

УДК 343.9.01

Автоматизированный системно-когнитивный анализ преступности в Краснодарском крае

Волков Евгений Олегович
студент факультета ПИ, группы
ИТ2003 zhenya-zhenya-volkov-2002-
volko@inbox.ru
Кубанский государственный аграрный
университет имени И.Т.Трубиллина,
Краснодар, Россия

Силин Егор Максимович
студент факультета ПИ, группы ИТ2003
malis49228@gmail.com
Кубанский государственный аграрный
университет имени И.Т.Трубиллина,
Краснодар, Россия

Целью данной работы является изучение на реальном численном примере степень преступности в Краснодарском крае, а также степень детерминированности этих результатов. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос». Подробно рассматриваются вопросы разработки без программирования и применения в адаптивном режиме методики оценки преступлений.

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АСК- АНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС», МЕТОД АНАЛОГИЙ, ПРЕСТУПЛЕНИЯ, КРАСНОДАРСКИЙ КРАЙ

UDC 343.9.01

Automated system-cognitive analysis of crime in the Krasnodar region

Volkov Evgeny Olegovich
student of the faculty of PI, group IT2003
zhenya-zhenya-volkov-2002-volko@inbox.ru
Kuban State Agrarian University named
after I.T.Trubilin, Krasnodar, Russia

Silin Egor Maksimovich
student of the faculty of PI, group IT2003
malis49228@gmail.com
Kuban State Agrarian University named
after I.T.Trubilin, Krasnodar, Russia

The purpose of this work is to study the degree of crime in the Krasnodar Region, as well as the degree of determinism of these results, using a real numerical example. To achieve this goal, an Automated system-cognitive analysis (ASK-analysis) and its software tools – the intelligent system "Eidos" are used. The issues of developing a crime assessment methodology without programming and applying it in an adaptive mode are considered in detail.

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM, ANALOG METHOD, CRIMES, KRASNODAR REGION

ОГЛАВЛЕНИЕ

| | |
|--|----|
| ВВЕДЕНИЕ | 3 |
| 1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ..... | 8 |
| 2. ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ..... | 9 |
| 3. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО- КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ | 12 |
| 3.1. Верификация статистических и системно-когнитивных моделей..... | 13 |
| 3.2. Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей .. | 17 |
| 4. РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ | 18 |
| 5. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ..... | 21 |
| 5.1. Когнитивные диаграммы классов | 21 |
| 5.2. Когнитивные функции..... | 26 |
| 6. СИЛА И НАПРАВЛЕНИЕ ВЛИЯНИЯ ЗНАЧЕНИЙ ФАКТОРОВ И СИЛА ВЛИЯНИЯ САМИХ ФАКТОРОВ НА РЕЗУЛЬТАТЫ ЛИКВИДНОСТИ | 34 |
| 7. УСТОЙЧИВОСТЬ РЕЗУЛЬТАТОВ ЦЕНЫ АВТОМОБИЛЕЙ ОТ ЗНАЧЕНИЙ ОБУСЛАВЛИВАЮЩИХ ИХ СВОЙСТВ | 36 |
| ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ | 40 |
| СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ..... | 41 |

ВВЕДЕНИЕ

Целью данной работы является изучение на реальном численном примере степени преступности в Краснодарском крае, а также степени детерминированности этих результатов. Достижение данной цели представляет большой практический интерес, в частности для органов внутренних дел.

Для достижения этой цели необходимо решить следующие **задачи**, которые получаются путем декомпозиции цели и являются этапами ее достижения:

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области.

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели.

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели:

- подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация);
- подзадача 4.2. Поддержка принятия решений;
- подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели (когнитивные диаграммы классов и значений факторов, агломеративная когнитивная кластеризация классов и значений факторов, нелокальные нейроны и нейронные сети, 3d- интегральные когнитивные карты, когнитивные функции).

Эти задачи по сути представляют собой этапы Автоматизированного системно-когнитивный анализа (АСК-анализ), который и поэтому и предлагается применить для их решения.

АСК-анализ представляет собой метод искусственного интеллекта,

разработанный проф. Е.В. Луценко в 2002 году для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ доведен до инновационного уровня благодаря тому, что имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос-Х++» (система «Эйдос»).

Система «Эйдос» выгодно отличается от других интеллектуальных систем следующими параметрами:

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>), в которых не требуется автоматического, т.е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области;

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (<http://lc.kubagro.ru/AIDOS-X.txt>);

- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта:

«имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

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

те данные, которые есть);

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и 231, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

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

- обеспечивает мультязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме; наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение 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);

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

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

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их

полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

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

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

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

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

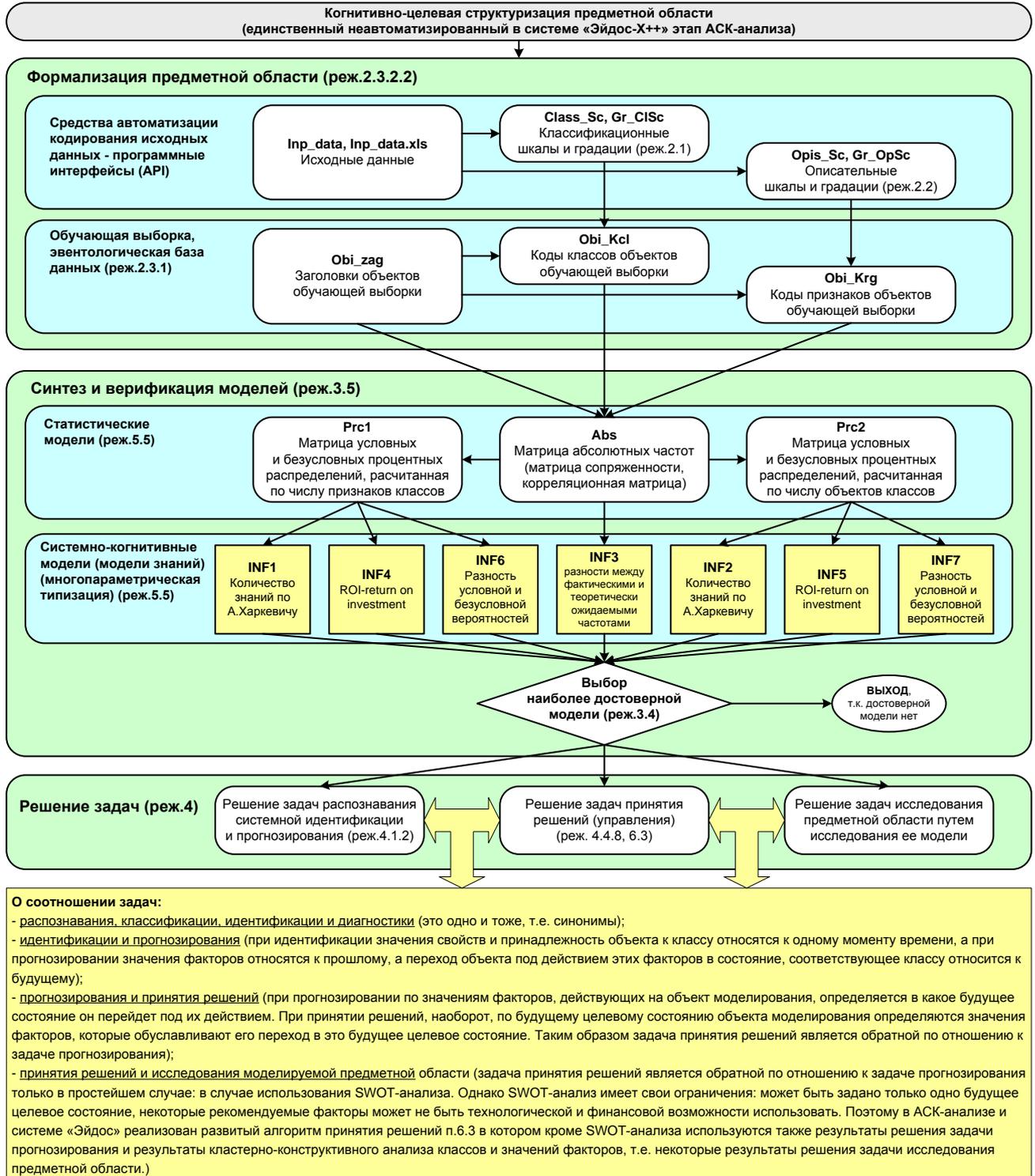


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в численном примере.

1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

В период когнитивно-целевой структуризации предметной области мы будем рассматривать на качественном уровне факторы, которые действуют на моделируемый объект (причины), а в качестве результатов действия этих факторов (последствий).

При этом системно-когнитивные модели (СК-модели) отражают лишь сам факт нахождения зависимостей между значениями факторов и итогами их действия. Но они не отражают причин и механизмов такого воздействия. Это значит, что содержательное толкование СК-моделей применяется специалистами, которые хорошо разбираются в данной предметной области.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем общее количество зарегистрированных преступлений (таблица 1), а в качестве описательных шкал – разновидности преступлений (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационные шкалы

| KOD_CLSC | NAME_CLSC |
|----------|-------------------------------------|
| 1 | Всего зарегистрировано преступлений |

Таблица 2 – Описательные шкалы (таблица сокращена)

| KOD_OPSC | NAME_OPSC |
|----------|--|
| 1 | Зарегистрировано преступлений террористического характера |
| 2 | Не раскрыто преступлений экстремистской направленности |
| 3 | Не раскрыто преступлений террористического характера |
| ... | ... |
| 110 | Количество преступлений, уголовные дела о которых направлены в суд с обвинительным заключением или обвинительным актом |
| 111 | Количество предварительно расследованных преступлений в отчетном периоде |

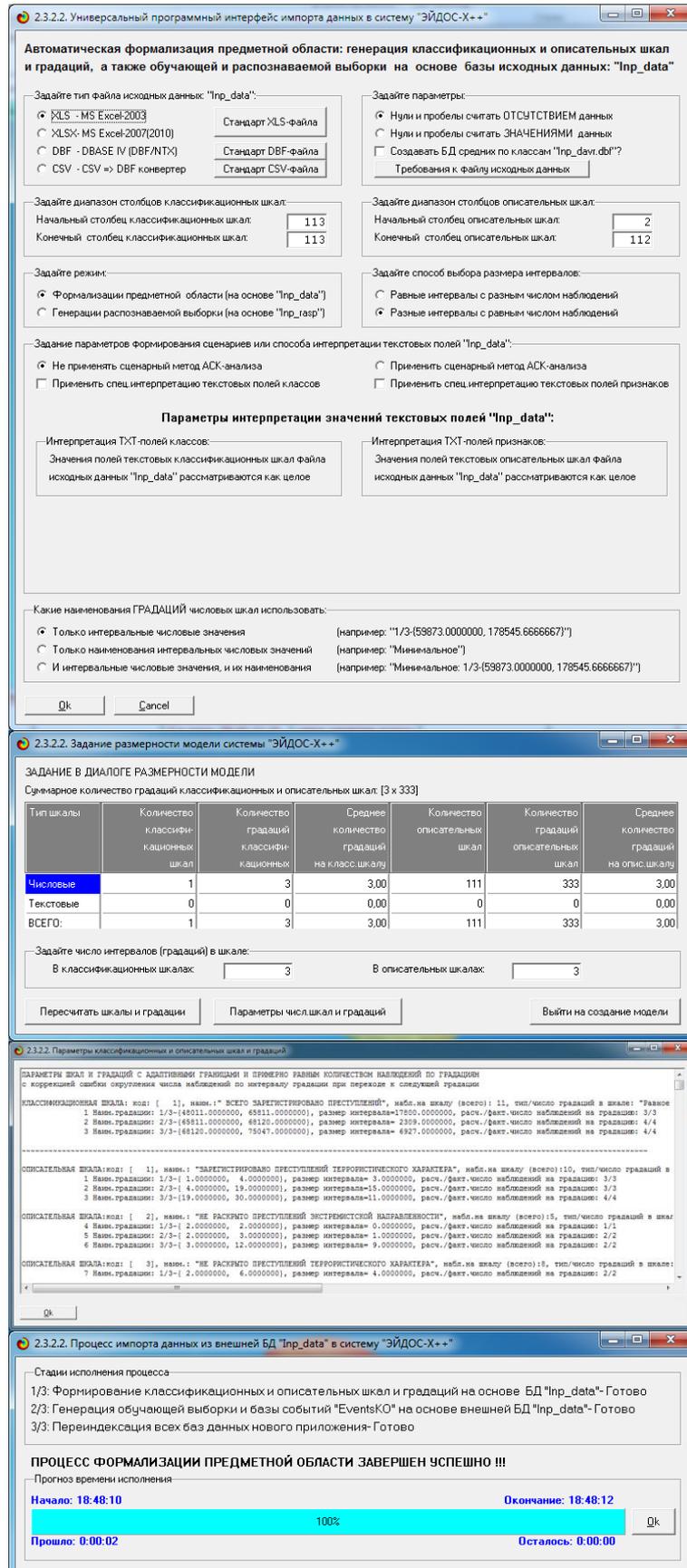


Рисунок 2. Экранные форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа²



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

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

3. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 4).

