

УДК 004.8

05.13.10 - Управление в социальных и экономических системах (технические науки)

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ КЛИМАТА КРАСНОДАРА ЗА 1933-2020 ГОДЫ

Луценко Евгений Вениаминович

д.э.н., к.т.н., профессор

[Web of Science ResearcherID S-8667-2018](#)

Scopus Author ID: 57188763047

РИНЦ SPIN-код: 9523-7101

prof.lutsenko@gmail.com

<http://lc.kubagro.ru>

https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko

Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

В данной работе решается задача изучения структуры изменчивости метеорологических параметров: «Максимальная температура Минимальная температура Средняя температура Атмосферное давление Скорость ветра Осадки Эффективная температура» в городе Краснодаре по многолетним данным с 1933 по 2020 годы. Таким образом, исходные данные включают 24834 наблюдения по 7 климатическим параметрам. Для решения поставленной задачи применяется автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос». 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»). Весь процесс создания моделей и их применения для решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос» предусматривает следующие этапы АСК-анализа. 1-й этап АСК-анализа: «Когнитивно-целевая структуризация предметной области». На 1-м и единственном неавтоматизированном этапе АСК-анализа, по сути, производится смысловая постановка задачи, т.е. определяются: объект моделирования (управления); факторы, действующие на объект моделирования (описательные шкалы); будущие состояния, в которые объект моделирования переходит под действием этих факторов (классификационные шкалы). 2-й этап АСК-анализа: «Формализация предметной области». На этом этапе АСК-анализа с применением автоматизированных программных интерфейсов системы «Эйдос» (API-Эйдос) разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации; исходные данные

UDC 004.8

05.13.10 - Management in social and economic systems (technical sciences)

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF KRASNODAR CLIMATE FOR 1933-2020

Lutsenko Evgeny Veniaminovich

Doctor of Economics, Cand.Tech.Sci., Professor

[Web of Science ResearcherID S-8667-2018](#)

Scopus Author ID: 57188763047

RSCI SPIN code: 9523-7101

prof.lutsenko@gmail.com

<http://lc.kubagro.ru>

https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko

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

This article solves the problem of studying the structure of variability of meteorological parameters: "Maximum temperature / Minimum temperature /Average temperature /Atmospheric pressure /Wind speed /Precipitation/ Effective temperature" in the city of Krasnodar according to long-term data from 1933 to 2020. Thus, the initial data include 24,834 observations on 7 climatic parameters. To solve this problem, we use automated system-cognitive analysis (ASC analysis) and its software tools – an intelligent system called "Eidos". ASC analysis includes: theoretical foundations, in particular the basic formalizable cognitive concept; a mathematical model based on a systematic generalization of information theory (STI); a methodology for numerical calculations (database structures and algorithms for their processing); software tools, which currently serves as a universal cognitive analytical system "Eidos" (intelligent system "Eidos"). The whole process of creating models and their application to solve problems in ASC analysis and the Eidos system provides for the following stages of ASC analysis. The 1st stage of the ASC analysis: "Cognitive-target structuring of the subject area". At the 1st and only non-automated stage of the ASC analysis, in fact, a semantic statement of the problem is made, i.e. the following are determined: the object of modeling (management); factors acting on the object of modeling (descriptive scales); future states into which the object of modeling passes under the influence of these factors (classification scales). The 2nd stage of the ASC analysis: "Formalization of the subject area". At this stage of ASC analysis, classification and descriptive scales and gradations are developed using automated software interfaces of the Eidos system (API-Eidos); the source data is encoded using classification and descriptive scales and gradations, as a result of which a training sample is formed, in fact, representing a normalized database of source data. The 3rd stage of the ASC analysis: "Synthesis and verification of models". At this stage of the ASK analysis: by means of multiparametric typing, the

кодируются с применением классификационных и описательных шкал и градаций, в результате чего формируется обучающая выборка, по сути, представляющая собой нормализованную базу исходных данных. 3-й этап АСК-анализа: «Синтез и верификация моделей». На этом этапе АСК-анализа: путем многопараметрической типизации осуществляется синтез 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей; проводится верификация всех созданных моделей, т.е. с помощью стандартной классической F-меры Ван Ризбергена и ее нечеткого мультиклассового обобщения, инвариантного относительно объема распознаваемой выборки, предложенного автором, оценивается достоверность моделей путем решения задачи идентификации объектов обучающей выборки, о которых уже достоверно известно к каким классам они относятся. В результате выбирается наиболее достоверная модель и определяется корректно ли ее использовать для решения различных задач. 4-й этап АСК-анализа: «Решение задач» в наиболее достоверной модели (если она для этого достаточно достоверна) решаются следующие задачи: задачи распознавания, системной идентификации, классификации, диагностики и прогнозирования; задачи принятия решений (управления и типологического анализа); задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели: Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы); Кластерно-конструктивный анализ классов; Кластерно-конструктивный анализ значений факторов; Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны; Нелокальная нейронная сеть; 3D-интегральные когнитивные карты; 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); Когнитивные функции; Значимость градаций описательных шкал (значений климатических параметров); Значимость описательных шкал (климатических параметров); Степень детерминированности классов (временных периодов) и классификационных шкал. Приводится подробный численный пример выполнения всех этих этапов и детальная пошаговая инструкция действий пользователя в системе «Эйдос» с пояснением их смысла, что обеспечивает возможность применения данной работы в учебных целях

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

synthesis of 3 statistical and 7 system-cognitive models is carried out; verification of all created models is carried out, i.e. using the standard classical Van Rizbergen F-measure and its fuzzy multiclass generalization, invariant with respect to the volume of the recognized sample proposed by the author, the reliability of models is evaluated by solving the problem of identifying objects of the training sample, which are already reliably known to which classes they belong. As a result, the most reliable model is selected and it is determined whether it is correct to use it for solving various tasks. The 4th stage of ASC analysis: "Problem solving" in the most reliable model (if it is reliable enough for this), the following tasks are solved: recognition, system identification, classification, diagnostics and forecasting; decision-making tasks (management and typological analysis); research tasks of the modeled subject area by studying its model: Inverted SWOT diagrams of descriptive scale values (semantic potentials); Cluster-constructive analysis of classes; Cluster-constructive analysis of factor values; Knowledge model of the Eidos system and non-local neurons; Non-local neural network; 3D-integral cognitive maps; 2D-integral cognitive maps of meaningful class comparison (indirect fuzzy plausible reasoning); 2D-integral cognitive maps of meaningful comparison of factor values (indirect fuzzy plausible reasoning); Cognitive functions; Significance of gradations of descriptive scales (values of climatic parameters); Significance of descriptive scales (climatic parameters); The degree of determinism of classes (time periods) and classification scales. We have provided a detailed numerical example of the implementation of all these stages and a detailed step-by-step instruction of user actions in the Eidos system with an explanation of their meaning, which makes it possible to use this work for educational purposes

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, FORMALIZED COGNITIVE CONCEPT, ASC-ANALYSIS, INTELLECTUAL SYSTEM "EIDOS"

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-174-020>

<http://ej.kubagro.ru/2021/10/pdf/20.pdf>

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1. МЕТОД И ИНСТРУМЕНТАРИЙ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ.....	4
1.1. АСК-АНАЛИЗ	4
1.2. СИСТЕМА «Эйдос»	5
1.3. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ АСК-АНАЛИЗА И СИСТЕМЫ «Эйдос»	9
1.3.1. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей (многопараметрическая типизация), частные критерии знаний	9
1.3.2. Что такое интегральный критерий и для чего он нужен?	14
1.3.3. 1-й интегральный критерий «Сумма знаний»	15
1.3.4. 2-й интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	16
1.3.5. Некоторые математические свойства интегральных критериев	16
2. РЕЗУЛЬТАТЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ.....	18
2.1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ.....	21
2.2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	22
2.3. СИНТЕЗ МОДЕЛЕЙ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ (МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ ВРЕМЕННЫХ ПЕРИОДОВ ПО КЛИМАТИЧЕСКИМ ОСОБЕННОСТЯМ).....	27
2.4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	30
2.5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	34
2.6. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ СИСТЕМНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ.....	35
2.7. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ВЫЯВЛЕНИЯ ХАРАКТЕРНЫХ И НЕХАРАКТЕРНЫХ КЛИМАТИЧЕСКИХ ОСОБЕННОСТЕЙ ВРЕМЕННЫХ ПЕРИОДОВ (ТИПОЛОГИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ).....	36
2.8. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ.....	39
2.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	39
2.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.....	40
2.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	45
2.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....	50
2.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	52
2.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты	52
2.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	53
2.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	55
2.8.9. Когнитивные функции	57
2.8.10. Значимость градаций описательных шкал	66
2.8.11. Значимость описательных шкал	69
2.8.12. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	70
3. ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ.....	73
ВЫВОДЫ	74
ЛИТЕРАТУРА	75

Введение

В данной работе решается задача изучения структуры изменчивости метеорологических параметров: «Максимальная температура Минимальная температура Средняя температура Атмосферное давление Скорость ветра Осадки Эффективная температура» в городе Краснодаре по многолетним данным с 1933 по 2020 годы.

Таким образом, исходные данные включают 24834 наблюдения по 7 климатическим параметрам.

1. Метод и инструментарий решения задачи

Для решения поставленной задачи применяется автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос» [1:[1:[1:1, 2, 3].

Ниже кратко описывается данный метод и его инструментарий.

1.1. АСК-анализ

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен автором в 2002 году в ряде статей и фундаментальной монографии [1:[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»).

Около половины из 650 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 39 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 31 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 334 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](http://elibrary.ru)), 15 статей в журналах, входящих в ядро РИНЦ (по данным [РИНЦ](http://elibrary.ru)),

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))

6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 5 публикаций в журналах, входящих в [Скопус](#)².

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США³.

АСК-анализ и система "Эйдос" были успешно применены в 8 докторских и 8 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»⁴. 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 РФ⁵). 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;
- 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 [1:[2] и страничка в РесечГейт [1:[3], 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. Система «Эйдос»

Существует много систем искусственного интеллекта. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» отличается от них следующими параметрами:

² <http://lc.kubagro.ru/aidos/Sprab0802.pdf>

³ <https://catalog.loc.gov/vwebv/search?searchArg=Lutsenko+E.V.> (и кликнуть: "Search")

⁴ <https://www.famous-scientists.ru/school/1608>

⁵ <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/400450248/>

– 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>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);

– 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/) (<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 системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);

– 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>);

– 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 локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и около 300, соответственно: http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

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

– обеспечивает мультиязычную 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 экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах⁶.

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 модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен [акт внедрения](#)⁷ 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](#)⁸, первые в Краснодарском крае и, возможно, в России на системы искусственного интеллекта. 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: с 2020 года по настоящее время. 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](#).

⁶ Ссылка на это краткое описание системы «Эйдос» на английском языке:

http://lc.kubagro.ru/aidos/The_Eidos_en.htm

⁷ <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>

⁸ <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>

1.3. Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [1:] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых данных, представленных в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения [1:].

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных (см. Help режима 2.3.2.2) рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 6).

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				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij}$
Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 7).

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.

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				$P_{\Sigma j}$			

На практике часто встречается существенная несбалансированность данных, под которой понимается сильно отличающееся количество объектов обучающейся выборки, относящихся к различным классам. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 6) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) является весьма обоснованным и логичным. Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 9), в частности матрица информативностей. Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения. В системе «Эйдос» это осуществляется всегда при решении любых задач.

Затем на основе таблиц 6 и 7 с использованием частных критериев, знаний приведенных таблице 8, рассчитываются матрицы системно-когнитивных моделей (таблица 9).

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 1)	Обозначения: $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $N_{ij} - \text{фактическая частота};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота}.$	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
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.	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат : разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: 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 к таблице 3:

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.

В таблице 8 приведены формулы:

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

И это сравнение в таблице 8 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

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 мы сравниваем условные и безусловные относительные частоты путем вычитания у нас получается частный критерий знаний коэффициент взаимосвязи (СК-модели INF6, 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 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%.

