь, что на этих этапах были автоматически созданы классификационные и описательные шкалы и градации, в наглядной форме приведенные на рисунке 50:

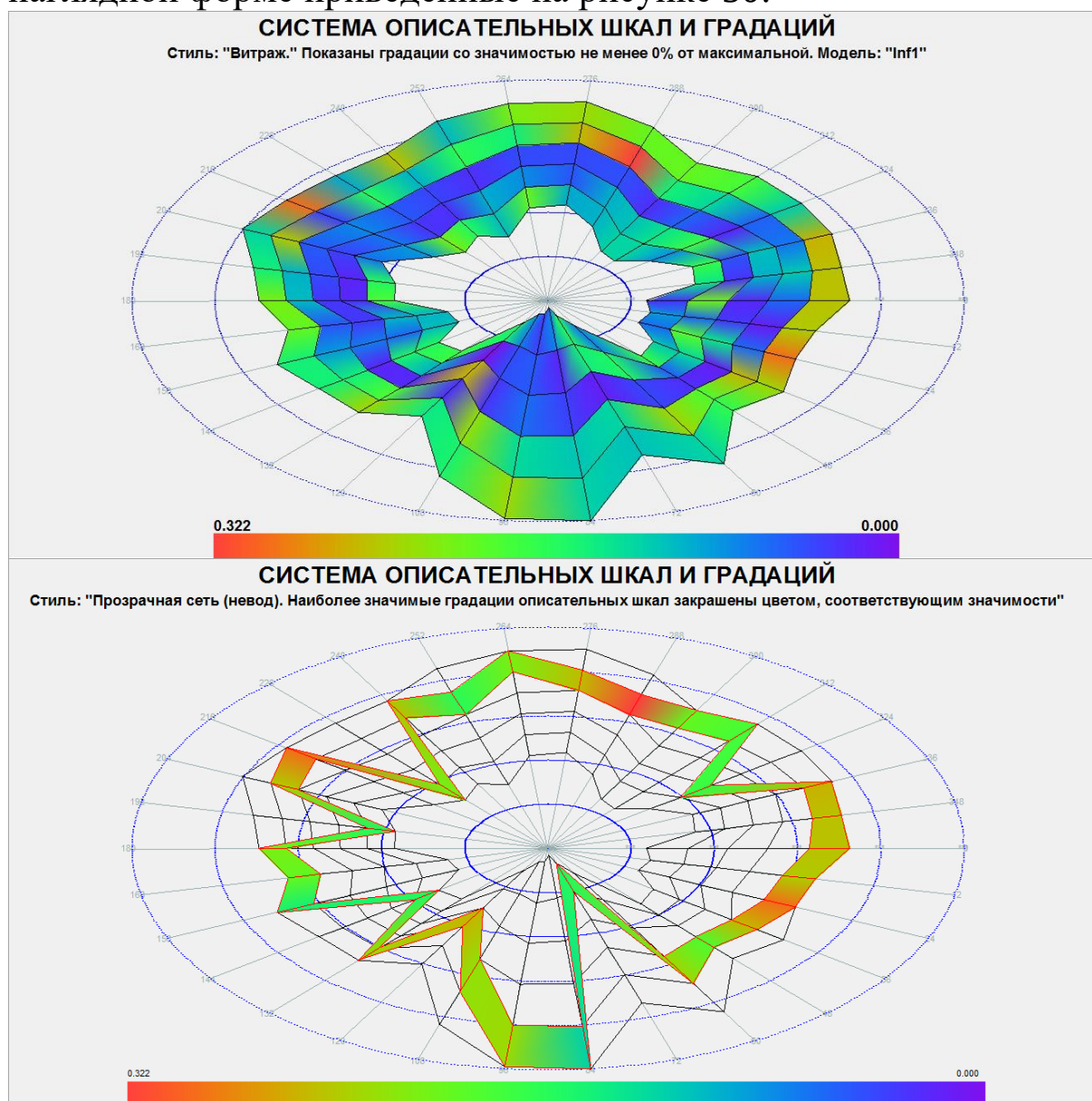


Рисунок 50 – Классификационные и описательные шкалы и градации при 4 классах

Этап 3) формирование моделей обобщенных образов листьев различных клонов на основе конкретных листьев (многопараметрическая типизация).

В результате многопараметрической типизации были получены следующие обобщенные образы листьев клонов (рисунки 51 – 54):

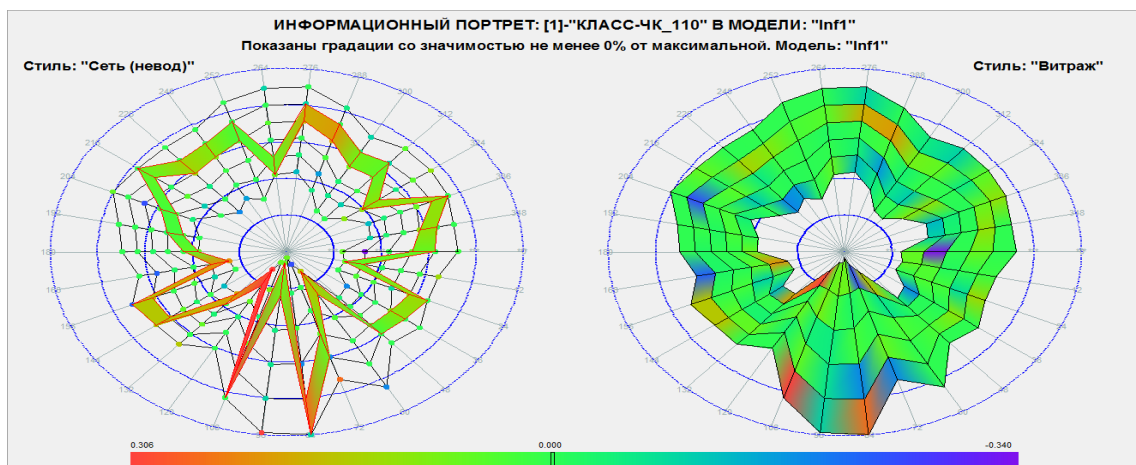


Рисунок 51 – Обобщенные образы листьев клона 110

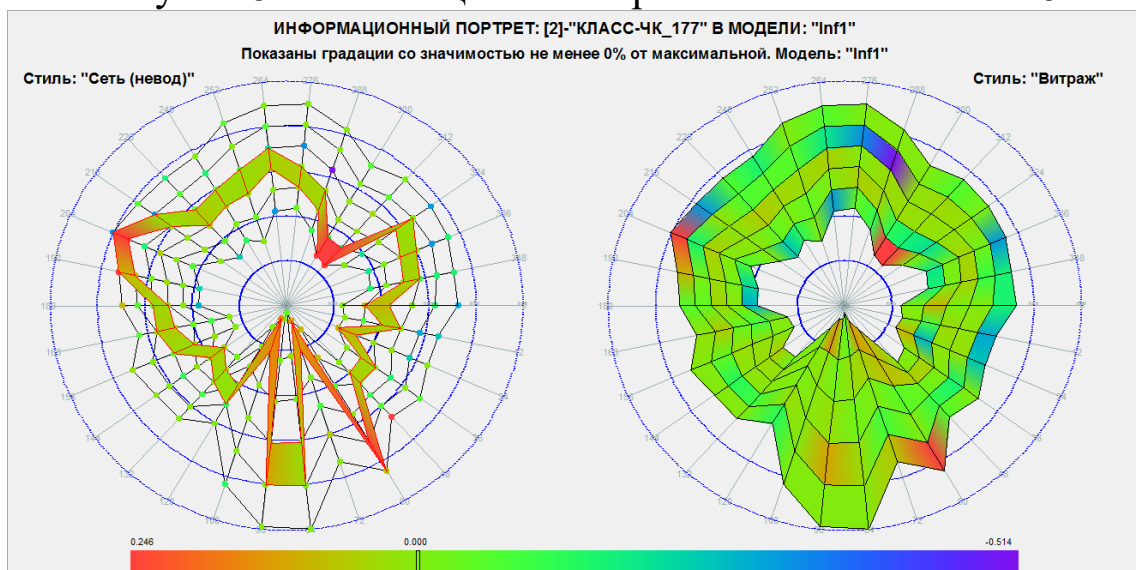


Рисунок 52 – Обобщенные образы листьев клона 117

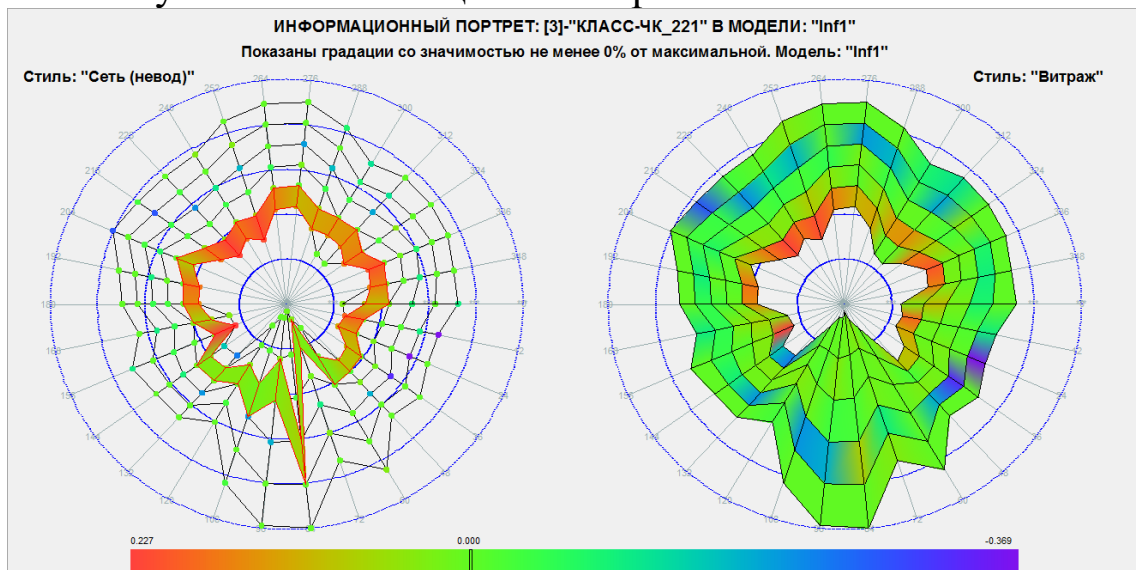


Рисунок 53 – Обобщенные образы листьев клона 221

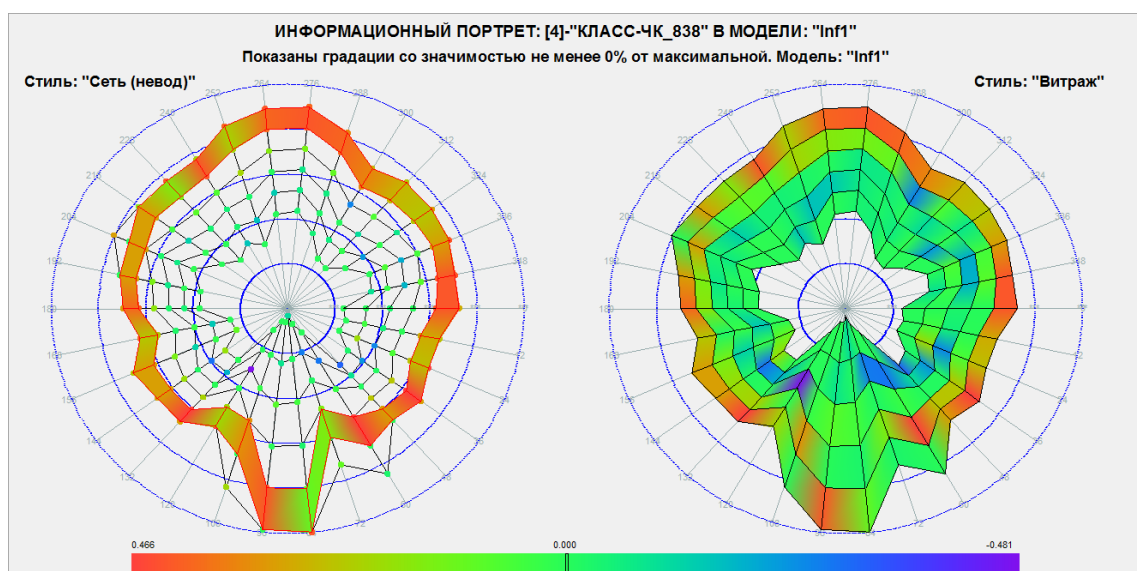


Рисунок 54 – Обобщенные образы листьев клона 838

Этап 4) верификация модели путем идентификации конкретных листьев с обобщенными образами клонов, т. е. классами (системная идентификация).

Созданная 2–я модель показала достаточно высокую достоверность, близкую к 1–й модели: около 70 % не смотря на очень небольшое количество измерительных шкал (всего 30) и градаций (5) (рисунок 55):

4.1.3.6. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит... Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Вероятность правильной идентифика...	Вероятность правильной не идентиф...	Средняя вероятн... результата	Дата получения результата	Время получения результ...
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Клас...	Корреляция абс.частот с обр...	99.609	3.165	51.387	13.02.2016	10:14:41
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Клас...	Сумма абс.частот по признак...	100.000		50.000	13.02.2016	10:14:41
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	99.609	3.165	51.387	13.02.2016	10:14:46
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	100.000		50.000	13.02.2016	10:14:46
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	99.609	3.165	51.387	13.02.2016	10:14:52
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	100.000		50.000	13.02.2016	10:14:52
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	71.875	55.926	63.901	13.02.2016	10:14:57
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	70.703	66.175	68.439	13.02.2016	10:14:57
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	71.875	55.926	63.901	13.02.2016	10:15:03
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	70.313	65.822	68.067	13.02.2016	10:15:03
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактин...	Семантический резонанс зна...	75.391	51.020	63.205	13.02.2016	10:15:09
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактин...	Сумма знаний	75.391	51.020	63.205	13.02.2016	10:15:10
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	59.375	72.671	66.023	13.02.2016	10:15:15
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	77.344	57.163	67.253	13.02.2016	10:15:15
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	59.375	72.513	65.944	13.02.2016	10:15:20
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	77.344	57.163	67.253	13.02.2016	10:15:20
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	72.656	56.929	64.792	13.02.2016	10:15:26
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	75.391	50.188	62.789	13.02.2016	10:15:26
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	72.266	56.984	64.625	13.02.2016	10:15:32
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	75.391	50.085	62.738	13.02.2016	10:15:32

Помощь

Рисунок 55 – Достоверность созданных моделей 2–й итерации

Этап 5) количественное определение сходства – различия клонов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных клонов (рис. 18):

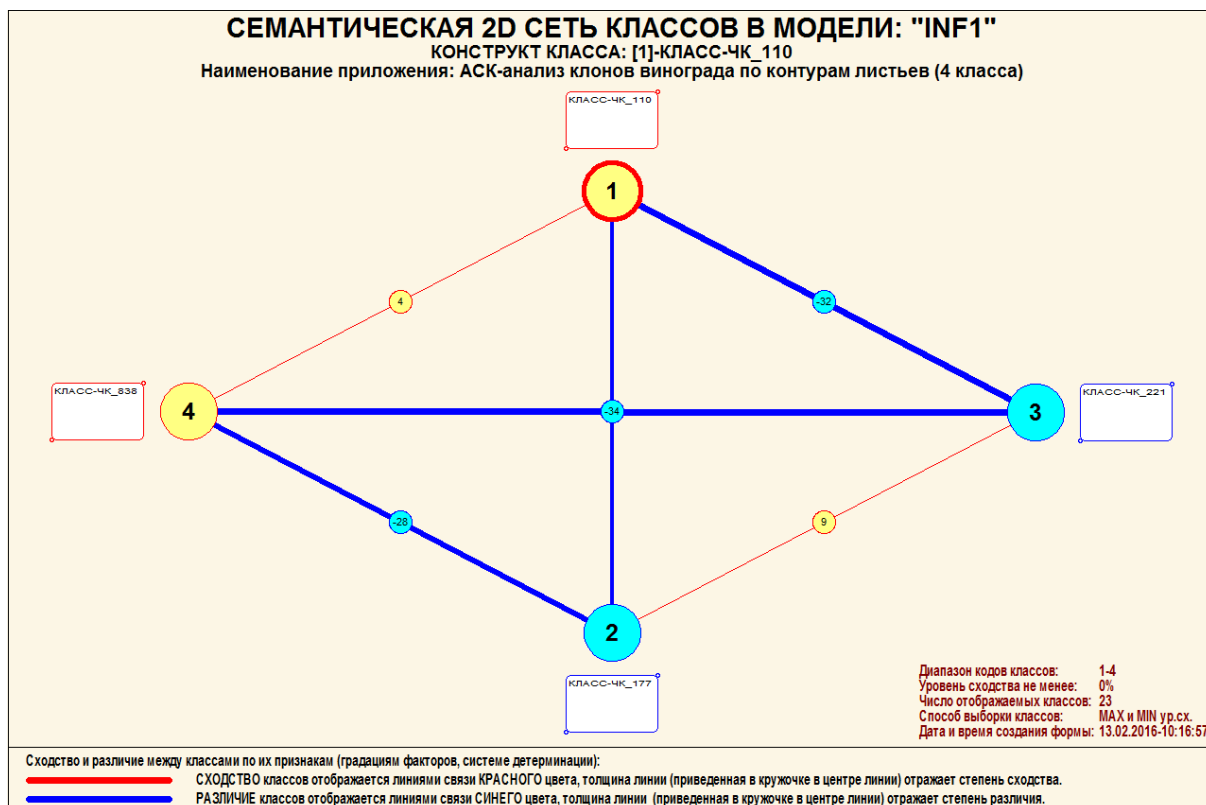


Рисунок 56 – Результаты кластерно-конструктивного анализа
по 1-й модели

В таблице приведена матрица сходства обобщенных образов клонов (классов), отображенная в форме когнитивной диаграммы на рисунке 56.

Таблица – Матрица сходства обобщенных образов клонов

№	Клон	110	177	221	838
1	ЧК_110	100	–20,197	–32,240	3,52
2	ЧК_177	–20,197	100	8,72	–27,702
3	ЧК_221	–32,24	8,72	100	–34,216

4	ЧК_838	3,52	–27,7025343	–34,2162979	100
---	--------	------	-------------	-------------	-----

Из анализа таблицы и формы на рис. 18 мы видим, что исследованные четыре клона №№ 110, 177, 221 и 838 по комплексу признаков взрослых листьев являются заметно различными, а сходными в очень небольшой степени по этим признакам оказались лишь клоны №110 и №838, №177 и №221.

Рассматривая параллельно в течение ряда лет другой комплекс биолого–хозяйственных признаков и свойств этих же четырех клонов, селекционеры–виноградари Нудьга Т.А., Ильницкая Е.Т. и Трошин Л.П. пришли к выводу об отборе лидирующих высокопродуктивных клонов в пределах каждой популяции, которые под названиями Каберне Тамани (№ 177–36), Каберне Кубани (№ 221–36) и Каберне Черноморец (№ 838–30) были переданы на государственные испытания и в 2015 г. зарегистрированы в сортовой книге Госсорткомиссии России.

Хорошее совпадение результатов выявления сходства – различия клонов винограда по форме контуров листьев и независимым методом по биолого–хозяйственным признакам и свойствам увеличивает достоверность полученных в этих исследованиях результатов.

4.5 Выводы

В монографии рассматривается применение автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), его математической модели – системной теории информации и реализующего их программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» для решения одной из важных задач ампелографии: количественного определения сходства – различия различных клонов винограда по контурам листьев.

Для решения этой задачи выполняются следующие этапы: 1) оцифровка сканированных изображений листьев и создание их математических моделей; 2) формирование математических моделей конкретных листьев с применением теории информации; 3)

формирование моделей обобщенных образов листьев различных клонов на основе конкретных листьев (многопараметрическая типизация); 4) верификация модели путем идентификации конкретных листьев с обобщенными образами клонов, т. е. классами (системная идентификация); 5) количественное определение сходства – различия клонов, т. е. кластерно-конструктивный анализ обобщенных образов листьев различных клонов.

Форма контура конкретного листа рассматривается как зашумленное информационное сообщение о клоне, к которому он относится, включающее как информацию об истинной форме листа данного клона (чистый сигнал), так и шум, искажающий эту истинную форму, обусловленный случайным воздействием окружающей среды.

Программный инструментарий АСК-анализа – интеллектуальная система «Эйдос» обеспечивает подавление шума и выделение сигнала об истинной форме листа каждого клона на основе ряда зашумленных конкретных примеров листьев данного клона. Таким образом создается один образ формы листа каждого клона, независимый от их конкретных реализаций, т. е. «Эйдос» этих изображений (в смысле Платона) – прототип или архетип (в смысле Юнга) изображений.

Описанная в монографии технология синтеза и применения интеллектуальной измерительной системы может быть применена не только в ампелографии, но и в других областях, чему может способствовать и то, что система «Эйдос» размещена в полном открытом бесплатном доступе на сайте проф. Е. В. Луценко по адресу: http://lc.kubagro.ru/aidos/_AiDOS-X.htm.

Материалы данной работы могут быть использованы при проведении лабораторных работ по дисциплинам, связанным с интеллектуальными технологиями, представлением знаний и системами искусственного интеллекта, а также по эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине [1, 6, 7].

5. ПРИМЕНЕНИЕ ТЕОРИИ ИНФОРМАЦИИ И КОГНИТИВНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ГЕНЕТИКИ (на примере вычисления количества информа- ции в генах о признаках и свойствах различных автохтонных сортов винограда)

5.1. Формулировка проблемы

Общеизвестно, что генетика изучает механизмы наследственности и изменчивости и очень широко пользуется понятием «наследственная информация». При этом генетика под информацией подразумевает содержание генетического кода - структуры молекул ДНК и РНК, входящих в состав клетки живого организма. Генетика изучает механизмы записи, копирования, считывания генетической информации, возможности ее модификации, а также ее влияние на признаки и свойства организма. В разговорном и научном языке прочно закрепились фразы, типа «Гены содержат информацию о признаках и свойствах организма». Парадоксально, но мы не видим систематических попыток определения количества информации, содержащейся в конкретных генах о конкретных фенотипических признаках и свойствах организма. Казалось бы, применение теории информации в генетике является совершенно естественным и напрашивается само собой. Тем более странно, что практически нет работ, посвященных применению теории информации для решения задач генетики.

В качестве исключения приведем две цитаты из работ 1980 и 1974 годов, в которых совершенно четко осознается роль информации в генетике [46, 47] «Абсолютным критерием живого принято считать наличие определенного количества бит информации, заключенных в информационных молекулах» [46, 47]. «...быстрый рост количества информации дал новое качество – способность к самовоспроизведению (качество, присущее только нуклеиновым кислотам, *обладающим несравненной со всеми другими соединениями нашего мира информационной емкостью*; качество давшее начало новой форме существования материи)» [46] (курсив наш. авт.). И все же конкретных расчетов количества информации в генах не приводится и в этих работах.

Данная статья призвана представить научной общественности один из возможных вариантов решения этой проблемы на примере вычисления количества информации в генах о признаках и свойствах различных сортов винограда.

5.2. Идея и предпосылки решения проблемы

По-видимому, сформулированная проблема обусловлена отсутствием доступа у исследователей-генетиков к программному инструментарию, реализующему теорию информации и обеспечивающему решение задач генетики с применением теории информации. Между тем, такой инструментарий существует и находится в полном открытом и бесплатном доступе: это – автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) [1], его математическая модель – системная теория информации [2] и реализующий их программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос» [3].

Этот инструментарий обеспечивает решение одной из важных задач генетики: определения количества информации, содержащейся в генах о различных фенотипических признаках и свойствах винограда. Впервые в четкой и развитой форме эта мысль высказана автором в статье [4].

Для решения этой задачи выполняются следующие этапы АСК-анализа [1]: 1) когнитивно-целевая структуризация предметной области; 2) формализация предметной области, т.е. разработка классификационных и описательных шкал и градаций и обучающей выборки; 3) синтез и верификация информационной модели, отражающей количество информации в генах о фенотипических признаках и свойствах (многопараметрическая типизация); 4) вывод информации о генетической системе детерминации фенотипических признаков и свойств (SWOT-анализ феносвойства); 5) вывод информации о силе и направлении влияния конкретного гена на фенотипические признаки и свойства (SWOT-диаграммы генов); 6) решение задачи системной идентификации фенотипических признаков/свойств по наличию тех или иных генов; 7) количественное определение сходства-различия различных фенотипических признаков/свойств по их системе детерминации генами. Конкретное фенотипическое свойство (или признак) рассматривается как зашумленный генетический текст,

включающий как генетическую информацию об истинном фено-свойстве (чистый сигнал), так и шум, искажающий эту информа-цию, обусловленный случайным воздействием окружающей сре-ды. Программный инструмент АСК-анализа – интеллекту-альная система «Эйдос» обеспечивает подавление шума и выде-ление истинного сигнала.

Имеется большой опыт успешного применения АСК-анализа для решения широкого круга задач в различных пред-метных областях.

5.3. Автоматизированный системно-когнитивный анализ как метод решения проблемы

5.3.1. Кратко об АСК-анализе

Системный анализ представляет собой современный метод научного познания, общепризнанный метод решения проблем [5, 6]. Однако возможности практического применения системного анализа ограничиваются отсутствием программного инструмен-тария, обеспечивающего его автоматизацию. Существуют разно-родные программные системы, автоматизирующие отдельные эта-пы или функции системного анализа в различных конкретных предметных областях.

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) представляет собой системный анализ, струк-турированный по базовым когнитивным операциям (БКО), благодаря чему удалось разработать для него математиче-скую модель, методику численных расчетов (структуры дан-ных и алгоритмы их обработки), а также реализующую их программную систему – систему «Эйдос» [1-3, 7]. Система «Эйдос» разработана в постановке, не зависящей от предметной области, и имеет ряд программных интерфейсов с внешними данными различных типов [3]. АСК-анализ может быть приме-нен как инструмент, многократно усиливающий возможности естественного интеллекта во всех областях, где используется естественный интеллект. АСК-анализ был успешно применен для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия ре-шений и исследования моделируемого объекта путем исследова-ния его модели во многих предметных областях, в частности в экономике, технике, социологии, педагогике, психологии, меди-

цине, экологии, ампелографии, геофизике, энтомологии, криминалистике и др. [8, 9].

5.3.2. Истоки АСК-анализа

Известно, что системный анализ является одним из общепризнанных в науке методов решения проблем и многими учеными рассматривается вообще как метод научного познания. Однако, как впервые заметил еще в 1984 году проф. И.П. Стабин, на практике применение системного анализа наталкивается на проблему [10]. Суть этой проблемы в том, что обычно системный анализ успешно применяется в сравнительно простых случаях, в которых в принципе можно обойтись и без него, тогда как в действительно сложных ситуациях, когда он действительно чрезвычайно востребован и у него нет альтернатив, сделать это удастся гораздо реже. Проф. И.П. Стабин предложил и путь решения этой проблемы, который он видел в автоматизации системного анализа [10].

Однако путь от идеи до создания программной системы долг и сложен, т.к. включает ряд этапов:

- выбор теоретического математического метода;
- разработка методики численных расчетов, включающей структуры данных в оперативной памяти и внешних баз данных (даталогическую и инфологическую модели) и алгоритмы обработки этих данных;
- разработка программной системы, реализующей эти математические методы и методики численных расчетов.