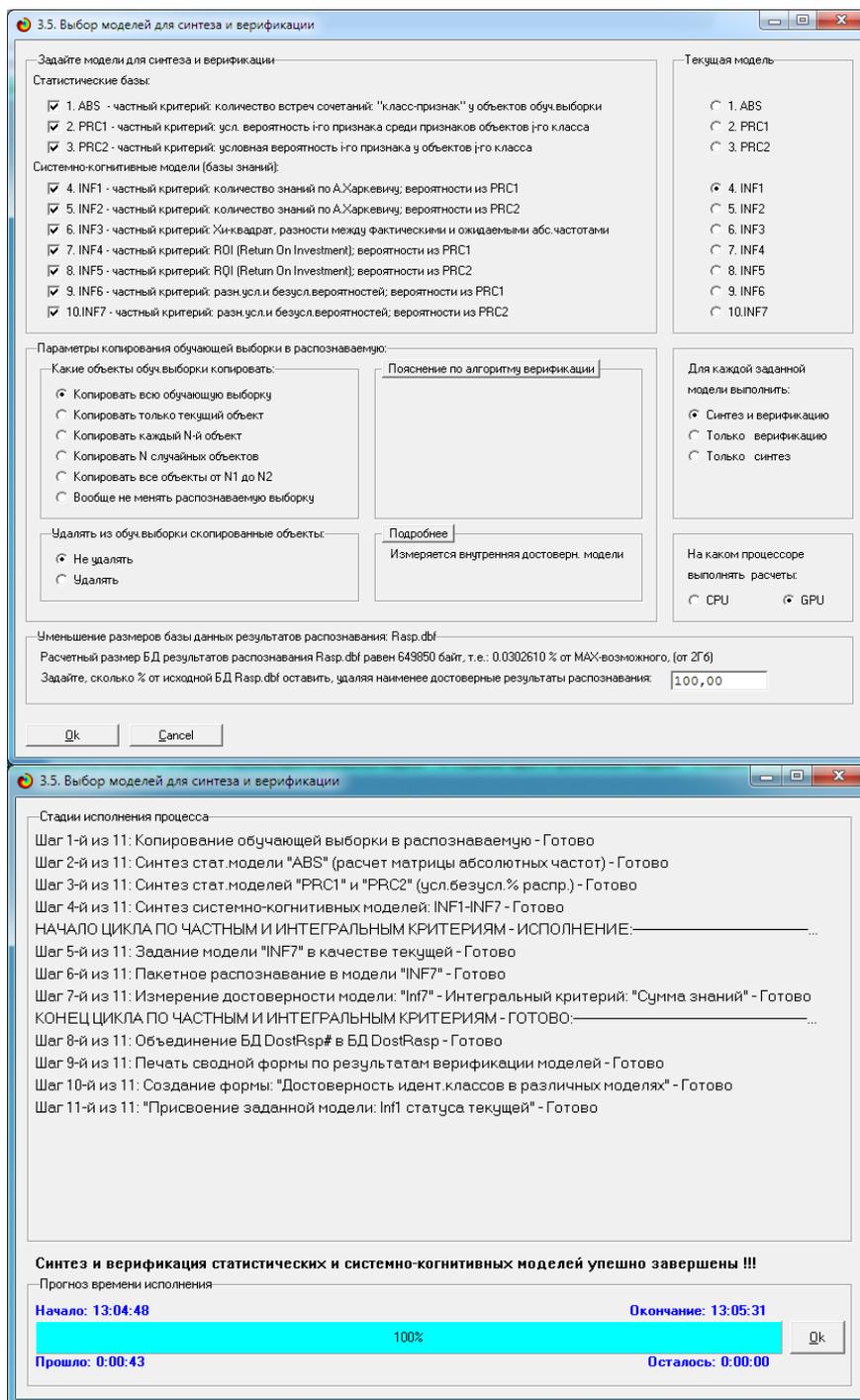


Рисунок 4. Экранная форма режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Из рисунка 4 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял около 1 минуты. Отметим, что при синтезе и верификации моделей использовалась видеокарта, а то есть ее графический процессор. На центральном процессоре эти операции выполняются на много дольше. Таким образом, вычисление на графических процессорах видеокарты даёт возможность обрабатывать больше данных, чем на процессоре.

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных описательных шкал рассматривается с одной единственной точки зрения: какое количество информации содержится в них о том, какими будут результаты работы [2]. Поэтому нет разницы в каких единицах измерения измеряются те или иные свойства. [2]. Это и есть решение проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий.

3.1. Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Достоверность модели в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по критериям L1- L2- мерам профессора Евгения Вениаминовича Луценко. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 5).

3.4. Обобщенная форма достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"

| Наименование модели и частного критерия | Интегральный критерий | ога ли | Ф-мера Ваг Рискбергена | Сумма модул. уровней сход. истинно-поло. решения (SIF) | Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решения (SIN) | Сумма модул. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP) | Сумма модул. уровней сход. ложно-отрицат. решений (SFN) | S-Точность модели | S-Полнота модели | L1-мера проф. Е.В.Луценко |
|--|-----------------------------------|--------|------------------------|--|---|---|---|-------------------|------------------|---------------------------|
| 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "и/или" | Корреляция абс.частот с обр... | 1.000 | 0.815 | 7.251 | 7.134 | 1.339 | | 0.844 | 1.000 | 0.915 |
| 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "и/или" | Сумма абс.частот по признак... | 1.000 | 0.500 | 8.322 | | 8.839 | | 0.485 | 1.000 | 0.653 |
| 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред. | Корреляция усл.отн.частот с о... | 1.000 | 0.815 | 7.251 | 7.134 | 1.339 | | 0.844 | 1.000 | 0.915 |
| 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред. | Сумма усл.отн.частот по призна... | 1.000 | 0.500 | 9.062 | | 9.827 | | 0.480 | 1.000 | 0.648 |
| 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака. | Корреляция усл.отн.частот с о... | 1.000 | 0.815 | 7.251 | 7.134 | 1.339 | | 0.844 | 1.000 | 0.915 |
| 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака. | Сумма усл.отн.частот по призна... | 1.000 | 0.500 | 8.957 | | 9.692 | | 0.480 | 1.000 | 0.649 |
| 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в. | Семантический резонанс зна... | 0.909 | 0.800 | 6.226 | 7.527 | 0.828 | 0.187 | 0.883 | 0.971 | 0.925 |
| 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в. | Сумма знаний | 1.000 | 0.647 | 6.770 | 1.461 | 2.855 | | 0.703 | 1.000 | 0.826 |
| 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в. | Семантический резонанс зна... | 0.909 | 0.800 | 6.181 | 7.474 | 0.815 | 0.178 | 0.884 | 0.972 | 0.926 |
| 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в. | Сумма знаний | 1.000 | 0.647 | 6.765 | 1.402 | 2.744 | | 0.711 | 1.000 | 0.831 |
| 6. INF3 - частный критерий: Хинквизит, разности между фактич. | Семантический резонанс зна... | 1.000 | 0.815 | 7.384 | 8.434 | 1.035 | | 0.877 | 1.000 | 0.935 |
| 6. INF3 - частный критерий: Хинквизит, разности между фактич. | Сумма знаний | 1.000 | 0.815 | 6.355 | 7.258 | 0.903 | | 0.876 | 1.000 | 0.934 |
| 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн... | Семантический резонанс зна... | 0.909 | 0.800 | 6.237 | 7.296 | 0.720 | 0.189 | 0.897 | 0.971 | 0.932 |
| 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн... | Сумма знаний | 1.000 | 0.611 | 6.742 | 0.480 | 2.927 | | 0.697 | 1.000 | 0.822 |
| 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн... | Семантический резонанс зна... | 0.909 | 0.800 | 6.208 | 7.264 | 0.711 | 0.182 | 0.897 | 0.971 | 0.933 |
| 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн... | Сумма знаний | 1.000 | 0.611 | 7.038 | 0.465 | 2.960 | | 0.704 | 1.000 | 0.826 |
| 9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей, вер. | Семантический резонанс зна... | 0.909 | 0.800 | 6.330 | 7.022 | 0.967 | 0.184 | 0.868 | 0.972 | 0.917 |
| 9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей, вер. | Сумма знаний | 1.000 | 0.611 | 7.026 | 0.563 | 3.058 | | 0.697 | 1.000 | 0.821 |
| 10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей, ве... | Семантический резонанс зна... | 0.909 | 0.800 | 6.297 | 6.980 | 0.953 | 0.179 | 0.869 | 0.972 | 0.918 |
| 10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей, ве... | Сумма знаний | 1.000 | 0.629 | 6.846 | 0.519 | 2.892 | | 0.703 | 1.000 | 0.826 |

Помощь по иерарх.достоверности | Помощь по частотным распределениям | TP,IN,FP,FN | (TP,FP), (TN,FN) | (T-F)/(T+FP+100) | Задать интервал сглаживания

Рисунок 5. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

Из рисунка 5 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по критерию L1 проф.Е.В.Луценко [3] наиболее достоверной СК-моделью является INF3, с интегральными критериями «Семантический резонанс знаний» и «Сумма знаний» с равными значениями ($L1=0,815$ при максимуме 1,000), что является очень хорошим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК - модели сильной причинно-следственной зависимости между входными данными.