Таблица 4 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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.

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 9 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 8), 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 9).

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 в как источник информации об объекте моделирования.

Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 10):

Таблица 5 – 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	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

Отметим, что впервые количественное выражение для корня информационной мощности модели предложено проф. Е.В.Луценко в работе [1:[10] еще в 2002 году.⁹

1.3.2. Что такое интегральный критерий и для чего он нужен?

Как влияет на поведение объекта моделирования одно значение фактора, отражено в системно-когнитивных моделях. Как влияет система значений факторов, определяется с помощью интегральных критериев. В интегральном критерии используется система из большого количества частных критериев и значения всех их сводятся к одному значению интегрального критерия. Поэтому вычисление значений интегрального критерия сходства объекта распознаваемой (ее еще называют тестовой) выборки с обобщенными образами всех классов называется **системной идентификацией**.

В настоящее время в системе «Эйдос» используется два **аддитивных** интегральных критерия:

- сумма знаний;
- резонанс знаний.

⁹ https://elibrary.ru/download/elibrary_18632909_40810830.pdf, формула (3.81) на стр.290

1.3.3. 1-й 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 3.3:

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

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: М – 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).

Если представить информацию распознаваемой выборки в виде матрицы, в которой каждая строка будет описывать один объект распознаваемой выборки, то *операцию распознавания этой выборки с помощью 1-го интегрального критерия можно представить себе как операцию умножения матрицы распознаваемой выборки на матрицу статистической или системно-когнитивной модели*. Результатом является матрица произведения, в которой каждый элемент является суммой произведений элементов соответствующих строки распознаваемой матрицы и столбца модели.

1.3.4. 2-й интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Этот интегральный критерий 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.

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – 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).

1.3.5. Некоторые математические свойства интегральных критериев

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.

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

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

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.

Существует и много других способов **нормировки** векторов, например, по формуле линейной интерполяции:

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}},$$

но в системе «Эйдос» они не используются.

Вообще говоря, разные интегральные критерии приводят к различным результатам идентификации и прогнозирования

Оба интегральных критерия, применяемые в системе «Эйдос», обладают очень интересными **математическими свойствами**, которые обеспечивают им важные достоинства.

Во-первых, интегральные критерии имеют **неметрическую** природу, т.е. они являются 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 **неортономметризованных** пространствах, которые, как правило, и встречаются на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

Во-вторых, данные интегральные критерии являются **фильтром**, подавляющим белый **шум**, который всегда представлен 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, интегральные критерии сходства представляют собой количественную меру сходства/различия конкретного объекта с обобщенным образом класса и имеют 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 функциям классов I_{ij} , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в монографии: [1:[21].

2. Результаты решения задачи

Весь процесс создания моделей и их применения для решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос» предусматривает следующие **этапы АСК-анализа** (рисунок 1).

1-й этап АСК-анализа: «Когнитивно-целевая структуризация предметной области». На 1-м и единственном неавтоматизированном этапе АСК-анализа, по сути, производится **смысловая постановка задачи**, т.е. определяются:

- объект моделирования (управления);
- факторы, действующие на объект моделирования (описательные шкалы);
- будущие состояния, в которые объект моделирования переходит под действием этих факторов (классификационные шкалы).

2-й этап АСК-анализа: «Формализация предметной области». На этом этапе АСК-анализа с применением автоматизированных программных интерфейсов системы «Эйдос» (API-Эйдос)

- разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации;
- исходные данные кодируются с применением классификационных и описательных шкал и градаций, в результате чего формируется обучающая выборка, по сути, представляющая собой нормализованную базу исходных данных.

3-й этап АСК-анализа: «Синтез и верификация моделей». На этом этапе АСК-анализа:

- путем многопараметрической типизации осуществляется **синтез** 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей;
- проводится **верификация** всех созданных моделей, т.е. с помощью стандартной классической F-меры Ван Ризбергена и ее нечеткого мультиклассового обобщения, инвариантного относительно объема

распознаваемой выборки, предложенного автором [1:[5], **оценивается достоверность моделей** путем решения задачи идентификации объектов обучающей выборки, о которых уже достоверно известно к каким классам они относятся. В результате выбирается наиболее достоверная модель и определяется корректно ли ее использовать для решения различных задач.

4-й этап АСК-анализа: «Решение задач» в наиболее достоверной модели (если она для этого достаточно достоверна) решаются следующие задачи:

- **задачи распознавания**, системной идентификации, классификации, диагностики и прогнозирования;
- **задачи принятия решений** (управления и типологического анализа);
- **задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели:**

Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);

Кластерно-конструктивный анализ классов;

Кластерно-конструктивный анализ значений факторов (признаков);

Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;

Нелокальная нейронная сеть;

3D-интегральные когнитивные карты;

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

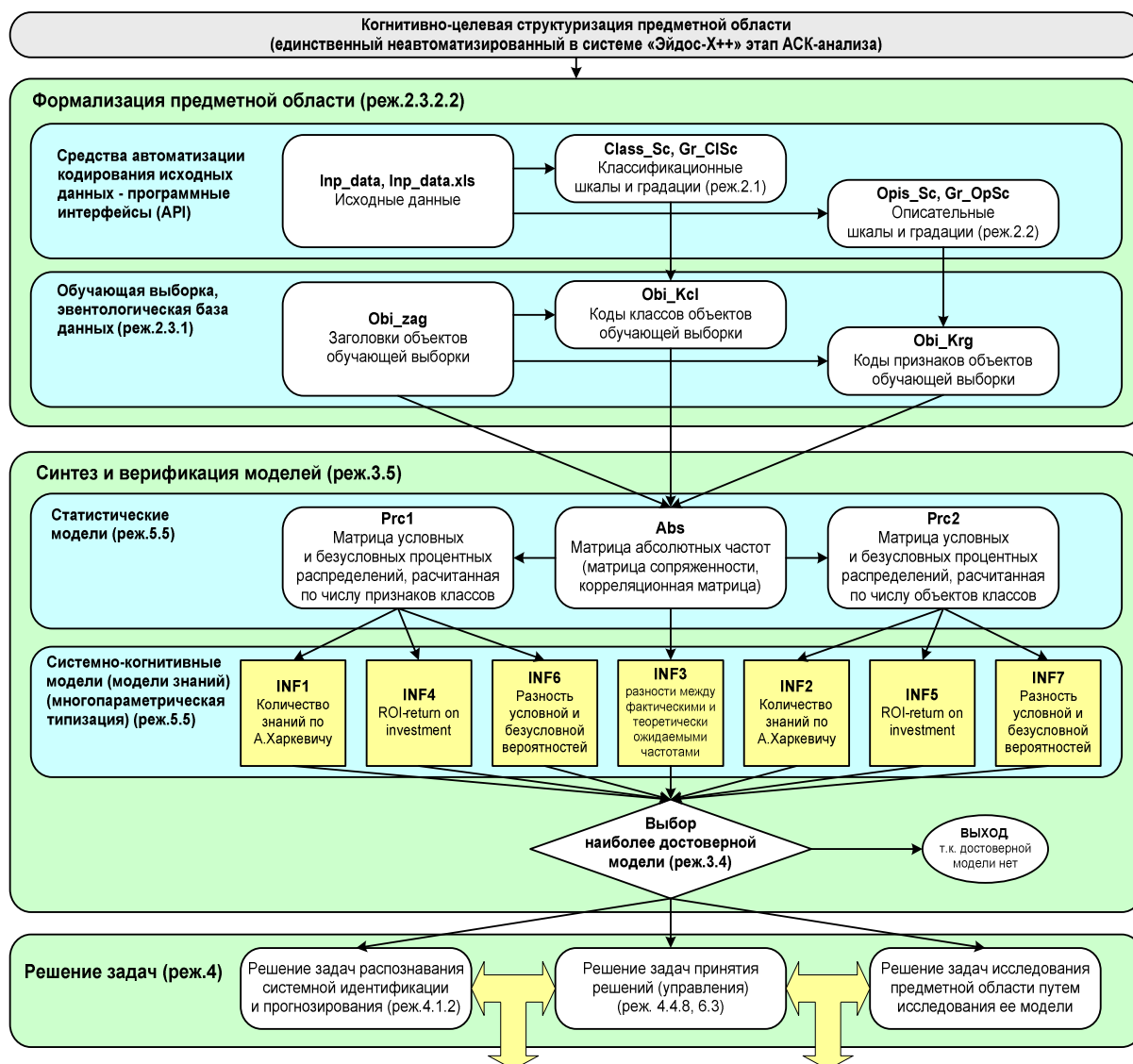
2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);

Когнитивные функции;

Значимость градаций описательных шкал и описательных шкал;

Степень детерминированности классов и классификационных шкал.

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



Если модель адекватна, **достоверна**, т.е. соответствует действительности, то и результаты решения задач в этой модели также соответствуют действительности. Это значит, что если достоверность модели низка или неизвестна, то применять ее для решения реальных задач нельзя. Если же это делается, то является авантюризмом и профанацией науки.

О соотношении задач.

- **распознавание, классификация, идентификация и диагностика** (это одно и то же, т.е. синонимы). При решении этих задач определяется степень сходства/различия образа конкретного объекта с обобщенными образами классов.
- **идентификация и прогнозирование** (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, по сути, **прогнозирование - это идентификация будущих состояний, т.е. это тоже идентификация, но не в пространстве (настоящем), а в пространстве-времени**;
- **прогнозирование и принятие решений** (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**);
- **принятие решений путем многократного многовариантного прогнозирования** при различных сочетаниях значений факторов невозможно из-за комбинаторного взрыва. Прогнозирование может быть **элементом** принятия решения, т.е. применено для оценки **адекватности** рассматриваемого уже ранее сформированного другим методом варианта решения, но оно в реальных случаях, т.е. когда много факторов, не может быть применено для выработки самого варианта решения;
- **принятие решений и исследование моделируемой предметной области** (задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа. Однако SWOT-анализ 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 п.6.3 в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области.)

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

2.1. 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 смысловом уровне, что будем рассматривать в качестве объекта моделирования, что 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 этих факторов на объект моделирования. Шкалы могут быть числовые и текстовые [1:[4]. 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).

В статичной интерпретации:

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

В динамичной интерпретации:

- 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.

Объектом исследования в данной работе является климат в городе Краснодаре по многолетним данным с 1933 по 2020 годы.

В задаче, решаемой в данной работе, **в качестве факторов** рассматриваются различные временные периоды (таблица 6):

В качестве результатов влияния этих факторов рассматриваются следующие климатические параметры: Максимальная температура, Минимальная температура, Средняя температура, Атмосферное давление, Скорость ветра, Осадки, Эффективная температура (таблица 7).

Таблица 6 –Описательные шкалы

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ
2	МЕСЯЦ
3	ГОД
4	ДЕНЬ НЕДЕЛИ

Таблица 7 – Классификационные шкалы

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА
2	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА
3	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА
4	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ
5	СКОРОСТЬ ВЕТРА
6	ОСАДКИ
7	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА

2.2. 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*. В настоящее время в системе «Эйдос» реализованы шесть API: файловый текстовый интерфейс, табличный универсальный числовой и текстовый интерфейс, графические интерфейсы по контурам, всем пикселям и спектрам изображений, текстовый интерфейс сценарного анализа символьных рядов.

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.

Многолетние данные по погоде в г. Краснодаре взяты с сайта:

http://pogoda-service.ru/archive_gsod.php. Однако с этого сайта данные можно скачивать порциями не более 1000 строк. Поэтому эти порции были объединены в один файл *вручную*. Кроме того в числовых колонках точки были заменены на запятые. В результате получилась Excel-таблица исходных данных, *фрагмент* которой приведен в таблице 8.