5.3.3. Методика АСК-анализа

3.3.1. Предпосылки решения проблемы

Перегудов Ф.И. и Тарасенко Ф.П. в своих основополагающих работах 1989 и 1997 годов [5, 6] подробно рассмотрели математические методы, которые в принципе могли бы быть применены для автоматизации отдельных этапов системного анализа. Однако даже самые лучшие математические методы не могут быть применены на практике без реализующих их программных систем, а путь от математического метода к программной системе долг и сложен. Для этого необходимо разработать численные

методы или методики численных расчетов (алгоритмы и структуры данных), реализующие математический метод, а затем разработать программную реализацию системы, основанной на этом численном методе.

В числе первых попыток реальной автоматизации системного анализа следует отметить докторскую диссертацию проф. Симанкова В.С. (2001) [11]. Эта попытка была основана на высокой детализации этапов системного анализа и подборе уже существующих программных систем, автоматизирующих эти этапы. Идея была в том, что чем выше детализация системного анализа, чем мельче этапы, тем проще их автоматизировать. Эта попытка была реализована, однако, лишь для специального случая исследования в области возобновляемой энергетики, т.к. системы оказались различных разработчиков, созданные с помощью различного инструментария и не имеющие программных интерфейсов друг с другом, т.е. не образующие единой автоматизированной системы. Эта попытка, безусловно, явилась большим шагом по пути, предложенному проф. И.П. Стабиным, но и ее нельзя признать обеспечившей достижение поставленной цели, сформулированной Стабиным И.П. (т.е. создание автоматизированного системного анализа), т.к. она не привела к созданию единой универсальной программной системы, автоматизирующей системный анализ, которую можно было бы применять в различных предметных областях.

Необходимо отметить работы Дж. Клира по системологии и автоматизации решения системных задач, которые внесли большой вклад в автоматизацию системного анализа путем создания и применения универсального решателя системных задач (УРСЗ), реализованного в рамках оригинальной экспертной системы [12, 13]. Однако в экспертной системе применяется продукционная модель знаний, для получения которых от эксперта необходимо участие инженера по знаниям (когнитолога). Этим обусловлены следующие недостатки экспертных систем:

- они генерируют знания каждый раз, когда они необходимы для решения задач, и это может занимать значительно большее время, чем при использовании декларативной формы представления знаний;

– продукционные модели обычно построены на бинарной логике (if then else), что вызывает возможность логического конфликта продукций в процесс логического вывода, что приводит к необратимому останову логического процесса;

– эксперты - люди чаще всего заслуженные и их время и знания стоят очень дорого; поэтому привлечение экспертов для извлечения готовых знаний на длительное время проблематично и обычно эксперт просто физически не может сообщить очень большой объем знаний, а иногда и не хочет этого делать и сообщает неадекватные знания;

– чаще всего эксперты формулируют свои знания неформализуемым путем на основе своей интуиции, опыта и профессиональной компетенции, т.е. не могут сформулировать свои знания в количественной форме, а пользуются для их формализации порядковыми или даже номинальными шкалами, поэтому экспертные знания являются не очень точными и для их формализации необходим инженер по знаниям (когнитолог).

3.3.2. АСК-анализ как решение проблемы

Автоматизированный системно-когнитивный анализ разработан профессором Е.В. Луценко и предложен в 2002 году [1], хотя разработан он был значительно раньше, причем с программным инструментарием: системой «Эйдос» [1, 3, 7]. Основная идея, позволившая сделать это, состоит в рассмотрении системного анализа как метода познания (отсюда и «когнитивный» от «cognitio» – знание, познание, лат.). Эта идея позволила *структурировать системный анализ не по этапам, как пытались сделать ранее, а по базовым когнитивным операциям системного анализа (БКОСА), т.е. таким операциям, к комбинациям которых сводятся остальные. Эти операции образуют минимальную систему, достаточную для описания системного анализа, как метода познания, т.е. конфигуратор. Понятие конфигуратора предложено В.А. Лефевром [14]. В 2002 году Е.В. Луценко был предложен когнитивный конфигуратор [1], включающий 10 базовых когнитивных операций.*

Когнитивный конфигуратор:

1) присвоение имен;

2) восприятие (описание конкретных объектов в форме онтологий, т.е. их признаками и принадлежностью к обобщающим категориям - классам);

3) обобщение (синтез, индукция);

4) абстрагирование;

5) оценка адекватности модели;

6) сравнение, идентификация и прогнозирование;

7) дедукция и абдукция;

8) классификация и генерация конструкторов;

9) содержательное сравнение;

10) планирование и поддержка принятия управленческих решений.

Каждая из этих операций оказалась достаточно элементарна для формализации и программной реализации.

Компоненты АСК-анализа:

– формализуемая когнитивная концепция и следующий из нее когнитивный конфигуратор;

– теоретические основы, методология, технология и методика АСК-анализа;

– математическая модель АСК-анализа, основанная на системном обобщении теории информации;

– методика численных расчетов, в универсальной форме реализующая математическую модель АСК-анализа, включающая иерархическую структуру данных и 24 детальных алгоритма 10 БКОСА;

– специальное инструментальное программное обеспечение, реализующее математическую модель и численный метод АСК-анализа – Универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос".

Этапы АСК-анализа:

1) когнитивно-целевая структуризация предметной области;

2) формализация предметной области (конструирование классификационных и описательных шкал и градаций и подготовка обучающей выборки);

3) синтез системы моделей предметной области (в настоящее время система «Эйдос» поддерживает 3 статистические модели и 7 системно-когнитивных моделей (моделей знаний);

4) верификация (оценка достоверности) системы моделей предметной области;

5) повышение качества системы моделей;

6) решение задач идентификации, прогнозирования и поддержки принятия решений;

7) исследование моделируемого объекта путем исследования его моделей является корректным, если модель верно отражает моделируемый объект и включает: кластерно-конструктивный анализ классов и факторов; содержательное сравнение классов и факторов; изучение системы детерминации состояний моделируемого объекта; нелокальные нейроны и интерпретируемые нейронные сети прямого счета; классические когнитивные модели (когнитивные карты); интегральные когнитивные модели (интегральные когнитивные карты), прямые обратные SWOT-диаграммы; когнитивные функции и т.д.

Математические аспекты АСК-анализа

Математическая модель АСК-анализ основана на теории информации, точнее на системной теории информации (СТИ), предложенной Е.В. Луценко [1, 2, 3]²⁰. Это значит, что *в АСК-анализе все факторы рассматриваются с одной единственной точки зрения: сколько информации содержится в их значениях о переходе объекта, на который они действуют, в определенное состояние, и при этом сила и направление влияния всех значений факторов на объект измеряется в одних общих для всех факторов единицах измерения: единицах количества информации [8, 9].*

Это напоминает подход Дугласа Хаббарда [15], но, в отличие от него, имеет открытый универсальный программный инструментарий (систему «Эйдос»), разработанный в постановке, не зависящей от предметной области [1-3]. К тому же на систему «Эйдос» уже в 1994 году было три патента РФ [3, 16²¹], а первые акты ее внедрения датируются 1987 годом [1, 3]²², тогда как основная работа Дугласа Хаббарда [15] появилась лишь в 2009 году. Это означает, что идеи АСК-анализа не только появились, но

²⁰ Математическая модель АСК-анализа описана в ряде работ:

http://elibrary.ru/author_items.asp?authorid=123162

²¹ См., например: <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>

²² <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>

и были доведены до программной реализации в универсальной форме и применены в различных предметных областях на 22 с лишним года *раньше* появления работ Дугласа Хаббарда.

Поэтому АСК-анализ обеспечивает корректную сопоставимую обработку числовых и нечисловых данных, представленных в разных типах измерительных шкал и разных единицах измерения [8, 9]. Метод АСК-анализа является устойчивым непараметрическим методом, обеспечивающим создание моделей больших размерностей при неполных и зашумленных исходных данных о сложном нелинейном динамичном объекте управления. Этот метод является чуть ли не единственным на данный момент, обеспечивающим многопараметрическую типизацию и системную идентификацию методов, инструментарий которого (интеллектуальная система «Эйдос») находится в полном открытом бесплатном доступе [3, 16]²³.

5.3.4. Некоторые результаты применения АСК-анализа в различных предметных областях

Метод системно-когнитивного анализа и его программный инструментарий интеллектуальная система "Эйдос" были успешно применены при проведении 6 докторских и 7 кандидатских диссертационных работ в ряде различных предметных областей по экономическим, техническим, психологическим и медицинским наукам.

АСК-анализ был успешно применены при выполнении десятков грантов РФФИ и РГНФ различной направленности за длительный период - с 2002 года по настоящее время (2016 год).

По проблематике АСК-анализа издана 21 монография, получено 29 патентов на системы искусственного интеллекта, их подсистемы, режимы и приложения, опубликовано более 200 статей в изданиях, входящих в Перечень ВАК РФ (по данным РИНЦ). В одном только Научном журнале КубГАУ (входит в Перечень ВАК РФ с 26-го марта 2010 года) автором АСК-анализа Луценко Е.В. опубликовано 186 статей общим объёмом 321,559 у.п.л., в среднем 1,729 у.п.л. на одну статью.

²³ <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>

По этим публикациям, грантам и диссертационным работам видно, что АСК-анализ уже был успешно применен в следующих предметных областях и научных направлениях: экономика (региональная, отраслевая, предприятий, прогнозирование фондовых рынков), социология, эконометрика, биометрия, педагогика (создание педагогических измерительных инструментов и их применение), психология (личности, экстремальных ситуаций, профессиональных и учебных достижений, разработка и применение профессиограмм), сельское хозяйство (прогнозирование результатов применения агротехнологий, принятие решений по выбору рациональных агротехнологий и микрон зон выращивания), экология, ампелография, геофизика (глобальное и локальное прогнозирование землетрясений, параметров магнитного поля Земли, движения полюсов Земли), климатология (прогнозирование Эль-Ниньо и Ла-Нинья), возобновляемая энергетика, мелиорация и управление мелиоративными системами, криминалистика, энтомология и ряд других областей.

АСК-анализ вызывает большой интерес во всем мире. Сайт автора АСК-анализа [16] посетило около 500 тыс. посетителей с уникальными IP-адресами со всего мира. Еще около 500 тыс. посетителей открывали статьи по АСК-анализу в Научном журнале КубГАУ.

Необходимо отметить, что в развитии различных теоретических основ и практических аспектов АСК-анализа приняли участие многие ученые: д.э.н., к.т.н., проф. Луценко Е.В., Засл. деятель науки РФ, д.т.н., проф. Лойко В.И., к.ф.-м.н., Ph.D., проф., Трунев А.П. (Канада), д.э.н., д.т.н., к.ф.-м.н., проф. Орлов А.И., к.т.н., доц. Коржаков В.Е., д.э.н., проф. Барановская Т.П., д.э.н., к.т.н., проф. Ермоленко В.В., к.п.с.н. Наприев И.Л., к.п.с.н., доц. Некрасов С.Д., к.т.н., доц. Лаптев В.Н., к.п.с.н., доц. Третьяк В.Г., к.п.с.н., Щукин Т.Н., д.т.н., проф. Симанков В.С., д.э.н., проф. Ткачев А.Н., д.т.н., проф. Сафронова Т.И., д.э.н., доц. Горпинченко К.Н., к.э.н., доц. Макаревич О.А., к.э.н., доц. Макаревич Л.О., к.м.н. Сергеева Е.В. (Фомина Е.В.), Бандык Д.К. (Белоруссия), Чередниченко Н.А., к.ф.-м.н. Артемов А.А., д.э.н., проф. Крохмаль В.В., д.т.н., проф. Рябцев В.Г., к.т.н., доц. Марченко А.Ю., д.т.н., проф. Фролов В.Ю., д.ю.н., проф. Швец С.В., Засл. деятель науки Кубани, д.б.н., проф. Трошин Л.П., Засл. изобр. РФ, д.т.н.,

проф. Серга Г.В., Сергеев А.С., д.б.н., проф. Стрельников В.В. и другие.

5.4. Решение проблемы

В данном разделе рассмотрим решение поставленной проблемы путем последовательного выполнения различных этапов АСК-анализа [1].

5.4.1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области

На этом этапе экспертом неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции определяется, что является причинами (факторами), а что следствиями (результатами действия факторов) в моделируемой предметной области.

В нашем случае вполне очевидно, что как факторы целесообразно рассматривать количество резервных генов различных видов, а как результаты их действия – различные фенотипические признаки или свойства различных сортов винограда.

В таблице 1 представлены классификационные шкалы, с помощью которых будут кодироваться фенотипические признаки, а в таблице 2 – описательные шкалы, т.е. резервные гены на 1-й и 2-й спиралях ДНК:

Таблица 1 – Классификационные шкалы

Код	Наименование
1	ТИП ЦВЕТКА (151)
2	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г
3	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА
4	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ
5	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л
6	РАССЕЧЕННОСТЬ ЛИСТЬЕВ (072)
7	ПУЗЫРЧАТОСТЬ ЛИСТЬЕВ (075)
8	ВЕРХНИЕ ВЫРЕЗКИ ЛИСТЬЕВ (094-1)
9	НИЖНИЕ ВЫРЕЗКИ ЛИСТЬЕВ (094-2)
10	ОПУШЕНИЕ ЛИСТЬЕВ (084)
11	РАЗМЕР ГРОЗДИ (202)
12	ПЛОТНОСТЬ ГРОЗДИ (204)
13	РАЗМЕР ЯГОДЫ (220)
14	ФОРМА ЯГОДЫ (223)
15	ОКРАСКА ЯГОДЫ (225)
16	АРОМАТ ЯГОДЫ (236)
17	НАПРАВЛЕНИЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ (603)
18	ПЕРИОД СОЗРЕВАНИЯ (629)
19	ПРОДОЛЖИТЕЛЬНОСТЬ ПРОДУКЦИОННОГО ПЕРИОДА, ДНИ
20	РОСТ ПОБЕГОВ (351)

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование	Код	Наименование	Код	Наименование
1	VRZAG47-2	18	VVMD25-1	35	VVIV37-2
2	VRZAG47-1	19	VVIP60-2	36	VVIV37-1
3	VVS2-2	20	VVIP60-1	37	VVIH54-2
4	VVS2-1	21	VVIB01-2	38	VVIH54-1
5	VVMD7-2	22	VVIB01-1	39	VVMD24-2
6	VVMD7-1	23	VRZAG83-2	40	VVMD24-1
7	VVMD5-2	24	VRZAG83-1	41	VVIV67-2
8	VVMD5-1	25	VVMD27-2	42	VVIV67-1
9	VRZAG62-2	26	VVMD27-1	43	VVIN73-2
10	VRZAG62-1	27	VVMD21-2	44	VVIN73-1
11	VRZAG79-2	28	VVMD21-1	45	VMC4F3.1-2
12	VRZAG79-1	29	VMC1B11-2	46	VMC4F3.1-1
13	VVMD28-2	30	VMC1B11-1	47	VVIN16-2
14	VVMD28-1	31	VVIQ52-2	48	VVIN16-1
15	VVMD32-2	32	VVIQ52-1	49	VVIP31-2
16	VVMD32-1	33	VRZAG67-2	50	VVIP31-1
17	VVMD25-2	34	VRZAG67-1		

Последующие этапы АСК-анализа автоматизированы в его инструментарии – интеллектуальной системе «Эйдос».

5.4.2. Формализация предметной области, т.е. разработка классификационных и описательных шкал и градаций и обучающей выборки

На этапе формализации предметной области разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации и с их помощью кодируются исходные данные, в результате чего формируется обучающая выборка.

В соответствии с результатами когнитивно-целевой структуризации предметной области исходные данные представлены в виде Excel-таблицы (таблица 3). Полностью в статье таблица 3 не приводится из-за ее размерности: в ней 90 строк и 71 колонка. Но она (вместе с другими материалами по статье) приводится по ссылке: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/upload/03.zip>.

Структура таблицы 3 соответствует требованиям системы «Эйдос», приведенным на рисунке 1, точнее требованиям ее универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных (режим 2.3.2.2).

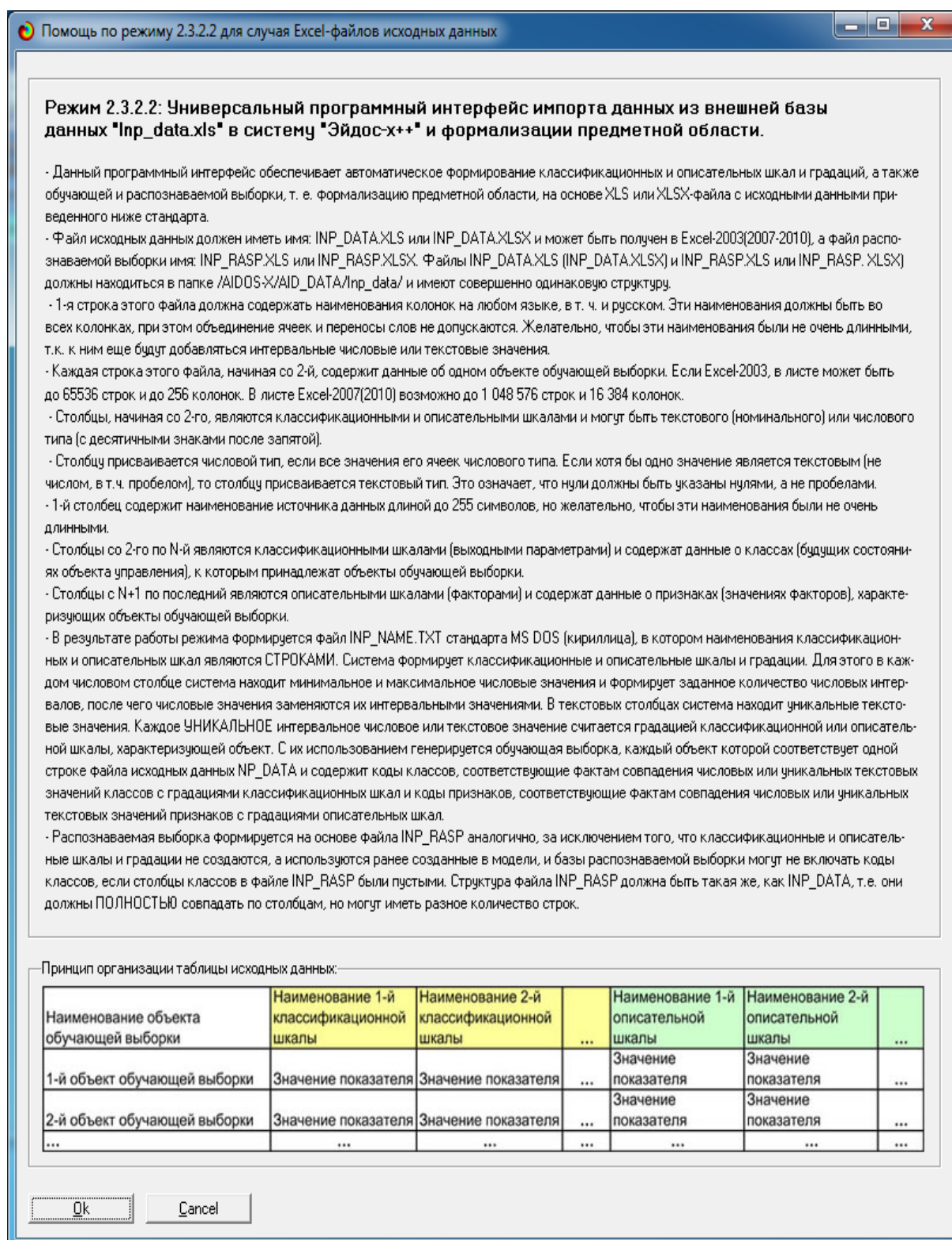


Рисунок 40. Требования к внешнему файлу исходных данных

Таблица 3 – Исходные данные (фрагмент)

Наименование сорта	Тип цветка (151)	Средняя масса грозди, г	Урожайность, ц/га	Сахаристость, г/100 куб. см	Кислотность титруемая, г/л	Рассеченность листьев (072)	Пузырчатость листьев (075)	Вырезки верхние листьев (094-1)	Вырезки нижние листьев (094-2)	Опушение листьев (084)	Грозди размер (202)	Плотность грозди (204)	Ягоды размер (220)	Ягоды форма (223)	Ягоды окраска (225)	Ягоды аромат (236)	Направление использования (603)	Период созревания (629)	Продолжительность продукционного периода, дни	Рост побегов (351)	VrZAG47-2	VrZAG47-1	VVS2-2	VVS2-1	VVMD7-2	VVMD7-1	VVMD5-2
Аджем мискет	:4	40,0	25,0	21,5	3,0	:7	:3	:7	:1	:3	:3	:3	:5	:4	:1	:2	:1	:6	157	:5	182	188	143	145	239	239	242
Аг изюм	:3	220,0	120,0	18,5	8,0	:7	:5	:7	:7	:6	:5	:3	:7	:3	:1	:4	:1	:5	130	:5	180	195	135	145	249	249	230
Аккерманский черный	:3	95,0	55,0	20,5	6,5	:3	:5	:3	:3	:4	:3	:7	:5	:2	:7	:1	:4	:6	152	:7	182	195	133	143	239	249	240
Аклык желтый	:3	180,0	35,0	17,5	6,5	:3	:5	:3	:1	:3	:5	:5	:7	:4	:1	:1	:3	:5	142	:5	195	195	143	145	239	249	236
Аленький	:4	60,0	30,0	21,9	10,7	:5	:5	:5	:5	:3	:5	:3	:3	:3	:7	:1	:4	:5	143	:5	180	195	133	135	239	249	228
Алый терский	:3	225,0	175,0	18,0	6,7	:7	:9	:7	:7	:5	:5	:3	:5	:3	:6	:1	:4	:7	146	:7	182	195	135	143	245	249	238
Амет аджи ибрам	:3	110,0	65,0	17,5	5,5	:3	:5	:3	:1	:8	:5	:5	:5	:3	:1	:1	:4	:6	152	:5	180	182	143	143	239	239	236
Асма	:3	400,0	95,0	17,1	7,6	:1	:5	:5	:3	:1	:7	:7	:7	:7	:7	:1	:1	:8	160	:7	186	195	149	151	243	247	234
Баят капы	:3	312,0	148,0	17,9	10,0	:5	:5	:5	:5	:9	:7	:9	:5	:3	:6	:8	:4	:5	141	:7	182	182	135	145	239	243	236
Богос зерва	:3	135,0	60,0	19,0	5,5	:5	:4	:7	:5	:8	:5	:7	:3	:3	:1	:1	:4	:5	151	:5	182	182	145	149	239	239	240
Бор кара	:3	286,0	150,0	16,0	5,5	:7	:5	:7	:7	:7	:7	:5	:5	:3	:6	:1	:4	:7	144	:7	176	186	141	143	239	253	238
Борю изюм	:3	225,0	170,0	14,5	4,5	:5	:1	:5	:5	:3	:5	:5	:5	:3	:1	:1	:1	:5	143	:5	190	195	135	137	239	249	236
Брусковатенький	:4	100,0	17,5	22,1	8,5	:5	:5	:5	:3	:1	:3	:3	:3	:3	:7	:1	:4	:5	140	:5	180	182	129	143	239	243	230
Будай шули	:3	325,0	275,0	17,5	7,4	:7	:5	:7	:7	:7	:7	:5	:7	:7	:1	:4	:3	:7	147	:6	180	186	141	143	239	247	238
Буланный белый	:3	125,0	80,0	20,2	7,2	:5	:5	:5	:3	:1	:5	:5	:3	:2	:1	:1	:3	:5	140	:7	180	184	133	145	239	239	240
Чауш чабан	:3	250,0	100,0	17,0	5,0	:7	:5	:7	:7	:2	:6	:5	:6	:3	:1	:4	:1	:6	150	:7	180	190	135	143	243	247	230
Чол бер	:4	277,0	151,0	15,0	6,9	:3	:4	:3	:3	:1	:7	:5	:7	:3	:6	:1	:3	:7	150	:5	180	182	133	135	239	247	238
Чоркуца розова	:3	240,0	125,0	17,0	7,0	:7	:4	:7	:7	:8	:5	:5	:3	:3	:2	:4	:4	:6	152	:7	182	195	133	135	239	239	230
Демир кара	:3	165,0	65,0	20,5	7,2	:7	:4	:7	:3	:3	:5	:7	:5	:2	:7	:7	:4	:5	151	:5	180	188	135	145	239	253	234
Докур	:3	304,0	70,0	16,0	5,5	:7	:1	:7	:7	:1	:7	:5	:6	:4	:1	:1	:1	:7	150	:5	186	186	135	151	249	249	230
Дубут	:3	325,0	150,0	17,4	6,0	:3	:4	:5	:3	:8	:7	:5	:7	:3	:1	:4	:1	:7	143	:7	182	195	135	145	239	259	230
Джагар	:3	308,0	249,0	17,0	6,2	:7	:4	:7	:7	:3	:7	:5	:7	:3	:2	:1	:3	:7	148	:7	182	186	135	143	245	259	236
Джеват кара	:3	172,0	120,0	19,2	4,2	:5	:7	:5	:3	:8	:5	:5	:5	:3	:6	:1	:4	:6	153	:5	180	184	143	145	239	249	230

В 1-й колонке таблицы приведены наименования сортов винограда. В колонках со 2-й по 21-ю приведены классификационные шкалы, с помощью градаций которых описывается степень выраженности фенотипических признаков и свойств. При этом и в наименованиях самих шкал, и в наименованиях их градаций используется общепринятая международная система кодирования фенотипических признаков и свойств (выделены светло-голубым фоном) [17]. В колонках с 22-й по 71-ю приведены наименования микросателлитных генов на 1-й и 2-й спиралях ДНК. В таблице 1 допускаются колонки с текстовым и числовым типом данных [26-45].

Резервные гены выбраны авторами для исследования по двум причинам:

- во-первых, потому, что по ним была информация;
- во-вторых, потому, что традиционно считается, что они не связаны с фенотипическими признаками и свойствами, что на самом деле не так, как показало данное исследование. Для ввода исходных из таблицы 3 в систему «Эйдос» и формирования классификационных и описательных шкал и градаций и обучающей выборки запускаем режим 2.3.2.2 с параметрами, приведенными на рисунке 2.