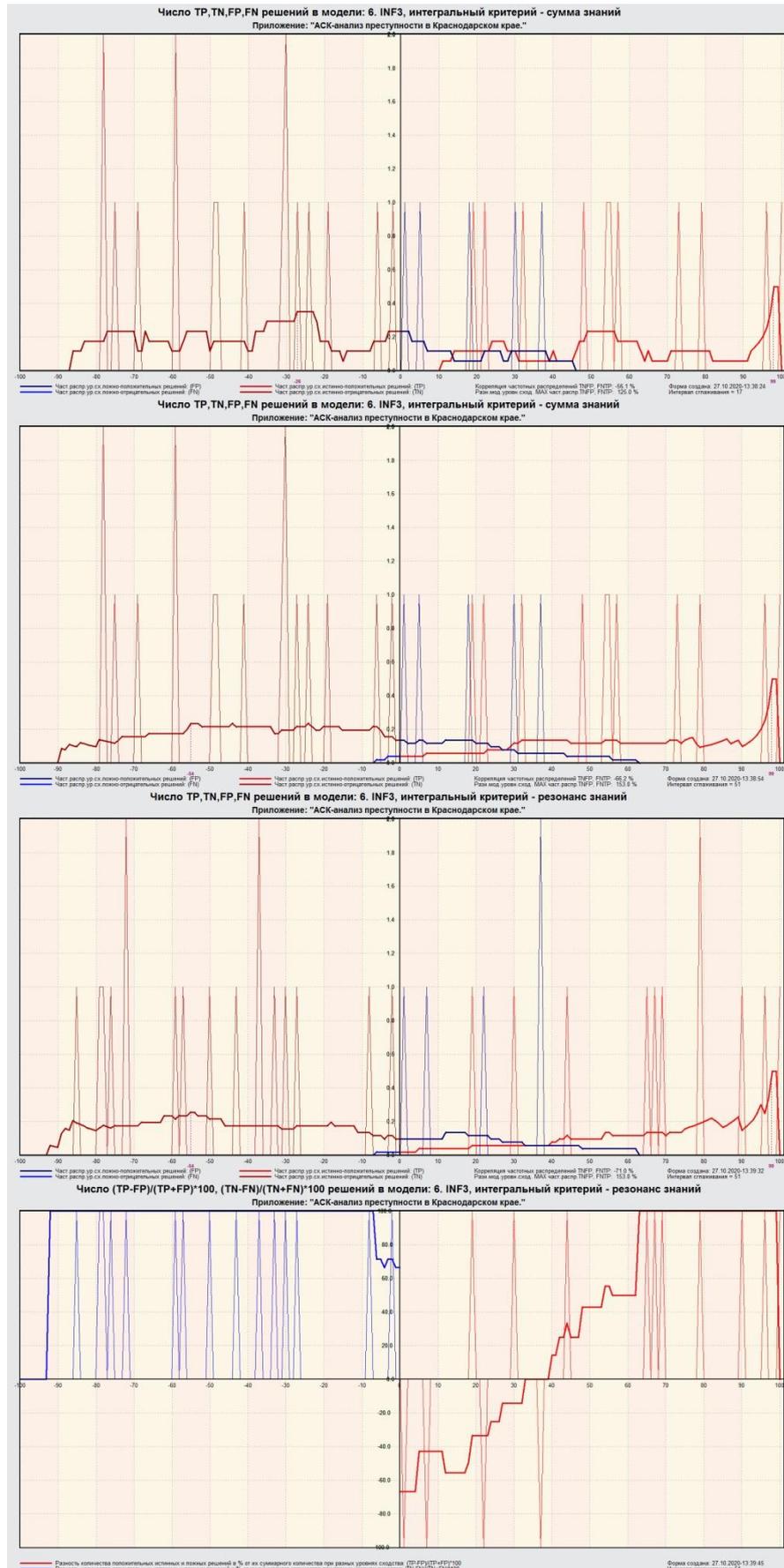


Рисунок 6. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

На рисунке 6 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам прогнозирования результатов цен в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки.

Сдвиг этих распределений позволяет решать задачу прогнозирования и другие задачи.

На рисунке 7 приведен Help по режиму 3.4, в котором описаны меры достоверности моделей, применяемые в системе «Эйдос»:

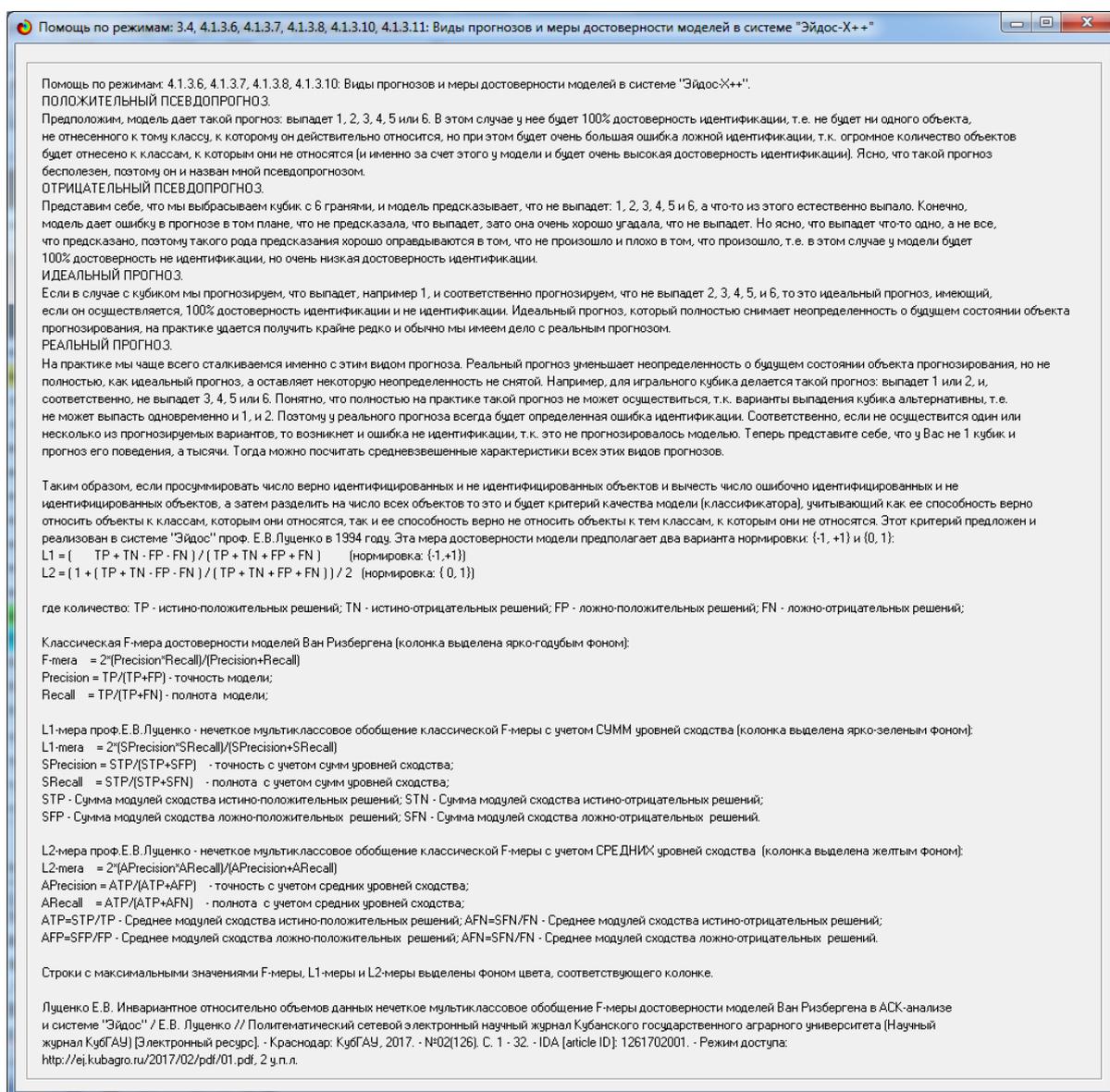


Рисунок 7. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

3.2. Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой (рисунок 1), можно присвоить СК-модели INF3 статус текущей модели. Для это запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 8).

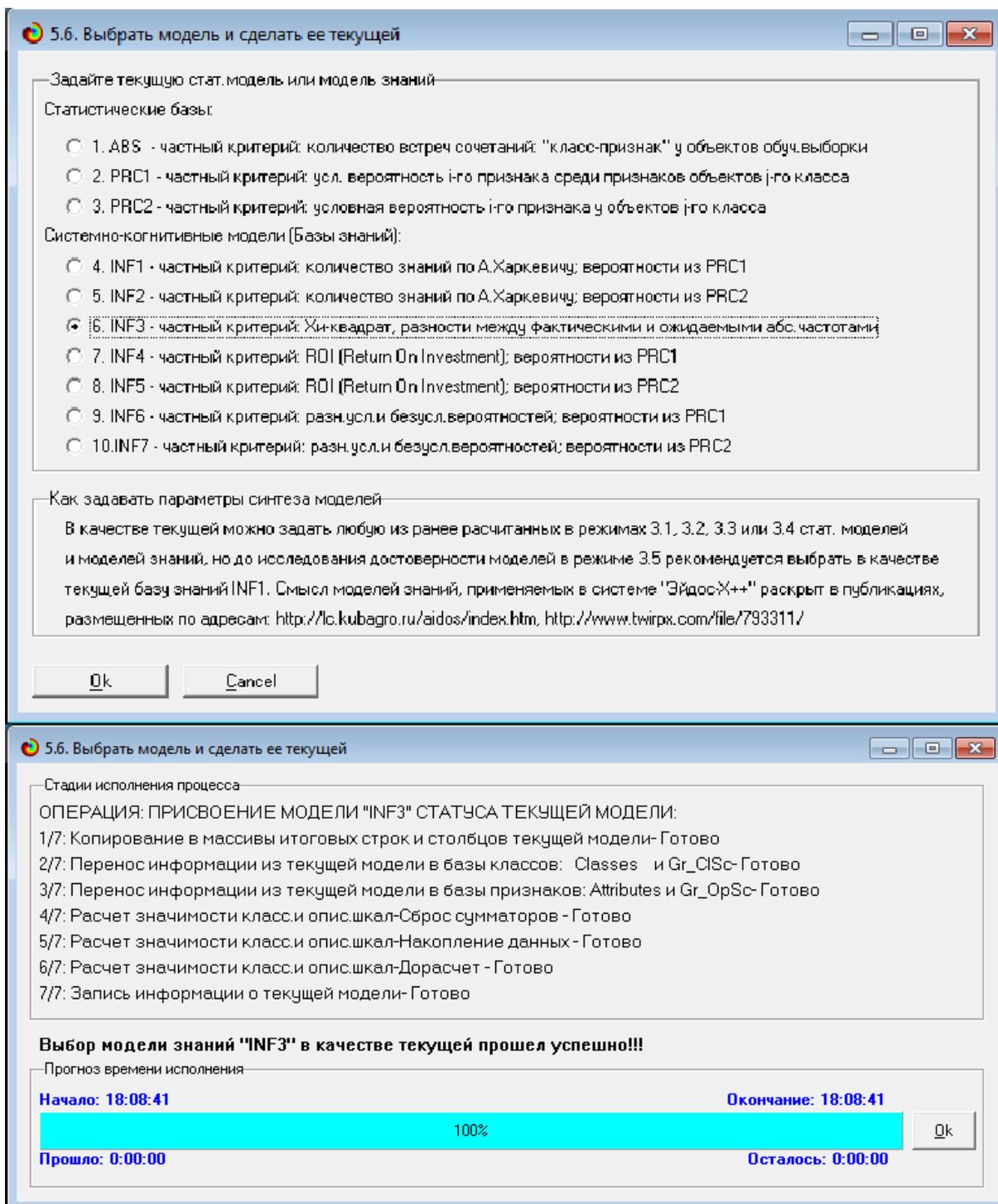


Рисунок 8. Экранные формы придания наиболее достоверной по L1-критерию СК-модели Inf3 статуса текущей модели

4. РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

Принятие решений осуществляется по силе и направлению факторов. Эти факторы влияют на принадлежность положений объекта моделирования к классам, которые соответствуют разным будущим состояниям. По сути это решение задачи SWOT-анализа.

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений характеристик исследуемой модели, а также результатов их взаимных соотношения.

В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом выявляется система детерминации заданного класса, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу. На рисунке 9 приведены SWOT-диаграммы, отражающие систему детерминации преступлений в Краснодарском крае.