В полном виде Excel-таблица исходных данных находится в полном открытом бесплатном доступе в Эйдос-облаке по ссылке:

http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/Applications-000298/Inp_data.xlsx

В данной работе для ввода исходных данных (таблица 8) в систему «Эйдос» и автоматизированной разработки классификационных и описательных шкал и градаций и обучающей выборки (таблицы 9, 10, 11), т.е. для автоматизированной формализации предметной области, был применен универсальный автоматизированный программный интерфейс (API) 2.3.2.2 (рисунок 2):

Таблица 8 – Исходные данные (фрагмент)

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
	Дата	Максимальная температура	Минимальная температура	Средняя температура	Атмосферное давление	Скорость ветра	Осадки	Эффективная температура	№ недели в году	Месяц	Год	День недели	№ дня в году	№ дня в месяце
1	05.01.1933	0,0	-5,0	-1,6	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-01	01/12-Январь	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-02
2	06.01.1933	0,0	-2,8	-1,4	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-01	01/12-Январь	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-01
3	07.01.1933	-1,1	-5,0	-3,5	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-01	01/12-Январь	Г-1933	6/7-Суббота	ДГ-001	ДМ-04
4	08.01.1933	-2,8	-7,8	-5,2	0,0	8,0	0,0	0,0	НГ-02	01/12-Январь	Г-1933	7/7-Воскресенье	ДГ-001	ДМ-08
5	09.01.1933	-2,8	-11,1	-7,7	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-02	01/12-Январь	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-04
6	10.01.1933	-2,2	-12,2	-7,4	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-02	01/12-Январь	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-05
7	11.01.1933	0,0	-10,0	-5,3	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-02	01/12-Январь	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-02
8	12.01.1933	1,1	-3,9	-1,8	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-02	01/12-Январь	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-01
9	13.01.1933	-2,8	-6,1	-4,4	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-02	01/12-Январь	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-01
10	14.01.1933	-2,8	-7,8	-5,4	0,0	5,0	0,0	0,0	НГ-02	01/12-Январь	Г-1933	6/7-Суббота	ДГ-001	ДМ-05
11	15.01.1933	-7,8	-12,2	-9,2	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-03	01/12-Январь	Г-1933	7/7-Воскресенье	ДГ-001	ДМ-04
12	16.01.1933	-10,0	-12,2	-10,6	0,0	3,0	0,0	0,0	НГ-03	01/12-Январь	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-03
13	17.01.1933	-3,9	-11,1	-6,2	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-03	01/12-Январь	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-02
14	18.01.1933	7,8	-5,0	0,8	0,0	0,0	0,0	0,0	НГ-03	01/12-Январь	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-00
15	19.01.1933	2,2	-5,0	-0,4	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-03	01/12-Январь	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-01
16	20.01.1933	7,8	-2,2	1,4	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-03	01/12-Январь	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-04
17	21.01.1933	-2,8	-10,0	-6,7	0,0	6,0	0,0	0,0	НГ-03	01/12-Январь	Г-1933	6/7-Суббота	ДГ-001	ДМ-06
18	22.01.1933	2,2	-10,0	-3,2	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-04	01/12-Январь	Г-1933	7/7-Воскресенье	ДГ-001	ДМ-04
19	23.01.1933	2,8	-7,2	-1,7	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-04	01/12-Январь	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-04
20	24.01.1933	-3,9	-10,0	-7,5	0,0	7,0	0,0	0,0	НГ-04	01/12-Январь	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-07
21	25.01.1933	-10,0	-12,2	-11,3	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-04	01/12-Январь	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-02
22	26.01.1933	-7,2	-13,9	-9,6	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-04	01/12-Январь	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-04
23	27.01.1933	-7,8	-12,2	-11,1	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-04	01/12-Январь	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-01
24	28.01.1933	0,0	-7,2	-1,2	0,0	3,0	0,0	0,0	НГ-05	01/12-Январь	Г-1933	7/7-Воскресенье	ДГ-001	ДМ-03
25	29.01.1933	2,2	-7,2	-1,2	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-05	01/12-Январь	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-01
26	30.01.1933	2,8	-10,0	-1,2	0,0	3,0	0,0	0,0	НГ-05	01/12-Январь	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-03
27	31.01.1933	5,0	0,0	1,4	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-05	02/12-Февраль	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-01
28	02.02.1933	1,1	-2,2	-0,3	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-05	02/12-Февраль	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-02
29	03.02.1933	1,1	-5,8	0,1	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-05	02/12-Февраль	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-01
30	04.02.1933	3,9	0,0	2,1	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-05	02/12-Февраль	Г-1933	6/7-Суббота	ДГ-001	ДМ-01
31	05.02.1933	0,0	-3,9	-1,5	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-06	02/12-Февраль	Г-1933	7/7-Воскресенье	ДГ-001	ДМ-02
32	06.02.1933	12,8	-2,2	2,9	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-06	02/12-Февраль	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-02
33	07.02.1933	2,2	-2,8	-0,6	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-06	02/12-Февраль	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-02
34	08.02.1933	-5,0	-6,9	-6,5	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-06	02/12-Февраль	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-01
35	09.02.1933	-5,0	-6,9	-6,5	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-06	02/12-Февраль	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-02
36	10.02.1933	2,8	-6,1	-1,7	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-06	02/12-Февраль	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-01
37	11.02.1933	2,2	-12,2	-1,7	0,0	3,0	0,0	0,0	НГ-07	02/12-Февраль	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-04
38	12.02.1933	3,9	-3,9	0,0	0,0	3,0	0,0	0,0	НГ-07	02/12-Февраль	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-03
39	13.02.1933	2,2	-3,9	-1,7	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-07	02/12-Февраль	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-03
40	14.02.1933	1,1	-6,1	-2,4	0,0	5,0	0,0	0,0	НГ-07	02/12-Февраль	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-04
41	15.02.1933	0,0	-1,1	-0,3	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-07	02/12-Февраль	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-05
42	16.02.1933	2,2	-1,1	-0,3	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-07	02/12-Февраль	Г-1933	6/7-Суббота	ДГ-001	ДМ-01
43	17.02.1933	2,2	-7,2	1,4	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-08	02/12-Февраль	Г-1933	7/7-Воскресенье	ДГ-001	ДМ-01
44	18.02.1933	2,2	-1,1	0,6	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-08	02/12-Февраль	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-01
45	19.02.1933	2,2	-2,2	-0,6	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-08	02/12-Февраль	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-04
46	20.02.1933	6,1	-1,1	0,4	0,0	3,0	0,0	0,0	НГ-08	02/12-Февраль	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-03
47	21.02.1933	12,2	-3,9	3,8	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-08	02/12-Февраль	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-01
48	22.02.1933	7,8	0,0	3,5	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-08	02/12-Февраль	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-02
49	23.02.1933	8,9	0,0	3,9	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-08	02/12-Февраль	Г-1933	6/7-Суббота	ДГ-001	ДМ-02
50	24.02.1933	11,1	-1,1	3,5	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-09	02/12-Февраль	Г-1933	7/7-Воскресенье	ДГ-001	ДМ-02
51	25.02.1933	5,0	-2,2	0,6	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-09	02/12-Февраль	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-04
52	26.02.1933	2,2	-3,9	-0,3	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-09	02/12-Февраль	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-01
53	27.02.1933	0,0	-2,2	-1,1	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-09	03/12-Март	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-01
54	28.02.1933	-2,8	-6,1	-5,0	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-09	03/12-Март	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-02
55	29.02.1933	-5,0	-10,0	-7,2	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-09	03/12-Март	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-01
56	04.03.1933	2,8	-11,1	-3,1	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-09	03/12-Март	Г-1933	6/7-Суббота	ДГ-001	ДМ-01
57	05.03.1933	6,1	-2,2	4,0	0,0	10,0	0,0	0,0	НГ-10	03/12-Март	Г-1933	7/7-Воскресенье	ДГ-001	ДМ-10
58	06.03.1933	10,0	3,9	7,7	0,0	11,0	0,0	0,0	НГ-10	03/12-Март	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-11
59	07.03.1933	12,8	7,2	9,3	0,0	10,0	0,0	0,0	НГ-10	03/12-Март	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-10
60	08.03.1933	0,0	-5,0	-2,5	0,0	6,0	0,0	0,0	НГ-10	03/12-Март	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-06
61	09.03.1933	0,0	-10,0	-5,4	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-10	03/12-Март	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-04
62	10.03.1933	5,0	-8,9	-3,3	0,0	4,0	0,0	0,0	НГ-10	03/12-Март	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-04
63	11.03.1933	6,1	-2,2	1,0	0,0	6,0	0,0	0,0	НГ-11	03/12-Март	Г-1933	7/7-Воскресенье	ДГ-001	ДМ-06
64	12.03.1933	2,8	-2,8	0,3	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-11	03/12-Март	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-01
65	13.03.1933	11,1	-3,9	5,0	0,0	7,0	0,0	0,0	НГ-11	03/12-Март	Г-1933	2/7-Вторник	ДГ-001	ДМ-07
66	14.03.1933	11,1	3,9	6,8	0,0	9,0	0,0	0,0	НГ-11	03/12-Март	Г-1933	3/7-Среда	ДГ-001	ДМ-09
67	15.03.1933	15,0	1,1	6,7	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-11	03/12-Март	Г-1933	4/7-Четверг	ДГ-001	ДМ-01
68	16.03.1933	21,1	-7,2	6,9	0,0	2,0	0,0	0,0	НГ-11	03/12-Март	Г-1933	5/7-Пятница	ДГ-001	ДМ-02
69	20.03.1933	20,0	1,1	9,7	0,0	1,0	0,0	0,0	НГ-12	03/12-Март	Г-1933	1/7-Понедельник	ДГ-001	ДМ-01
70	22.03.1933	22,8	1,1	10,4										

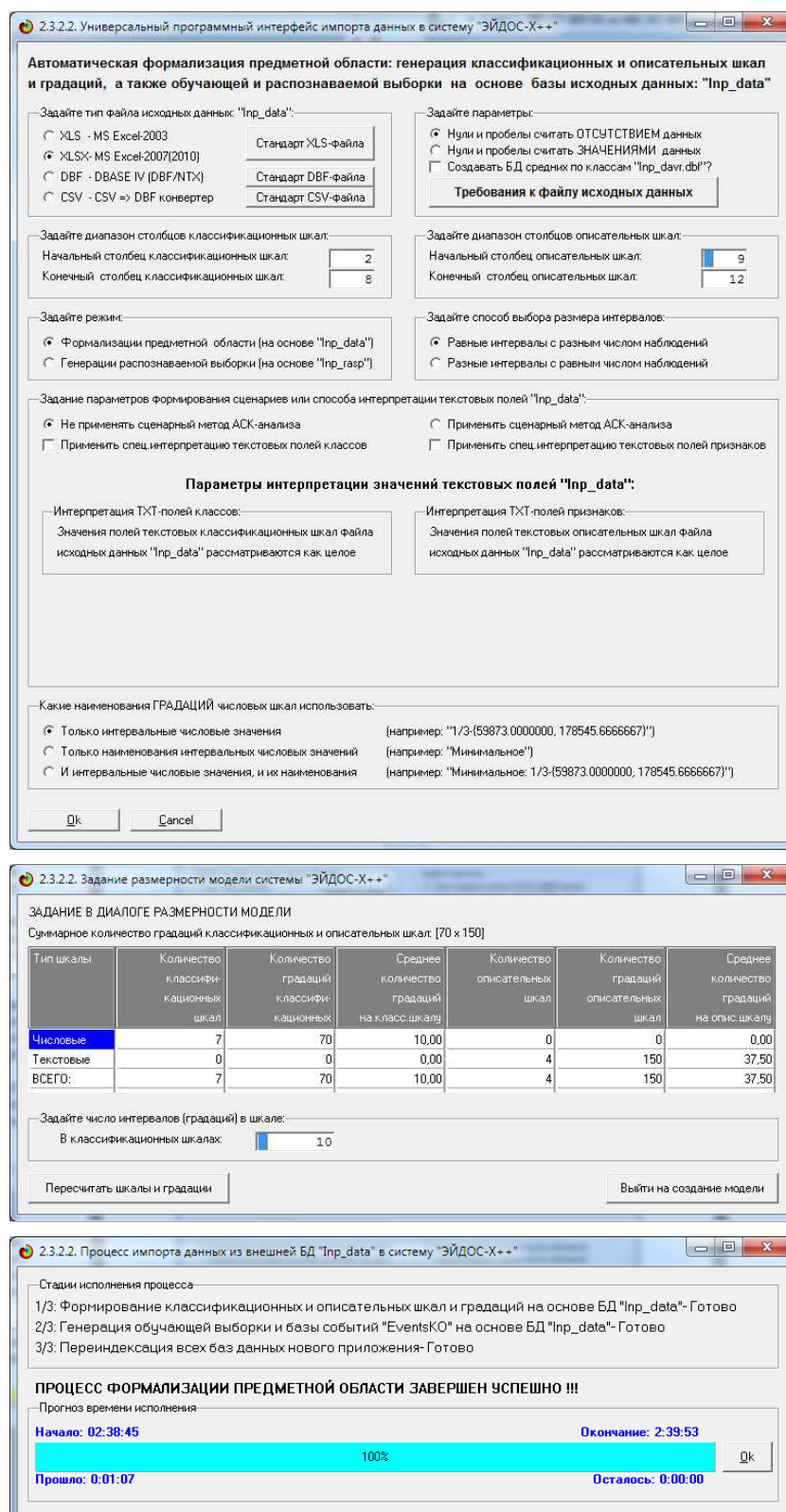


Рисунок 2 – Экранные формы управления универсальным программным интерфейсом API-2.3.2.2

В таблице 8 желтым фоном выделены колонки классификационных шкал, светло-зеленым — колонки описательных шкал, а белым фоном — резервные неиспользованные в данном численном примере колонки.