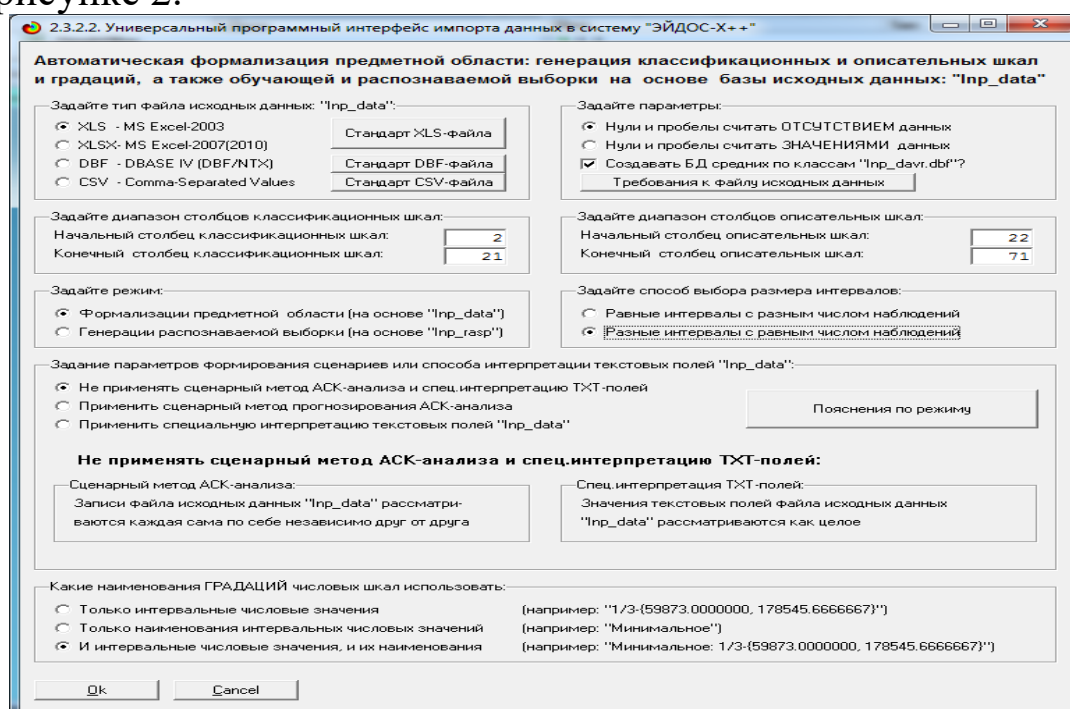


Рисунок 41. Параметры программного интерфейса импорта данных

Во внутреннем калькулятор (рисунок 3) задаем по 5 градаций в числовых классификационных и описательных шкалах. В результате работы программного интерфейса получаем классификационные шкалы и градации (таблица 4), описательные шкалы и градации (таблица 5) и обучающую выборку или эвентологическую базу данных (таблица 6). Обучающая выборка (таблица 6) представляет собой исходные данные (таблица 1), закодированные с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 4, 5).

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [108 x 89]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	5	25	5,00	50	250	5,00
Текстовые	15	83	5,53	0	0	0,00
ВСЕГО:	20	108	5,40	50	250	5,00

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

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

Рисунок 42. Внутренний калькулятор программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных

В течение 3-х секунд формируются классификационные и описательные шкалы и градации и обучающая выборка (рисунок 4):

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 внешней БД "Inp_data" - Готово

3/3: Переиндексация всех баз данных нового приложения - Готово

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 11:57:16 Окончание: 11:57:20

100%

Прошло: 0:00:03 Осталось: 0:00:00

Ok

Рисунок 43. Отображение процесса формализации предметной области

В таблицах 4, 5, 6 и последующих часто приводятся лишь фрагменты таблиц из-за их большой размерности ограниченности объема статьи. Но полностью модель вместе с системой можно скачать по ссылке: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/upload/03.rar>.

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

Ко д	Наименование класса
1	ТИП ЦВЕТКА (151)-1/2-:3
2	ТИП ЦВЕТКА (151)-2/2-:4
3	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Очень малое: 1/5-{27.0000000, 112.0000000}
4	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Малое: 2/5-{112.0000000, 173.0000000}
5	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Среднее: 3/5-{173.0000000, 220.0000000}
6	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Большое: 4/5-{220.0000000, 280.0000000}
7	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Очень большое: 5/5-{280.0000000, 400.0000000}
8	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Очень малое: 1/5-{9.0000000, 60.0000000}
9	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Малое: 2/5-{60.0000000, 95.0000000}
10	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Среднее: 3/5-{95.0000000, 120.0000000}
11	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Большое: 4/5-{120.0000000, 170.0000000}
12	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Очень большое: 5/5-{170.0000000, 409.0000000}
13	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Очень малое: 1/5-{14.5000000, 17.0000000}
14	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Малое: 2/5-{17.0000000, 18.0000000}
15	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Среднее: 3/5-{18.0000000, 18.7000000}
16	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Большое: 4/5-{18.7000000, 20.5000000}
17	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Очень большое: 5/5-{20.5000000, 24.0000000}
18	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Очень малое: 1/5-{2.8000000, 5.5000000}
19	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Малое: 2/5-{5.5000000, 6.4000000}
20	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Среднее: 3/5-{6.4000000, 6.9000000}
21	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Большое: 4/5-{6.9000000, 7.8000000}
22	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Очень большое: 5/5-{7.8000000, 10.7000000}
23	РАССЕЧЕННОСТЬ ЛИСТЬЕВ (072)-1/6-:1
24	РАССЕЧЕННОСТЬ ЛИСТЬЕВ (072)-2/6-:3
25	РАССЕЧЕННОСТЬ ЛИСТЬЕВ (072)-3/6-:5
26	РАССЕЧЕННОСТЬ ЛИСТЬЕВ (072)-4/6-:6
27	РАССЕЧЕННОСТЬ ЛИСТЬЕВ (072)-5/6-:7
28	РАССЕЧЕННОСТЬ ЛИСТЬЕВ (072)-6/6-:9
29	ПУЗЫРЧАТОСТЬ ЛИСТЬЕВ (075)-1/6-:1
30	ПУЗЫРЧАТОСТЬ ЛИСТЬЕВ (075)-2/6-:3
31	ПУЗЫРЧАТОСТЬ ЛИСТЬЕВ (075)-3/6-:4
32	ПУЗЫРЧАТОСТЬ ЛИСТЬЕВ (075)-4/6-:5
33	ПУЗЫРЧАТОСТЬ ЛИСТЬЕВ (075)-5/6-:7
34	ПУЗЫРЧАТОСТЬ ЛИСТЬЕВ (075)-6/6-:9

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации (фрагмент)

Код	Наименование
1	VRZAG47-2-Очень малое: 1/5-{176.0000000, 180.0000000}
2	VRZAG47-2-Малое: 2/5-{180.0000000, 182.0000000}
3	VRZAG47-2-Среднее: 3/5-{182.0000000, 182.0000000}
4	VRZAG47-2-Большое: 4/5-{182.0000000, 186.0000000}
5	VRZAG47-2-Очень большое: 5/5-{186.0000000, 195.0000000}
6	VRZAG47-1-Очень малое: 1/5-{180.0000000, 184.0000000}
7	VRZAG47-1-Малое: 2/5-{184.0000000, 186.0000000}
8	VRZAG47-1-Среднее: 3/5-{186.0000000, 190.0000000}
9	VRZAG47-1-Большое: 4/5-{190.0000000, 195.0000000}
10	VRZAG47-1-Очень большое: 5/5-{195.0000000, 195.0000000}
11	VVS2-2-Очень малое: 1/5-{123.0000000, 133.0000000}
12	VVS2-2-Малое: 2/5-{133.0000000, 135.0000000}
13	VVS2-2-Среднее: 3/5-{135.0000000, 135.0000000}
14	VVS2-2-Большое: 4/5-{135.0000000, 143.0000000}
15	VVS2-2-Очень большое: 5/5-{143.0000000, 149.0000000}
16	VVS2-1-Очень малое: 1/5-{135.0000000, 141.0000000}
17	VVS2-1-Малое: 2/5-{141.0000000, 143.0000000}
18	VVS2-1-Среднее: 3/5-{143.0000000, 143.0000000}
19	VVS2-1-Большое: 4/5-{143.0000000, 145.0000000}
20	VVS2-1-Очень большое: 5/5-{145.0000000, 155.0000000}
21	VVMD7-2-Очень малое: 1/5-{231.0000000, 239.0000000}
22	VVMD7-2-Малое: 2/5-{239.0000000, 239.0000000}
23	VVMD7-2-Среднее: 3/5-{239.0000000, 239.0000000}
24	VVMD7-2-Большое: 4/5-{239.0000000, 247.0000000}
25	VVMD7-2-Очень большое: 5/5-{247.0000000, 249.0000000}
26	VVMD7-1-Очень малое: 1/5-{235.0000000, 243.0000000}
27	VVMD7-1-Малое: 2/5-{243.0000000, 247.0000000}
28	VVMD7-1-Среднее: 3/5-{247.0000000, 249.0000000}
29	VVMD7-1-Большое: 4/5-{249.0000000, 249.0000000}
30	VVMD7-1-Очень большое: 5/5-{249.0000000, 265.0000000}

Таблица 6 – Обучающая выборка (эвентологическая база данных) (фрагмент)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17	N18	N19	N20	N21	N22	N23	N24	N25	N26	N27	N28	N29	N30	N31	N32	N33
Аджем мискет	2	3	8	17	18	27	30	38	40	47	54	60	65	72	77	84	90	97	104	105	2	8	14	19	21	26	35	40	41	46	53	56
Аг изюм	1	5	10	15	22	27	32	38	43	50	55	60	67	71	77	85	90	96	100	105	1	9	12	19	25	28	31	37	44	48	55	58
Аккерманский черный	1	3	8	16	20	24	32	36	41	48	54	62	65	70	82	83	92	97	103	107	2	9	11	17	21	28	35	40	41	48	52	59
Акплык желтый	1	5	8	14	20	24	32	36	40	47	55	61	67	72	77	83	91	96	101	105	5	9	14	19	21	28	33	37	41	47	55	59
Аленький	2	3	8	17	22	25	32	37	42	47	55	60	64	71	82	83	92	96	101	105	1	9	11	16	21	28	31	36	41	46	52	58
Алый терский	1	6	12	14	20	27	34	38	43	49	55	60	65	71	81	83	92	98	102	107	2	9	12	17	24	28	34	37	44	47	53	59
Амет аджи ибрам	1	3	9	14	18	24	32	36	40	52	55	61	65	71	77	83	92	97	103	105	1	6	14	17	21	26	33	40	41	46	51	56
Асма	1	7	9	14	21	23	32	37	41	45	57	62	67	75	82	83	90	99	104	107	4	9	15	20	24	27	33	39	43	46	51	56
Баят капы	1	7	11	14	22	25	32	37	42	53	57	63	65	71	81	88	92	96	101	107	2	6	12	19	21	26	33	39	41	49	55	59
Богос зерва	1	4	8	16	18	25	31	38	42	52	55	62	64	71	77	83	92	96	103	105	2	6	15	20	21	26	35	40	44	49	51	56
Бор кара	1	7	11	13	18	27	32	38	43	51	57	61	65	71	81	83	92	98	101	107	1	7	14	17	21	30	34	39	44	48	51	56
Борю изюм	1	6	11	13	18	25	29	37	42	47	55	61	65	71	77	83	90	96	101	105	5	9	12	16	21	28	33	36	41	47	52	58
Брусковатенький	2	3	8	17	22	25	32	37	41	45	54	60	64	71	82	83	92	96	101	105	1	6	11	17	21	26	31	37	41	46	52	59
Будай шули	1	7	12	14	21	27	32	38	43	51	57	61	67	75	77	85	91	98	102	106	1	7	14	17	21	27	34	37	45	49	52	56
Буланый белый	1	4	9	16	21	25	32	37	41	45	55	61	64	70	77	83	91	96	101	107	1	6	11	19	21	26	35	39	41	49	51	56
Чауш чабан	1	6	10	13	18	27	32	38	43	46	56	61	66	71	77	85	90	97	102	107	1	8	12	17	24	27	31	38	44	49	52	59
Чол бер	2	6	11	13	20	24	31	36	41	45	57	61	67	71	81	83	91	98	102	105	1	6	11	16	21	27	34	39	44	49	52	56
Чоркуца розовэ	1	6	11	13	21	27	31	38	43	52	55	61	64	71	78	85	92	97	103	107	2	9	11	16	21	26	31	40	41	46	52	59
Демир кара	1	4	9	16	21	27	31	38	41	47	55	62	65	70	82	87	92	96	103	105	1	8	12	19	21	30	33	39	41	47	51	56
Докур	1	7	9	13	18	27	29	38	43	45	57	61	66	72	77	83	90	98	102	105	4	7	12	20	25	28	31	36	44	47	53	56
Дубут	1	7	11	14	19	24	31	37	41	52	57	61	67	71	77	85	90	98	101	107	2	9	12	19	21	30	31	36	41	46	53	59
Джгар	1	7	12	13	19	27	31	38	43	47	57	61	67	71	78	83	91	98	102	107	2	7	12	17	24	30	33	36	44	46	53	59
Джеват кара	1	4	10	16	18	25	33	37	41	52	55	61	65	71	81	83	92	97	103	105	1	6	14	19	21	28	31	37	43	49	52	56
Джунга	2	6	12	13	21	27	29	38	42	45	56	61	67	71	77	83	90	98	102	107	2	9	12	16	21	26	31	38	41	46	53	59
Джвари	2	4	9	13	21	25	34	37	41	52	55	62	65	71	77	83	92	97	104	105	1	9	12	16	25	30	33	39	44	47	51	56
Ефремовский	1	7	8	15	21	27	32	38	43	51	56	60	67	71	77	83	90	95	100	107	1	6	11	16	25	28	34	38	41	46	52	58
Ефремовский второй	1	5	8	14	20	24	32	38	43	52	55	60	65	71	77	83	92	96	100	105	1	6	11	17	21	27	35	40	41	49	51	56
Эмчек изюм	1	6	11	13	19	25	33	38	42	49	55	60	67	73	77	83	90	97	101	105	4	9	12	17	25	28	31	37	44	47	53	58
Галабура	1	4	10	14	21	24	29	36	41	48	57	62	67	72	77	83	92	94	100	105	1	7	14	17	21	26	31	36	41	46	51	56
Гендерил цибил	1	6	10	14	21	27	29	38	43	45	55	63	65	71	82	83	92	98	103	105	1	7	15	19	24	28			43	48	51	56
Гок ала	1	7	11	14	21	28	32	38	43	49	57	61	65	71	82	83	92	97	101	106	1	7	12	17	21	26	33	37	43	47	52	56
Гюляби белый	1	6	10	15	21	27	32	38	43	47	55	61	66	71	77	85	91	99	104	107	5	9	12	17	24	28	33	37	44	47	53	58
Гюляби дагестанский	1	6	11	16	20	27	32	38	43	47	55	61	66	71	78	85	91	99	104	107	2	9	12	16	21	28	31	36	41	47	55	59
Ири тумут	2	6	12	13	20	27	32	37	41	52	55	63	65	71	78	83	90	98	104	105	4	9	12	17	21	27	33	36	41	46	53	56
Кабассия	1	6	10	13	19	24	32	36	40	53	57	63	67	76	80	83	91	97	101	107	4	9	11	17	21	28	33	40	41	49	52	56
Кайтаги	2	7	12	14	21	24	32	36	40	48	55	60	67	72	78	83	91	98	101	107	2	8	12	17	21	28	35	39	43	46	53	59
Кандаваста	1	4	9	16	19	25	32	37	42	52	55	62	65	71	77	83	92	98	101	107	2	8	14	19	21	28	31	40	44	48	53	59
Кечи эмчеки черный	1	5	10	16	18	25	30	37	42	51	55	60	65	73	81	83	90	95	100	105	4	6			21	26	31	40	44	49	51	56
Хади тумут	1	5	9	13	18	24	32	37	42	50	55	61	67	74	77	85	90	95	101	107	1	9	12	16	24	30	31	38	43	46	53	58
Халиль изюм	1	5	11	16	20	27	32	38	42	52	55	61	65	71	77	83	91	96	103	105	5	8	15	19	21	28	31	40	43	46	52	56
Харко	1	5	9	15	19	24	32	36	41	51	56	61	65	71	77	83	92	96	102	105	1	6	11	19	21	26	35	39	41	49	51	56
Хатал-баар	2	5	12	15	18	24	32	36	41	53	57	60	66	71	81	89	90	97	100	105	5	9	14	19	21	27	35	39	45	48	51	56

5.4.3. Синтез и верификация информационной модели, отражающей количество информации в генах о фенотипических свойствах (многопараметрическая типизация)

После формализации предметной области запускаем режим 3.5, обеспечивающий синтез и верификацию моделей с параметрами, приведенными на рисунке 5.

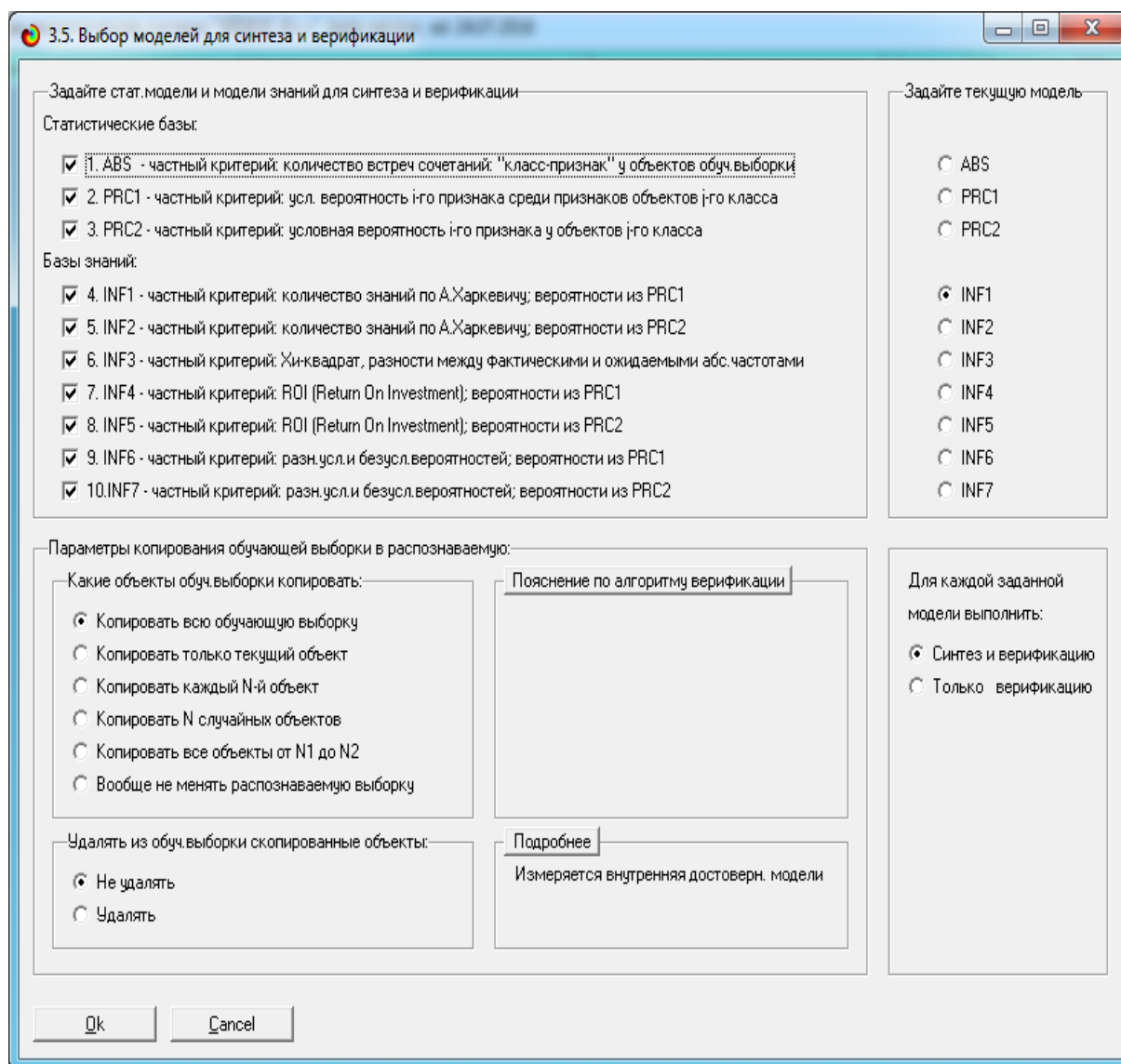


Рисунок 44. Окно запуска режима синтеза и верификации модели (3.5)

Частные модели ABS, PRC#, INF#, отличаются друг друга частными критериями знаний [8, 9] (таблица 7).

Таблица 7 – Частные критерии знаний, используемые в настоящее время в АСК-анализе и системе «Эйдос-Х++»

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета относительных частот: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Относительная частота того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}N}{N_iN_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета относительных частот: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Относительная частота того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}N}{N_iN_j}$
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_iN_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета относительных частот: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу ²⁴	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_iN_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета относительных частот: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_iN_j} - 1$
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной относительных частот, 1-й вариант расчета относительных частот: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной относительных частот, 2-й вариант расчета относительных частот: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

Обозначения:

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;

²⁴ Применение предложено Л.О. Макаревич

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.

Все эти способы метризации с применением 7 частных критериев знаний (таблица 7) реализованы в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос» и обеспечивают сопоставление градациям всех видов шкал числовых значений, имеющих смысл количества информации в градации о принадлежности объекта к классу. Поэтому является корректным применение интегральных критериев, включающих операции умножения и суммирования, для обработки числовых значений, соответствующих градациям шкал. Это позволяет единообразно и сопоставимо обрабатывать эмпирические данные, полученные с помощью любых типов шкал, применяя при этом все математические операции.

На рисунке 6 приведено окно с отображением процесса исполнения режима 3.5. Из этого рисунка видно, что синтез и верификация модели была выполнена за 6 минут 48 секунд (процессор i7). Отметим, что встречаются задачи интеллектуальной обработки больших данных, в которых этот режим может выполняться неделю и даже более.

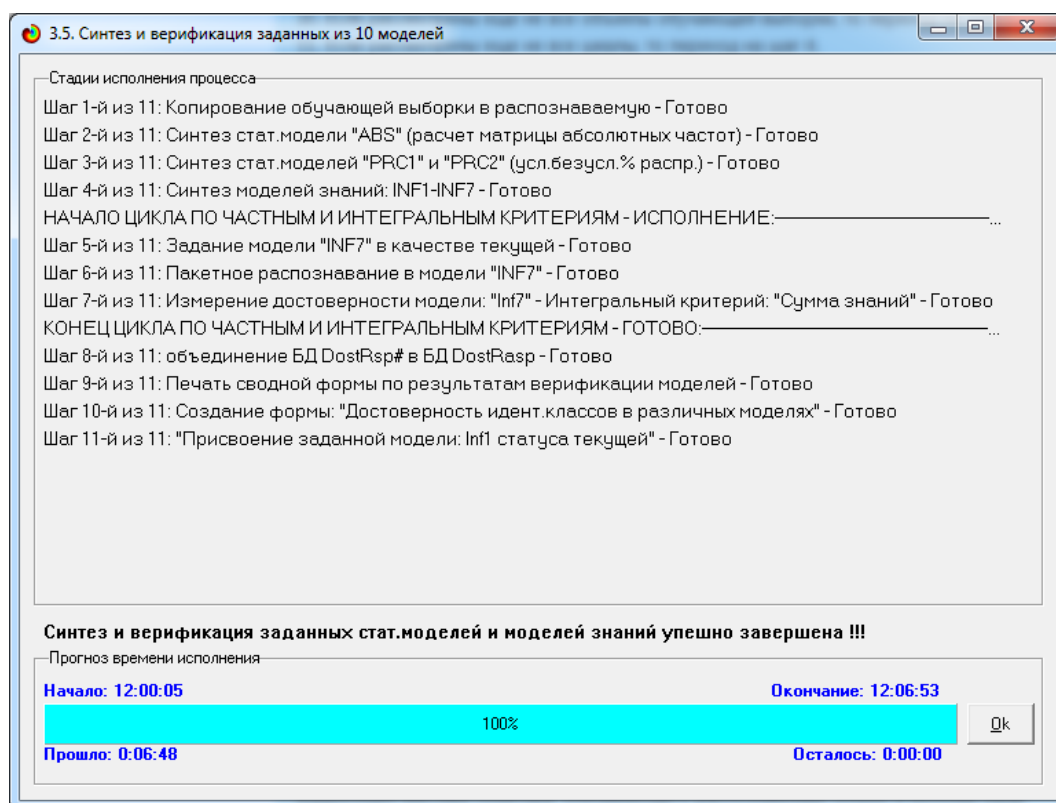


Рисунок 45. Отображение стадии исполнения режима 3.5.

Достоверность идентификации и не идентификации объектов обучающей выборки в созданных моделях приведена в экранной форме режима 4.1.3.6 (рисунок 7):

4.1.3.6. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит.. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Вероятность правильной идентифика...	Вероятность правильной не идентиф...	Средняя вероятность...	Дата получения результата	Время получения результ...
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Улас...	Корреляция абс. частот с обр...	100.000	0.058	50.029	25.07.2016	12:01:25
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Улас...	Сумма абс. частот по признак...	100.000		50.000	25.07.2016	12:01:25
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	100.000	0.058	50.029	25.07.2016	12:02:02
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Сумма усл.отн. частот по приз...	100.000		50.000	25.07.2016	12:02:02
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	100.000	0.058	50.029	25.07.2016	12:02:39
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Сумма усл.отн. частот по приз...	100.000		50.000	25.07.2016	12:02:39
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	90.112	79.241	84.677	25.07.2016	12:03:15
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	82.022	84.325	83.174	25.07.2016	12:03:15
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	90.169	79.098	84.633	25.07.2016	12:03:51
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	80.674	83.307	81.990	25.07.2016	12:03:51
6. INF3 - частный критерий: Хинквадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	91.011	72.787	81.899	25.07.2016	12:04:28
6. INF3 - частный критерий: Хинквадрат, разности между фактич...	Сумма знаний	91.011	72.787	81.899	25.07.2016	12:04:28
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	89.101	81.296	85.198	25.07.2016	12:05:04
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	92.640	66.270	79.455	25.07.2016	12:05:04
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	87.809	80.885	84.347	25.07.2016	12:05:40
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	91.292	65.658	78.475	25.07.2016	12:05:40
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	90.225	72.915	81.570	25.07.2016	12:06:16
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	91.011	66.401	78.706	25.07.2016	12:06:16
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	89.213	72.689	80.951	25.07.2016	12:06:52
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	88.202	65.564	76.883	25.07.2016	12:06:52

Помощь

Рисунок 46. Достоверность идентификации и не идентификации объектов обучающей выборки в созданных моделях

Для оценки достоверности моделей используется предложенная проф. Е.В. Луценко метрика, сходная с известным F-критерием (рисунок 8):

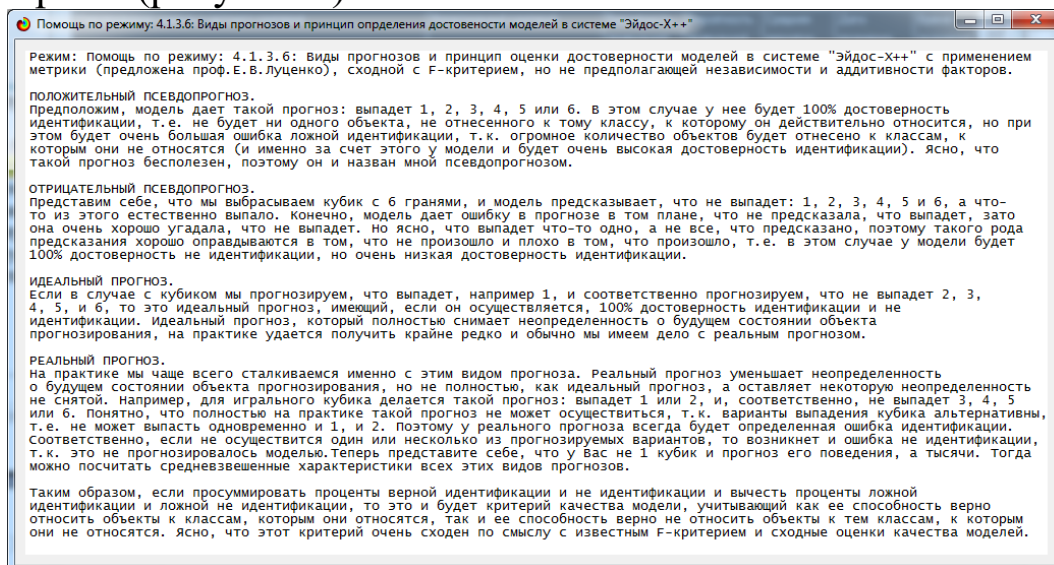


Рисунок 47. Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос»

Ниже, на рисунках 9 приведены фрагменты моделей, отражающих взаимосвязи между структурой генома и фенотипическими признаками и свойствами винограда, отличающихся частными критериями знаний [8, 9] (экранные формы получены в режиме 5.5, названия моделей приведены на экранных формах).