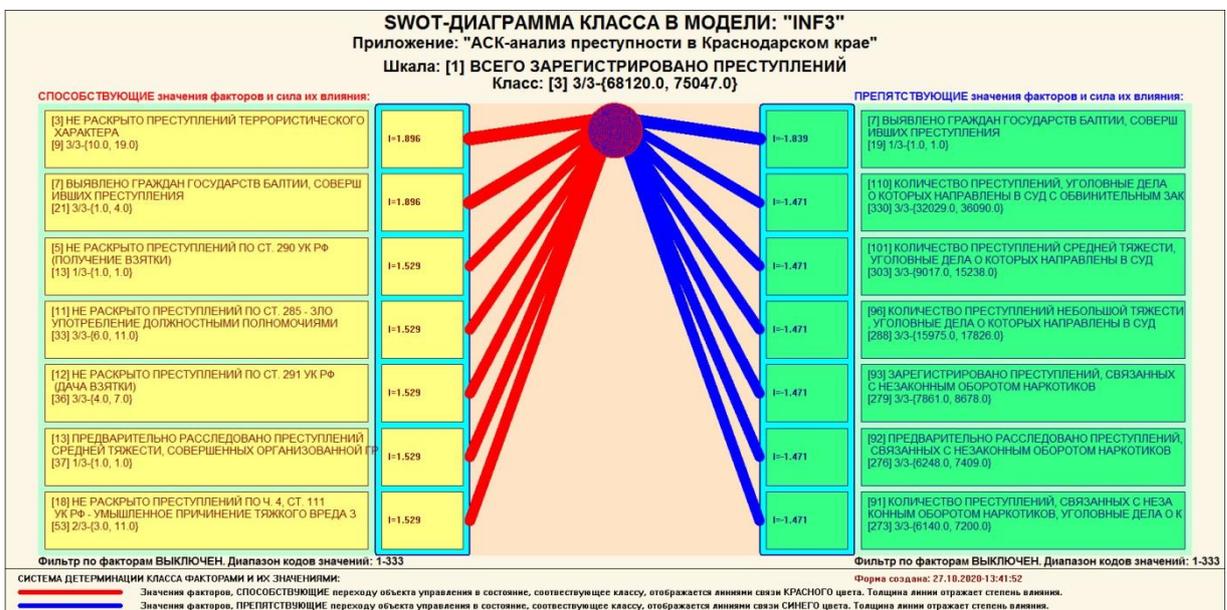
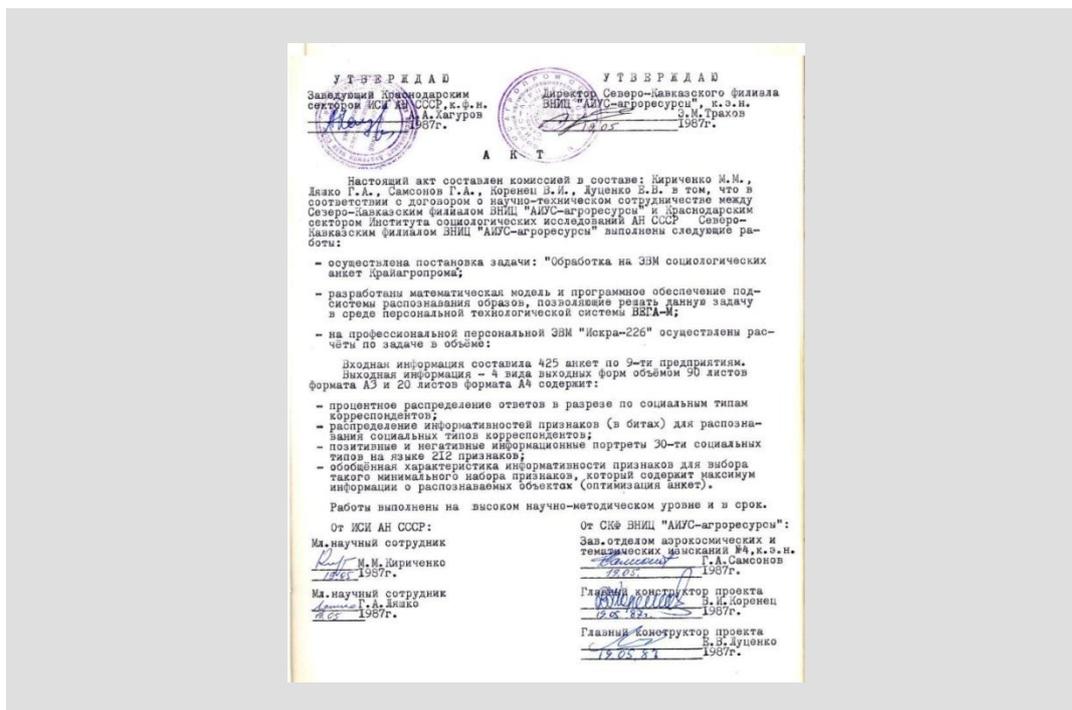


Рисунок 9. SWOT-диаграмма, отражающая силу и направление влияния разновидностей преступлений

Информация о системе значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие

классам, может быть приведена не только в диаграммах, показанных на рисунках 9, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности в этих формах может быть выведена значительно более полная информация (в т.ч. вообще вся имеющая в модели). Подобная подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути: C:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\SWOTCIs#####Inf3.DBF, где: «#####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

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



В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования.

Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его

слабых сторон (недостатков), источником которых чаще всего является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего опыта и профессиональной компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже более 30 лет, но к сожалению она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос» [4, 9, 10].

5. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ

Модель достоверна, если исследование можно считать самым моделируемым объектом, т.е. результаты исследования модели относить к самому объекту моделирования, «переносить на него».

В системе «Эйдос» множество таких возможностей для данного исследования, из-за ограничений в этой работе объема мы рассмотрим лишь результаты кластерно-конструктивного анализа классов и признаков (когнитивные диаграммы и дендрограммы), а также нелокальные нейроны, нелокальные нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты и когнитивные функции.

5.1. Когнитивные диаграммы классов

Такие диаграммы показывают различие и сходство классов. Мы получаем их в режимах 4.2.2.1 и 4.2.2.2 (рисунок 10).

Когнитивная диаграмма, показанная на рисунке 10, даёт нам увидеть оценки сходства и различия между классами, полученных с применением системно-когнитивной модели, созданной на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок путем интуиции и профессионализма.

Когнитивная диаграмма, показанная на рисунке 12, даёт нам увидеть сходства и различия между признаками.

В системе «Эйдос» есть возможность управлять параметрами формирования и вывода изображения, приведенного на рисунке 10. Для этого используется диалоговое окно, приведенное на рисунке 11.

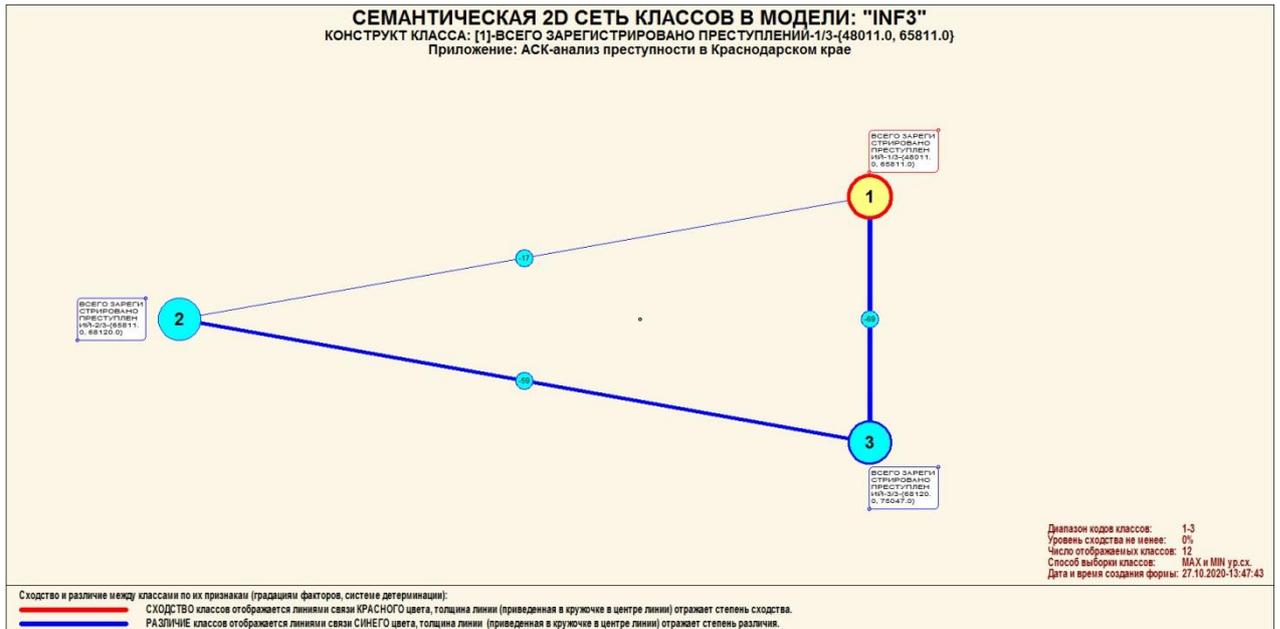


Рисунок 10. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходство/различие между классами по детерминирующим (обуславливающим) их значений признаков

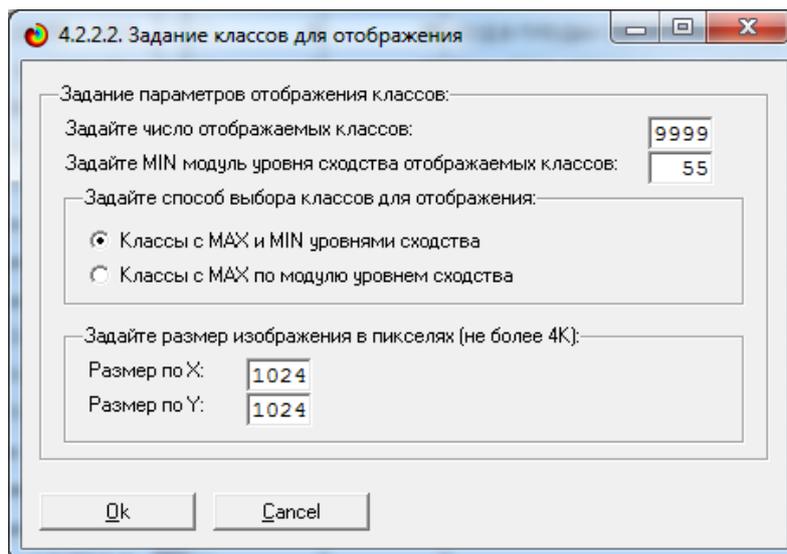


Рисунок 11. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

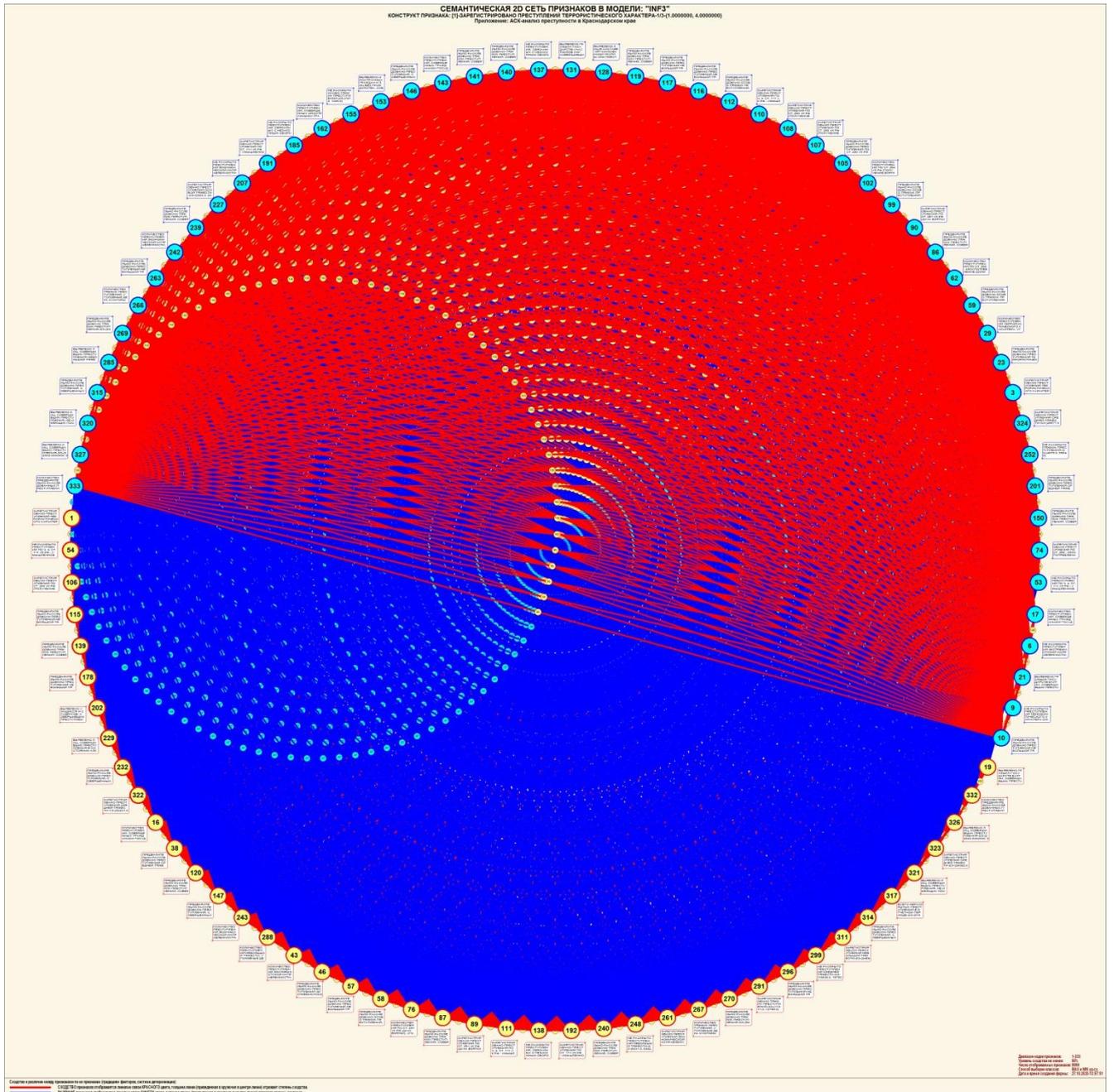


Рисунок 12. Семантическая 2D сеть признаков

5.2. Когнитивные функции

Вместо описания когнитивной функции, приведем HELP режим системы «Эйдос» (рисунок 13)