Таблица 9 – Классификационные шкалы и градации

KOD_CLS	NAME_CLS		
1	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-1/10-(-22.0, -15.5)	37	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-7/10-(-1021.2, 1026.6)
2	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-2/10-(-15.5, -9.0)	38	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-8/10-(-1026.6, 1031.9)
3	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-3/10-(-9.0, -2.5)	39	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-9/10-(-1031.9, 1037.3)
4	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-4/10-(-2.5, 4.0)	40	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-10/10-(-1037.3, 1042.6)
5	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-5/10-(-4.0, 10.5)	41	СКОРОСТЬ ВЕТРА-1/10-(-1.0, 3.8)
6	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-6/10-(-10.5, 17.0)	42	СКОРОСТЬ ВЕТРА-2/10-(-3.8, 6.6)
7	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-7/10-(-17.0, 23.5)	43	СКОРОСТЬ ВЕТРА-3/10-(-6.6, 9.4)
8	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-8/10-(-23.5, 30.0)	44	СКОРОСТЬ ВЕТРА-4/10-(-9.4, 12.2)
9	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-9/10-(-30.0, 36.5)	45	СКОРОСТЬ ВЕТРА-5/10-(-12.2, 15.0)
10	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-10/10-(-36.5, 43.0)	46	СКОРОСТЬ ВЕТРА-6/10-(-15.0, 17.8)
11	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-1/10-(-33.7, -27.8)	47	СКОРОСТЬ ВЕТРА-7/10-(-17.8, 20.6)
12	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-2/10-(-27.8, -21.9)	48	СКОРОСТЬ ВЕТРА-8/10-(-20.6, 23.4)
13	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-3/10-(-21.9, -16.0)	49	СКОРОСТЬ ВЕТРА-9/10-(-23.4, 26.2)
14	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-4/10-(-16.0, -10.1)	50	СКОРОСТЬ ВЕТРА-10/10-(-26.2, 29.0)
15	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-5/10-(-10.1, -4.2)	51	ОСАДКИ-1/10-(-1.0, 30.9)
16	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-6/10-(-4.2, 1.8)	52	ОСАДКИ-2/10-(-30.9, 60.8)
17	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-7/10-(-1.8, 7.7)	53	ОСАДКИ-3/10-(-60.8, 90.7)
18	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-8/10-(-7.7, 13.6)	54	ОСАДКИ-4/10-(-90.7, 120.6)
19	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-9/10-(-13.6, 19.5)	55	ОСАДКИ-5/10-(-120.6, 150.5)
20	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-10/10-(-19.5, 25.4)	56	ОСАДКИ-6/10-(-150.5, 180.4)
21	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-1/10-(-27.9, 22.0)	57	ОСАДКИ-7/10-(-180.4, 210.3)
22	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-2/10-(-22.0, -16.1)	58	ОСАДКИ-8/10-(-210.3, 240.2)
23	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-3/10-(-16.1, -10.1)	59	ОСАДКИ-9/10-(-240.2, 270.1)
24	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-4/10-(-10.1, -4.2)	60	ОСАДКИ-10/10-(-270.1, 300.0)
25	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-5/10-(-4.2, 1.7)	61	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-1/10-(-31.6, -25.1)
26	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-6/10-(-1.7, 7.6)	62	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-2/10-(-25.1, -18.6)
27	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-7/10-(-7.6, 13.5)	63	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-3/10-(-18.6, -12.1)
28	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-8/10-(-13.5, 19.5)	64	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-4/10-(-12.1, -5.6)
29	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-9/10-(-19.5, 25.4)	65	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-5/10-(-5.6, 0.9)
30	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-10/10-(-25.4, 31.3)	66	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-6/10-(-0.9, 7.4)
31	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-1/10-(-999.1, 994.5)	67	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-7/10-(-7.4, 13.9)
32	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-2/10-(-994.5, 999.8)	68	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-8/10-(-13.9, 20.4)
33	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-3/10-(-999.8, 1005.2)	69	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-9/10-(-20.4, 26.9)
34	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-4/10-(-1005.2, 1010.5)	70	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-10/10-(-26.9, 33.4)
35	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-5/10-(-1010.5, 1015.9)		
36	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-6/10-(-1015.9, 1021.2)		

Таблица 10 – Описательные шкалы и градации

KOD_ATR	NAME_ATR				
1	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:01	52	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:52	104	ГОД-Г:1981
2	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:02	53	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:53	105	ГОД-Г:1982
3	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:03	54	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:54	106	ГОД-Г:1983
4	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:04	55	МЕСЯЦ-01/12-Январь	107	ГОД-Г:1984
5	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:05	56	МЕСЯЦ-02/12-Февраль	108	ГОД-Г:1985
6	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:06	57	МЕСЯЦ-03/12-Март	109	ГОД-Г:1986
7	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:07	58	МЕСЯЦ-04/12-Апрель	110	ГОД-Г:1987
8	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:08	59	МЕСЯЦ-05/12-Май	111	ГОД-Г:1988
9	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:09	60	МЕСЯЦ-06/12-Июнь	112	ГОД-Г:1989
10	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:10	61	МЕСЯЦ-07/12-Июль	113	ГОД-Г:1990
11	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:11	62	МЕСЯЦ-08/12-Август	114	ГОД-Г:1991
12	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:12	63	МЕСЯЦ-09/12-Сентябрь	115	ГОД-Г:1992
13	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:13	64	МЕСЯЦ-10/12-Октябрь	116	ГОД-Г:1993
14	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:14	65	МЕСЯЦ-11/12-Ноябрь	117	ГОД-Г:1994
15	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:15	66	МЕСЯЦ-12/12-Декабрь	118	ГОД-Г:1995
16	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:16	67	ГОД-Г:1933	119	ГОД-Г:1996
17	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:17	68	ГОД-Г:1934	120	ГОД-Г:1997
18	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:18	69	ГОД-Г:1935	121	ГОД-Г:1998
19	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:19	70	ГОД-Г:1936	122	ГОД-Г:1999
20	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:20	71	ГОД-Г:1937	123	ГОД-Г:2000
21	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:21	72	ГОД-Г:1948	124	ГОД-Г:2001
22	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:22	73	ГОД-Г:1949	125	ГОД-Г:2002
23	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:23	74	ГОД-Г:1950	126	ГОД-Г:2003
24	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:24	75	ГОД-Г:1951	127	ГОД-Г:2004
25	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:25	76	ГОД-Г:1952	128	ГОД-Г:2005
26	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:26	77	ГОД-Г:1953	129	ГОД-Г:2006
27	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:27	78	ГОД-Г:1954	130	ГОД-Г:2007
28	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:28	79	ГОД-Г:1955	131	ГОД-Г:2008
29	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:29	80	ГОД-Г:1956	132	ГОД-Г:2009
30	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:30	81	ГОД-Г:1957	133	ГОД-Г:2010
31	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:31	82	ГОД-Г:1958	134	ГОД-Г:2011
32	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:32	83	ГОД-Г:1959	135	ГОД-Г:2012
33	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:33	84	ГОД-Г:1960	136	ГОД-Г:2013
34	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:34	85	ГОД-Г:1961	137	ГОД-Г:2014
35	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:35	86	ГОД-Г:1962	138	ГОД-Г:2015
36	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:36	87	ГОД-Г:1963	139	ГОД-Г:2016
37	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:37	88	ГОД-Г:1964	140	ГОД-Г:2017
38	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:38	89	ГОД-Г:1965	141	ГОД-Г:2018
39	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:39	90	ГОД-Г:1966	142	ГОД-Г:2019
40	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:40	91	ГОД-Г:1967	143	ГОД-Г:2020
41	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:41	92	ГОД-Г:1968	144	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-1/7-Понедельник
42	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:42	93	ГОД-Г:1969	145	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-2/7-Вторник
43	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:43	94	ГОД-Г:1970	146	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-3/7-Среда
44	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:44	95	ГОД-Г:1971	147	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-4/7-Четверг
45	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:45	96	ГОД-Г:1973	148	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-5/7-Пятница
46	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:46	97	ГОД-Г:1974	149	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-6/7-Суббота
47	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:47	98	ГОД-Г:1975	150	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-7/7-Воскресенье
48	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:48	99	ГОД-Г:1976		
49	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:49	100	ГОД-Г:1977		
50	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:50	101	ГОД-Г:1978		
51	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:51	102	ГОД-Г:1979		
		103	ГОД-Г:1980		

Таблица 11 – Обучающая выборка (фрагмент)