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обуч.выборки"									
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ТИП ЦВЕТКА (151)-1/2-3	2. ТИП ЦВЕТКА (151)-2/2-4	3. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ. Г-ОЧЕНЬ МАЛОЕ: 1/5-(27.00...112.000000...	4. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ. Г-МАЛОЕ: 2/5-(112.0...173.000000...	5. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ. Г-СРЕДН... 3/5-(173.0...220.000000...	6. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ. Г-БОЛЬШ... 4/5-(220.0...280.000000...	7. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ. Г-ОЧЕНЬ БОЛЬШОЕ: 5/5-(280.0...400.000000...	8. УРОЖАЙ. Ц/ГА-ОЧЕ. МАЛОЕ: 1/5-(3.000...60.00000000
1	VRZAG47-2-Очень малое: 1/5-(176.0000000, 180.000...	26	5	6	8	7	6	4	5
2	VRZAG47-2-Малое: 2/5-(180.0000000, 182.0000000) ...	17	10	7	3	2	5	10	7
3	VRZAG47-2-Среднее: 3/5-(182.0000000, 182.0000000...								
4	VRZAG47-2-Большое: 4/5-(182.0000000, 186.0000000...	16	3	2	6	3	5	3	2
5	VRZAG47-2-Очень большое: 5/5-(186.0000000, 195.0...	11	1	2	1	6	2	1	3
6	VRZAG47-1-Очень малое: 1/5-(180.0000000, 184.000...	15	4	4	5	4	3	3	6
7	VRZAG47-1-Малое: 2/5-(184.0000000, 186.0000000) ...	16	2	3	3	1	3	8	2
8	VRZAG47-1-Среднее: 3/5-(186.0000000, 190.0000000...	14	5	5	6	6	1	1	4
9	VRZAG47-1-Большое: 4/5-(190.0000000, 195.000000...	25	8	5	4	7	11	6	5
10	VRZAG47-1-Очень большое: 5/5-(195.0000000, 195.0...								
11	VVS2-2-Очень малое: 1/5-(123.0000000, 133.000000...	17	7	6	6	4	6	2	5
12	VVS2-2-Малое: 2/5-(133.0000000, 135.0000000) ...	29	6	4	4	8	9	10	4
13	VVS2-2-Среднее: 3/5-(135.0000000, 135.0000000) ...								
14	VVS2-2-Большое: 4/5-(135.0000000, 143.0000000) ...	16	4	5	7	3	2	3	5
15	VVS2-2-Очень большое: 5/5-(143.0000000, 149.000...	7	2	2	1	2	1	3	3

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. ТИП ЦВЕТКА (151)1/2:3	2. ТИП ЦВЕТКА (151)2/2:4	3. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-ОЧЕНЬ МАЛОЕ: 1/5(127.000... 112.00000...	4. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-МАЛОЕ: 2/5(112.0... 173.00000...	5. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-СРЕДН... 3/5(173.0... 220.00000...	6. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-БОЛЬШ... 4/5(220.0... 280.00000...	7. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-ОЧЕНЬ БОЛЬШОЕ: 5/5(280.0... 400.00000...	8. УРОЖАЙ, Ц/ГА-ОЧЕ... МАЛОЕ: 1/5(9.000... 60.00000000)	9. УРОЖАЙ, Ц/ГА-ОЧЕ... БОЛЬШОЕ: 2/5(9.000... 95.00000000)
1	VRZAG47-2-Очень малое: 1/5-(176.0000000, 180...	37.143	26.316	35.294	44.444	38.889	33.333	22.222	29.412	
2	VRZAG47-2-Малое: 2/5-(180.0000000, 182.00000...	24.286	52.632	41.176	16.667	11.111	27.778	55.556	41.176	
3	VRZAG47-2-Среднее: 3/5-(182.0000000, 182.000...									
4	VRZAG47-2-Большое: 4/5-(182.0000000, 186.000...	22.857	15.789	11.765	33.333	16.667	27.778	16.667	11.765	
5	VRZAG47-2-Очень большое: 5/5-(186.0000000, 1...	15.714	5.263	11.765	5.556	33.333	11.111	5.556	17.647	
6	VRZAG47-1-Очень малое: 1/5-(180.0000000, 184...	21.429	21.053	23.529	27.778	22.222	16.667	16.667	35.294	
7	VRZAG47-1-Малое: 2/5-(184.0000000, 186.00000...	22.857	10.526	17.647	16.667	5.556	16.667	44.444	11.765	
8	VRZAG47-1-Среднее: 3/5-(186.0000000, 190.000...	20.000	26.316	29.412	33.333	33.333	5.556	5.556	23.529	
9	VRZAG47-1-Большое: 4/5-(190.0000000, 195.000...	35.714	42.105	29.412	22.222	38.889	61.111	33.333	29.412	
10	VRZAG47-1-Очень большое: 5/5-(195.0000000, 1...									
11	VVS2-2-Очень малое: 1/5-(123.0000000, 133.000...	24.286	36.842	35.294	33.333	22.222	33.333	11.111	29.412	
12	VVS2-2-Малое: 2/5-(133.0000000, 135.0000000) ...	41.429	31.579	23.529	22.222	44.444	50.000	55.556	23.529	
13	VVS2-2-Среднее: 3/5-(135.0000000, 135.0000000...									
14	VVS2-2-Большое: 4/5-(135.0000000, 143.000000...	22.857	21.053	29.412	38.889	16.667	11.111	16.667	29.412	
15	VVS2-2-Очень большое: 5/5-(143.0000000, 149.0...	10.000	10.526	11.765	5.556	11.111	5.556	16.667	17.647	
Помощь MS Excel MS Word										
5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; вероятности из PRC1"										
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ТИП ЦВЕТКА (151)1/2:3	2. ТИП ЦВЕТКА (151)2/2:4	3. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-ОЧЕНЬ МАЛОЕ: 1/5(127.000... 112.00000...	4. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-МАЛОЕ: 2/5(112.0... 173.00000...	5. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-СРЕДН... 3/5(173.0... 220.00000...	6. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-БОЛЬШ... 4/5(220.0... 280.00000...	7. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-ОЧЕНЬ БОЛЬШОЕ: 5/5(280.0... 400.00000...	8. УРОЖАЙ, Ц/ГА-ОЧЕ... МАЛОЕ: 1/5(9.000... 60.00000000)	9. УРОЖАЙ, Ц/ГА-ОЧЕ... БОЛЬШОЕ: 2/5(9.000... 95.00000000)
1	VRZAG47-2-Очень малое: 1/5-(176.0000000, 180...	0.041	-0.179	0.006	0.138	0.089	-0.023	-0.285	-0.074	
2	VRZAG47-2-Малое: 2/5-(180.0000000, 182.00000...	-0.129	0.317	0.180	-0.364	-0.575	-0.049	0.343	0.209	
3	VRZAG47-2-Среднее: 3/5-(182.0000000, 182.000...									
4	VRZAG47-2-Большое: 4/5-(182.0000000, 186.000...	0.044	-0.191	-0.357	0.258	-0.124	0.160	-0.165	-0.328	
5	VRZAG47-2-Очень большое: 5/5-(186.0000000, 1...	0.094	-0.572	-0.083	-0.536	0.563	-0.112	-0.545	0.187	
6	VRZAG47-1-Очень малое: 1/5-(180.0000000, 184...	0.005	-0.020	0.056	0.149	0.047	-0.144	-0.165	0.327	
7	VRZAG47-1-Малое: 2/5-(184.0000000, 186.00000...	0.076	-0.401	-0.083	-0.123	-0.746	-0.112	0.452	-0.296	
8	VRZAG47-1-Среднее: 3/5-(186.0000000, 190.000...	-0.036	0.113	0.189	0.258	0.289	-0.798	-0.819	0.085	
9	VRZAG47-1-Большое: 4/5-(190.0000000, 195.000...	-0.019	0.064	-0.140	-0.313	0.052	0.301	-0.081	-0.111	
10	VRZAG47-1-Очень большое: 5/5-(195.0000000, 1...									
11	VVS2-2-Очень малое: 1/5-(123.0000000, 133.000...	-0.059	0.174	0.159	0.119	-0.092	0.130	-0.545	0.079	
12	VVS2-2-Малое: 2/5-(133.0000000, 135.0000000) ...	0.034	-0.142	-0.308	-0.348	0.096	0.147	0.189	-0.279	
13	VVS2-2-Среднее: 3/5-(135.0000000, 135.0000000...									
14	VVS2-2-Большое: 4/5-(135.0000000, 143.000000...	0.013	-0.050	0.159	0.319	-0.154	-0.416	-0.195	0.187	
15	VVS2-2-Очень большое: 5/5-(143.0000000, 149.0...	-0.003	0.012	0.089	-0.364	0.080	-0.353	0.280	0.359	
Помощь MS Excel MS Word										
5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абсчастотами"										
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ТИП ЦВЕТКА (151)1/2:3	2. ТИП ЦВЕТКА (151)2/2:4	3. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-ОЧЕНЬ МАЛОЕ: 1/5(127.000... 112.00000...	4. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-МАЛОЕ: 2/5(112.0... 173.00000...	5. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-СРЕДН... 3/5(173.0... 220.00000...	6. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-БОЛЬШ... 4/5(220.0... 280.00000...	7. СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-ОЧЕНЬ БОЛЬШОЕ: 5/5(280.0... 400.00000...	8. УРОЖАЙ, Ц/ГА-ОЧЕ... МАЛОЕ: 1/5(9.000... 60.00000000)	9. УРОЖАЙ, Ц/ГА-ОЧЕ... БОЛЬШОЕ: 2/5(9.000... 95.00000000)
1	VRZAG47-2-Очень малое: 1/5-(176.0000000, 180...	1.748	-1.748	0.062	1.650	0.974	-0.232	-2.453	-0.658	
2	VRZAG47-2-Малое: 2/5-(180.0000000, 182.00000...	-4.123	4.123	1.828	-2.531	-3.249	-0.428	4.379	2.072	
3	VRZAG47-2-Среднее: 3/5-(182.0000000, 182.000...									
4	VRZAG47-2-Большое: 4/5-(182.0000000, 186.000...	1.136	-1.136	-1.639	2.108	-0.693	1.180	-0.955	-1.468	
5	VRZAG47-2-Очень большое: 5/5-(186.0000000, 1...	1.612	-1.612	-0.298	-1.458	3.667	-0.413	-1.498	0.810	
6	VRZAG47-1-Очень малое: 1/5-(180.0000000, 184...	0.136	-0.136	0.361	1.108	0.307	-0.820	-0.955	2.532	
7	VRZAG47-1-Малое: 2/5-(184.0000000, 186.00000...	1.918	-1.918	-0.448	-0.687	-2.499	-0.619	4.253	-1.285	
8	VRZAG47-1-Среднее: 3/5-(186.0000000, 190.000...	-0.864	0.864	1.361	2.108	2.307	-2.820	-2.955	0.532	
9	VRZAG47-1-Большое: 4/5-(190.0000000, 195.000...	-0.817	0.817	-1.321	-2.760	0.585	4.365	-0.870	-1.023	
10	VRZAG47-1-Очень большое: 5/5-(195.0000000, 1...									
11	VVS2-2-Очень малое: 1/5-(123.0000000, 133.000...	-1.776	1.776	1.403	1.084	-0.665	1.175	-2.996	0.620	
12	VVS2-2-Малое: 2/5-(133.0000000, 135.0000000) ...	1.619	-1.619	-2.704	-3.170	1.196	1.963	2.714	-2.388	
13	VVS2-2-Среднее: 3/5-(135.0000000, 135.0000000...									
14	VVS2-2-Большое: 4/5-(135.0000000, 143.000000...	0.354	-0.354	1.169	2.903	-0.888	-2.021	-1.163	1.350	
15	VVS2-2-Очень большое: 5/5-(143.0000000, 149.0...	-0.041	0.041	0.276	-0.844	0.250	-0.809	1.126	1.357	
Помощь MS Excel MS Word										

Рисунок 48. Фрагменты моделей, отражающих взаимосвязи между структурой генома и фенотипическими свойствами/признаками винограда

5.4.4. Решение задачи системной идентификации фенотипических признаков и свойств по наличию тех или иных генов

Смысл этой задачи состоит в том, чтобы используя отраженные в моделях знания о силе и направлении влияния различных структур генома (степень выраженности генов на спиралях ДНК) на степень выраженности различных фенотипических признаков и свойств по описанию структур генома определить, какими фенотипическими признаками и свойствами будет обладать виноград с таким геномом.

В АСК-анализе и системе «Эйдос» эта задача решается двумя способами:

1) считается, что объект тем в большей степени относится к некоторому классу, чем больше информации о принадлежности к нему содержится в его признаках;

2) считается, что объект тем в большей степени относится к некоторому классу, чем больше его профиль по степени выраженности признаков сходен с профилем класса, в котором отражена степень характерности этих признаков для класса.

Первый способ соответствует применению интегрального критерия: «Сумма знаний», а второй – «Резонанс знаний».

Рассмотрим интегральные критерии знаний, используемые в настоящее время в АСК-анализе и системе «Эйдос-Х++» для верификации моделей и решения задач идентификации и прогнозирования, а затем приведем некоторые выходные формы с результатами распознавания. Все их не приведем, т.к. их довольно много (рисунок 10):

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

Рисунок 49. Формы с результатами распознавания системы «Эйдос»

5.4.4.1. Интегральный критерий – «Сумма знаний»

1-й интегральный критерий «Сумма знаний» представляет собой суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний и имеет вид::

$$I_j = (\vec{I}_{ij}, \vec{L}_i).$$

В выражении круглыми скобками обозначено скалярное произведение. В координатной форме это выражение имеет вид:

$$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i,$$

где: M – количество градаций описательных шкал (признаков);

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j -го класса;

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект,

управляющие воздействия и окружающую среду (массив-локатор), т.е.:

$$\bar{L}_i = \begin{cases} 1, & \text{если } i - \text{й фактор действует;} \\ n, & \text{где } n > 0, \text{ если } i - \text{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i - \text{й фактор не действует.} \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n , если он присутствует у объекта с интенсивностью n , т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» - один раз).

5.4.4.2. Интегральный критерий – «Резонанс знаний»

2-й интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» представляет собой *нормированное* суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний и имеет вид:

$$I_j = \frac{1}{\sigma_j \sigma_l M} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j) (L_i - \bar{L}),$$

где:

M – количество градаций описательных шкал (признаков);

$\bar{I}_j$ – средняя информативность по вектору класса;

$\bar{L}$ – среднее по вектору объекта;

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат

нат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями:

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}.$$

Свое наименование интегральный критерий сходства «Семантический резонанс знаний» получил потому, что по своей математической форме является корреляцией двух векторов: состояния j -го класса и состояния распознаваемого объекта.

5.4.4.3. Идентификация объекта с классами

Экранная форма, в которой для каждого объекта обучающей выборки приводятся все классы в порядке убывания релевантности, приведена на рисунке 11:

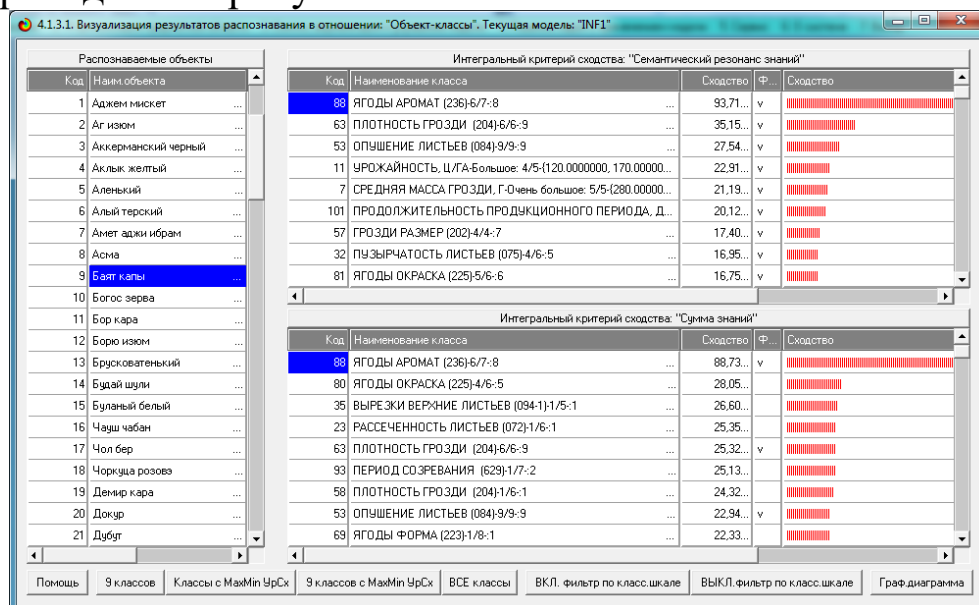


Рисунок 50. Результаты решения задачи идентификации фенотипических признаков и свойств сорта винограда по структуре его генома

5.4.4.4. Степень сходства объектов с классом

Экранная форма, в которой для каждого объекта обучающей выборки приводятся все классы в порядке убывания релевантности, приведена на рисунке 12:

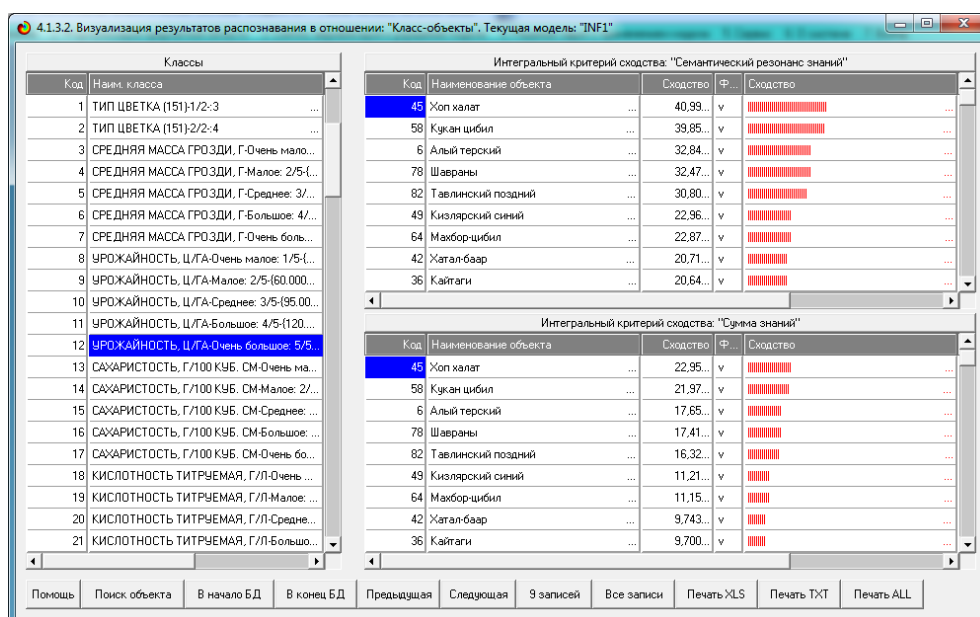
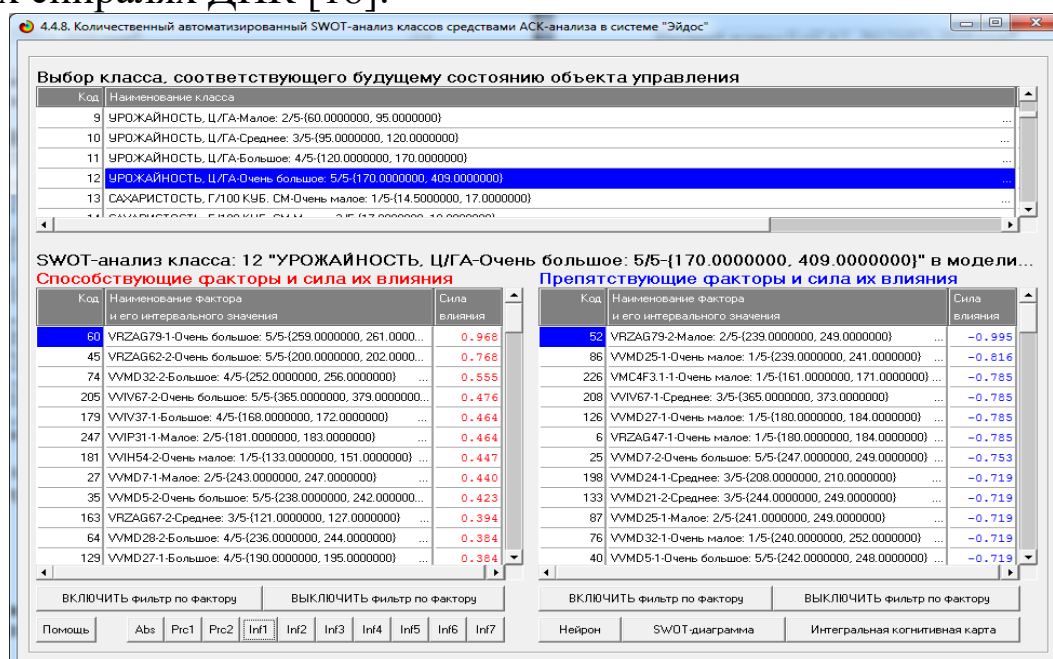


Рисунок 51. Результаты решения задачи идентификации сортов винограда с заданными фенотипическими признаками и свойствами по структуре их генома

5.4.5. Автоматизированный SWOT-анализ системы детерминации фенотипических признаков и свойств структурой генома

На экранных формах режима 4.4.8 системы «Эйдос», приведенных на рисунке 13, пользователь может выбрать любое фенотипическое свойство или признак и модель, в которой отображать систему детерминации этого фенотипического свойства/признака структурой генома и степенью выраженности различных генов в двух спиральных ДНК [18]:



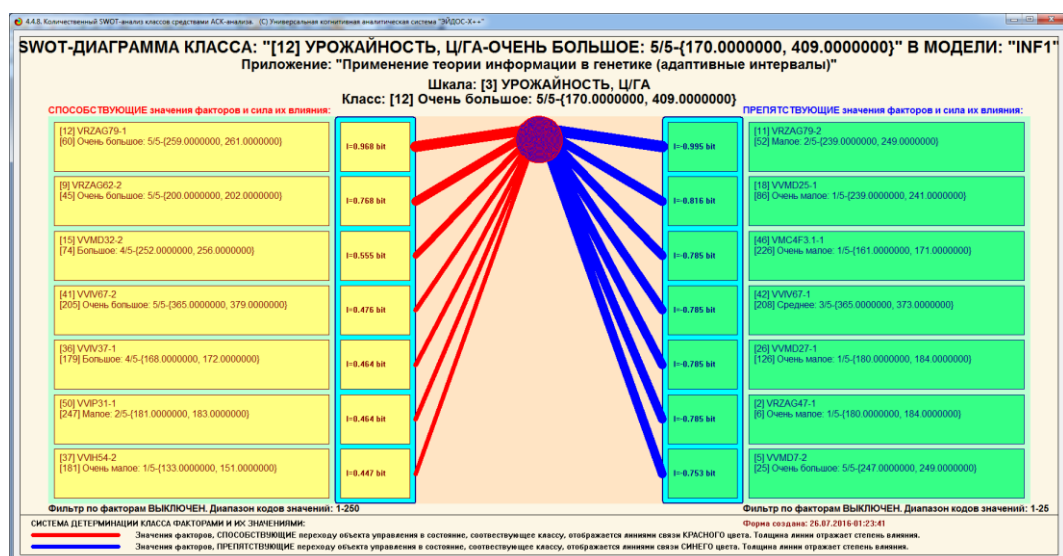
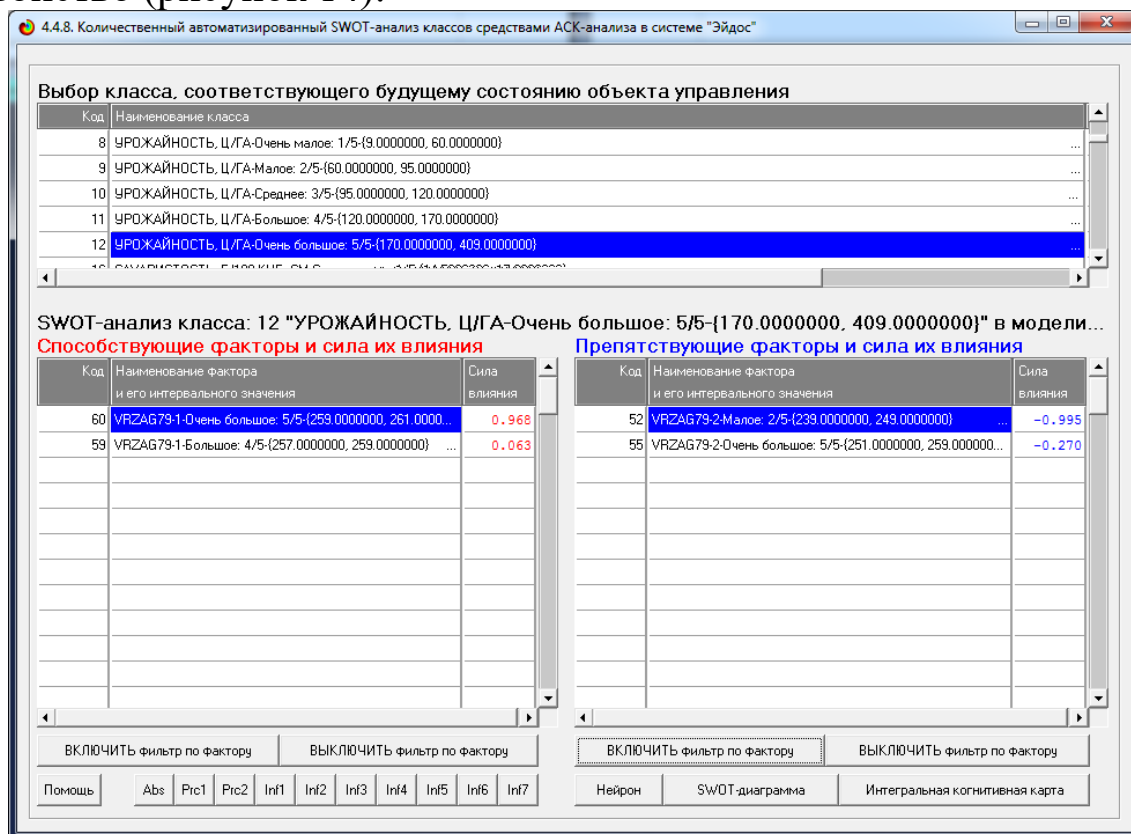