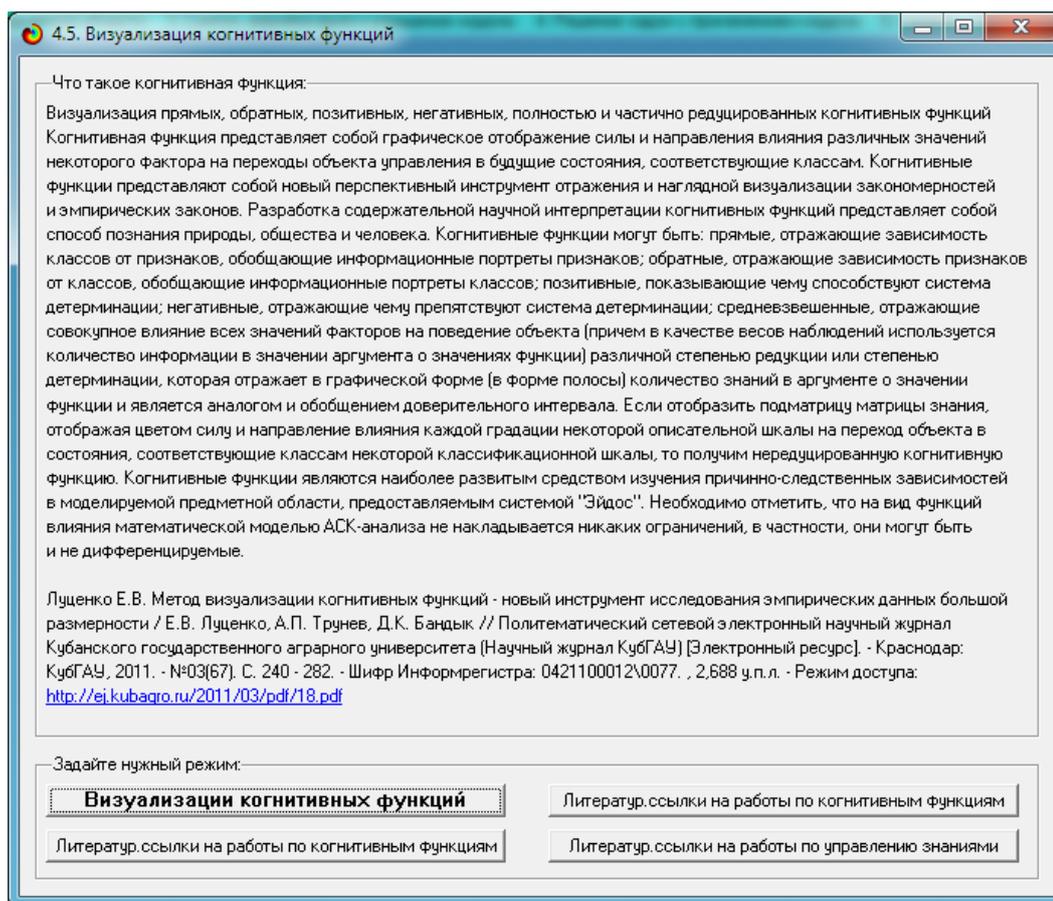
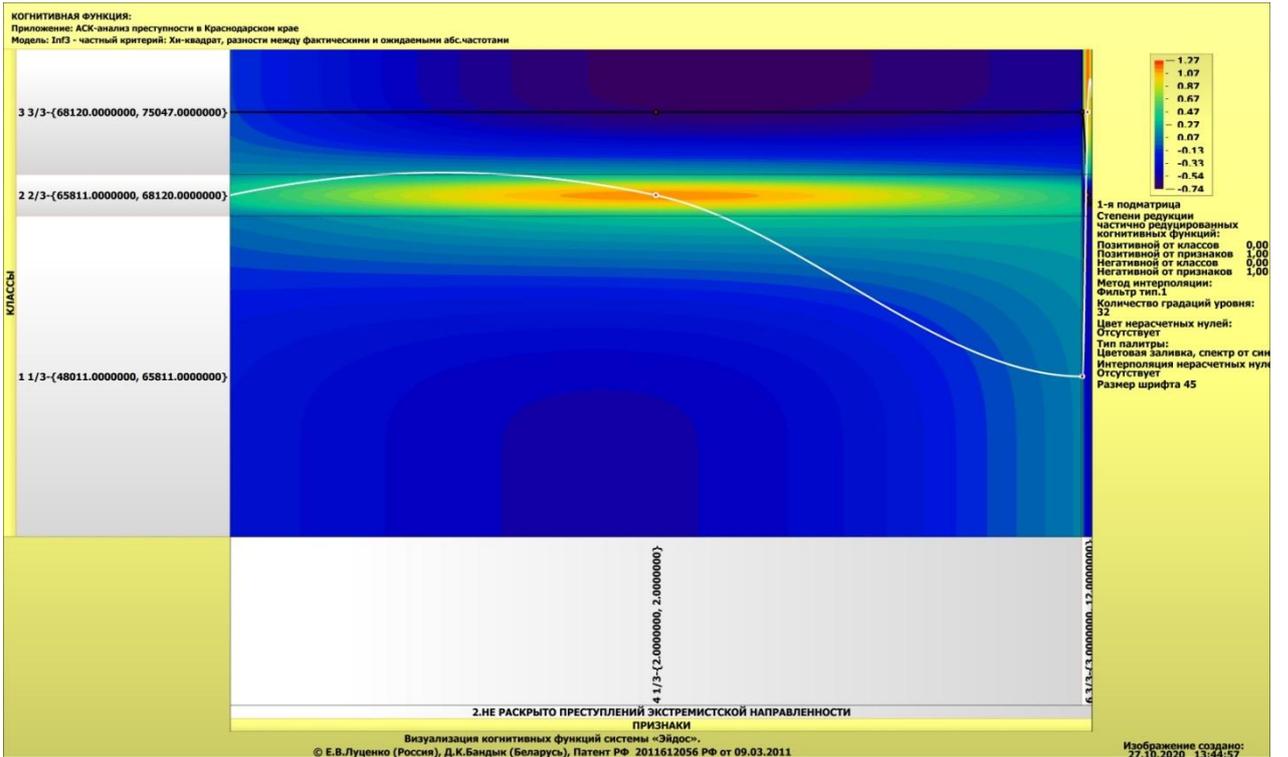
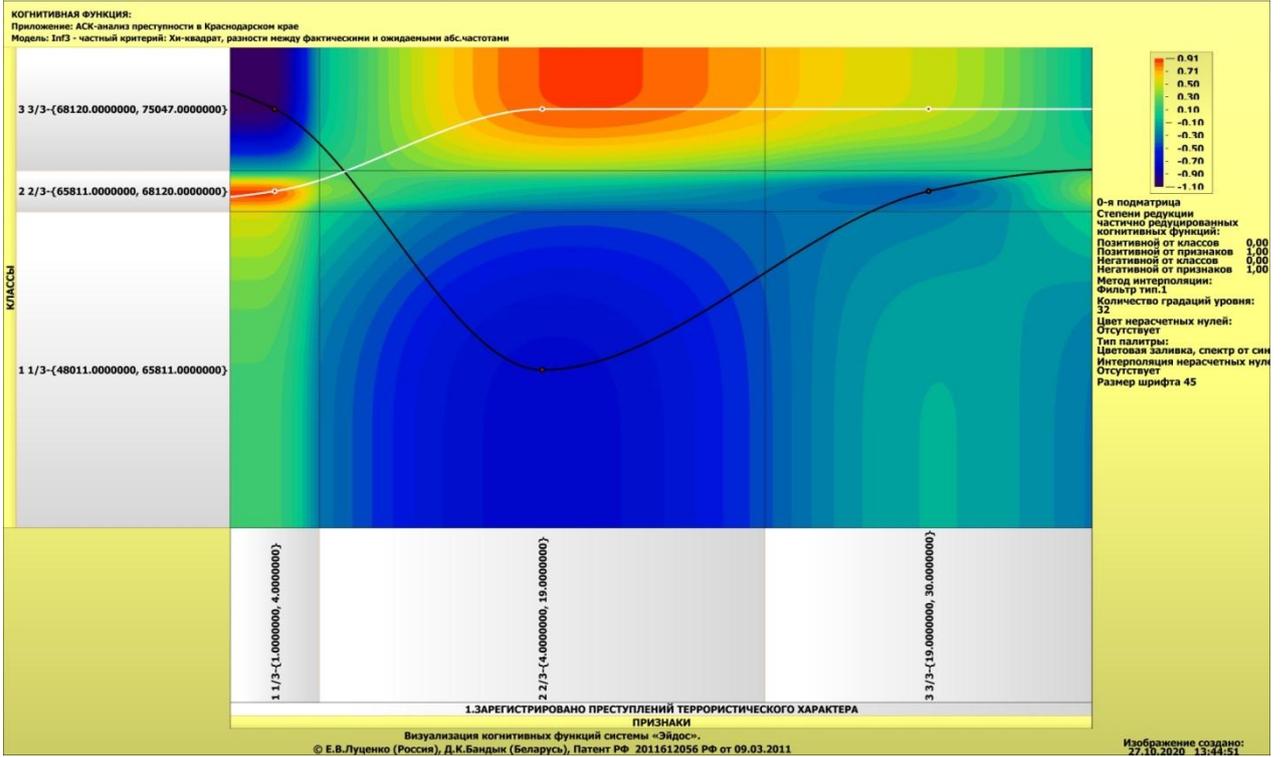
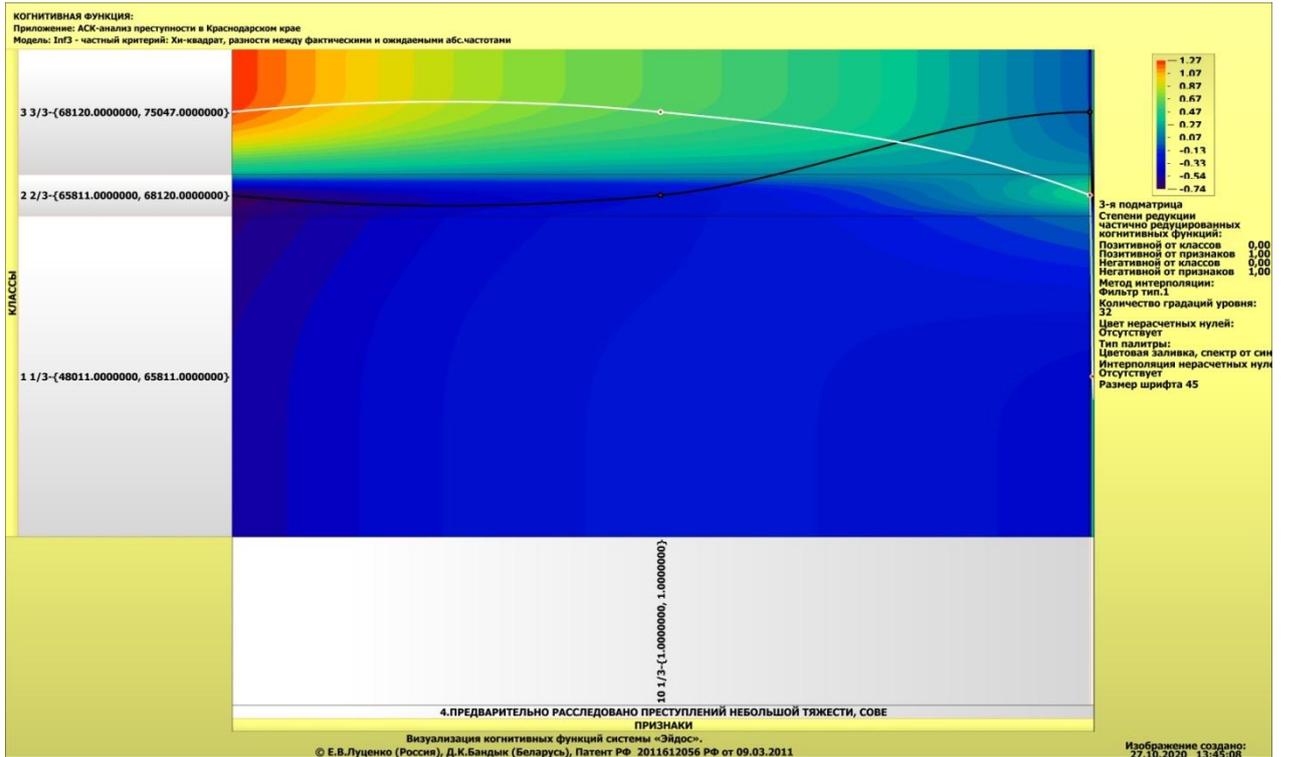
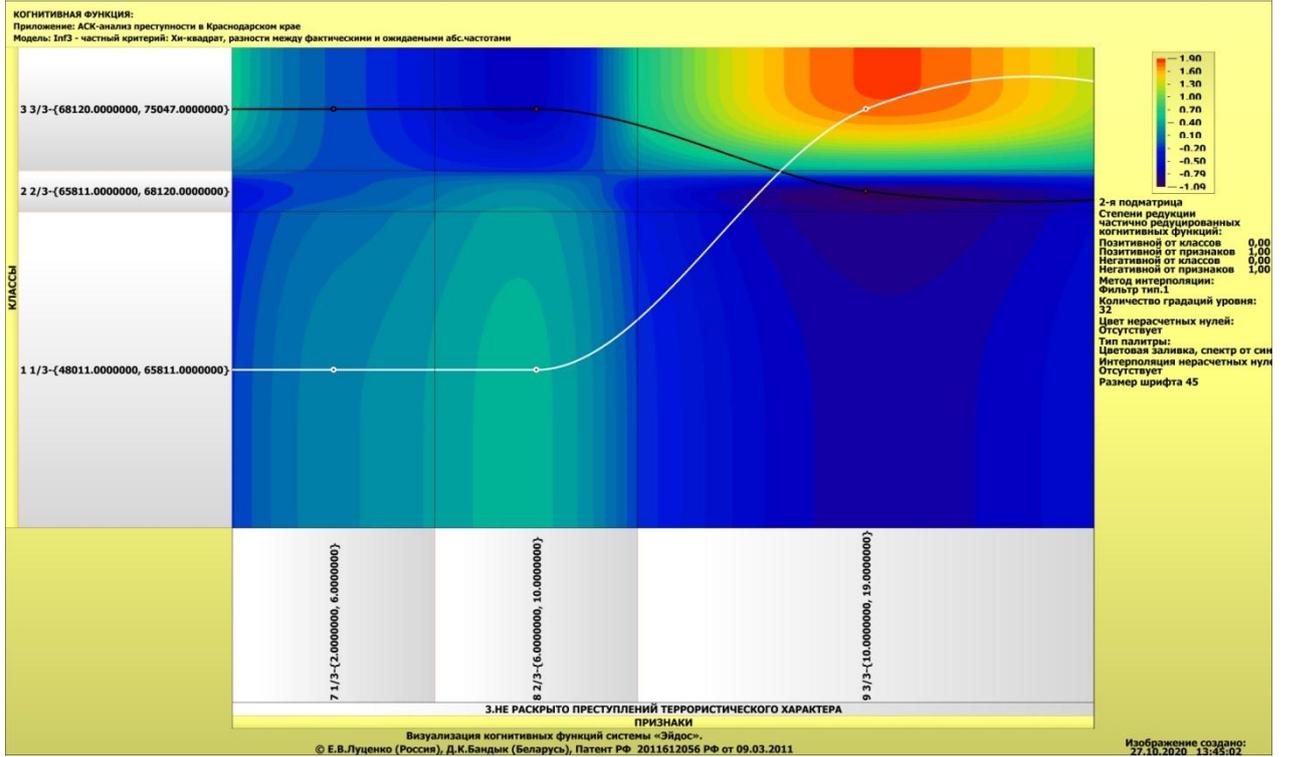
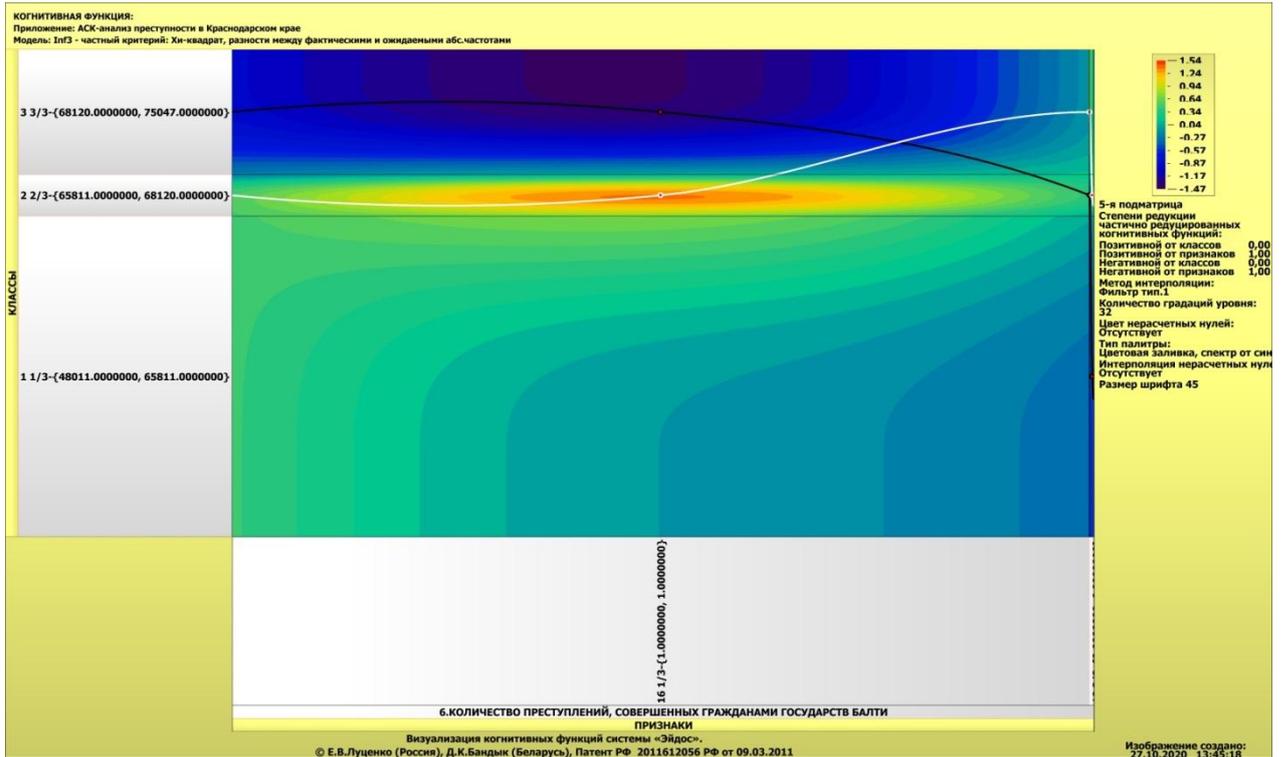
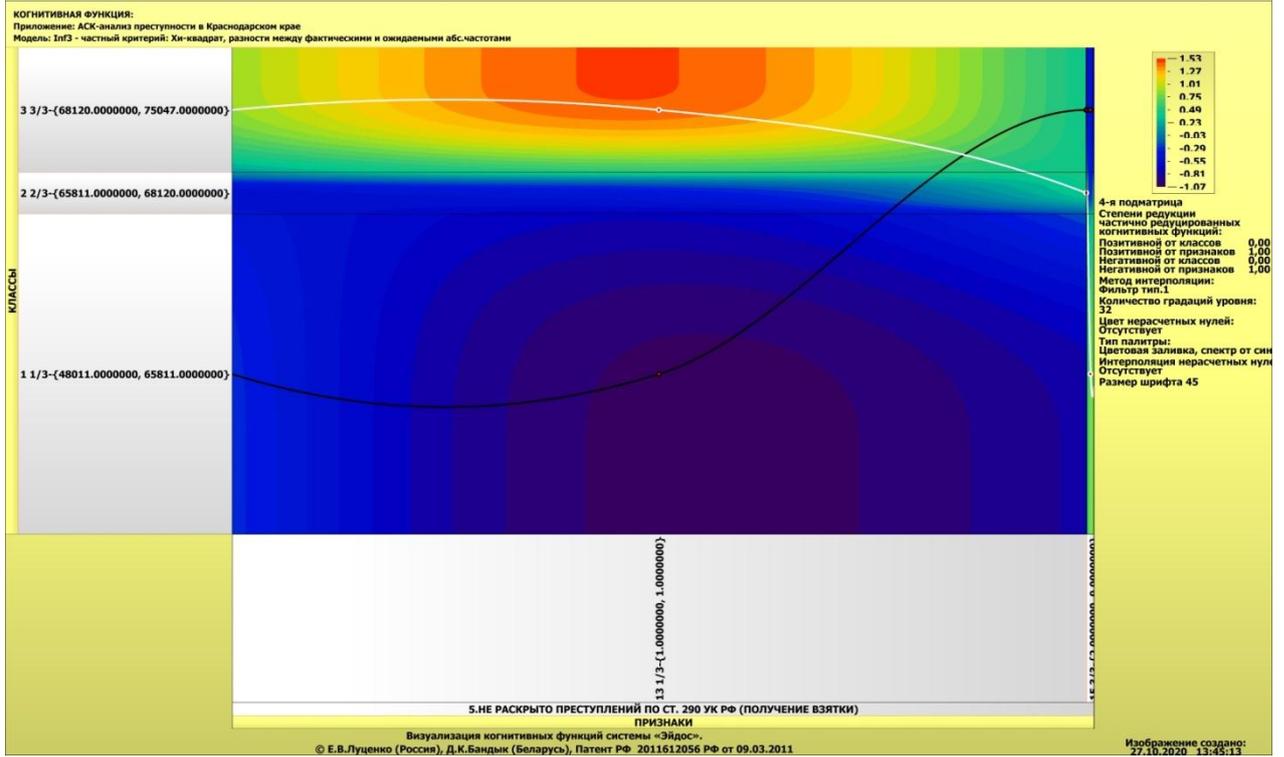