NAME OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12
05.01.1933	4	15	25		41		65	1	55	67	147
06.01.1933	4	16	25		41		65	1	55	67	148
07.01.1933	4	15	25		42		65	1	55	67	149
08.01.1933	3	15	24		43		65	2	55	67	150
09.01.1933	3	14	24		42		65	2	55	67	144
10.01.1933	4	14	24		42		65	2	55	67	145
11.01.1933	4	15	25		41		65	2	55	67	146
12.01.1933	4	16	25		41		65	2	55	67	147
13.01.1933	3	15	24		41		65	2	55	67	148
14.01.1933	3	15	24		42		65	2	55	67	149
15.01.1933	3	14	24		42		65	3	55	67	150
16.01.1933	2	14	23		41		65	3	55	67	144
17.01.1933	3	14	24		41		65	3	55	67	145
18.01.1933	5	15	25				65	3	55	67	146
19.01.1933	4	15	25		41		65	3	55	67	147
20.01.1933	5	16	25		42		65	3	55	67	148
21.01.1933	3	15	24		42		65	3	55	67	149
22.01.1933	4	15	25		42		65	4	55	67	150
23.01.1933	4	15	25		42		65	4	55	67	144
24.01.1933	3	15	24		43		65	4	55	67	145
25.01.1933	2	14	23		41		65	4	55	67	146
26.01.1933	3	14	24		42		65	4	55	67	147
27.01.1933	3	14	23		41		65	4	55	67	148
29.01.1933	4	15	25		41		65	5	55	67	150
30.01.1933	4	15	25		41		65	5	55	67	144
31.01.1933	4	15	25		41		65	5	55	67	145
01.02.1933	5	16	25		41		65	5	56	67	146
02.02.1933	4	16	25		41		65	5	56	67	147
03.02.1933	4	16	25		41		65	5	56	67	148
04.02.1933	4	16	26		41		65	5	56	67	149
05.02.1933	4	16	25		41		65	6	56	67	150
07.02.1933	6	16	26		41		65	6	56	67	145
08.02.1933	4	16	25		41		65	6	56	67	146
09.02.1933	3	15	24		41		65	6	56	67	147
10.02.1933	3	15	24		41		65	6	56	67	148
13.02.1933	4	15	25		42		65	7	56	67	144
14.02.1933	4	14	25		41		65	7	56	67	145
15.02.1933	4	16	25		41		65	7	56	67	146
16.02.1933	4	16	25		42		65	7	56	67	147
17.02.1933	4	15	25		42		65	7	56	67	148
18.02.1933	4	16	25		41		65	7	56	67	149
19.02.1933	4	15	25		41		65	8	56	67	150
20.02.1933	4	16	25		41		65	8	56	67	144
21.02.1933	4	16	25		42		65	8	56	67	145
22.02.1933	5	16	25		41		65	8	56	67	146
23.02.1933	6	16	26		41		65	8	56	67	147
24.02.1933	5	16	26		41		65	8	56	67	148
25.02.1933	5	16	26		41		65	8	56	67	149
26.02.1933	6	16	26		41		65	9	56	67	150
27.02.1933	5	16	25		42		65	9	56	67	144
28.02.1933	4	16	25		41		65	9	56	67	145
01.03.1933	4	16	25		41		65	9	57	67	146
02.03.1933	3	15	24		41		65	9	57	67	147
03.03.1933	3	15	24		41		65	9	57	67	148
04.03.1933	4	14	25		41		65	9	57	67	149
05.03.1933	5	16	26		44		65	10	57	67	150
06.03.1933	5	17	27		44		65	10	57	67	144
07.03.1933	6	17	27		44		65	10	57	67	145
08.03.1933	4	15	25		42		65	10	57	67	146
09.03.1933	4	15	24		42		65	10	57	67	147
10.03.1933	5	15	25		42		65	10	57	67	148
12.03.1933	5	16	25		42		65	11	57	67	150
14.03.1933	4	16	25		41		65	11	57	67	145
15.03.1933	6	16	26		43		65	11	57	67	146
16.03.1933	6	17	26		43		65	11	57	67	147
17.03.1933	6	16	26		41		65	11	57	67	148
18.03.1933	7	15	26		41		65	11	57	67	149

2.3. Синтез моделей и частные критерии (многопараметрическая типизация временных периодов по климатическим особенностям)

Итак, хотя модели системы «Эйдос» хотя и основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов), но для решения всех задач используется не непосредственно 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)* [1:[4].

В данной работе синтез моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» при параметрах, приведенных на рисунке 3:

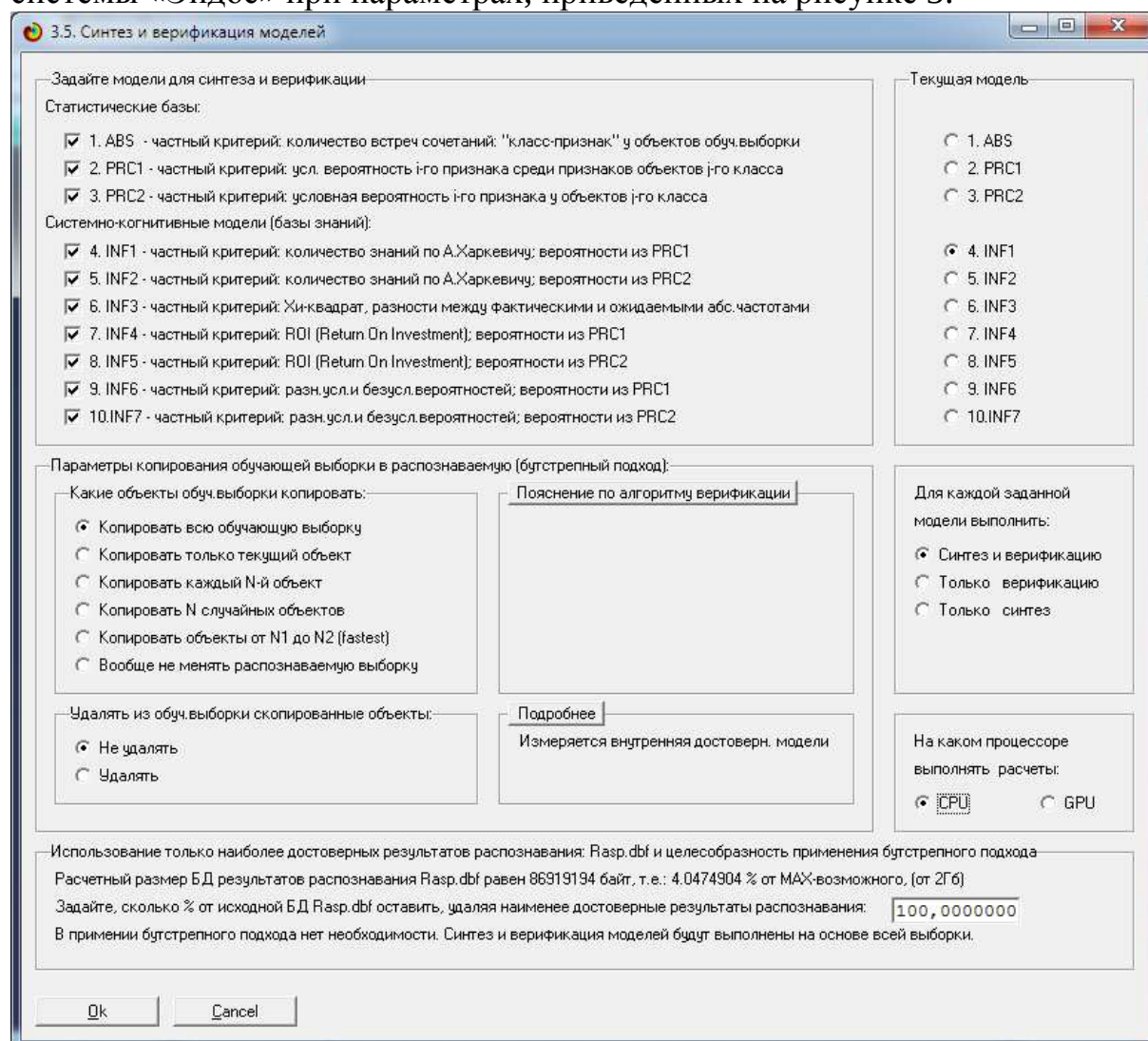


Рисунок 3 – Экранная форма управления режимом синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей (режим 3.5)

На рисунке 4 приведена экранная форма отображения стадии исполнения и прогноза времени исполнения режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей:

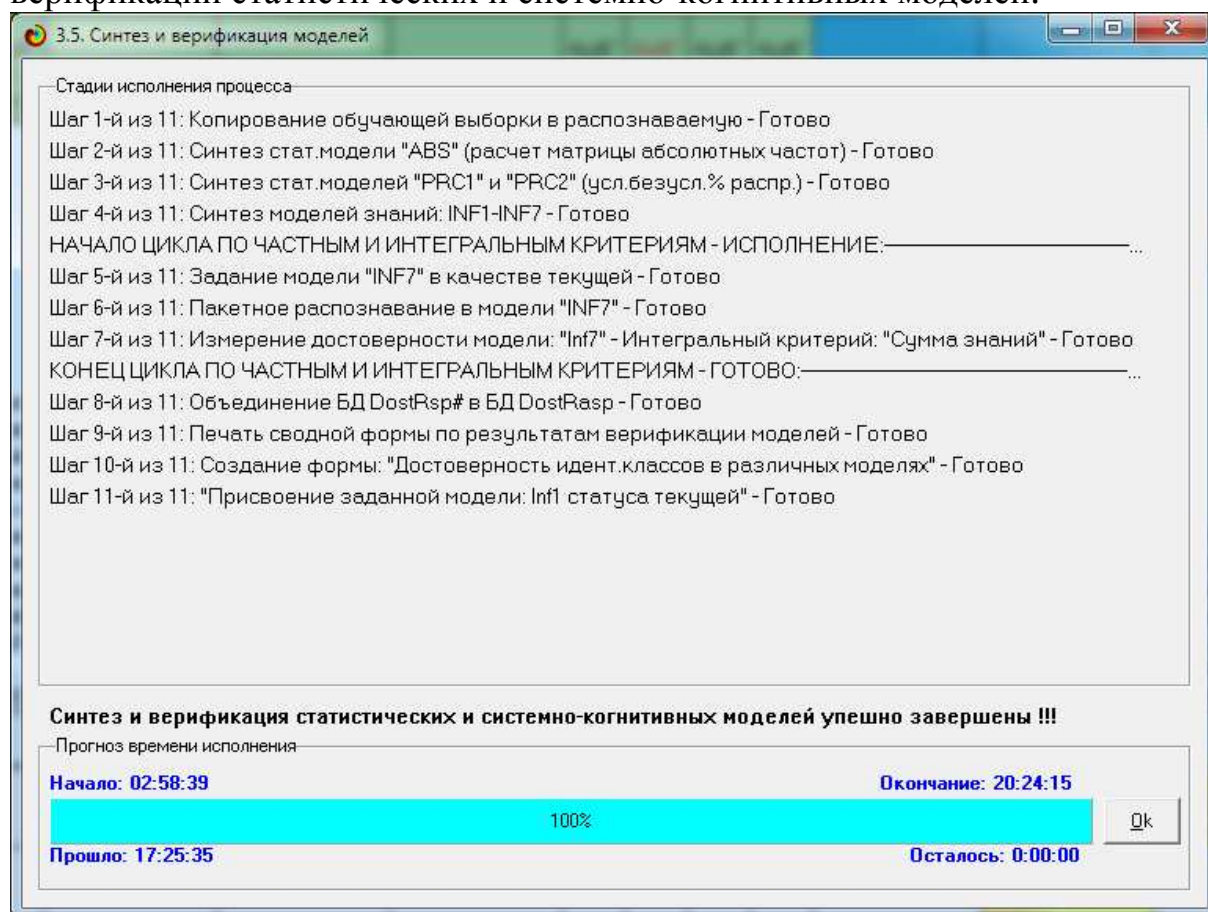


Рисунок 4 – Экранная форма отображения стадии исполнения и прогноза времени исполнения режима синтеза и верификации моделей (режим 3.5)

В результате работы данного режима созданы 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей (моделей знаний) (рисунки 5, 6, 7, 8):

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 1/10 { 22.0, 15.5, 19.5}	2. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 2/10 { 15.5, 9.0, 9.0}	3. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 3/10 { 9.0, 2.5, 2.5}	4. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 4/10 { 2.5, 4.0, 4.0}	5. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 5/10 { 4.0, 10.5, 10.5}	6. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 6/10 { 10.5, 17.0, 17.0}	7. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 7/10 { 17.0, 23.5, 23.5}	8. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 8/10 { 23.5, 30.0, 30.0}	9. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 9/10 { 30.0, 36.5, 36.5}	10. МАКСИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 10/10 { 36.5, 43.0, 43.0}	11. МИНИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 1/10 { 27.8, 21.9, 21.9}	12. МИНИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 2/10 { 21.9, 16.0, 16.0}	13. МИНИМАЛ. ТЕМПЕРАТ. 3/10 { 16.0, 11.1, 11.1}
1	№ НЕДЕЛИ в году-нг.01		6	29	91	106	37	2				1	15	21
2	№ НЕДЕЛИ в году-нг.02	2	11	58	193	160	54	2				1	15	21
3	№ НЕДЕЛИ в году-нг.03		11	66	235	129	36	3				2	2	19
4	№ НЕДЕЛИ в году-нг.04	3	15	72	204	136	45	3				3	9	32
5	№ НЕДЕЛИ в году-нг.05	2	30	63	185	145	46	5				1	10	42
6	№ НЕДЕЛИ в году-нг.06	1	22	59	174	157	63	3				2	9	24
7	№ НЕДЕЛИ в году-нг.07		10	49	182	152	67	15				1	5	20
8	№ НЕДЕЛИ в году-нг.08		3	42	161	171	78	22				2	2	20
9	№ НЕДЕЛИ в году-нг.09		3	26	151	167	95	28				1	5	9
10	№ НЕДЕЛИ в году-нг.10			13	133	180	98	40	5			1	2	6
11	№ НЕДЕЛИ в году-нг.11			9	106	181	136	35	4					2
12	№ НЕДЕЛИ в году-нг.12			3	56	192	169	54	3					2
13	№ НЕДЕЛИ в году-нг.13				34	152	195	79	11					
14	№ НЕДЕЛИ в году-нг.14				5	91	188	155	37					
15	№ НЕДЕЛИ в году-нг.15				5	71	191	170	41	2				
16	№ НЕДЕЛИ в году-нг.16			2		35	194	181	66	2				
17	№ НЕДЕЛИ в году-нг.17					26	182	203	63	1				
18	№ НЕДЕЛИ в году-нг.18					7	108	234	135	2				
19	№ НЕДЕЛИ в году-нг.19					4	92	229	150	9				
20	№ НЕДЕЛИ в году-нг.20					1	57	209	199	19				
21	№ НЕДЕЛИ в году-нг.21						36	187	245	24				
22	№ НЕДЕЛИ в году-нг.22						21	182	247	30				
23	№ НЕДЕЛИ в году-нг.23						8	137	298	34				