Рисунок 52. Экранные формы автоматизированного SWOT-анализа, показывающие, какие гены способствуют, а какие препятствуют проявлению заданного фенотипического признака/свойства в модели INF1

В верхней экранной форме, приведенной на рисунке 13, пользователь может выбрать любой ген и включить фильтр по нему. Тогда на экранных формах будет отражено влияние степени выраженности именно этого гена на заданное фенотипическое свойство (рисунок 14):



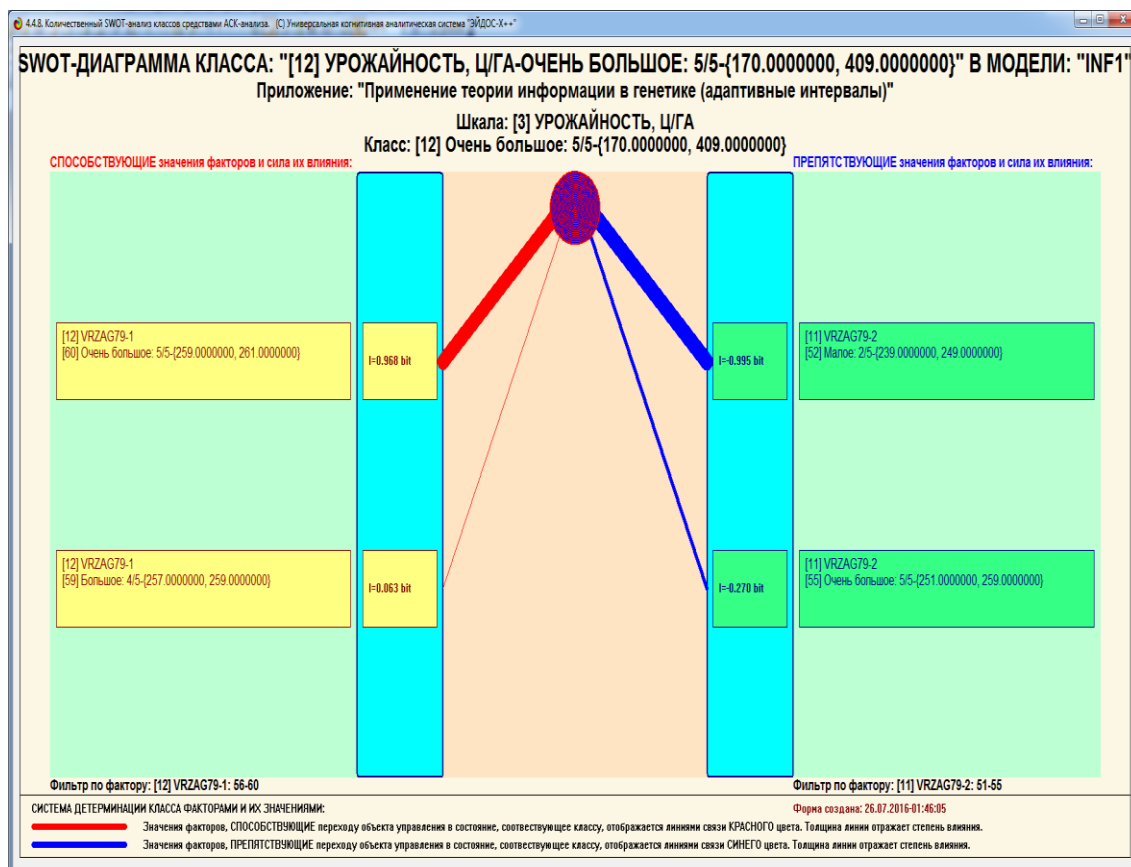


Рисунок 53. Экранные формы автоматизированного SWOT-анализа, показывающие, что высокая степень выраженности гена VRZAG79-1 способствует, а низкая VRZAG79-2 препятствует проявлению фенотипического свойства: «Очень большая урожайность» в модели INF1

5.4.6. Автоматизированный SWOT-анализ силы и направления влияния конкретного гена на фенотипические свойства/признаки

На экранных формах режима 4.4.9 системы «Эйдос», приведенных на рисунке 15, пользователь может выбрать любой ген и степень его выраженности в 1-й или 2-й аллели и модель, в которой отображать - какое влияние он оказывает на фенотипические свойства/признаки:

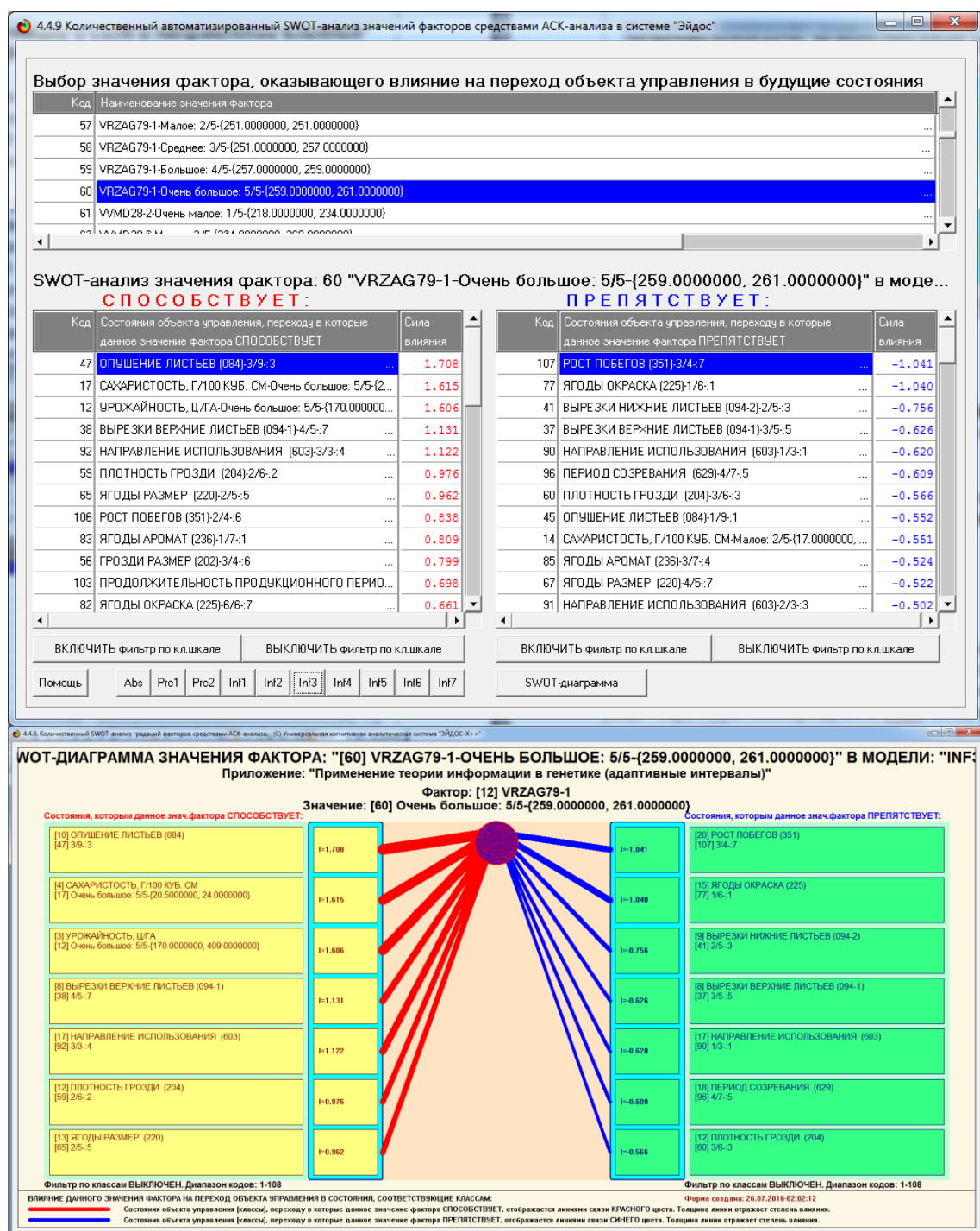


Рисунок 54. Экранные формы автоматизированного SWOT-анализа, показывающие, какое влияние заданный ген оказывает на степень выраженности различных фенотипических свойств/признаков в модели INF3

В верхней экранной форме, приведенной на рисунке 16, пользователь может выбрать любое фенотипическое свойство и включить фильтр по нему. Тогда на экранных формах будет от-

4.4.9 Количественный автоматизированный SWOT-анализ значений факторов средствами ACK-анализа в системе "Эйдос"

Выбор значения фактора, оказывающего влияние на переход объекта управления в будущее состояния

Код	Наименование значения фактора
56	VRZAG79-1-Очень малое: 1/5-{237.0000000, 251.0000000}
57	VRZAG79-1-Малое: 2/5-{251.0000000, 251.0000000}
58	VRZAG79-1-Среднее: 3/5-{251.0000000, 257.0000000}
59	VRZAG79-1-Большое: 4/5-{257.0000000, 259.0000000}
60	VRZAG79-1-Очень большое: 5/5-{259.0000000, 261.0000000}

SWOT-анализ значения фактора: 60 "VRZAG 79-1-Очень большое: 5/5-{259.0000000, 261.0000000}" в режиме...

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
12	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Очень большое: 5/5-{170.0000000, ...}	1.606

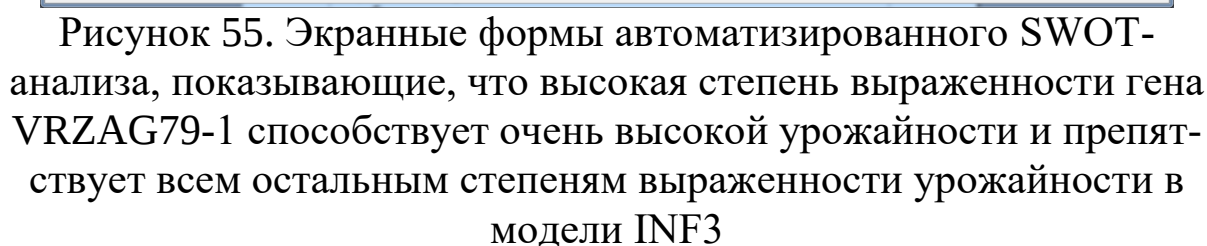
ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
10	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Среднее: 3/5-{95.0000000, 120.0000000}	-0.442
9	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Малое: 2/5-{60.0000000, 95.0000000}	-0.412
11	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Большое: 4/5-{120.0000000, 170.0000000}	-0.388
8	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Очень малое: 1/5-{9.0000000, 60.0000000}	-0.365

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по кликалке ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по кликалке

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

SWOT-диаграмма



Таким образом, используя автоматизированный когнитивный SWOT-анализ генов и фенотипических свойств/признаков, мы можем получить информацию о том, какими генами детерминируется заданное фенотипическое свойство/признак и наоборот, какие фенотипические признаки/свойства обуславливаются заданным геном. Обладание этими знаниями вселяет надежду на возможность получения ответа на вопрос о том, ***каким должен быть генотип, чтобы сорт обладал заданными желательными фенотипическими свойствами.***

Однако здесь есть по меньшей мере одна проблема, которая состоит в том, что некоторые фенотипические свойства/признаки детерминируются наличием или сильной выраженностью определенных генов, а другие либо их полным отсутствием, либо слабой выраженностью. Ясно, что одновременно ген не может и присутствовать, и отсутствовать, быть и сильно, и слабо выраженным.

Из этого следует, что некоторые фенотипические свойства/признаки невозможно одновременно получить в одном сорте, а другие вполне возможно. Например, ягода не может быть и сладкой, и кислой, и темной, и светлой. Может быть в этом и состоит оправдание существования многих сортов. Чтобы узнать, конкретно какие свойства совместимы в одном сорте, а какие нет, необходимо провести сравнение различных фенотипических свойств по их системе детерминации генами.

5.4.7. Количественное определение сходства-различия различных фенотипических свойств по их системе детерминации генами. Совместимые и несовместимые фенотипические свойства

Эта задача решается в режиме 4.2.2 системы «Эйдос», в котором сначала рассчитываются матрицы сходства классов (рисунки 17 и 18), а затем они просто визуализируются в форме когнитивных диаграмм или, кроме того, на их основе проводится когнитивный кластерный анализ [19]²⁵. Результаты кластерного анализа классов приведены на табличной экранной форме режи-

²⁵ Он был реализован в DOS-версии системы «Эйдос», а в новой версии его еще нет.

ма 4.2.2.2 (рисунок 19) и в графической форме когнитивной диаграммы (рисунки 20 и 21).

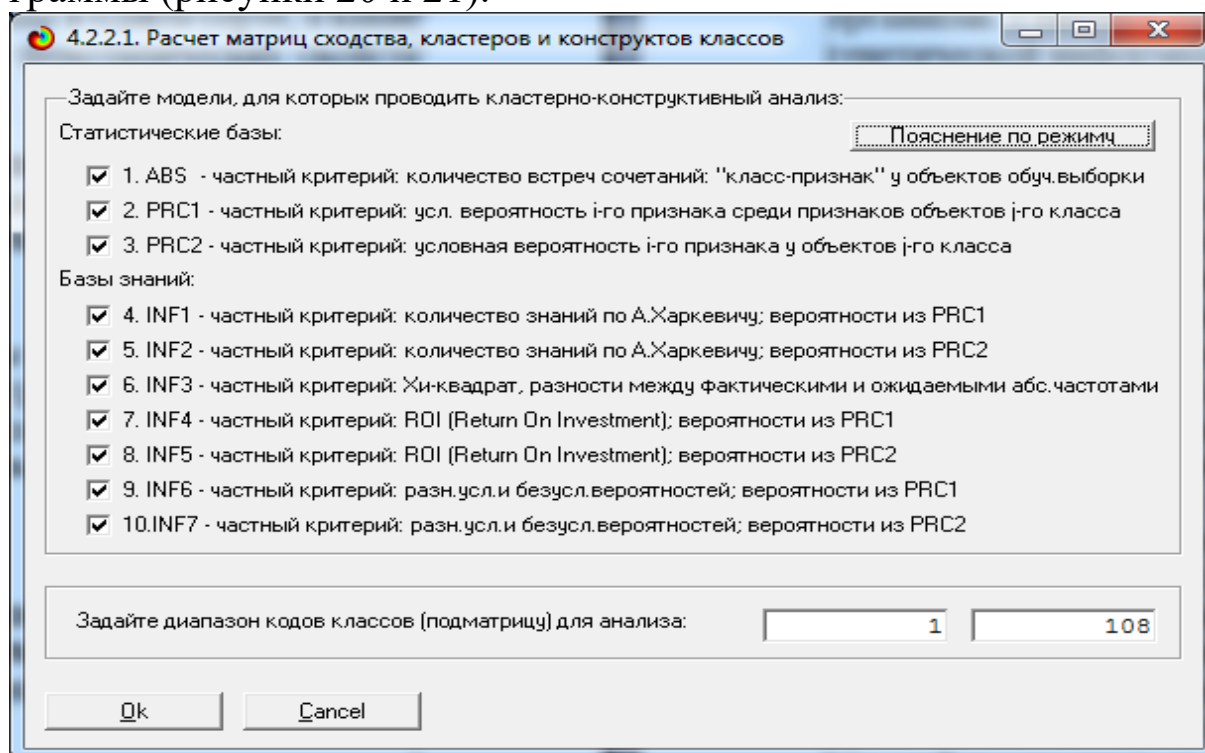


Рисунок 56. Форма задания параметров формирования матрицы сходства классов

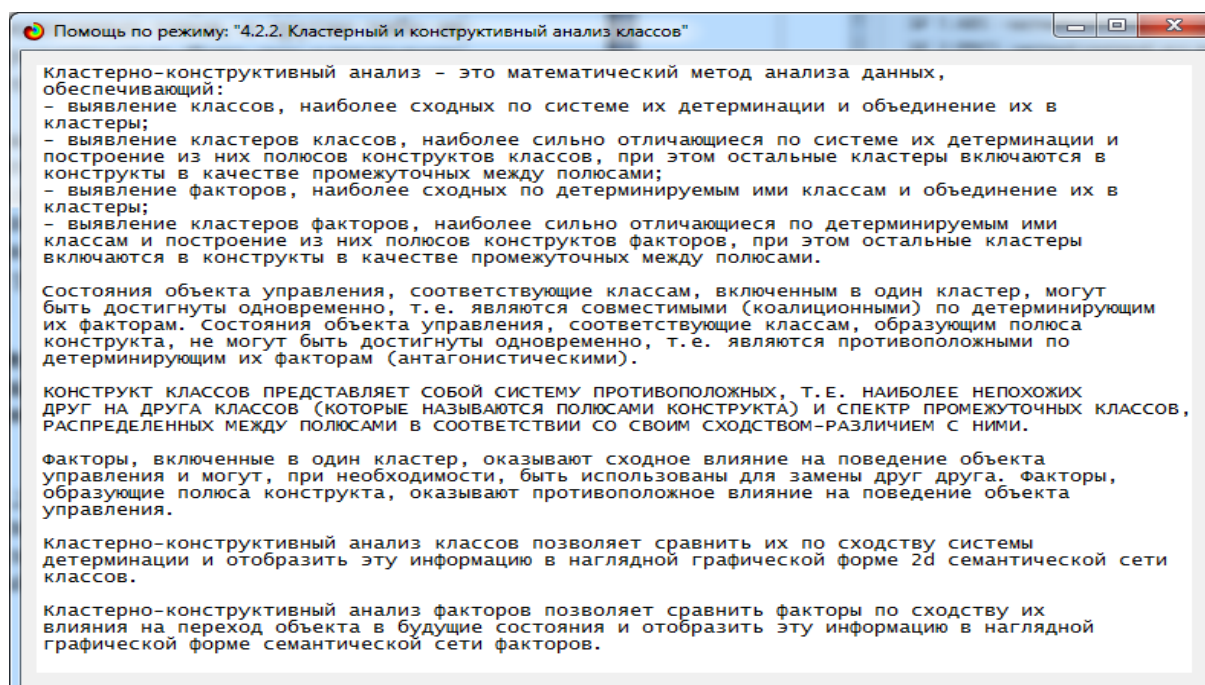


Рисунок 57. Help режима кластерного анализа классов системы «Эйдос»

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: 12 "УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Очень большое: 5/5-{170.0000000, 409.0000000}" в модели: 4 "INF1"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	ТИП ЦВЕТКА (151)-1/2-3	1	12	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Очень большое: 5/5-{170.0000000, 409.0000000}	100.000
2	ТИП ЦВЕТКА (151)-2/2-4	2	98	ПЕРИОД СОЗРЕВАНИЯ (629)-6/7-7	40.236
3	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Очень малое: 1/...	3	81	ЯГОДЫ ОКРАСКА (225)-5/6-6	38.459
4	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Малое: 2/5-(112...	4	66	ЯГОДЫ РАЗМЕР (220)-3/5-6	37.895
5	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Среднее: 3/5-(17...	5	2	ТИП ЦВЕТКА (151)-2/2-4	36.689
6	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Большое: 4/5-(22...	6	7	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Очень большое: 5/5-{280.0000000, ...}	36.289
7	СРЕДНЯЯ МАССА ГРОЗДИ, Г-Очень большое: ...	7	44	ВЫРЕЗКИ НИЖНИЕ ЛИСТЬЕВ (094-2)-5/5-9	34.985
8	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Очень малое: 1/5-(9.000...	8	43	ВЫРЕЗКИ НИЖНИЕ ЛИСТЬЕВ (094-2)-4/5-7	29.462
9	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Малое: 2/5-(60.0000000, ...	9	20	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Среднее: 3/5-{6.4000000, 6.90...	28.466
10	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Среднее: 3/5-(95.000000...	10	91	НАПРАВЛЕНИЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ (603)-2/3-3	27.701
11	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Большое: 4/5-(120.0000...	11	58	ПЛОТНОСТЬ ГРОЗДИ (204)-1/6-1	27.261
12	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Очень большое: 5/5-(17...	12	59	ПЛОТНОСТЬ ГРОЗДИ (204)-2/6-2	27.009
13	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Очень малое: ...	98	26	РАССЕЧЕННОСТЬ ЛИСТЬЕВ (072)-4/6-6	-23.337
14	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Малое: 2/5-(1...	99	87	ЯГОДЫ АРОМАТ (236)-5/7-7	-23.461
15	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Среднее: 3/5-...	100	108	РОСТ ПОБЕГОВ (351)-4/4-9	-24.865
16	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Большое: 4/5-...	101	80	ЯГОДЫ ОКРАСКА (225)-4/6-5	-25.073
17	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Очень большо...	102	1	ТИП ЦВЕТКА (151)-1/2-3	-25.950
18	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Очень мало...	103	16	САХАРИСТОСТЬ, Г/100 КУБ. СМ-Большое: 4/5-{18.7000000, 20.5...	-26.254
19	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Малое: 2/5-...	104	10	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Среднее: 3/5-{95.0000000, 120.0000000}	-27.121
20	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Среднее: 3/...	105	96	ПЕРИОД СОЗРЕВАНИЯ (629)-4/7-5	-32.969
21	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Большое: 4/...	106	92	НАПРАВЛЕНИЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ (603)-3/3-4	-33.661
22	КИСЛОТНОСТЬ ТИТРУЕМАЯ, Г/Л-Очень боль...	107	9	УРОЖАЙНОСТЬ, Ц/ГА-Малое: 2/5-(60.0000000, 95.0000000}	-34.969
23	РАССЕЧЕННОСТЬ ЛИСТЬЕВ (072)-1/6-1	108	37	ВЫРЕЗКИ ВЕРХНИЕ ЛИСТЬЕВ (094-1)-3/5-5	-34.974

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График Вкл.фильтр по клшкале Выкл.фильтр по клшкале Вписать в окно Показать ВСЕ

Рисунок 58. Табличная форма с результатом кластерного анализа классов

Имеется возможность сразу получить графическую диаграмму, соответствующую приведенной таблице. Однако в этом случае эта диаграмма будет нечитабельна из-за большого количества графических элементов. Поэтому перед отображением графической диаграммы кликнем на кнопке: «Вписать в окно» на появившейся экранной форме, приведенной на рисунке 19, зададим 12 отображаемых классов, нажмем ОК, а уже затем кликнем по кнопке: «График» (рисунок 20):

4.2.2.2. Задание классов для отображения

Задание параметров отображения классов:

Задайте число отображаемых классов:

Задайте MIN модуль уровня сходства отображаемых классов:

Задайте способ выбора классов для отображения:

☒ Классы с MAX и MIN уровнями сходства

☐ Классы с MAX по модулю уровнем сходства

Ok Cancel

Рисунок 59. Задание параметров графической диаграммы с результатами кластерно-конструктивного анализа

А затем выведем саму диаграмму:

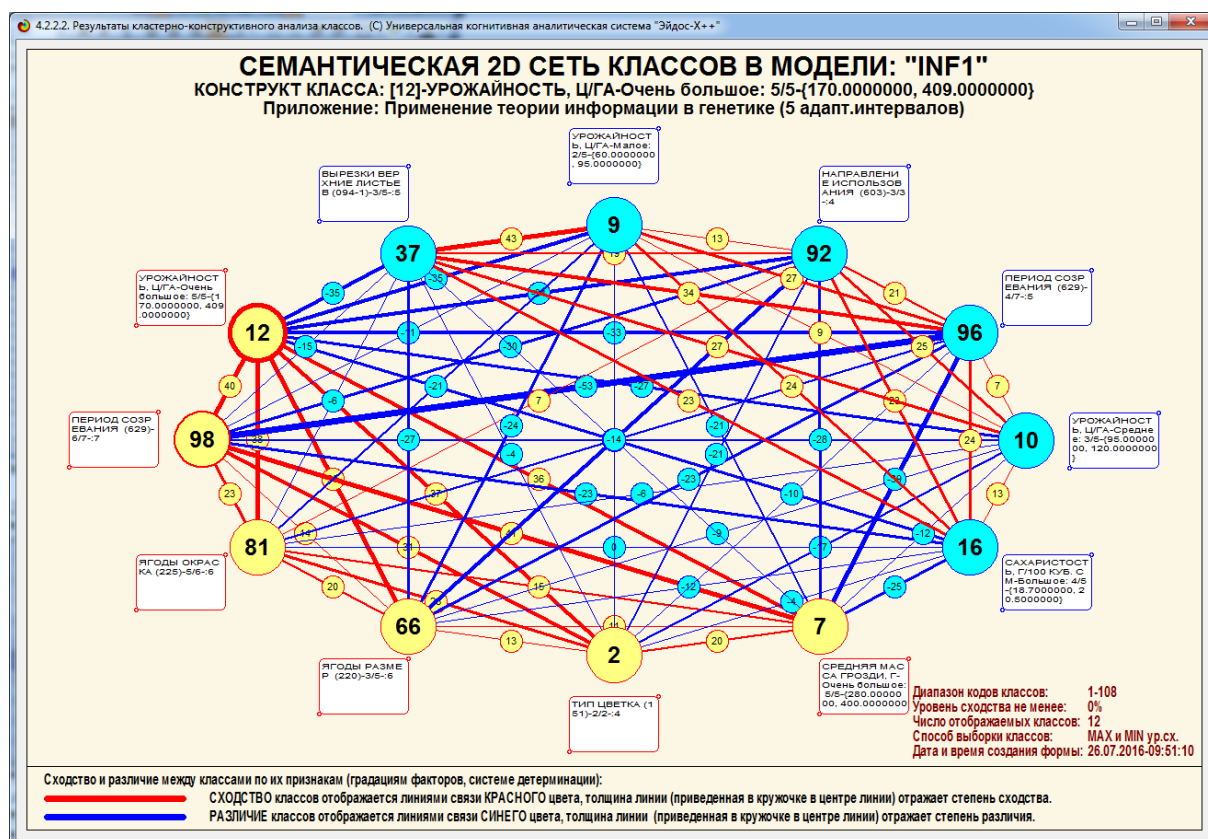


Рисунок 60. Когнитивная диаграмма с результатами кластерно-конструктивного анализа

На этой диаграмме изображен конструкт с двумя кластерами на полюсах. На одном полюсе кластер с центром в классе - код: 12 «Урожайность очень большая» (этот центр мы задаем в экранной форме, приведенной на рисунке 19) и классами 98, 81, 66 и 2, а на другом полюсе мы видим кластер с фенотипическими признаками: 37, 9, 92, 93, 10, 16.

Классы, находящиеся в одном кластере, детерминируются сходными системами генов и достижимы одновременно в одном сорте.

Классы, относящиеся к противоположным кластерам, находящимся на полюсах конструкта, не достижимы одновременно в одном сорте.

Например, перед селекционерами корректно ставить задачу получить высокоурожайный сорт винограда с окраской ягод 225 (код: 81) и размером ягод 220 (код: 66), и очень массивной гроздью (код: 7), при этом у этого сорта будет длительный период со-

зревания 629 (код: 98). А вот требовать от селекционеров, чтобы эти ягоды были сладкими (код: 16) некорректно, т.к. это требует совершенно другого генома, чем обуславливающий ранее перечисленные фенотипические свойства. Если же мы хотим получить сладкий сорт, то, по-видимому, придется смириться с его малой или в лучшем случае средней урожайностью.