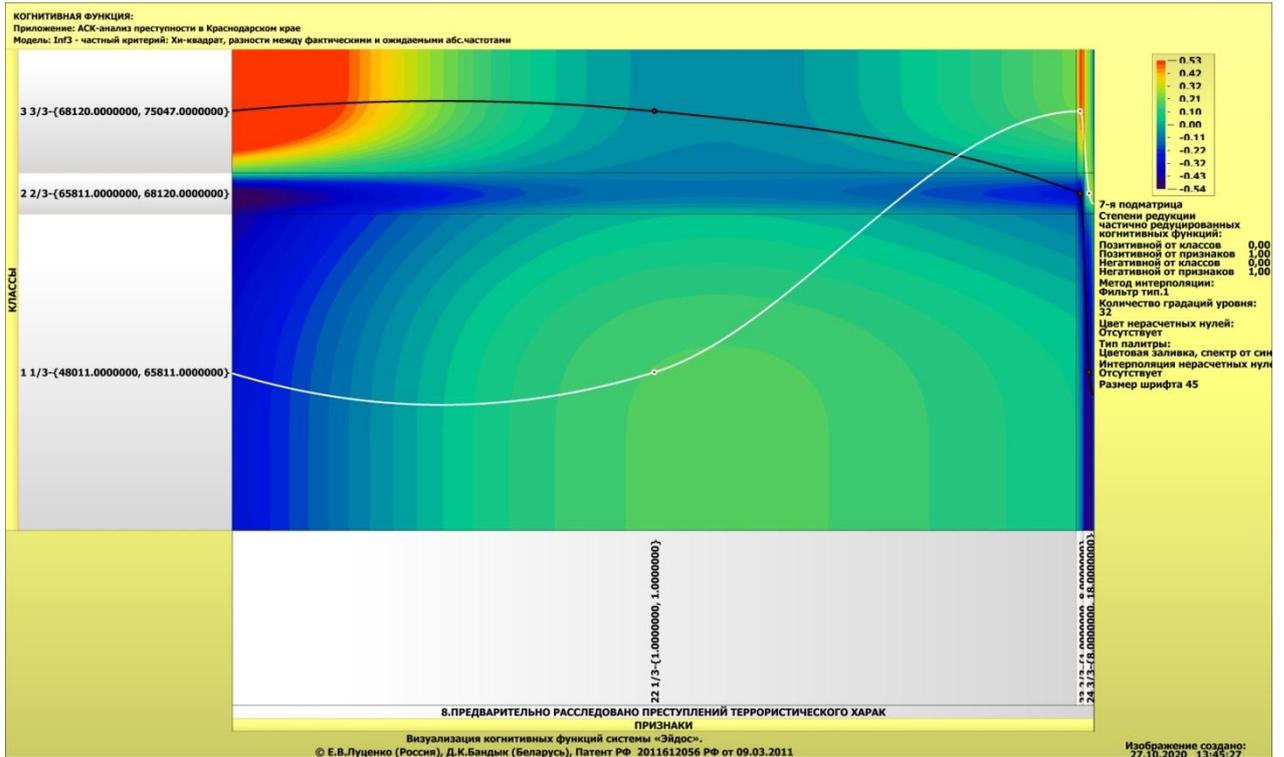
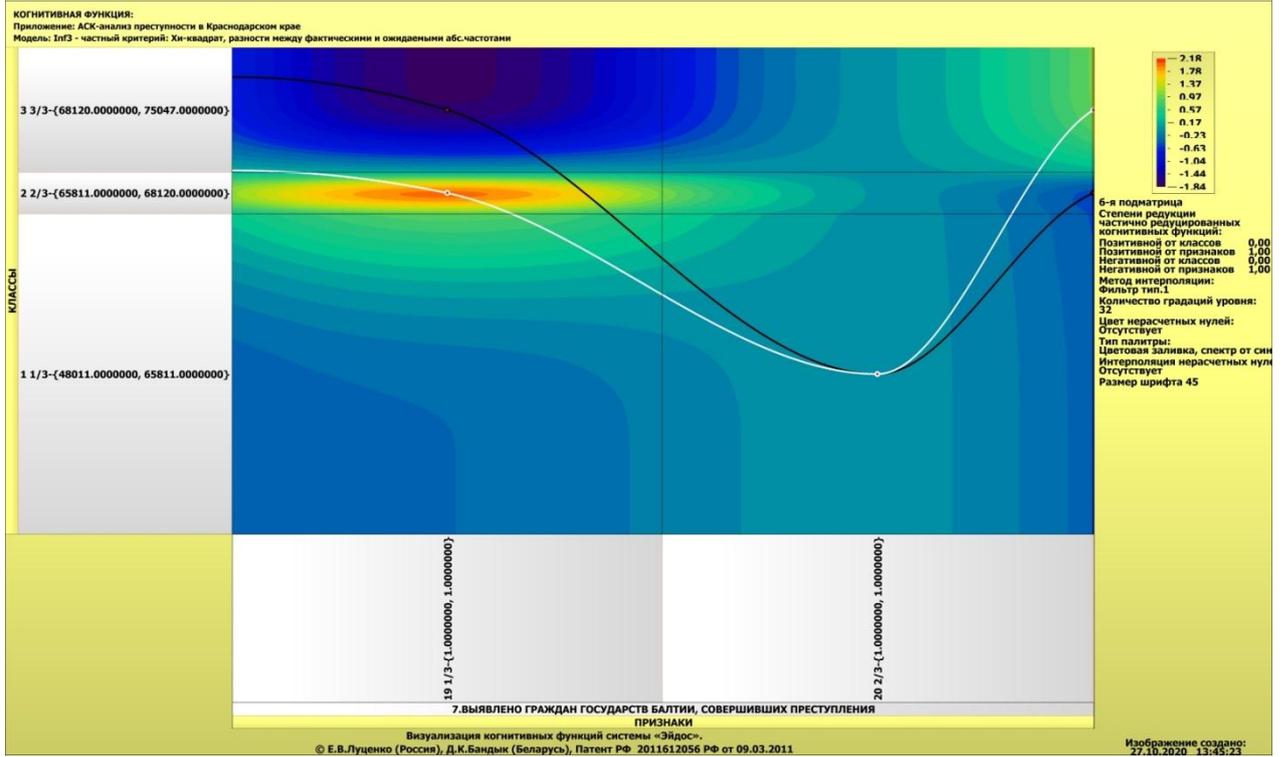
Рисунок 13. Help режима визуализации когнитивных функций