Рисунок 5 – Статистическая модель Abs – матрица абсолютных частот (фрагмент)

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. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 1/10 (22.0, 15.5)	2. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 2/10 (19.5, 9.0)	3. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 3/10 (9.0, 2.5)	4. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 4/10 (2.5, 4.0)	5. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 5/10 (4.0, 10.5)	6. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 6/10 (10.5, 17.0)	7. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 7/10 (17.0, 23.5)	8. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 8/10 (23.5, 30.0)	9. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 9/10 (30.0, 36.5)	10. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 10/10 (36.5, 43.0)	11. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 1/10 (33.7, 27.8)	12. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 2/10 (27.8, 21.9)	13. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 3/10 (21.9, 16.0)	14. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 4/10 (16.0, 10.1)	15. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 5/10 (10.1, 4.2)	16. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРА. 6/10 (4.2, 1.8)
1	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.01		4.762	4.258	3.061	2.645	0.894	0.045					1.613	5.350	2.926	3.385	2.705
2	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.02	22.222	8.730	8.517	6.452	3.993	1.305	0.045				7.692	24.194	8.642	6.713	6.532	4.218
3	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.03		8.730	9.692	7.904	3.219	0.870	0.068				15.385	3.226	7.819	10.671	7.304	4.104
4	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.04	33.333	11.905	10.573	6.862	3.394	1.087	0.068				23.077	14.516	13.169	9.466	6.948	4.048
5	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.05	22.222	23.810	9.251	6.223	3.619	1.111	0.113				7.692	16.129	17.284	9.639	5.998	3.840
6	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.06	11.111	17.460	8.664	5.853	3.918	1.522	0.068				15.385	14.516	9.877	9.294	6.710	4.142
7	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.07		7.937	7.195	6.122	3.793	1.619	0.340				7.692	8.065	8.230	9.466	5.404	4.312
8	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.08		2.381	6.167	5.415	4.268	1.885	0.499					3.226	8.230	8.262	6.176	3.991
9	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.09		2.381	3.818	5.079	4.168	2.295	0.635				7.692	8.065	3.704	3.614	5.107	4.861
10	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.10			1.909	4.474	4.492	2.368	0.908	0.083			7.692	3.226	2.469	3.098	4.810	4.577
11	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.11			1.322	3.565	4.517	3.286	0.794	0.066					0.823	1.377	3.266	4.842
12	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.12			0.441	1.884	4.792	4.083	1.226	0.050					0.823	0.344	2.138	4.558
13	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.13				1.144	3.793	4.711	1.793	0.182						0.344	1.306	3.613
14	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.14				0.168	2.271	4.542	3.518	0.611							0.178	2.421
15	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.15				0.168	1.772	4.615	3.858	0.678	0.087						0.119	1.532
16	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.16				0.067	0.873	4.687	4.108	1.091	0.087							0.965
17	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.17					0.649	4.397	4.607	1.041	0.043							0.605
18	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.18					0.175	2.609	5.311	2.231	0.087							0.113
19	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.19					0.100	2.223	5.197	2.479	0.390							0.151
20	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.20					0.025	1.377	4.744	3.289	0.823							0.038
21	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.21						0.870	4.244	4.049	1.039							0.019
22	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.22						0.507	4.131	4.082	1.299							0.038
23	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.23						0.193	3.109	4.925	1.472							0.019

Рисунок 6 – Статистическая модель Prc2 – матрица условных и безусловных процентных распределений (фрагмент)

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХЗ/вещичу: вероятности из PRC1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 1/10 (22.0, 15.5)	2. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 2/10 (15.5, 9.0)	3. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 3/10 (9.0, 2.5)	4. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 4/10 (2.5, 4.0)	5. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 5/10 (4.0, 10.5)	6. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 6/10 (10.5, 17.0)	7. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 7/10 (17.0, 23.5)	8. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 8/10 (23.5, 30.0)	9. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 9/10 (30.0, 36.5)	10. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 10/10 (36.5, 43.0)	11. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 1/10 (33.7, 27.8)	12. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 2/10 (27.8, 21.9)	13. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 3/10 (21.9, 16.0)
1	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.01		0.682	0.630	0.477	0.409	-0.095	-1.450					0.179	1.171
2	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.02	1.132	0.697	0.686	0.560	0.334	-0.186	-1.746				0.639	0.963	0.237
3	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.03		0.699	0.748	0.653	0.236	-0.372	-1.556				1.152	0.936	0.984
4	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.04	1.323	0.844	0.789	0.588	0.261	-0.268	-1.555				0.640	0.963	0.936
5	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.05	1.133	1.165	0.726	0.542	0.290	-0.259	-1.319				0.640	0.984	0.984
6	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.06	0.812	1.022	0.696	0.514	0.327	-0.112	-1.556				0.640	0.936	0.936
7	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.07		0.659	0.613	0.538	0.316	-0.080	-0.805				0.644	0.666	0.666
8	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.08		0.100	0.542	0.482	0.371	-0.009	-0.626				0.649	0.671	0.671
9	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.09		0.104	0.324	0.456	0.365	0.087	-0.509				0.652	0.248	0.248
10	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.10			0.004	0.400	0.402	0.104	-0.341	-1.455					
11	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.11			-0.169	0.293	0.403	0.255	-0.405	-1.560					
12	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.12			-0.682	-0.007	0.427	0.352	-0.207	-1.697					
13	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.13				-0.235	0.323	0.423	-0.026	-1.089					
14	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.14				-1.129	0.081	0.403	0.284	-0.529					
15	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.15				-1.137	-0.043	0.402	0.319	-0.490	-1.446				
16	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.16				-1.564	-0.373	0.408	0.347	-0.269	-1.446				
17	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.17					-0.508	0.381	0.402	-0.289	-1.766				
18	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.18					-1.123	0.134	0.464	0.061	-1.449				
19	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.19					-1.380	0.062	0.457	0.113	-0.747				
20	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.20					-2.029	-0.166	0.409	0.239	-0.405				
21	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.21						-0.383	0.354	0.332	-0.300				
22	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.22						-0.625	0.350	0.344	-0.188				
23	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.23						-1.067	0.224	0.437	-0.124				

Рисунок 7 – Системно-когнитивная модель Inf1 – матрица информативностей (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 1/10 (22.0, 15.5)	2. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 2/10 (15.5, 9.0)	3. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 3/10 (9.0, 2.5)	4. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 4/10 (2.5, 4.0)	5. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 5/10 (4.0, 10.5)	6. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 6/10 (10.5, 17.0)	7. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 7/10 (17.0, 23.5)	8. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 8/10 (23.5, 30.0)	9. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 9/10 (30.0, 36.5)	10. МАКСИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 10/10 (36.5, 43.0)	11. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 1/10 (33.7, 27.8)	12. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 2/10 (27.8, 21.9)	13. МИНИМАЛЬ. ТЕМПЕРАТУРА 3/10 (21.9, 16.0)
1	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.01	-0.099	4.618	21.529	58.385	62.042	-8.406	-46.335	-66.382	-25.331	-1.459	-0.143	0.320	13.793
2	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.02	1.825	8.548	44.748	135.116	82.025	-26.544	-83.739	-117.751	-44.932	-2.588	0.747	0.798	7.800
3	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.03	-0.174	8.597	52.799	177.368	51.324	-44.234	-82.410	-117.298	-44.760	-2.578	1.748	0.798	7.800
4	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.04	2.826	12.561	58.819	146.457	58.444	-35.111	-82.278	-117.118	-44.691	-2.574	0.748	0.798	7.800
5	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.05	1.825	27.556	49.789	127.324	67.265	-34.296	-80.476	-117.389	-44.794	-2.580	0.748	0.798	7.800
6	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.06	0.826	19.559	45.809	116.413	79.384	-17.173	-82.344	-117.208	-44.725	-2.576	1.748	0.798	7.800
7	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.07	-0.173	7.576	35.901	124.813	74.923	-12.616	-69.752	-116.394	-44.415	-2.558	0.750	0.807	3.821
8	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.08	-0.173	0.579	28.916	103.879	94.013	-1.523	-62.653	-116.258	-44.369	-2.555	0.250	0.809	0.809
9	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.09	-0.171	0.604	13.048	94.457	90.792	16.281	-55.797	-115.083	-43.914	-2.529	0.753	0.827	0.827
10	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.10	-0.170	-2.383	0.119	76.768	104.211	19.714	-43.336	-109.450	-43.679	-2.516	0.754	0.827	0.827
11	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.11	-0.171	-2.394	-3.937	49.524	104.882	57.374	-48.698	-110.947	-43.863	-2.527	-0.247	-1.178	-1.178
12	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.12	-0.172	-2.410	-10.023	-0.854	115.372	89.848	-30.258	-112.716	-44.156	-2.543	-0.249	-1.186	-1.186
13	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.13	-0.170	-2.387	-12.901	-22.321	76.091	116.591	-4.468	-103.631	-43.742	-2.520	-0.246	-1.175	-1.175
14	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.14	-0.172	-2.406	-13.003	-51.765	14.492	108.972	70.874	-78.535	-44.087	-2.539	-0.248	-1.184	-1.184
15	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.15	-0.175	-2.449	-13.237	-52.787	-6.885	110.549	84.359	-76.615	-42.881	-2.585	-0.253	-1.205	-1.205
16	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.16	-0.175	-2.454	-13.262	-55.898	-43.035	113.394	95.195	-51.841	-42.967	-2.590	-0.253	-1.207	-1.207
17	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.17	-0.174	-2.442	-13.196	-57.609	-51.646	101.797	117.623	-54.253	-43.743	-2.577	-0.252	-1.201	-1.201
18	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.18	-0.176	-2.466	-13.328	-58.187	-71.424	26.992	147.767	16.571	-43.191	-2.603	-0.254	-1.213	-1.213
19	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.19	-0.175	-2.450	-13.242	-57.809	-73.915	11.518	143.326	32.340	-35.898	-2.586	-0.253	-1.206	-1.206
20	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.20	-0.177	-2.478	-13.395	-58.476	-77.813	-24.410	122.339	79.983	-26.416	-2.616	-0.256	-1.219	-1.219
21	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.21	-0.179	-2.499	-13.507	-58.965	-79.472	-46.090	99.614	124.988	-21.795	-2.638	-0.258	-1.230	-1.230
22	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.22	-0.175	-2.453	-13.257	-57.876	-78.005	-59.575	96.228	129.204	-14.950	-2.589	-0.253	-1.207	-1.207
23	№ НЕДЕЛИ в ГОДЫ-нг.23	-0.173	-2.421	-13.084	-57.121	-76.987	-71.523	52.347	181.742	-10.363	-2.555	-0.250	-1.191	-1.191

Рисунок 8 – Системно-когнитивная модель Inf3 – хи-квадрат (фрагмент)

2.4. Верификация моделей

Статистические и системно-когнитивные модели создаются не ради самих моделей, не как самоцель, а для решения в этих моделях различных задач (рисунок 1).