Отметим, что обычно подобными знаниями располагают только эксперты в данной предметной области, а в данной работе показано, как они могут быть получены с помощью современных автоматизированных интеллектуальных технологий (АСК-анализа и системы «Эйдос») непосредственно на основе эмпирических данных.

5.4.8. Количественное определение сходства-различия различных генов по их влиянию на фенотипических свойства. Возможность замены одних генов другими

Традиционно считается, что определенные гены обуславливают соответствующие фенотипические свойства и эти свойства не могут быть детерминированы другими генами. Но наше исследование показывает, что, по-видимому, это не так. Об этом говорит факт сходства между генами по их влиянию на фенотип, из-за чего они объединяются в кластеры, а противоположные кластеры образуют полюса конструкторов. В одном кластере оказываются гены, оказывающие сходное влияние на фенотипические свойства, а на полюсах конструктора – противоположное.

Для получения соответствующих выходных форм сначала сформируем матрицу сходства генов по их влиянию, а потом отобразим ее в табличном и графическом виде (рисунки 22 и 23):

4.3.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

Конструкт признака: 60 "VRZAG79-1-Очень большое: 5/5-{259.0000000, 261.0000000}" в модели: 4 "INF1"

Код	Наименование признака	№	Код признака	Наименование признака	Сходство
53	VRZAG79-2-Среднее: 3/5-{249.0000000, 251.000...	1	60	VRZAG79-1-Очень большое: 5/5-{259.0000000, 261.0000000}	100.000
54	VRZAG79-2-Большое: 4/5-{251.0000000, 251.000...	2	5	VRZAG47-2-Очень большое: 5/5-{186.0000000, 195.0000000}	43.409
55	VRZAG79-2-Очень большое: 5/5-{251.0000000, 2...	3	125	VWMD27-2-Очень большое: 5/5-{186.0000000, 195.0000000}	43.409
56	VRZAG79-1-Очень малое: 1/5-{237.0000000, 251...	4	167	VRZAG67-1-Малое: 2/5-{135.0000000, 143.0000000}	37.650
57	VRZAG79-1-Малое: 2/5-{251.0000000, 251.00000...	5	210	VWV67-1-Очень большое: 5/5-{376.0000000, 400.0000000}	36.439
58	VRZAG79-1-Большое: 4/5-{257.0000000, 259.000...	6	203	VWV67-2-Среднее: 3/5-{357.0000000, 358.0000000}	32.063
59	VRZAG79-1-Очень большое: 5/5-{259.0000000, 2...	7	224	VMC4F3.1-2-Большое: 4/5-{173.0000000, 177.0000000}	28.423
60	VRZAG79-1-Очень большое: 5/5-{259.0000000, 2...	8	73	VWMD32-2-Среднее: 3/5-{250.0000000, 252.0000000}	26.310
61	VWMD28-2-Очень малое: 1/5-{218.0000000, 234...	9	173	VWV37-2-Среднее: 3/5-{156.0000000, 160.0000000}	25.629
62	VWMD28-2-Малое: 2/5-{234.0000000, 236.000000...	10	83	VWMD25-2-Среднее: 3/5-{239.0000000, 241.0000000}	25.387
63	VWMD28-2-Среднее: 3/5-{236.0000000, 236.0000...	11	247	VWV31-1-Малое: 2/5-{181.0000000, 183.0000000}	23.995
64	VWMD28-2-Большое: 4/5-{236.0000000, 244.0000...	12	16	VVS2-1-Очень малое: 1/5-{135.0000000, 141.0000000}	22.362
65	VWMD28-2-Очень большое: 5/5-{244.0000000, 25...	240	85	VWMD25-2-Очень большое: 5/5-{245.0000000, 255.0000000}	-19.451
66	VWMD28-1-Очень малое: 1/5-{234.0000000, 244...	241	71	VWMD32-2-Очень малое: 1/5-{236.0000000, 248.0000000}	-20.255
67	VWMD28-1-Малое: 2/5-{244.0000000, 258.000000...	242	25	VWMD7-2-Очень большое: 5/5-{247.0000000, 249.0000000}	-20.412
68	VWMD28-1-Среднее: 3/5-{258.0000000, 258.0000...	243	207	VWV67-1-Малое: 2/5-{361.0000000, 365.0000000}	-20.620
69	VWMD28-1-Большое: 4/5-{258.0000000, 258.0000...	244	226	VMC4F3.1-1-Очень малое: 1/5-{161.0000000, 171.0000000}	-20.717
70	VWMD28-1-Очень большое: 5/5-{258.0000000, 27...	245	221	VMC4F3.1-2-Очень малое: 1/5-{161.0000000, 165.0000000}	-21.794
71	VWMD32-2-Очень малое: 1/5-{236.0000000, 248...	246	49	VRZAG62-1-Большое: 4/5-{202.0000000, 204.0000000}	-21.876
72	VWMD32-2-Малое: 2/5-{248.0000000, 250.000000...	247	153	VWVQ52-2-Среднее: 3/5-{76.0000000, 78.0000000}	-22.986
73	VWMD32-2-Среднее: 3/5-{250.0000000, 252.0000...	248	146	VMC1B11-1-Очень малое: 1/5-{167.0000000, 179.0000000}	-23.353
74	VWMD32-2-Большое: 4/5-{252.0000000, 256.0000...	249	26	VWMD7-1-Очень малое: 1/5-{235.0000000, 243.0000000}	-24.103
75	VWMD32-2-Очень большое: 5/5-{256.0000000, 27...	250	103	VWV801-2-Среднее: 3/5-{291.0000000, 295.0000000}	-26.525

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График ВКЛ. фильтр по кл. шкале ВЫКЛ. фильтр по кл. шкале Вписать в окно Показать ВСЕ

Рисунок 61. Результат кластерно-конструктивного анализа генов по их влиянию на фенотип

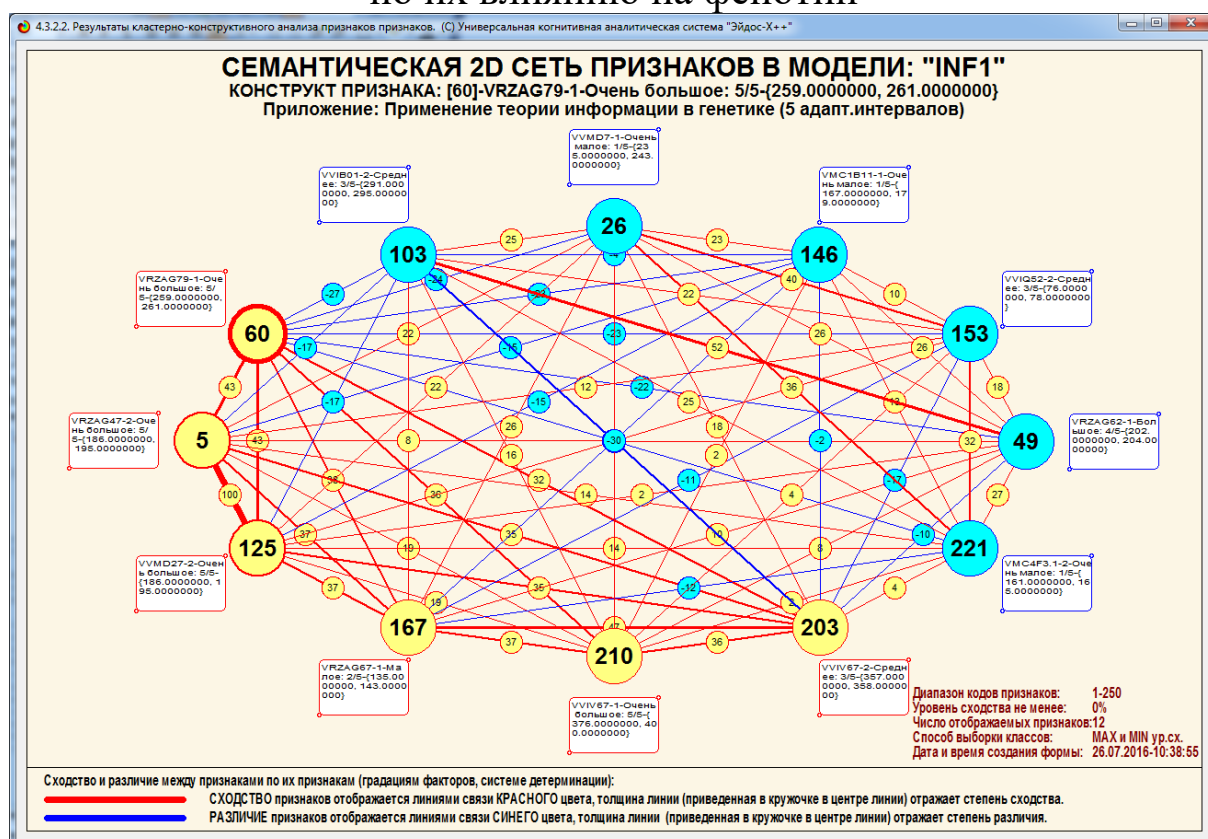


Рисунок 62. Результат кластерно-конструктивного анализа генов по их влиянию на фенотип

Из этих выходных форм видно, какие гены оказывают сходное, а какие - противоположное влияние на фенотип. Если бы между генами и фенотипическими признаками/свойствами было взаимно-однозначное соответствие, то между ними не было бы сходства и различия по их влиянию на фенотип, т.е. их система была бы ортонормированна.

Отметим, что обычно подобными знаниями располагают только эксперты в данной предметной области, а в данной работе показано, как они могут быть получены с помощью современных автоматизированных интеллектуальных технологий (АСК-анализа и системы «Эйдос») непосредственно на основе эмпирических данных.

5.4.9. Алгоритм принятия решения о структуре генома с целью создания нового сорта с заданной системой фенотипических свойств/признаков

Авторы предлагают следующий алгоритм принятия решения о структуре генома с целью создания нового сорта с заданной системой фенотипических свойств/признаков, по сути совпадающий с логикой изложения в данной работе (предполагающий, что все этапы АСК-анализа до создания и верификации моделей успешно выполнены):

Шаг-1: 4.7. Количественное определение сходства-различия различных фенотипических свойств по их системе детерминации генами. Выбираем совместимые в одном сорте фенотипические свойства.

Шаг-2: 4.5. Провести автоматизированный SWOT-анализ системы детерминации каждого из выбранных на 1-м шаге фенотипического свойства структурой генома. Выбрать гены, детерминирующие выбранные фенотипические свойства.

Шаг-3: Исключить повторы генов, выбранных на 2-м шаге.

Шаг-4: 4.4. Решить задачу системной идентификации сорта по выбранным на 3-м шаге генам. Этот сорт и берем за основу для селекции.

Для выполнения 4-го шага создаем еще одну модель совершенно аналогично описанному выше, но в качестве классов вы-

бираем наименования сортов, а в качестве признаков – гены. Авторами эта модель создана. На рисунке 24 приводится одна из форм, отражающая результаты кластерно-конструктивного анализа сравнения сортов по их геному в этой модели:

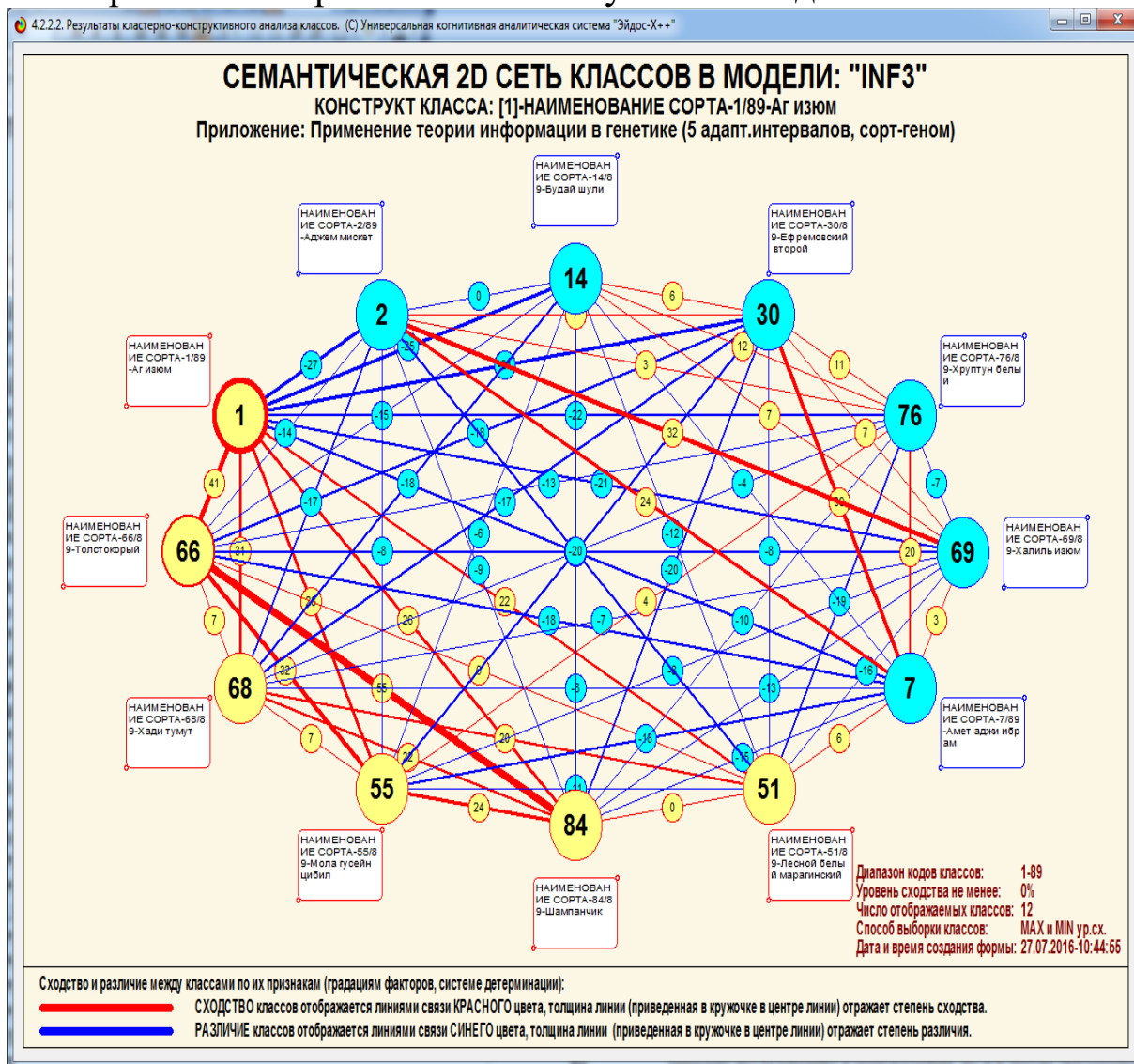


Рисунок 63. Результаты кластерно-конструктивного анализа сравнения сортов по их геному

5.4.10. Когнитивные функциональные зависимости между структурой генома и степенью выраженности фенотипических свойств/признаков

Когнитивные функции – это предложенное проф. Е.В. Луценко обобщение классического понятия функциональной зависимости на основе теории информации в системной нечеткой ин-

тервальной математике [20]. Для их генерации и визуализации в системе «Эйдос» предназначен режим 4.5 (рисунок 25):

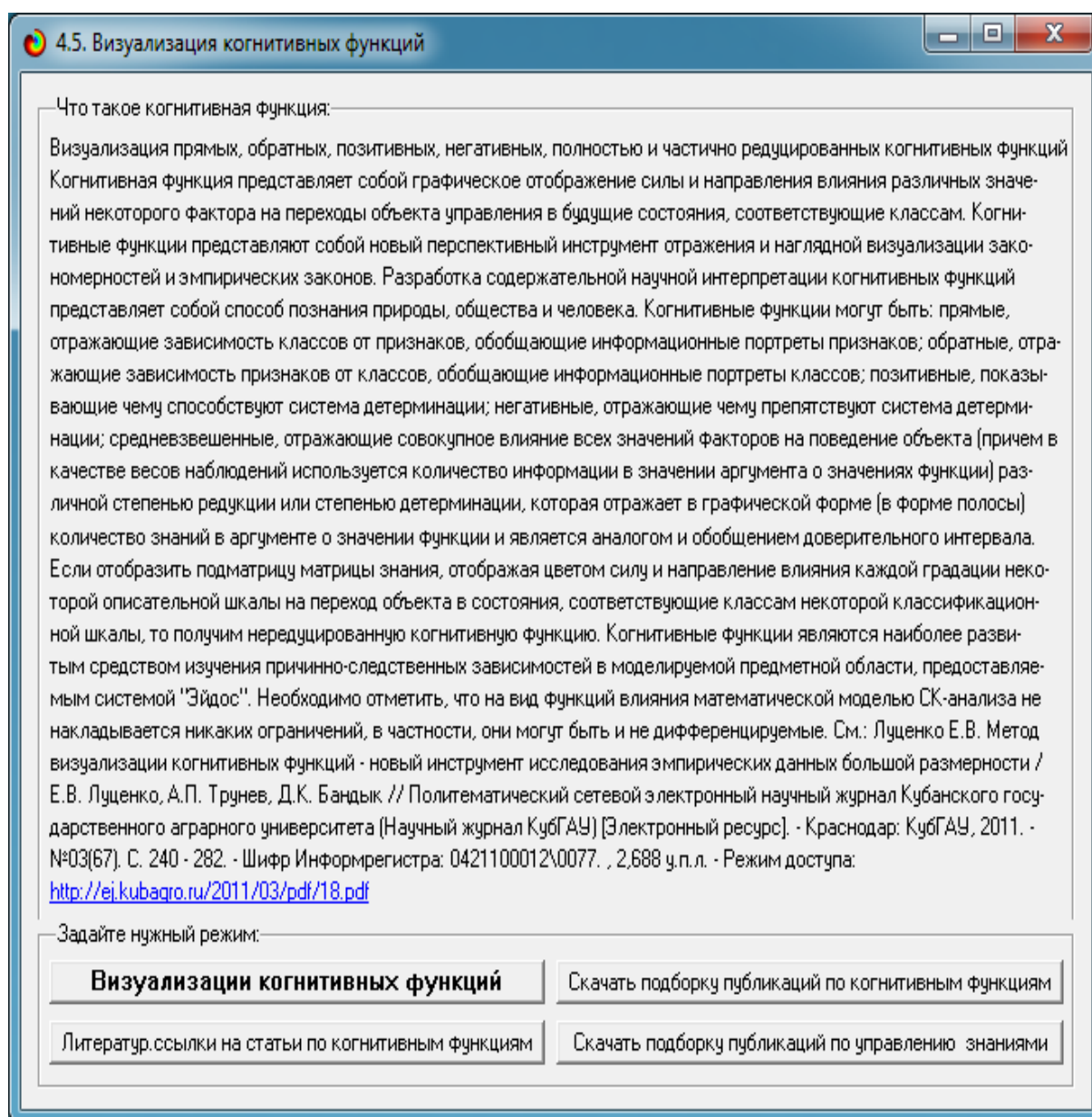


Рисунок 64. Начальная экранная форма режима визуализации когнитивных функций

Модуль визуализации когнитивных функций разработан по постановке проф. Е.В. Луценко разработчиком интеллектуальных систем из Белоруссии Д.К. Бандык [21].

На рисунке 26 приведена визуализации всей базы знаний INF1 [8], а на рисунке 28 – примеры некоторых когнитивных функций:

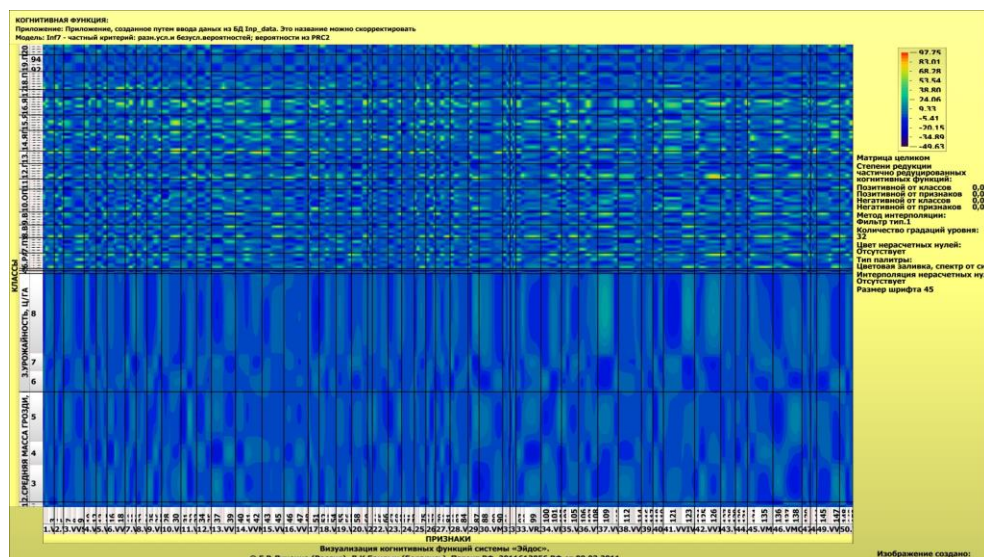


Рисунок 65. Когнитивная функция всех подматриц модели INF1

Всего в каждой из 7 моделей знаний получается подобных 1000 когнитивных функций, т.к. в каждой модели знаний 20 классификационных шкал и 50 описательных шкал, т.е. 1000 подматриц (на рисунке они отделены черными линиями).

Если бы в предметной области не было ярко выраженных закономерностей, то изображение на рисунке напоминало бы изображение на экране телевизора при отсутствии сигнала (случайная рябь). На рисунке приведено изображение базы знаний модели INF1 случайной модели [22]²⁶, созданной на основе модели, представленной на рисунке 26:

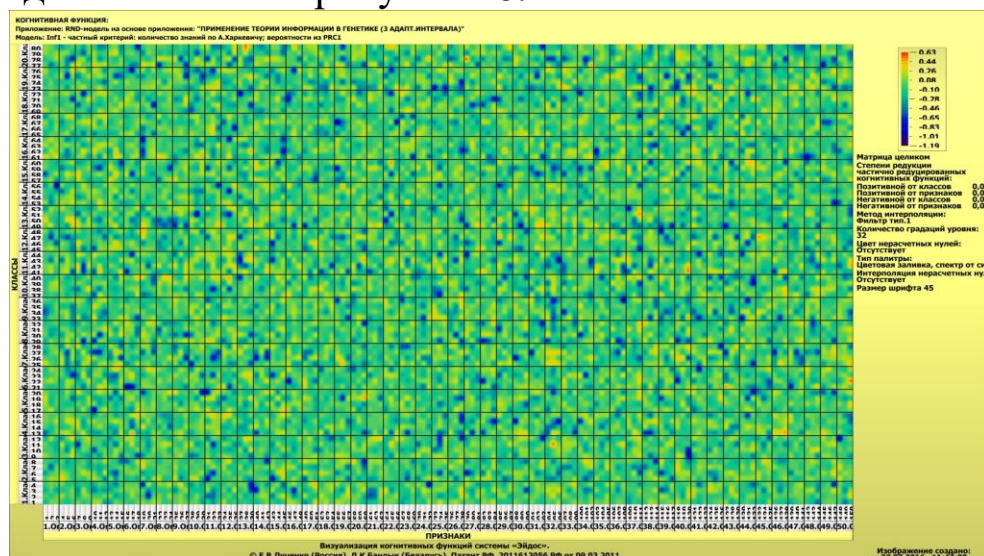
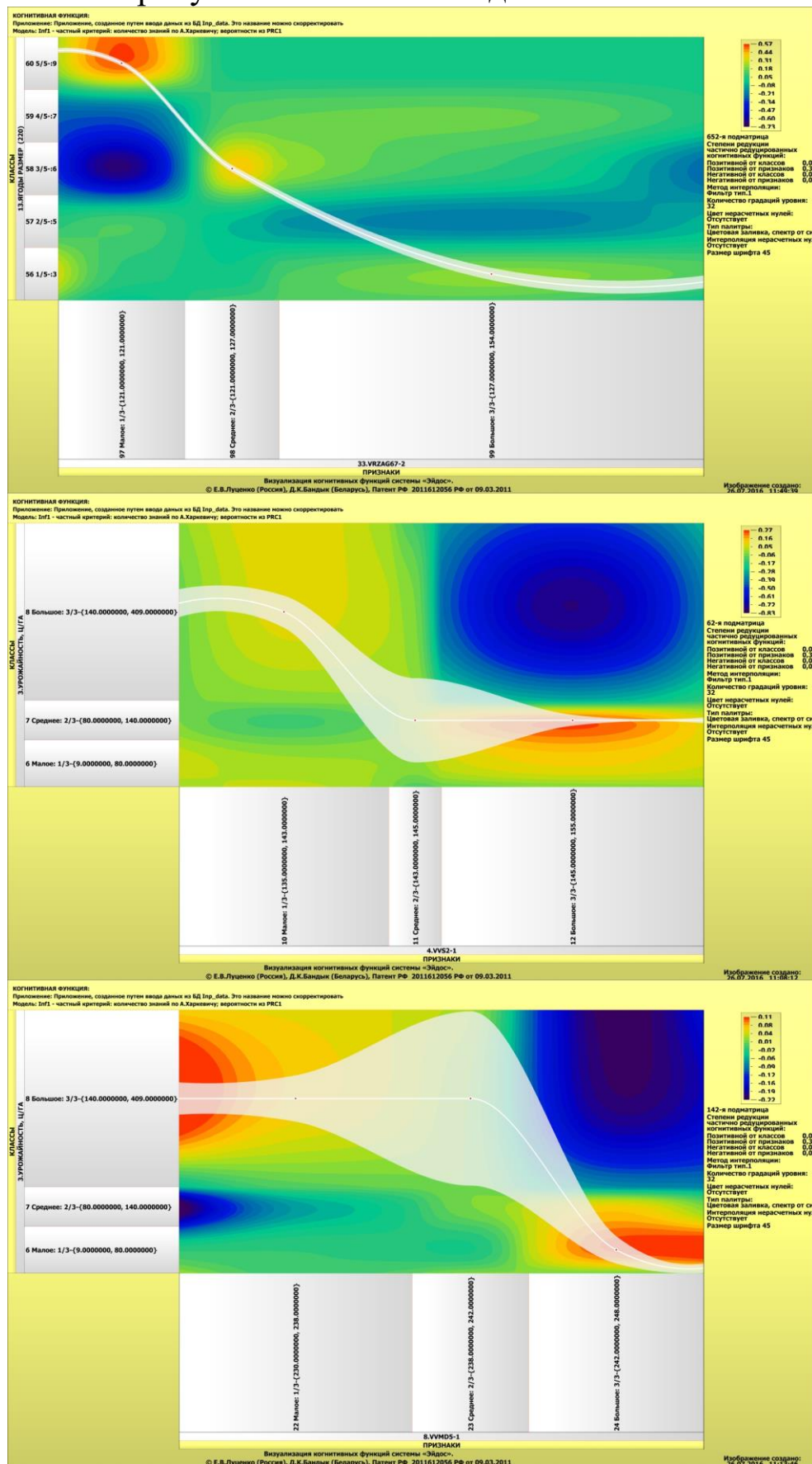
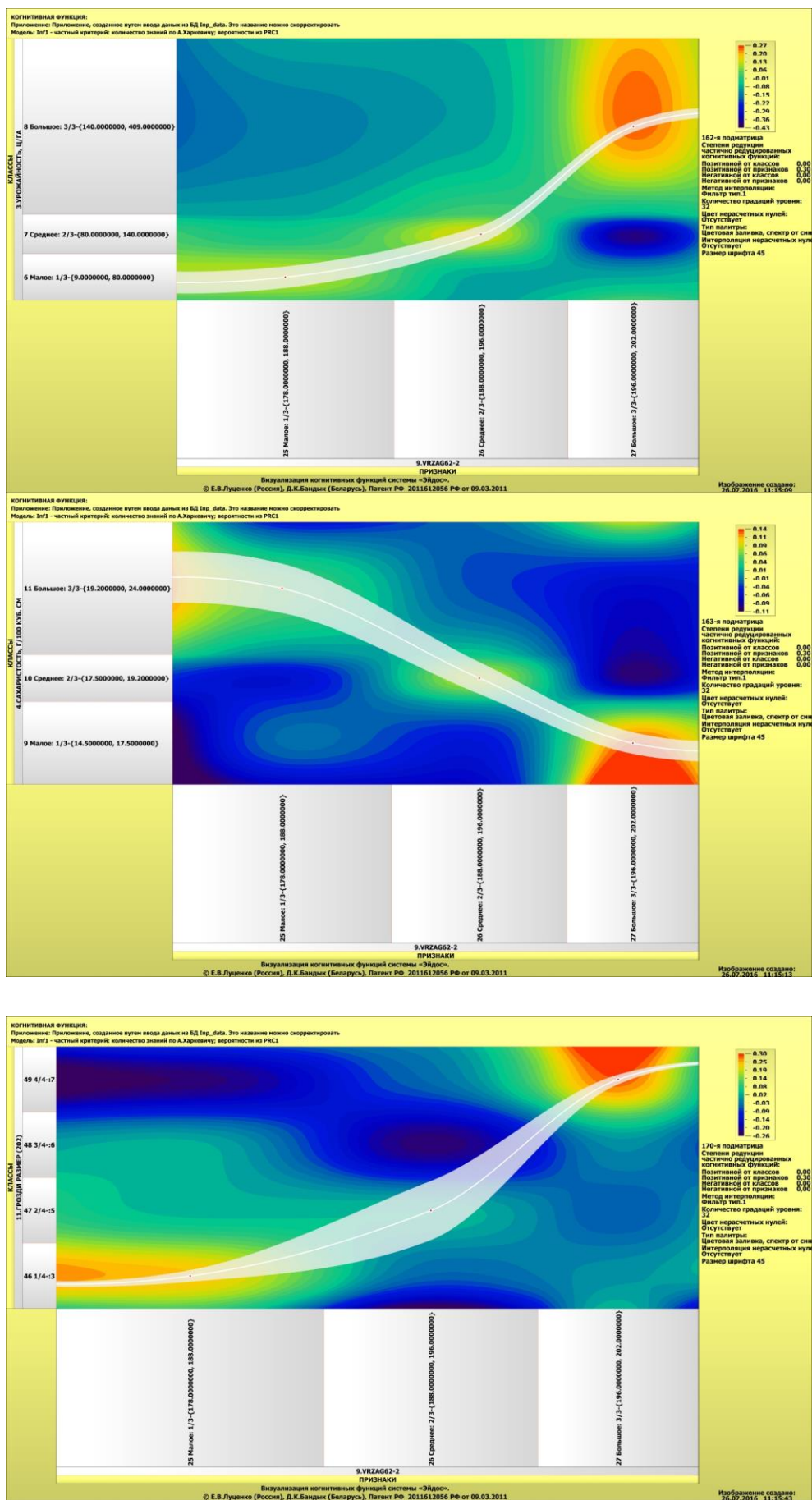


Рисунок 66. Когнитивная функция всех подматриц случайной модели INF1

²⁶ См., например: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos06_lab/lab_10.htm

Различие рисунков 26 и 27 очевидно.