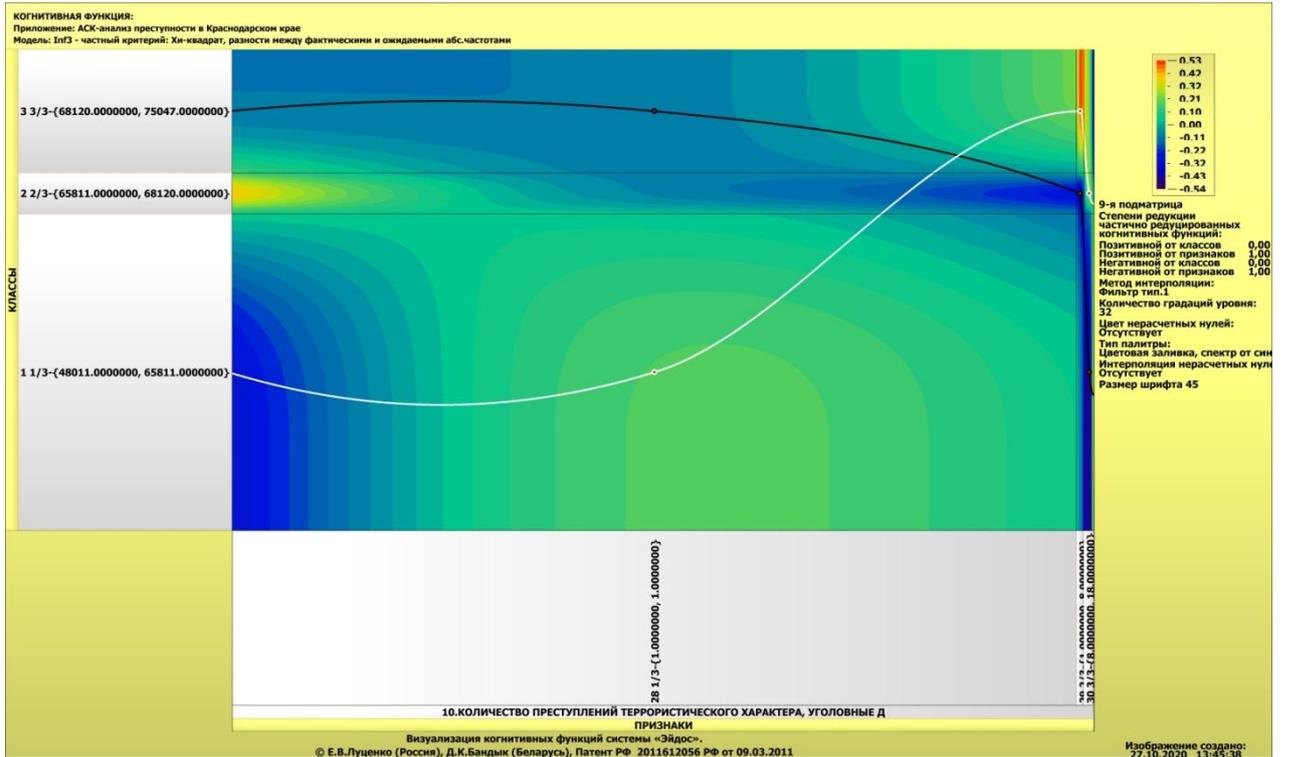
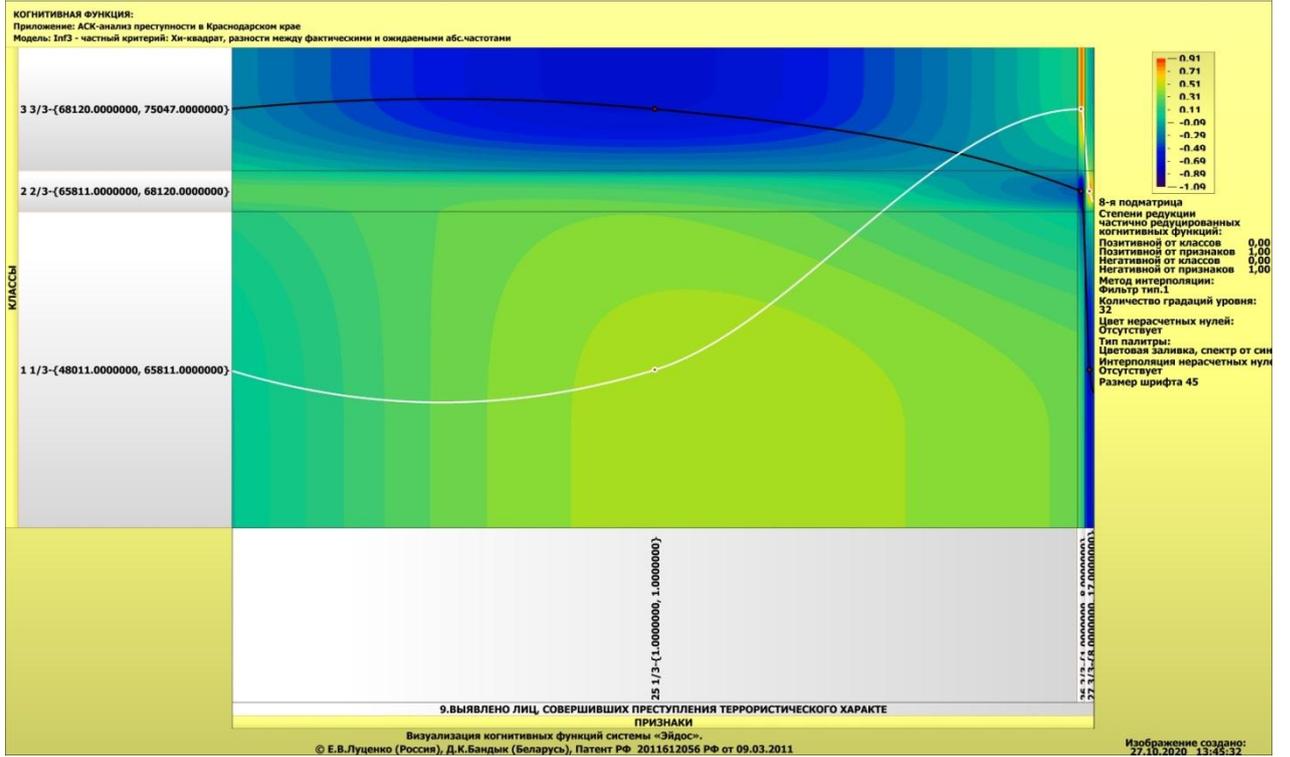
На рисунках ниже приводятся примеры когнитивных функций, наглядно отражающих силу и направление влияния различных преступлений в Краснодарском крае.