Однако успешно решать эти задачи можно только в достоверных моделях, верно (адекватно) отражающих моделируемую предметную область. Если модель адекватна, достоверна, т.е. соответствует действительности, то и результаты решения задач в этой модели также соответствуют действительности. Это значит, что если достоверность модели низка или неизвестна, то применять ее для решения реальных задач нельзя. Если же это делается, то это крайне рискованно и является авантюризмом и профанацией науки.

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 [1:[5].

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, не всегда возможно, и даже очень рискованно, особенно на экономических и политических моделях.

Оценка достоверности (верификация) моделей проведена в режиме 3.5 при параметрах, приведенных на рисунке 3. На рисунке 4 приведена экранная форма с отображением стадии исполнения верификации моделей и прогнозом времени исполнения. Как видно из этого рисунка время синтеза и верификации моделей составило 17 часов 25 минут расчетов на CPU i7. Такая значительная длительность вычислений связана со сравнительно большой размерностью моделей (70 класса, 150 признаков) и довольно большим объемом обучающей выборки (24834 наблюдения). Дело в том, что **для верификации моделей в каждой из 10 моделей каждый из 24834 объектов обучающей выборки сравнивается с каждым из 70 классов по всем своим 150 признакам.** Это и требует довольно значительного объема вычислений, а значит и затраченного на них машинного времени.

В режиме 3.4 мы видим результаты проверки статистических и системно-когнитивных моделей на достоверность (рисунок 9):

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модулей сходства: ложно-отриц. решений (SF)	5-Точность модели	5-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль сходства: истинно-полож. решений	Средний модуль сходства: истинно-отриц. решений	Средний модуль сходства: ложно-положит. решений	Средний модуль сходства: ложно-отриц. решений	A-Точность модели A-Precision = ATR/ATR	A-Полнота модели A-Recall = ATR/ATR	L2-мера проф. Е.В.Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс.частот с обр...		0,158	1,000	0,273	0,255	0,030	0,128	0,666	1,000	0,800	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абс.частот по признакам...		0,277	1,000	0,434	0,454		0,109	0,806	1,000	0,892	
2. PR1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред.	Корреляция усл.отч.частот с о...		0,158	1,000	0,273	0,255	0,030	0,128	0,666	1,000	0,800	
2. PR1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред.	Сумма усл.отч.частот по при...		0,109	1,000	0,197	0,092		0,069	0,569	1,000	0,726	
3. PR2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Корреляция усл.отч.частот с о...		0,158	1,000	0,273	0,255	0,030	0,128	0,666	1,000	0,800	
3. PR2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Сумма усл.отч.частот по при...		0,109	1,000	0,197	0,092		0,069	0,569	1,000	0,726	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в.	Семантический резонанс: зна...	960,871	0,186	0,924	0,309	0,100	0,077	0,078	0,057	0,563	0,638	0,598
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в.	Сумма знаний	1337,494	0,159	0,913	0,271	0,125	0,107	0,097	0,060	0,564	0,675	0,615
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в.	Семантический резонанс: зна...	960,871	0,186	0,924	0,309	0,100	0,077	0,078	0,057	0,563	0,638	0,598
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в.	Сумма знаний	1337,494	0,159	0,913	0,271	0,125	0,107	0,097	0,060	0,564	0,675	0,615
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Семантический резонанс: зна...	2017,130	0,214	0,917	0,347	0,202	0,094	0,162	0,087	0,555	0,700	0,619
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Сумма знаний	2621,990	0,421	0,942	0,582	0,386	0,090	0,116	0,113	0,769	0,774	0,771
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резонанс: зна...	1723,395	0,271	0,911	0,418	0,163	0,067	0,119	0,066	0,577	0,710	0,637
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Сумма знаний	65,694	0,112	0,971	0,201	0,020	0,004	0,022	0,003	0,469	0,853	0,605
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резонанс: зна...	1723,400	0,271	0,911	0,418	0,163	0,067	0,119	0,066	0,577	0,710	0,637
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Сумма знаний	65,694	0,112	0,971	0,201	0,020	0,004	0,022	0,003	0,469	0,853	0,605
9. INF6 - частный критерий: разн.усли безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс: зна...	2289,458	0,213	0,906	0,344	0,204	0,069	0,162	0,089	0,558	0,696	0,619
9. INF6 - частный критерий: разн.усли безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	155,329	0,108	0,962	0,194	0,036	0,009	0,042	0,007	0,460	0,843	0,595
10. INF7 - частный критерий: разн.усли безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс: зна...	2289,457	0,213	0,906	0,344	0,204	0,069	0,162	0,089	0,558	0,696	0,619
10. INF7 - частный критерий: разн.усли безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	155,329	0,108	0,962	0,194	0,036	0,009	0,042	0,007	0,460	0,843	0,595

Помощь по мерам достоверности

Помощь по частотным распределениям

TP, TN, FP, FN

(TP-FP)/(TN-FN)

(T-FU)/(T-FU100)

Задать интервал сглаживания

Рисунок 9 – Экранные формы результатов верификации моделей по различным критериям достоверности: F-мере Ван Ризбергера и мерам L1 и L2 Е.В.Луценко

Из экранных форм на рисунке 9 мы видим, что по L2 мере проф.Е.В.Луценко [1:5] достоверность системно-когнитивной модели INF3 (хи-квадрат) с интегральным критерием «Сумма знаний» составляет: **L2=0,771**, что неплохо для приложений, связанных с анализом и прогнозированием климатических показателей.

На рисунках 10 приведены экранные формы помощи по режиму 3.4:

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

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

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

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

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой. Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 и 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпадать 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 считать средневзвешенные характеристики всех этих видов прогнозов.

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

$$L_1 = \frac{TP + TN - FP - FN}{TP + TN + FP + FN} \quad (\text{нормировка: } \{1, +1\})$$

$$L_2 = \frac{1 + (TP + TN - FP - FN)}{2 \cdot (TP + TN + FP + FN)} \quad (\text{нормировка: } \{0, 1\})$$

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

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

$$F\text{-мера} = \frac{2 \cdot (Precision \cdot Recall)}{(Precision + Recall)} - \text{достоверность модели}$$

$$Precision = TP / (TP + FP) - \text{точность модели};$$

$$Recall = TP / (TP + FN) - \text{полнота модели};$$

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

$$L1\text{-мера} = \frac{2 \cdot (SPrecision \cdot SRecall)}{(SPrecision + SRecall)}$$

$$SPrecision = STP / (STP + SFP) - \text{точность с учетом сумм уровней сходства};$$

$$SRecall = STP / (STP + SFN) - \text{полнота с учетом сумм уровней сходства};$$

STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

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

$$L2\text{-мера} = \frac{2 \cdot (APrecision \cdot ARecall)}{(APrecision + ARecall)}$$

$$APrecision = ATP / (ATP + AFP) - \text{точность с учетом средних уровней сходства};$$

$$ARecall = ATP / (ATP + AFN) - \text{полнота с учетом средних уровней сходства};$$

$$ATP = STP / TP - \text{Среднее модулей сходства истинно-положительных решений}; AFN = SFN / FN - \text{Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений};$$

$$AFP = SFP / FP - \text{Среднее модулей сходства ложно-положительных решений}; AFN = SFN / FN - \text{Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений};$$

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

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

Луценко Е.В. Инериантное относительно объектных данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергера в АСК-анализе и системе "Эйдос" // Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02(126). С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.

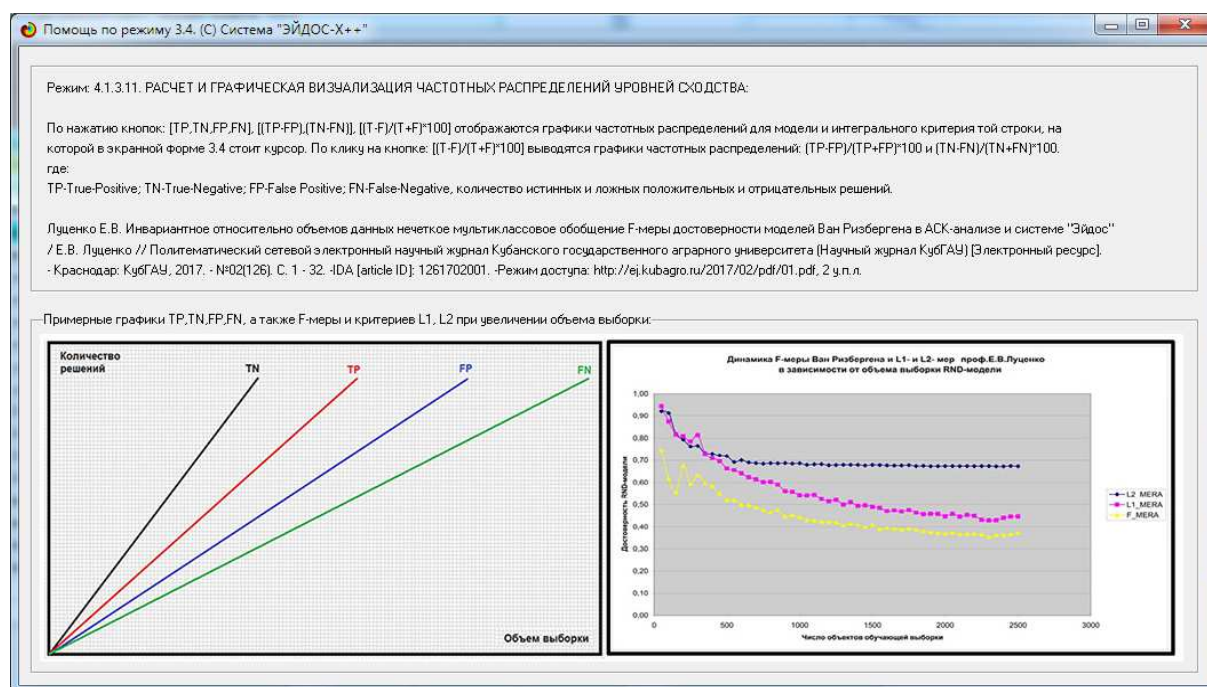


Рисунок 10 – Помощь по режиму оценки достоверности моделей

На рисунке 11 мы видим частотное распределение истинных и ложных положительных и отрицательных решений в зависимости от уровня сходства в модели INF3 (хи-квадрат) с интегральным критерием: «Сумма знаний»

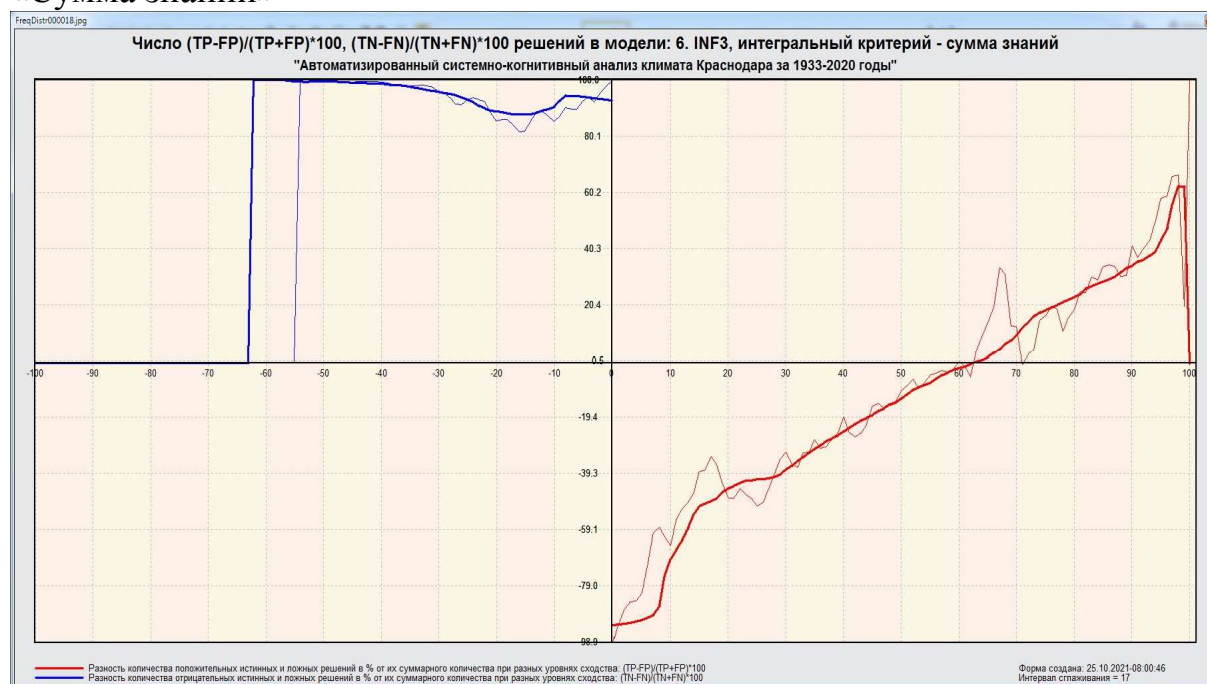


Рисунок 11 – Частотное распределение разности числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений в зависимости от уровня сходства