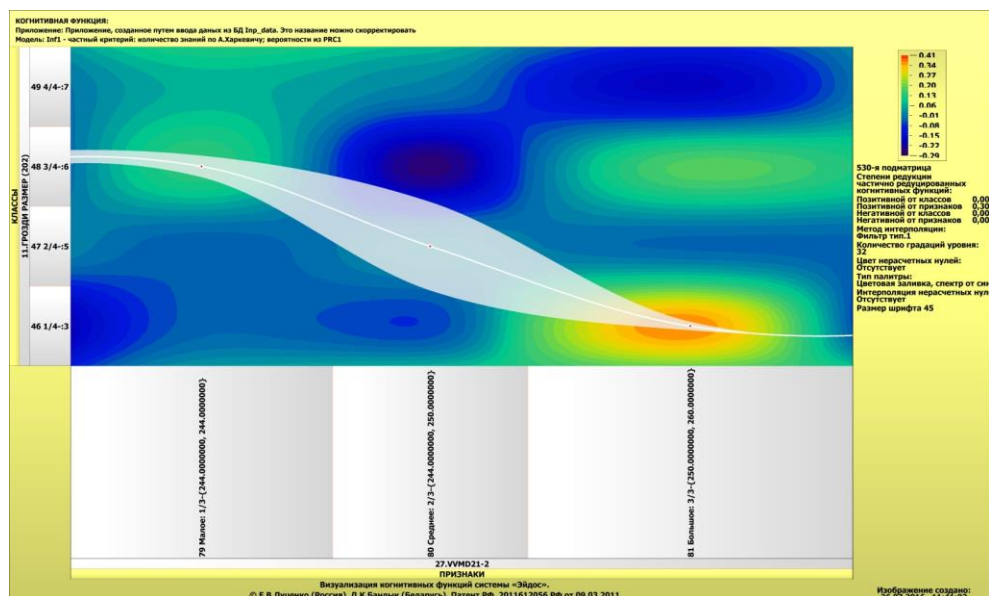


Рисунок 67. Примеры некоторых когнитивных функций

Эти когнитивные функции отражают зависимости степени выраженности различных фенотипических свойств/признаков винограда от степени выраженности определенных генов.

5.5. Выводы и перспективы

Общеизвестно, что генетика изучает механизмы наследственности/изменчивости и очень широко пользуется понятием «наследственная информация». При этом генетика под информацией подразумевает содержание генетического кода - структуры молекул ДНК и РНК, входящих в состав клетки живого организма. Генетика изучает механизмы записи, копирования, считывания генетической информации, возможности ее модификации, а также ее влияние на свойства/признаки организма. В разговорном и научном языке прочно закрепились фразы, типа «Гены содержат информацию о признаках и свойствах организма». Парадоксально, но мы не видим попыток определения количества информации, содержащейся в конкретных генах о конкретных фенотипических свойствах/признаках организма. Казалось бы, применение теории информации в генетике является совершенно естественным и напрашивается само собой. Тем более странно, что практически нет работ, посвященных применению теории информации для решения задач генетики. Данная статья призвана в какой-то степени восполнить этот пробел на примере вычисления количества информации в генах о свойствах/признаках различ-

ных сортов винограда. В ней рассматривается применение автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), его математической модели – системной теории информации и реализующего их программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» для решения одной из важных задач генетики: определения количества информации, содержащейся в генах о различных фенотипических свойствах/признаках винограда. Для решения этой задачи выполняются следующие этапы: 1) когнитивно-целевая структуризация предметной области; 2) формализация предметной области, т.е. разработка классификационных и описательных шкал и градаций и обучающей выборки; 3) синтез и верификация информационной модели, отражающей количество информации в генах о фенотипических свойствах/признаках (многопараметрическая типизация); 4) вывод информации о генетической системе детерминации фенотипических свойств/признаков (SWOT-анализ феносвойств); 5) вывод информации о силе и направлении влияния конкретного гена на фенотипические свойства/признаки (SWOT-диаграммы генов); 6) решение задачи системной идентификации фенотипических свойств/признаков по наличию тех или иных генов; 7) количественное определение сходства-различия различных фенотипических свойств/признаков по их системе детерминации генами. Конкретное фенотипическое свойство/признак рассматривается как зашумленный генетический текст, включающий как генетическую информацию об истинном феносвойстве/признаке (чистый сигнал), так и шум, искажающий эту информацию, обусловленный случайным воздействием окружающей среды. Программный инструментарий АСК-анализа – интеллектуальная система «Эйдос» - обеспечивает подавление шума и выделение истинного сигнала.

Описанная в статье технология синтеза и применения интеллектуальной измерительной системы может быть применена не только при генетических исследованиях в ампелографии, но и в других предметных областях, чему может способствовать и то, что система «Эйдос» размещена в полном открытом бесплатном доступе на сайте автора по адресу: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>.

Конечно данная работа далека от завершенности и лишь продемонстрировала возможность применения теории информации и когнитивных технологий в исследованиях в области генетики. В перспективе авторы планируют провести более масштабное исследование на значительно большем объеме исходных данных: большем количестве сортов винограда, большем количестве их фенотипических свойств/признаков и большем количестве генов, причем не только резервных, микросателлитных, но и оказывающих непосредственное влияние на фенотипические свойства/признаки.

Материалы данной статьи могут быть использованы при проведении лабораторных работ по дисциплинам, связанным с интеллектуальными технологиями, представлением знаний и системами искусственного интеллекта, а также по эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии, медицине, криминалистике, энтомологии и др.

Литература²⁷

1. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2002. – 605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>.
2. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2014, – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>.
3. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос». Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-830-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=22401787>.
4. Луценко Е.В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №01(075). С. 638 – 680. – Шифр Информрегистра: 0421200012\0025, IDA [article ID]: 0751201052. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/52.pdf>, 2,688 у.п.л.

²⁷ Ссылки на эти и другие работы автора есть на сайте: <http://lc.kubagro.ru/>

5. Перегудов Ф.И., Тарасенко Ф.П. Введение в системный анализ. - М.: Высшая школа, 1989. - 320 с.
6. Перегудов Ф.И., Тарасенко Ф.П. Основы системного анализа. – Томск: Изд-во науч.-техн. лит., 1997. – 389 с.
7. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.
8. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.
9. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.
10. Стабин И.П., Моисеева В.С. Автоматизированный системный анализ. - М.: Машиностроение, 1984. - 309 с.
11. Симанков В.С. Автоматизация системных исследований в альтернативной энергетике. Диссерт. на соиск. уч. ст. докт, техн. наук. По спец.: 05.13.01. <http://tekhnosfera.com/avtomatizatsiya-sistemnyh-issledovaniy-v-alternativnoy-energetike>.
12. Klir G.J. Architecture of Systems Problem Solving, with D. Elias. – New York: Plenum Press, 1974. – 354 p.
13. Клир Дж. Системология. Автоматизация решения системных задач. - Москва: Радио и связь, 1990. - 538 с. <http://www.twirpx.com/file/486296/>.
14. Лефевр В.А. Конфликтующие структуры . Издание второе, переработанное и дополненное. — М.: Изд-во «Советское радио», 1973. – 158 с. с ил.
15. Хаббард Дуглас У. Как измерить все, что угодно. Оценка стоимости нематериального в бизнесе / Дуглас У. Хаббард / [Пер. с англ. Е. Пе-

стеревой]. — М.: ЗАО «Олимп–Бизнес», 2009. — 320 с.: ил. ISBN 978-5-9693-0163-4 (рус.). <http://www.twirpx.com/file/1546361/>.

16. Сайт автора АСК-анализа проф. Е.В. Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.

17. Трошин Л.П., Маградзе Д.Н. Ампелографический скрининг генофонда винограда (Учебное наглядное пособие). — Краснодар, 2013. — 120 с.

18. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. — Краснодар: КубГАУ, 2014. — №07(101). С. 1367 – 1409. — IDA [article ID]: 1011407090. — Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.

19. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. — Краснодар: КубГАУ, 2011. — №07(071). С. 528 – 576. — Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. — Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.

20. Луценко Е.В. Когнитивные функции как обобщение классического понятия функциональной зависимости на основе теории информации в системной нечеткой интервальной математике / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. — Краснодар: КубГАУ, 2014. — №01(095). С. 122 – 183. — IDA [article ID]: 0951401007. — Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/01/pdf/07.pdf>, 3,875 у.п.л.

21. Луценко Е.В., Бандык Д.К. Подсистема визуализации когнитивных (каузальных) функций системы «Эйдос» (Подсистема «Эйдос-VCF»), Пат. № 2011612056 РФ. Заяв. № 2011610347 РФ 20.01.2011. Оpubл. от 09.03.2011. <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612056.jpg>

22. Луценко Е.В. Лабораторный практикум по интеллектуальным информационным системам: Учебное пособие для студентов специальности "Прикладная информатика (по областям)" и другим экономическим специальностям. 2-е изд., перераб. и доп. — Краснодар: КубГАУ, 2006. — 318 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683721>

23. Биометрическая оценка полиморфизма сортогрупп винограда Пино и Рислинг по морфологическим признакам листьев среднего яруса кроны / Л.П. Трошин, Е.В. Луценко, П.П. Подваленко, А.С. Звягин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. — Краснодар: КубГАУ, 2009. — №08(052). С. 1 – 14. — Шифр Ин-

формрегистра: 0420900012\0097, IDA [article ID]: 0520908001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/08/pdf/01.pdf>, 0,875 у.п.л.

24. Луценко Е.В. Решение задач ампелографии с применением АСК-анализа изображений листьев по их внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, Д.К. Бандык, Л.П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №08(112). С. 862 – 910. – IDA [article ID]: 1121508064. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/08/pdf/64.pdf>, 3,062 у.п.л.

25. Луценко Е.В. Количественное измерение сходства-различия клонов винограда по контурам листьев с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Л.П. Трошин, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1205 – 1228. – IDA [article ID]: 1161602077. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/77.pdf>, 1,5 у.п.л.

26. Анапская ампелографическая коллекция / Е.А. Егоров, О.М. Ильяшенко, А.Г. Коваленко [и др.]. – Краснодар: СКЗНИИСиВ, 2009. – 216 с.

27. Грамотенко П.М., Трошин Л.П. Микросистематика винограда: классификация сортов винограда А.М. Негруля и ее дальнейшее развитие) // Виноградарство и виноделие. – 1994. – № 1. – С. 10–17.

28. Интерактивная ампелография и селекция винограда: (Сб. материалов Междунар. симп.). – Краснодар: КубГАУ, 2012. – 264 с.

29. Операционные данные ампелографической коллекции "Магарах" за 1985–1987 гг. / Л.П. Трошин, А.М. Панарина, А.М. Пискарева [и др.]; ВНИИВиПП "Магарах". – Ялта, 1988. – 86 с.

30. Трошин Л.П. Ампелография и селекция винограда. – Краснодар: РИЦ «Вольные мастера», 1999. – 138 с.

31. Трошин Л.П. Лучшие сорта винограда Евразии. – Краснодар: Алви-Дизайн, 2006. – 224 с.

32. Трошин Л. П., Федоров Ю. К. Биометрический анализ генофонда винограда / ВНИИВиПП "Магарах". – Ялта, 1988. – 90 с.

33. Трошин Л.П. Ампелографическая и селекционная научно-исследовательская работа Кубанского госагроуниверситета [Электронный ресурс] // Науч. журн. КубГАУ. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – № 07 (81). – С. 524–544. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/07/pdf/39.pdf>, 1,312 у.п.л.

34. Трошин Л.П., Радчевский П.П. Виноград: иллюстрированный каталог. Районированные, перспективные, тиражные сорта. – Ростов н/Д: Феникс, 2010. – 271 с.: ил. – (Мир садовода).

35. Website: <http://www.bioversityinternational.org/fileadmin/bioversity/publications/pdfs/393.pdf>.
36. Website: <http://www.diprove.unimi.it/GRAPENET/index.php>.
37. Website: <http://www.eu-vitis.de/index.php> и <http://www.vivc.de/index.php>.
38. Website: <http://www.oiv.int/oiv/info/frpublicationoiv#desc>.
39. Website [http://plantgrape.plantnet-project.org/](http://plantgrape.plantnet-project.org/http://lescepages.free.fr/cepmc.html) и <http://lescepages.free.fr/cepmc.html>.
40. Website: <http://www.vitis.ru> и <http://kubsau.ru/chairs/viniculture/>.
41. Изучение генетического разнообразия генофона винограда Северного Кавказа / Р. Тёпфер, Э. Мауль, А.В. Милованов и др. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №05(119). С. 1337 – 1355. – IDA [article ID]: 1191605090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/05/pdf/90.pdf>, 1,188 у.п.л.
42. Милованов А.В. Генотипирование новых перспективных технических протоклонов винограда с использованием микросателлитных маркеров / А.В. Милованов, А.С. Звягин, Л.П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №04(098). С. 139 – 157. – IDA [article ID]: 0981404010. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/04/pdf/10.pdf>, 1,188 у.п.л., импакт-фактор РИНЦ=0,346.
43. Милованов А.В. Генотипирование сортов винограда по молекулярным маркерам / А.В. Милованов, Л.П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №02(096). С. 53 – 65. – IDA [article ID]: 0961402005. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/02/pdf/05.pdf>, 0,812 у.п.л., импакт-фактор РИНЦ=0,346.
44. Трошин Л.П., Милованов А.В., Звягин А.С. Ампело-генетический скрининг перспективных столовых и технических сортов и протоклонов винограда // Виноделие и виноградарство. – 2015. - № 2. – С. 33-36.
45. Трошин Л.П., Милованов А.В., Звягин А.С. Этюд совершенствования клоновой селекции винограда // Магарах. Виноградарство и виноделие. – 2015. - №3. – С. 33-36.
46. Хильчевская Р.И. Роль асимметрии-симметрии материи в процессах происхождения жизни на Земле // Ж-л ВХО им. Д.И. Менделеева, Том XXV4, 1980 г. - Изд-во. «Химия». - С. 418–424. Адрес доступа: <http://omdp.narod.ru/gip/rolasim.htm>
47. А. Ленинджер. В кн.: Биохимия. - М., Мир, 1974. - С. 869, 655, 661.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и интеллектуальная система «Эйдос» демонстрируют высокую эффективность при решении задач ампелографии. Этот метод позволяет выделять истинную форму листа («Эйдос»), независимо от случайных воздействий окружающей среды. Форма контура конкретного листа рассматривается как зашумленное информационное сообщение о сорте, содержащее как чистый сигнал (истинная форма), так и шум (влияние среды). Программный инструментарий системы «Эйдос» обеспечивает подавление шума и выделение сигнала, создавая обобщенные образы каждого сорта. Достоверность модели идентификации сорта по форме листа достигает 95,8 % после двух итераций улучшения качества обучающей выборки. АСК-анализ был успешно применен для решения следующих задач. Оцифровка сканированных изображений листьев: Созданы математические модели листьев с использованием полярной системы координат и информации о расстояниях от центра тяжести до точек контура. Формирование моделей конкретных листьев: Применена теория информации для создания количественных моделей, характеризующих каждый лист. Формирование обобщенных образов сортов: На основе серии конкретных примеров созданы прототипы («Эйдосы») формы листьев для каждого сорта. Идентификация сорта по листу: Разработана методология сравнения конкретных образцов с обобщенными моделями сорта. Кластерно-конструктивный анализ сортов: Определены степени сходства и различия между сортами на основе их обобщенных образов. Проведенное исследование показало, что использование контуров листьев для определения сходства – различия клонов винограда требует учета факторов, влияющих на форму листа. Для минимизации влияния внешних условий (например, освещенности) применялись следующие шаги. Первая итерация: Проведена многопараметрическая типизация листьев по сторонам кустов (северные и южные). Результаты показали, что расположение кустов оказывает значительное влияние на форму листьев.

Вторая итерация: Устранено влияние стороны куста путем группировки данных по кустам независимо от их расположения.

Это позволило выявить специфические особенности каждого клона.

В результате создана итоговая модель, включающая три обобщенных образа классов по клонам. Выявлены заметные различия между клонами №110, №177, №221 и №838.

Результаты исследования коррелируют с выводами селекционеров Л.П. Трошина²⁸, которые проводили параллельное исследование биолого–хозяйственных признаков тех же клонов. Это подтверждает достоверность полученных данных и возможность использования АСК-анализа как дополнительного инструмента в ампелографических исследованиях.

Разработанная технология имеет широкий спектр применения не только в ампелометрии и ампелографии, но и в других областях науки и практики.

Интеллектуальные информационные системы: Материалы могут быть использованы для преподавания дисциплин, связанных с представлением знаний, искусственным интеллектом и интеллектуальными технологиями. Биометрия и экология: Возможность количественного анализа морфологических признаков применима для исследований в биологии, экологии и медицине. Когнитивные функции: Предложенный подход может быть адаптирован для анализа других объектов, где требуется выделение основных характеристик из зашумленных данных.

Система «Эйдос» находится в полном открытом бесплатном доступе (<http://lc.kubagro.ru/aidos/AiDOS-X.htm>), что способствует распространению технологии и ее практическому применению в различных областях.

Представленные результаты вносят вклад в развитие виноградарства, ампелографии и ампелометрии, позволяя более точно идентифицировать сорта и клоновые особенности растений. Это особенно важно для формирования адаптивных ампелоценозов и повышения продуктивности виноградных насаждений

²⁸ Луценко, Е. В. Когнитивное моделирование в ампелографии / Е. В. Луценко, Л. П. Трошин. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т.Трубилина (Краснодар), 2024. – 153 с. – ISBN 978-5-93856-883-9. – DOI 10.13140/RG.2.2.28319.06566. – EDN HJMLPB, <https://www.researchgate.net/publication/387424102>

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Луценко Е.В. Универсальная автоматизированная система распознавания образов «Эйдос» (версия 4.1). – Краснодар: КЮИ МВД РФ, 1995. – 76с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18630282>
2. Луценко Е.В. Теоретические основы и технология адаптивного семантического анализа в поддержке принятия решений (на примере универсальной автоматизированной системы распознавания образов «ЭЙДОС-5.1»). – Краснодар: КЮИ МВД РФ, 1996. – 280с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21745340>
3. Симанков В.С., Луценко Е.В. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов. Монография (научное издание). – Краснодар: ТУ КубГТУ, 1999. – 318с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18828433>
4. Симанков В.С., Луценко Е.В., Лаптев В.Н. Системный анализ в адаптивном управлении: Монография (научное издание). /Под науч. ред. В.С.Симанкова. – Краснодар: ИСТЭК КубГТУ, 2001. – 258с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21747625>
5. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально–психологических, технологических и организационно–технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
6. Луценко Е.В. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие для студентов специальности 351400 «Прикладная информатика (по отраслям)». – Краснодар: КубГАУ. 2004. – 633 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632737>
7. Луценко Е.В., Лойко В.И., Семантические информационные модели управления агропромышленным комплексом. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2005. – 480 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21720635>
8. Луценко Е.В. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие для студентов специальности «Прикладная информатика (по областям)» и другим экономическим специальностям. 2–е изд., перераб. и доп. – Краснодар: КубГАУ, 2006. – 615 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632602>
9. Луценко Е.В. Лабораторный практикум по интеллектуальным информационным системам: Учебное пособие для студентов специальности «Прикладная информатика (по областям)» и другим экономическим специальностям. 2–е изд., перераб. и доп. – Краснодар: КубГАУ, 2006. – 318с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683721>

10. Наприев И.Л., Луценко Е.В., Чистилин А.Н. Образ–Я и стилевые особенности деятельности сотрудников органов внутренних дел в экстремальных условиях. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2008. – 262 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683724>
11. Луценко Е. В., Лойко В.И., Великанова Л.О. Прогнозирование и принятие решений в растениеводстве с применением технологий искусственного интеллекта: Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2008. – 257 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683725>
12. Трунев А.П., Луценко Е.В. Астросоциотипология: Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2008. – 264 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683727>
13. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Лаптев В.Н. Теоретические основы и технология применения системно-когнитивного анализа в автоматизированных системах обработки информации и управления (АСОИУ) (на примере АСУ вузом): Под науч. ред. д.э.н., проф. Е.В.Луценко. Монография (научное издание). – Майкоп: АГУ. 2009. – 536 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18633313>
14. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Ермоленко В.В. Интеллектуальные системы в контроллинге и менеджменте средних и малых фирм: Под науч. ред. д.э.н., проф. Е.В.Луценко. Монография (научное издание). – Майкоп: АГУ. 2011. – 392 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683734>
15. Наприев И.Л., Луценко Е.В. Образ–Я и стилевые особенности личности в экстремальных условиях: Монография (научное издание). – Saarbrücken, Germany: LAP Lambert Academic Publishing GmbH & Co. KG,. 2012. – 262 с. Номер проекта: 39475, ISBN: 978–3–8473–3424–8.
16. Трунев А.П., Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ влияния факторов космической среды на ноосферу, магнитосферу и литосферу Земли: Под науч. ред. д.т.н., проф. В.И.Лойко. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2012. – 480 с. ISBN 978–5–94672–519–4. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683737>
17. Трубилин А.И., Барановская Т.П., Лойко В.И., Луценко Е.В. Модели и методы управления экономикой АПК региона. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2012. – 528 с. ISBN 978–5–94672–584–2. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683702>
18. Горпинченко К.Н., Луценко Е.В. Прогнозирование и принятие решений по выбору агротехнологий в зерновом производстве с применением методов искусственного интеллекта (на примере СК–анализа). Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2013. – 168 с. ISBN 978–5–94672–644–3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=20213254>
19. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978–5–94672–757–0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>

20. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос». Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978–5–94672–830–0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=22401787>

21. Орлов А.И., Луценко Е.В., Лойко В.И. Перспективные математические и инструментальные методы контроллинга. Под научной ред. проф.С.Г.Фалько. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2015. – 600 с. ISBN 978–5–94672–923–9. <http://elibrary.ru/item.asp?id=23209923>

22. Орлов А.И., Луценко Е.В., Лойко В.И. Организационно–экономическое, математическое и программное обеспечение контроллинга, инноваций и менеджмента: монография / А. И. Орлов, Е. В. Луценко, В. И. Лойко ; под общ. ред. С. Г. Фалько. – Краснодар : КубГАУ, 2016. – 600 с. ISBN 978–5–00097–154–3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=26667522>

23. Лаптев В. Н., Меретуков Г. М., Луценко Е. В., Третьяк В. Г., Наприев И. Л. : Автоматизированный системно-когнитивный анализ и система «Эйдос» в правоохранительной сфере: монография / В. Н. Лаптев, Г. М. Меретуков, Е. В. Луценко, В. Г. Третьяк, И. Л. Наприев; под научной редакцией проф. Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – 634 с. ISBN 978–5–00097–226–7. <http://elibrary.ru/item.asp?id=28135358>

24. Луценко Е. В., Лойко В. И., Лаптев В. Н. Современные информационно–коммуникационные технологии в научно–исследовательской деятельности и образовании: учеб. пособие / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев; под общ. ред. Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – 450с. ISBN 978–5–00097–265–6. <http://elibrary.ru/item.asp?id=28996636>

25. Лойко В. И., Луценко Е. В., Орлов А. И. Современные подходы в наукометрии: монография / В. И. Лойко, Е. В. Луценко, А. И. Орлов. Под науч. ред. проф. С. Г. Фалько – Краснодар: КубГАУ, 2017. – 532 с. ISBN 978–5–00097–334–9. Режим доступа: <http://elibrary.ru/item.asp?id=29306423>

26. Грушевский С.П., Луценко Е. В., Лойко В. И. Измерение результатов научной деятельности: проблемы и решения / С. П. Грушевский, Е. В. Луценко В. И. Лойко. Под науч. ред. проф. Е. В. Луценко – Краснодар: КубГАУ, 2017. – 343 с. ISBN 978–5–00097–446–9. <http://elibrary.ru/item.asp?id=30456903>

27. Луценко Е. В., Лойко В. И., Лаптев В. Н. Системы представления и приобретения знаний : учеб. пособие / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 513 с. ISBN 978–5–94215–415–8. <http://elibrary.ru/item.asp?id=35641755>

28. Лойко В. И., Луценко Е. В., Орлов А. И. Современная цифровая экономика : монография / В. И. Лойко, Е. В. Луценко, А. И. Орлов. – Краснодар : КубГАУ, 2018. – 508 с. ISBN 978–5–00097–694–4. <http://elibrary.ru/item.asp?id=35649181>

29. Луценко, Е. В. Системно–когнитивное моделирование в АПК / Е. В. Луценко, В. Н. Лаптев, А. Э. Сергеев. – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 518 с. – ISBN 978–5–94215–416–5. – EDN YACHCX.