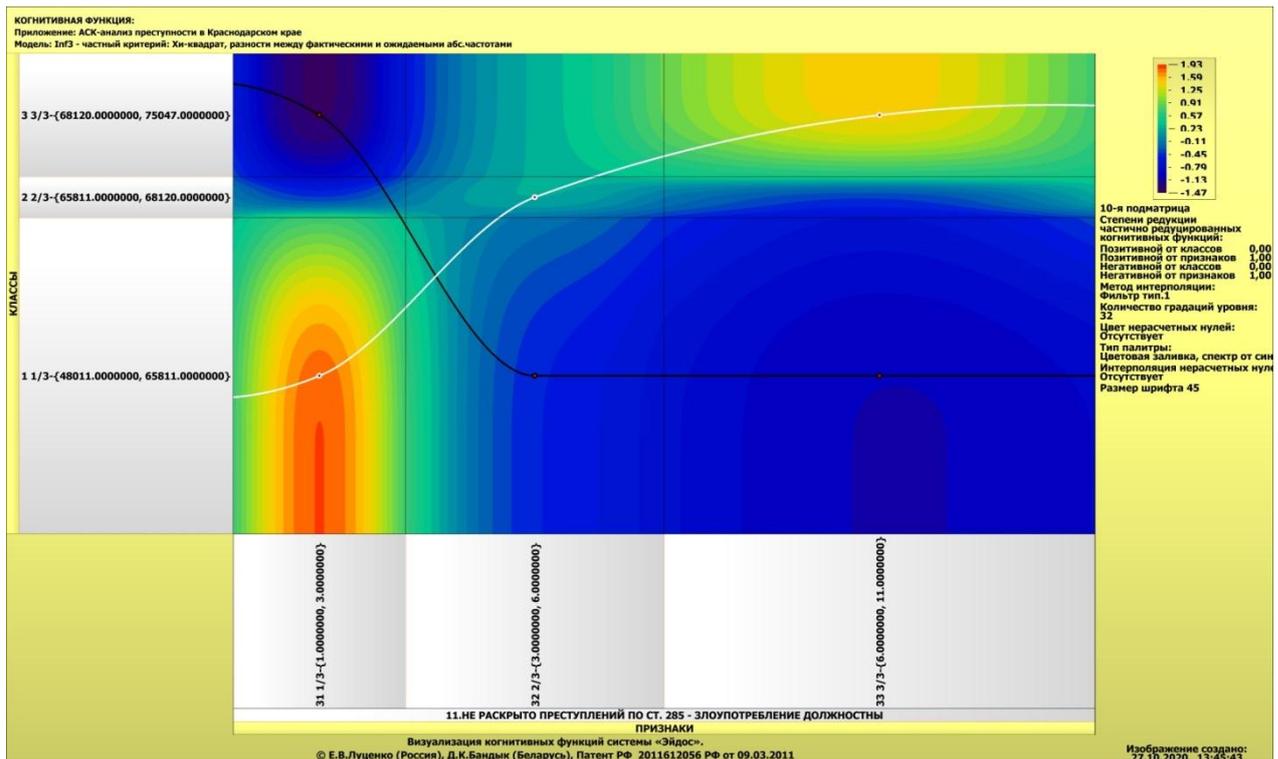












Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации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

детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию. Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос". Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК- анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

6. СИЛА И НАПРАВЛЕНИЕ ВЛИЯНИЯ ЗНАЧЕНИЙ ФАКТОРОВ И СИЛА ВЛИЯНИЯ САМИХ ФАКТОРОВ НА РЕЗУЛЬТАТЫ ЛИКВИДНОСТИ

На рисунке 5 приведены статистические и системно-когнитивные модели, отражающие моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам (градации классификационных шкал).

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

Если какое-то значение свойства модели слабо влияет на результаты их соотношения цена/качество, то в соответствующей строке будут малые по модулю значения разных знаков, если же сильно влияет – то и значения будут

большие по модулю разных знаков.

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

Существует много мер вариабельности значений: это и среднее модулей отклонения от среднего, и дисперсия, и среднеквадратичное отклонение, и другие. В АСК-анализе и системе «Эйдос» для этой цели принято использовать среднеквадратичное отклонение. Численно оно равно стандартному отклонению и вычисляется по той же формуле, но мы предпочитаем не использовать термин «стандартное отклонение», т.к. он предполагает нормальность распределения исследуемых последовательностей чисел, а значит и проверку соответствующих статистических гипотез.

Из данных матрицы модели можно составить Парето-подмножество нелокальной нейронной, отражающую зависимость ценности модели от числа наиболее ценных признаков в ней (рисунок 14).

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

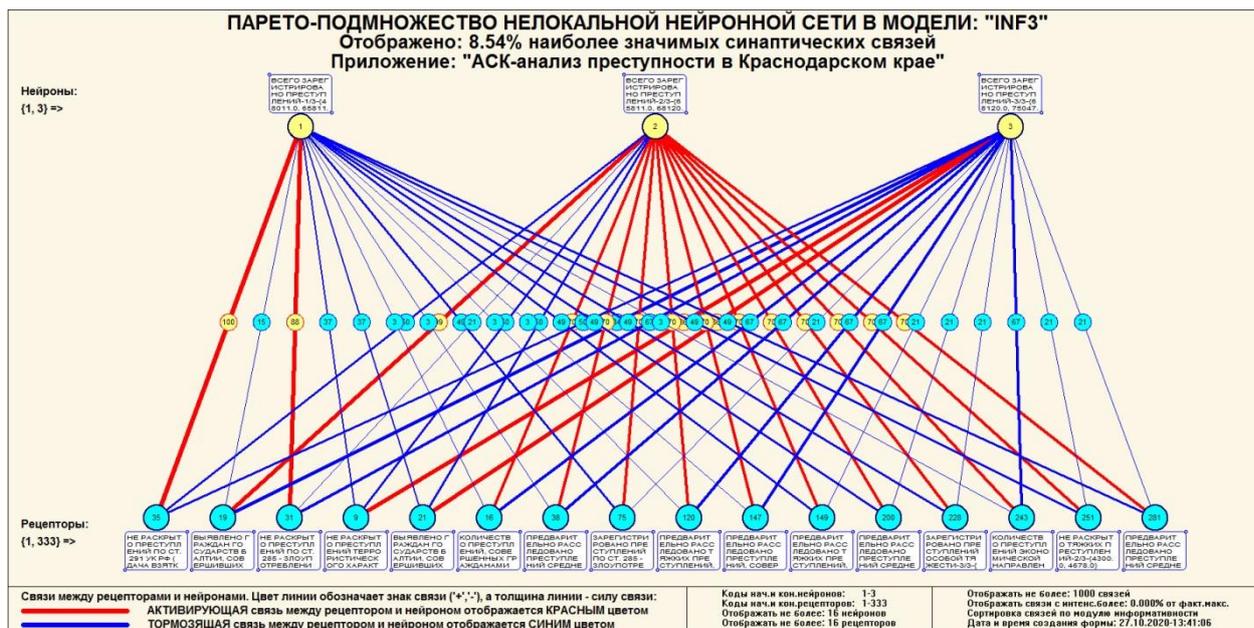


Рисунок 14. Парето-подмножество значимости градаций описательных шкал

7. УСТОЙЧИВОСТЬ РЕЗУЛЬТАТОВ ЦЕНЫ АВТОМОБИЛЕЙ ОТ ЗНАЧЕНИЙ ОБУСЛАВЛИВАЮЩИХ ИХ СВОЙСТВ

Устойчивость зависимостей результатов цены и типа автомобиля от обуславливающих его факторов предполагает и подразумевает непрерывность и монотонность этих зависимостей.

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

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

Если в системе управления нарушается непрерывность управления, то это воспринимается как ее поломка, неисправность и непригодность для

выполнения своей функции.

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

Монотонность зависимостей результатов цены от обуславливающих их факторов означает, что:

– если фактор способствует получению результатов: увеличение значения фактора приводит к увеличению результатов соотношения цена/качество;

– если фактор препятствует получению результатов: увеличение значения фактора приводит к уменьшению результатов соотношения цена/качество.

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

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

Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на результат в нелинейной системе при этом получается очень похожий у всех факторов (для примера на рисунке 15 показаны 3 из них):

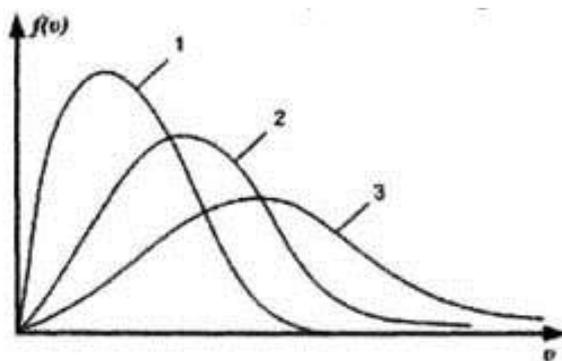


Рисунок 15. Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на нелинейный объект управления.

Например, если по оси X показать интенсивность полива какой-либо конкретной культуры, а по Y урожайность, то график на рисунке 15 можно интерпретировать таким образом, что при полном отсутствии полива урожайность будет минимальной, при его увеличении урожайность будет возрастать сначала быстро, потом все медленнее, затем достигнет максимума, а потом при дальнейшем увеличении полива она начнет уменьшаться пока опять не достигнет минимума, когда все поле превратится в озеро. Принципиально важно, что один и тот же полив будет действовать по-разному при условии одновременного действия других факторов, причем при этом смещается точка оптимума, т.е. при действии других факторов оптимальный полив становится другой, в чем и проявляется нелинейность системы и взаимодействие факторов, нарушение для них принципа суперпозиции (кривые 1, 2, 3 на рисунке 15).

Нарушение монотонности управления может приводить к различным видам зависимостей результатов от значений управляющих факторов: это могут быть зависимости, типа показанных на рисунке 16; периодические зависимости (ярким примером является таблица Д.И.Менделеева, в которой свойства химических элементов изменяются периодически при линейном увеличении заряда ядра), а также сложные зависимости, в которых трудно найти какую-либо

закономерность (напоминающие случайные).

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

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

ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ

В данной лабораторной работе на реальном примере были рассмотрены зависимости преступлений Краснодарского края с применением системно-когнитивного анализа и интеллектуальной системы «Эйдос». На основе наблюдений были получены коэффициенты с учетом числовых и текстовых показателей преступности. Измерительные шкалы номинального типа были графически изменены в общие единицы количества информации, что обеспечивает совместную обработку результатов измерений, которые были получены в этих шкалах. Из этого следует, что системно-когнитивный анализ и система «Эйдос» являются инструментом для построения без программирования таблиц, диаграмм и т. д. которые помогают найти оптимальные адаптивные методики и прогнозирования состояний сложных систем, эталонное описание классов с помощью рангового (информационного) и кластерно – конструктивного анализа, достоверность заполнения исходных данных.

Обработка данных, их систематизация и визуализация позволили сделать прогнозы и обоснованные выводы по классификации преступлений. Таким образом, повышены качество и оперативность принятия решений, а также эффективность управления знаниями.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.

2. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системнокогнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.

3. 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.

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

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

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

7. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>

8. Луценко Е.В. Системно-когнитивное моделирование влияния агротехнологий на урожайность и качество пшеницы и решение задач прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №03(147). С. 62 – 128. – IDA [article ID]: 1471903015. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/03/pdf/15.pdf>, 4,188 у.п.л.

9. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ

на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.рег.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 у.п.л.

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

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

12. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 у.п.л.

13. Лойко В.И. Подходы к автоматизации процессов управления производством продукции растениеводства / В.И. Лойко, С.А. Курносов, В.В. Ткаченко, Н.А. Ткаченко // Экономико-правовые аспекты реализации стратегии модернизации России: поиск модели эффективного социохозяйственного развития: сб. стат. междунар. науч.-практ. конф., Сочи, 5-9 октября 2016 г. – М.:

НИИ ЭИП2016. С. 128-132.