30. Лойко В. И., Луценко Е. В., Орлов А. И. Высокие статистические технологии и системно–когнитивное моделирование в экологии : монография / В. И. Лойко, Е. В. Луценко, А. И. Орлов. – Краснодар : КубГАУ, 2019. – 258 с. ISBN 978–5–00097–855–9.
<http://elibrary.ru/item.asp?id=37146902>

31. Луценко Е. В. Резонансный сейсмогенез и системно–когнитивное прогнозирование сейсмичности : монография / Е. В. Луценко, А. П. Трунев, Н. А. Чередниченко; под общ. ред. В. И. Лойко. – Краснодар : КубГАУ, 2019. – 256 с. ISBN 978–5–907247–23–9, DOI:10.13140/RG.2.2.18546.45760,
<http://www.researchgate.net/publication/335992085>

32. Луценко Е. В. Методология системно-когнитивного прогнозирования сейсмичности : монография / Е. В. Луценко, А. П. Трунев, Н. А. Чередниченко; под общ. ред. В. И. Лойко. – Краснодар : КубГАУ, 2020. – 532 с., ISBN 978–5–907294–89–9, DOI 10.13140/RG.2.2.29617.33122,
<http://www.researchgate.net/publication/340116509>

33. Луценко Е. В. Сценарный и спектральный Автоматизированный системно-когнитивный анализ: научная монография / Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2021. – 288 с., ISBN 978–5–907474–67–3, DOI: 10.13140/RG.2.2.22981.37608,
<http://www.researchgate.net/publication/353555996>

34. Орлов А. И., Анализ данных, информации и знаний в системной нечеткой интервальной математике: научная монография / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2022. – 405 с. ISBN 978–5–907550–62–9, DOI: 10.13140/RG.2.2.15688.44802,
<http://www.researchgate.net/publication/357957630>

35. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в ветеринарии / Е. В. Луценко. – Краснодар : ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина», 2023. – 160 с. – ISBN 978–5–907757–23–3. – DOI 10.13140/RG.2.2.28032.92163. – EDN ZVPDNA.

36. Lutsenko E.V. Cognitive veterinary medicine // February 2023, ISBN 978–5–907757–23–3, DOI: 10.13140/RG.2.2.28032.92163, License CC BY 4.0,
<https://www.researchgate.net/publication/368476220>

37. Луценко, Е. В. Анализ публикационной активности проф. Е.В.Луценко по данным РИНЦ / Е. В. Луценко. – Краснодар : ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина, 2024. – 122 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.29730.40641. – EDN NOWYOO,
<https://www.researchgate.net/publication/377188373>

38. Системно–когнитивный анализ влияния довузовского дополнительного математического образования на успешность обучения в вузе: монография / авторы: С. П. Грушевский, Е. В. Луценко, А. В. Назаров, О. В. Назарова, А. В. Бочаров; под редакцией Е. В. Луценко; Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, Кубанский государственный университет. – Краснодар: Кубанский гос. ун–т, 2023. – 131 с. – 500 экз. ISBN 978–5–8209–2275–6, DOI: [10.13140/RG.2.2.28260.55684](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.28260.55684), License CC BY 4.0, <https://www.researchgate.net/publication/373489767>

39. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 394 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.17056.56321. – EDN OMIPII, <https://www.researchgate.net/publication/378138050>

40. Луценко, Е. В. Системы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар : Виртуальный Центр системно–когнитивных исследований «Эйдос», 2024. – 518 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22863.09123. EDN: [INUTJL](https://www.researchgate.net/publication/379654902), <https://www.researchgate.net/publication/379654902>

41. Луценко Е.В., Универсальная автоматизированная система распознавания образов «ЭЙДОС». Свидетельство РосАПО №940217. Заяв. № 940103. Оpubл. 11.05.94. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000217.jpg>, 3,125 у.п.л.

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

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

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

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

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

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

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

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

50. Луценко Е.В., Шеляг М.М., Подсистема синтеза семантической информационной модели и измерения ее внутренней дифференциальной и интегральной валидности (Подсистема «Эйдос-м25»). Пат. № 2007614570 РФ. Заяв. № 2007613644 РФ. Оpubл. от 11.10.2007. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2007614570.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

51. Луценко Е.В., Лебедев Е.А., Подсистема автоматического формирования двоичного дерева классов семантической информационной модели (Подсистема «Эйдос-Tree»). Пат. № 2008610096 РФ. Заяв. № 2007613721 РФ. Оpubл. от 09.01.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610096.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

52. Луценко Е.В., Трунев А.П., Шашин В.Н., Система типизации и идентификации социального статуса респондентов по их астрономическим показателями на момент рождения «Эйдос-астра» (Система «Эйдос-астра»). Пат. № 2008610097 РФ. Заяв. № 2007613722 РФ. Оpubл. от 09.01.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610097.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

53. Луценко Е.В., Лаптев В.Н., Адаптивная автоматизированная система управления «Эйдос-АСА» (Система «Эйдос-АСА»). Пат. № 2008610098 РФ. Заяв. № 2007613722 РФ. Оpubл. от 09.01.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610098.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

54. Луценко Е.В., Лебедев Е.А., Подсистема формализации семантических информационных моделей высокой размерности с сочетанными описательными шкалами и градациями (Подсистема «ЭЙДОС-Сочетания»). Пат. № 2008610775 РФ. Заяв. № 2007615168 РФ. Оpubл. от 14.02.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610775.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

55. Луценко Е.В., Марченко Н.Н., Драгавцева И.А., Акопян В.С., Костенко В.Г., Автоматизированная система поиска комфортных условий для выращивания плодовых культур (Система «Плодкомфорт»). Пат. № 2008613272 РФ. Заяв. № 2008612309 РФ. Оpubл. от 09.07.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008613272.jpeg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

56. Луценко Е.В., Лойко В.И., Макаревич О.А., Программный интерфейс между базами данных стандартной статистической отчетности агропромышленного холдинга и системой «Эйдос» (Программный интерфейс «Эйдос-холдинг»). Пат. № 2009610052 РФ. Заяв. № 2008615084 РФ. Оpubл. от 11.01.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009610052.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

57. Луценко Е.В., Драгавцева И.А., Марченко Н.Н., Святкина О.А., Овчаренко Л.И., Агроэкологическая система прогнозирования риска гибели урожая плодовых культур от неблагоприятных климатических условий зимне-весеннего периода (Система «ПРОГНОЗ-ЛИМИТ»). Пат. № 2009616032 РФ. Заяв. № 2009614930 РФ. Оpubл. от 30.10.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009616032.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

58. Луценко Е.В., Система решения обобщенной задачи о назначениях (Система «Эйдос-назначения»). Пат. № 2009616033 РФ. Заяв. № 2009614931 РФ. Оpubл. от 30.10.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009616033.jpg>, 3,125 у.п.л.

59. Луценко Е.В., Система восстановления и визуализации значений функции по признакам аргумента (Система «Эйдос-map»). Пат. № 2009616034 РФ. Заяв. № 2009614932 РФ. Оpubл. от 30.10.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009616034.jpg>, 3,125 у.п.л.

60. Луценко Е.В., Система количественной оценки различимости символов стандартных графических шрифтов (Система «Эйдос-image»). Пат. № 2009616035 РФ. Заяв. № 2009614933 РФ. Оpubл. от 30.10.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009616035.jpg>, 3,125 у.п.л.

61. Луценко Е.В., Трунев А.П., Шашин В.Н., Бандык Д.К., Интеллектуальная система научных исследований влияния космической среды на глобальные геосистемы «Эйдос-астра» (ИСНИ «Эйдос-астра»). Пат. № 2011612054 РФ. Заяв. № 2011610345 РФ 20.01.2011. Оpubл. от 09.03.2011. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612054.jpg>, 3,125 у.п.л.

62. Луценко Е.В., Шеляг М.М., Программное обеспечение аппаратно–программного комплекса СДС–тестирования по методу профессора В.М.Покровского. Пат. № 2011612055 РФ. Заяв. № 2011610346 РФ 20.01.2011. Оpubл. от 09.03.2011. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612055.jpg>, 3,125 у.п.л.

63. Луценко Е.В., Бандык Д.К., Подсистема визуализации когнитивных (каузальных) функций системы «Эйдос» (Подсистема «Эйдос-VCF»). Пат. № 2011612056 РФ. Заяв. № 2011610347 РФ 20.01.2011. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612056.jpg>, 3,125 у.п.л.

64. Луценко Е.В., Подсистема агломеративной когнитивной кластеризации классов системы «Эйдос» («Эйдос-кластер»). Пат. № 2012610135 РФ. Заяв. № 2011617962 РФ 26.10.2011. Оpubл. От 10.01.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012610135.jpg>, 3,125 у.п.л.

65. Луценко Е.В., Универсальная когнитивная аналитическая система «ЭЙДОС-Х++». Пат. № 2012619610 РФ. Заявка № 2012617579 РФ от 10.09.2012. Зарегистр. 24.10.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012619610.jpg>, 3,125 у.п.л.

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

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

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

69. Савин И.Ю., Луценко Е.В., Драгавцева И.А., Мироненко Н.Я., Руссо Д.Э., Геоинформационная база данных «Почвы Краснодарского края». Свид. РосПатента РФ о гос.регистрации базы данных, Заявка № 2015620687 от 11.06.2015, Гос.рег.№ 2015621193, зарегистр. 04.08.2015. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2015621193.jpg>, 2 у.п.л.

70. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.рег.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 у.п.л.

71. Луценко Е.В., Чередниченко Н.А. Система когнитивного прогнозирования сейсмичности на основе астрономических данных «AiDOS-Temblors» (System «AiDOS-Temblors»), Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2021611136 от 29.01.2021, Гос.рег.№ 2021612051, зарегистр. 10.02.2021. <http://lc.kubagro.ru/aidos/2021612051.jpg>

72. Lutsenko E.V. Personal intellectual online environment «EiDOS-X Professional» (System «EiDOS-Xpro») // April 2022, DOI: [10.13140/RG.2.2.10449.81766](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.10449.81766), License [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), <http://www.researchgate.net/publication/359865578>, <http://lc.kubagro.ru/aidos/2022615135.jpg>

73. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2023623598 Российская Федерация. База данных «Система результатов когнитивного анализа влияния довузовской математической подготовки на успешность обучения в вузе» : № 2023623331 : заявл. 13.10.2023 : опубл. 24.10.2023 / Е. В. Луценко, С. П. Грушевский, А. В. Бочаров, В. А. Иванов ; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Кубанский государственный университет». – EDN: [OGDTGK](https://edn.rospatent.ru/OGDTGK), <http://lc.kubagro.ru/aidos/2023623598.jpg>

74. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023619096 Российская Федерация. Программа когнитивного анализа влияния довузовской математической подготовки на успешность обучения в вузе : № 2023618274 : заявл. 27.04.2023 : опубл. 04.05.2023 / Е. В. Луценко, С. П. Грушевский, О. В. Назарова, В. А. Иванов ; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Кубанский государственный университет». – EDN [EOVGMS](https://edn.rospatent.ru/EOVGMS), <http://lc.kubagro.ru/aidos/2023619096.jpg>

75. Применение искусственного интеллекта для оценки риска банкротства предприятия / Е.В. Луценко, А.Э. Сергеев, Н.С. Головин, С.В. Рузаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2024. – №10(204). С. 167 – 178. – IDA [article ID]: 2042410018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2024/10/pdf/18.pdf>, 0,75 у.п.л.

76. Луценко Е.В. Использование концепций теории групп и смежных алгебраических структур для формального описания данных в различных типах измерительных шкал / Е.В. Луценко, А.Э. Сергеев, Н.С. Головин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2025. – №01(205). С. 170 – 182. – IDA [article ID]: 2052501016. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2025/01/pdf/16.pdf>, 0,812 у.п.л.

77. Луценко Е.В. Математическая модель автоматизированного системно-когнитивного анализа и системы «Эйдос» в кванторном и матричном представлении / Луценко Е.В., Головин Н.С. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2025. – №02(206). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2025/02/pdf/12.pdf>, 4,500 у.п.л. – IDA [article ID]: 2062502012. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-206-012>

78. Луценко Е.В. Применение математического аппарата теории групп и смежных гетерогенных алгебраических структур для описания датасетов и матриц весовых коэффициентов нейронных сетей / Луценко Е.В., Сергеев А.Э., Головин Н.С. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2025. – №03(207). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2025/03/pdf/12.pdf>, 1,375 у.п.л. – IDA [article ID]: 2072503012. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-207-012>

79. Луценко, Е. В. Решение задач ампелографии с применением АСК-анализа изображений листьев по их внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е. В. Луценко, Д. К. Бандык, Л. П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2015. – № 112. – С. 862–910. – EDN UZEBTF.

80. Луценко, Е. В. Количественное измерение сходства – различия клонов винограда по контурам листьев с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е. В. Луценко, Л. П. Трошин, Д. К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2016. – № 116. – С. 1205–1228. – EDN VQUVXN.

81. Лойко, В. И. Инвестиционно–ресурсное управление сельскохозяйственным производством / В. И. Лойко, Т. П. Барановская, Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2012. – № 83. – С. 563–595. – EDN PJVOPF.

82. Луценко, Е. В. Критерии реальности и принцип эквивалентности виртуальной и «истинной» реальности / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2004. – № 8. – С. 9–27. – EDN JWXNGV.

83. Луценко, Е. В. Атрибуция текстов, как обобщенная задача идентификации и прогнозирования / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2003. – № 2. – С. 59–77. – EDN JWXLQD.

84. Луценко, Е. В. Коэффициент эмерджентности классических и квантовых статистических систем / Е. В. Луценко, А. П. Трунев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 90. – С. 144–165. – EDN RCXML.

85. Лойко, В. И. Поточные модели управления эффективностью инвестиций в агропромышленных объединениях / В. И. Лойко, Т. П. Барановская, Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2012. – № 83. – С. 488–504. – EDN PJVONH.

86. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 394 с. – EDN OMIPIL.

87. Луценко, Е. В. Системы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар : Виртуальный Центр системно-когнитивных исследований «Эйдос», 2024. – 518 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22863.09123.

88. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Изд. 2, – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 495 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.17056.56321. – EDN OMIPIL.
<https://www.researchgate.net/publication/378138050>

89. Луценко, Е. В. Системы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар : Виртуальный Центр системно-когнитивных исследований «Эйдос», 2024. – 518 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22863.09123. – EDN: INUTJL.
<https://www.researchgate.net/publication/379654902>

90. Вопросы VI технологического уклада: проблемы и решения / М. В. Базылев, Н. С. Головин, Д. А. Капустин [и др.]. – Луганск : Луганский государственный университет имени Владимира Даля, 2024. – 407 с. – ISBN 978–5–605–30430–2. – EDN CWPABC.

91. Плохинский Н. А. Алгоритмы биометрии. Под ред. академика АН УССР Б. В. Гнеденко. - М.: Изд-во Моск. ун-та, 1980. 21004. - 150 с., http://lc.kubagro.ru/Algorithms_of_biometrics-N_A_Plokhinsky-1980.pdf.

92. Выбор эталонов при определении коэффициентов наследуемости у *Vitis vinifera* L. / П.Я. Голодрига, Л.П. Трошин, А.П. Петров, И.Д. Соколов // Тр. по прикл. ботанике, генетике и селекции / ВАСХНИЛ. ВИР им. Н.И. Вавилова. - Л., 1975. - Т. 54, вып. 2. - С. 128-131.

93. Голодрига П.Я., Трошин Л.П., Петров А.П. (при участии И.Д. Соколова). О связи уровня паратипической изменчивости с величиной среднего значения некоторых признаков у винограда // Цитология и генетика. - 1974. - № 3. - С. 248-252.

94. Соколов И.Д., Соколова Е.И., Трошин Л.П. и др. Введение в биометрию. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – 245 с.

95. Соколов И.Д., Соколова Е.И., Трошин Л.П. и др. Биометрия. – Краснодар: КубГАУ, 2018. – 161 с.

96. Трошин Л.П. Введение в ампелометрию. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – 296 с. (при последней встрече 29.09.1999 г. И.Д. подсказал эту идею).

97. Биометрия: практикум / Е.И.Соколова, И.Д.Соколов, Л.П.Трошин [и др.]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – 180 с.

98. Трошин, Л. П. Ампелометрия : учебное пособие / Л. П. Трошин, Р. Н. Куфанова, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина, 2025. – 240 с. – ISBN 978-5-93856-913-3. – DOI 10.13140/RG.2.2.23509.95201.

99. Луценко, Е. В. Когнитивное моделирование в ампелографии / Е. В. Луценко, Л. П. Трошин. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина (Краснодар), 2024. – 153 с. – ISBN 978-5-93856-883-9. – DOI 10.13140/RG.2.2.28319.06566. – EDN HJMLPB.

100. Луценко, Е. В. Количественное измерение сходства-различия клонов винограда по контурам листьев с применением АСК-анализа и системы "Эйдос" / Е. В. Луценко, Л. П. Трошин, Д. К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2016. – № 116. – С. 1205-1228. – EDN VQUVXN.

101. Луценко, Е. В. Применение теории информации и когнитивных технологий для решения задач генетики (на примере вычисления количества информации в генах о признаках и свойствах различных автохтонных сортов винограда) / Е. В. Луценко, Л. П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2016. – № 121. – С. 116-165. – DOI 10.21515/1990-4665-121-003. – EDN WWSKQV.

102. Луценко, Е. В. Решение задач ампелографии с применением АСК-анализа изображений листьев по их внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е. В. Луценко, Д. К. Бандык, Л. П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный

журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2015. – № 112. – С. 862-910. – EDN UZEBTF.

103. Биометрическая оценка полиморфизма сортогрупп винограда Пино и Рислинг по морфологическим признакам листьев среднего яруса кроны / Л. П. Трошин, Е. В. Луценко, П. П. Подваленко, А. С. Звягин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2009. – № 52. – С. 181-194. – EDN JUOVHG.

104. Биометрическая оценка морфологических признаков популяции Каберне-Совиньон / А.С.Звягин, Л.П. Трошин, П.П.Подваленко, В.И.Вернигоров // Критерии и принципы формирования высокопродуктивного виноградарства. – Анапа, 2007. – С. 203-207.

105. Звягин А.С., Трошин Л.П. Биометрический анализ урожайности сортогруппы Каберне-Совиньон в Центральной зоне Кубани // Студенчество и наука. – Краснодар, 2007. - С. 167-169.

106. Звягин А.С., Трошин Л.П., Подваленко П.П. Биометрическая оценка морфологических признаков популяции Мерло // Критерии и принципы формирования высокопродуктивного виноградарства. – Анапа, 2007. – С. 165-172.

107. Трошин Л.П. Использование биометрической оценки морфологических признаков клонов для идентификации генотипов сортогруппы Мерло / Л.П. Трошин, А.С. Звягин, Д. Сидоренко // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №04(38). – Шифр Информрегистра: 0420800012\0053. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/04/pdf/10.pdf>.

108. Биометрическая оценка полиморфизма сортогрупп винограда Пино и Рислинг по морфологическим признакам листьев среднего яруса кроны / Л.П. Трошин, Е.В. Луценко, П.П. Подваленко, А.С. Звягин // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – № 08 (52). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/08/pdf/01.pdf>.

109. Трошин Л.П. Рабочая тетрадь для лабораторно-практических занятий по генетике. - Краснодар: КГАУ, 2010. – 43 с.

110. Трошин Л.П. Морфометрический анализ листовой ампелографической информации // Виноделие и виноградарство. – 2011. - № 3. – С. 48-49; - № 4. – С. 47-49.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ КАК МЕТОД И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ЭЙДОС КАК ИНСТРУМЕНТАРИЙ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ АМПЕЛОМЕТРИИ	6
1.1. ОЧЕНЬ КРАТКО ОБ АСК-АНАЛИЗЕ	6
1.2. ОЧЕНЬ КРАТКО О СИСТЕМЕ «ЭЙДОС»	8
1.3. НЕМНОГО ПОДРОБНЕЕ ОБ ЭТАПАХ АСК-АНАЛИЗА	14
1.3.1. Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций	16
1.3.2. Формализация предметной области.....	17
1.3.3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей (многопараметрическая типизация), частные критерии знаний.....	17
1.3.4. Верификация моделей.....	26
1.3.5. Выбор наиболее достоверной модели	27
1.3.6. Решение задачи идентификации и прогнозирования.....	27
1.3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний».....	28
1.3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	29
1.3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев	31
1.3.7. Решение задачи принятия решений.....	32
1.3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ	32
1.3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе.....	32
1.3.8. Решение задачи исследования объекта моделирования путем исследования его модели	33
1.3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)	33
1.3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	33
1.3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	33
1.3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	34
1.3.8.5. Нелокальная нейронная сеть	35
1.3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты.....	35

1.3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	35
1.3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	36
1.3.8.9. Когнитивные функции.....	37
1.3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций	37
1.3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	38
ЛИТЕРАТУРА	38
2. БИОМЕТРИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА ПОЛИМОРФИЗМА СОРТОГРУПП ВИНОГРАДА ПИНО И РИСЛИНГ ПО МОРФОЛОГИЧЕСКИМ ПРИЗНАКАМ ЛИСТЬЕВ СРЕДНЕГО ЯРУСА КРОНЫ	44
2.1. ВВЕДЕНИЕ	44
2.2. МАТЕРИАЛ И МЕТОДЫ	45
2.3. РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ.....	46
3. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ АМПЕЛОГРАФИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ АСК-АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ ЛИСТЬЕВ ПО ИХ ВНЕШНИМ КОНТУРАМ (ОБОБЩЕНИЕ, АБСТРАГИРОВАНИЕ, КЛАССИФИКАЦИЯ И ИДЕНТИФИКАЦИЯ)	57
4. КОЛИЧЕСТВЕННОЕ ИЗМЕРЕНИЕ СХОДСТВА – РАЗЛИЧИЯ КЛОНОВ ВИНОГРАДА ПО КОНТУРАМ ЛИСТЬЕВ С ПРИМЕНЕНИЕМ АСК-АНАЛИЗА И СИСТЕМЫ «ЭЙДОС»	101
4.1 ФОРМУЛИРОВКА ПРОБЛЕМЫ.....	101
4.2 ПРЕДПОСЫЛКИ И ИДЕЯ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	102
<i>Предпосылки</i>	102
<i>Идея</i>	103
4.3 ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ.....	104
4.4 РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ.....	108
4.4.1. <i>Первая итерация</i>	109
4.4.2 <i>Вторая итерация</i>	116
4.5 ВЫВОДЫ.....	121
5. ПРИМЕНЕНИЕ ТЕОРИИ ИНФОРМАЦИИ И КОГНИТИВНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ГЕНЕТИКИ (НА ПРИМЕРЕ ВЫЧИСЛЕНИЯ КОЛИЧЕСТВА ИНФОРМАЦИИ В ГЕНАХ О ПРИЗНАКАХ И СВОЙСТВАХ РАЗЛИЧНЫХ АВТОХТОННЫХ СОРТОВ ВИНОГРАДА)	123
5.1. ФОРМУЛИРОВКА ПРОБЛЕМЫ.....	123
5.2. ИДЕЯ И ПРЕДПОСЫЛКИ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	124

5.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	125
5.3.1. Кратко об АСК-анализе	125
5.3.2. Истоки АСК-анализа	126
5.3.3. Методика АСК-анализа	126
3.3.1. Предпосылки решения проблемы	126
3.3.2. АСК-анализ как решение проблемы.....	128
Когнитивный конфигурактор:	128
Компоненты АСК-анализа:	129
Этапы АСК-анализа:	129
Математические аспекты АСК-анализа.....	130
5.3.4. Некоторые результаты применения АСК-анализа в различных предметных областях	131
5.4. РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ	133
5.4.1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области	133
5.4.2. Формализация предметной области, т.е. разработка классификационных и описательных шкал и градаций и обучающей выборки.....	134
5.4.3. Синтез и верификация информационной модели, отражающей количество информации в генах о фенотипических свойствах (многопараметрическая типизация)	142
5.4.4. Решение задачи системной идентификации фенотипических признаков и свойств по наличию тех или иных генов.....	148
5.4.4.1. Интегральный критерий – «Сумма знаний»	149
5.4.4.2. Интегральный критерий – «Резонанс знаний»	150
5.4.4.3. Идентификация объекта с классами	151
5.4.4.4. Степень сходства объектов с классом	151
5.4.5. Автоматизированный SWOT-анализ системы детерминации фенотипических признаков и свойств структурой генома.....	152
5.4.6. Автоматизированный SWOT-анализ силы и направления влияния конкретного гена на фенотипические свойства/признаки	154
5.4.7. Количественное определение сходства-различия различных фенотипических свойств по их системе детерминации генами. Совместимые и несовместимые фенотипические свойства	157
5.4.8. Количественное определение сходства-различия различных генов по их влиянию на фенотипических свойства. Возможность замены одних генов другими.....	161

5.4.9. Алгоритм принятия решения о структуре генома с целью создания нового сорта с заданной системой фенотипических свойств/признаков	163
5.4.10. Когнитивные функциональные зависимости между структурой генома и степенью выраженности фенотипических свойств/признаков	164
5.5. Выводы и ПЕРСПЕКТИВЫ	169
ЛИТЕРАТУРА	171
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	176
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	178

У ч е б н о е и з д а н и е

Луценко Евгений Вениаминович
Трошин Леонид Петрович

АЛГОРИТМЫ АМПЕЛОМЕТРИИ

Том-7.

**Алгоритмы 61-70: Автоматизированный системно-
когнитивный анализ и интеллектуальная система «Эйдос»»
в ампелометрии**

Учебное пособие

В авторской редакции
Компьютерная верстка – Е. В. Луценко
Макет обложки – Е. В. Луценко

Подписано в печать 17.02.2025. Формат 60 х 84 1/16
Усл. печ.л. – 11,276. Уч.-изд.л. – 8,083.

Кубанский государственный
аграрный университет им. И.Т. Трубилина
350044, г. Краснодар, ул. Калинина, 13