Из частотного распределения, представленного на рисунке 11, видно, что при всех уровнях сходства истинных отрицательных решений всегда значительно больше, чем ложных, точнее ложных вообще нет, а при

положительных решениях истинных решений больше начиная с уровня различия около 63%, причем *доля истинных решений закономерно растет при увеличении уровня сходства*. Это означает, что:

– системно-когнитивную модель INF3 (хи-квадрат) обоснованно можно использовать для решения различных задач;

– в распоряжение исследователя есть адекватный критерий оценки результатов решения задачи идентификации: это уровень сходства (т.е. значение интегрального критерия) объекта с классом.

Таким образом, что *в системе «Эйдос» есть достоверный внутренний критерий степени истинности решений задач, предлагаемых системой на основе созданных в ней моделей*. Система «Эйдос» не просто идентифицирует, но и адекватно оценивает достоверность идентификации, не просто прогнозирует, но и оценивает достоверность прогнозирования, не просто предлагает решение, но и оценивает эффективность этого решения, и т.д. Следовательно, *система Эйдос не только прогнозирует значения будущих параметров, но и адекватно оценивает достоверность их прогнозирования*.

Наличие в системе «Эйдос» внутреннего достоверного критерия достоверности прогнозирования позволяет прогнозировать наступление точки бифуркации, т.е. точки неопределенности. *В точках бифуркации резко уменьшается достоверность прогнозирования и резко возрастает разброс и взаимная несогласованность друг с другом (кучность) точечных прогнозов с различных позиций во времени*.

Обучающая выборка является *репрезентативной* на определенный период в будущее, на котором основные закономерности в предметной области существенно не изменяются. Такие периоды называются *периодами эргодичности*. В точке бифуркации основные закономерности в предметной области изменяются *качественно*, т.е. формируются *новые* закономерности в предметной области и начинается новый период эргодичности. Периоды эргодичности являются периодами *эволюционных* изменений в предметной области, а в точках бифуркации происходят *революционные* изменения, т.е. в них происходит переход *количественных* изменений в *качественные*.

Фактически это означает, что *в системе «Эйдос» можно либо достоверно прогнозировать, что произойдет, либо достоверно прогнозировать, что мы не можем достоверно прогнозировать что произойдет, т.е. достоверно прогнозировать точку бифуркации*. Об этом есть в работе [1:1]: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/7.4.htm>.

В этой монографии 2002 года в разделе: «7.4. Прогнозирование развития различных сегментов рынка (на примере фондового рынка РФ)» описаны результаты, полученные автором еще в 1994 году.

2.5. 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 (в созданных моделях менее секунды) (рисунок 14).

Это необходимо лишь для решения задач идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2) и задачи кластеризации (режимы 4.2.2.3 и 4.3.2.3), которые требуют наибольших вычислительных ресурсов и поэтому решается только для модели, заданной текущей.

Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

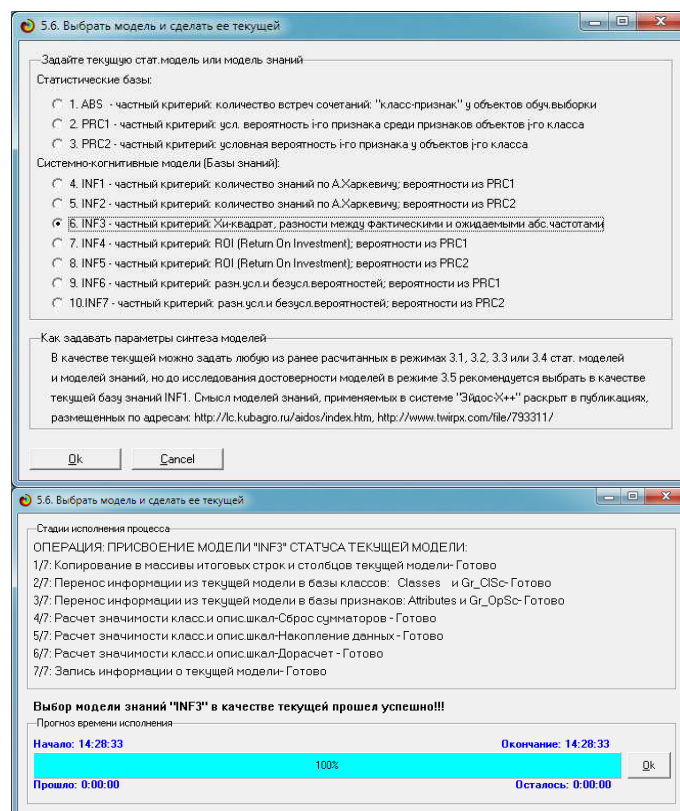


Рисунок 12 – Экранные формы режима выбора наиболее достоверной модели для решения задач идентификации и прогнозирования

2.6. Решение задачи системной идентификации

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.

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 объекта с классом осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два: это «Сумма знаний» и «Резонанс знаний». Эти интегральные критерии описаны выше в разделах 1.3.2, 1.3.3, 1.3.4 и 1.3.5 данной работы.

На рисунках 13 и 14 приведены некоторые экранные формы ежима идентификации и прогнозирования:

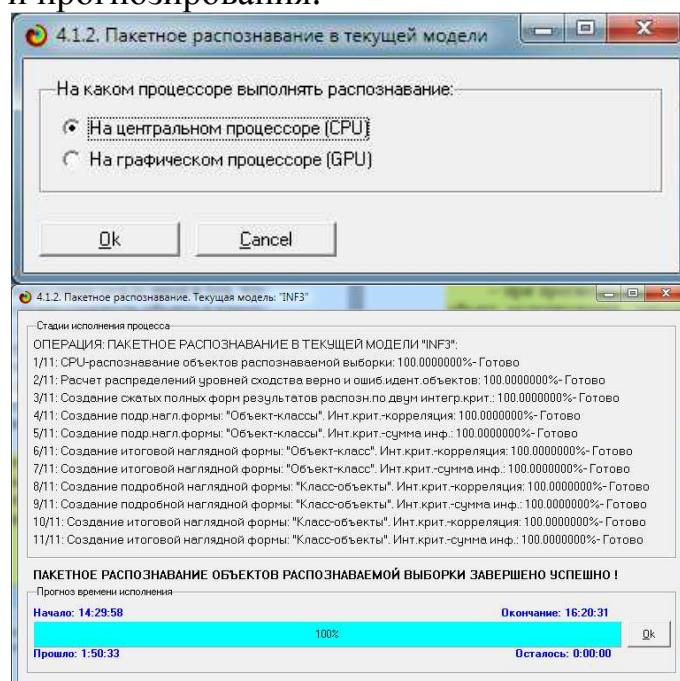


Рисунок 13 – Экранные формы режима идентификации и прогнозирования (4.1.2)

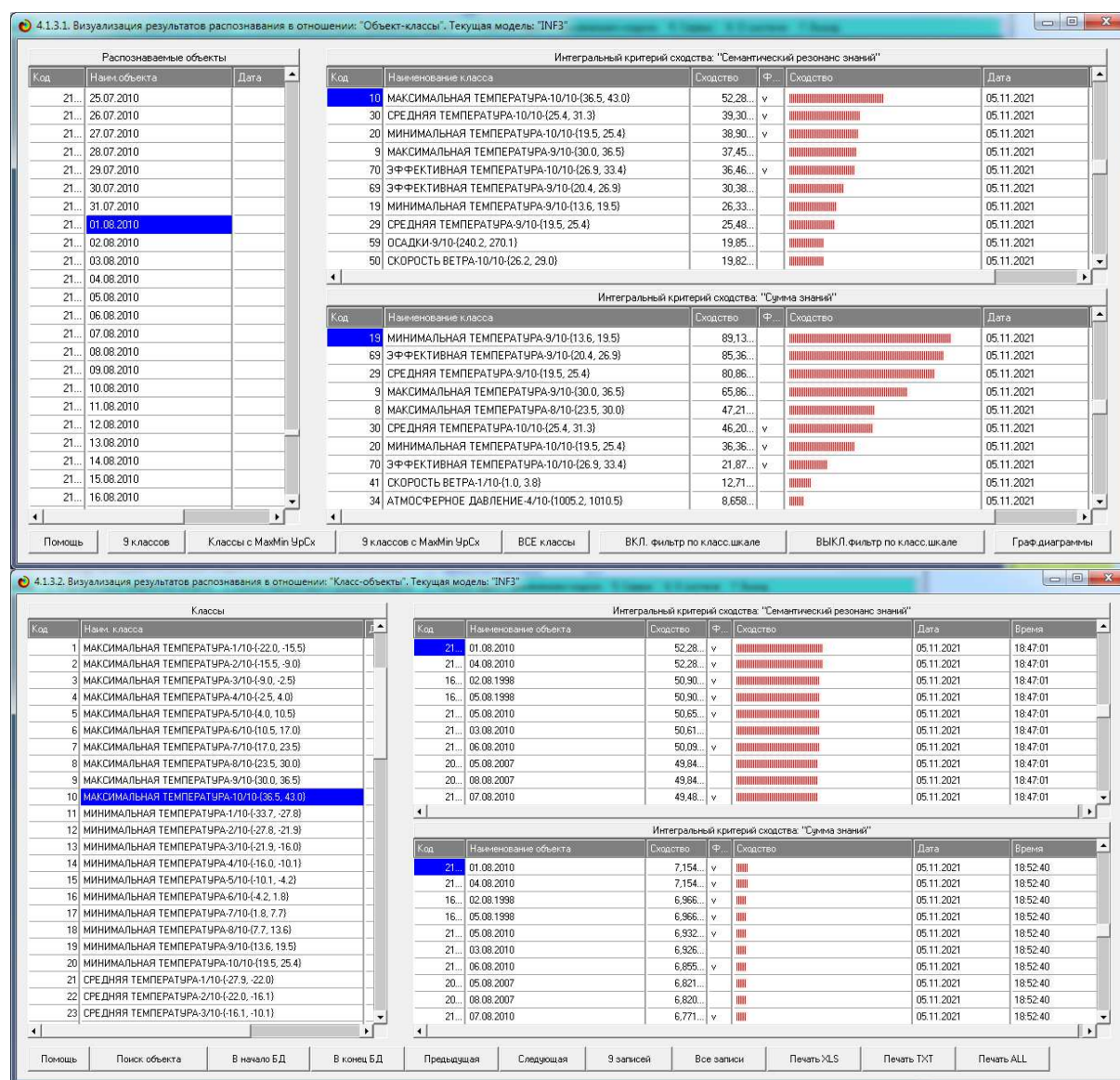


Рисунок 14 – Некоторые результирующие экранные формы режима идентификации и прогнозирования (4.1.2)

2.7. Решение задачи выявления характерных и нехарактерных климатических особенностей временных периодов (типологический 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;

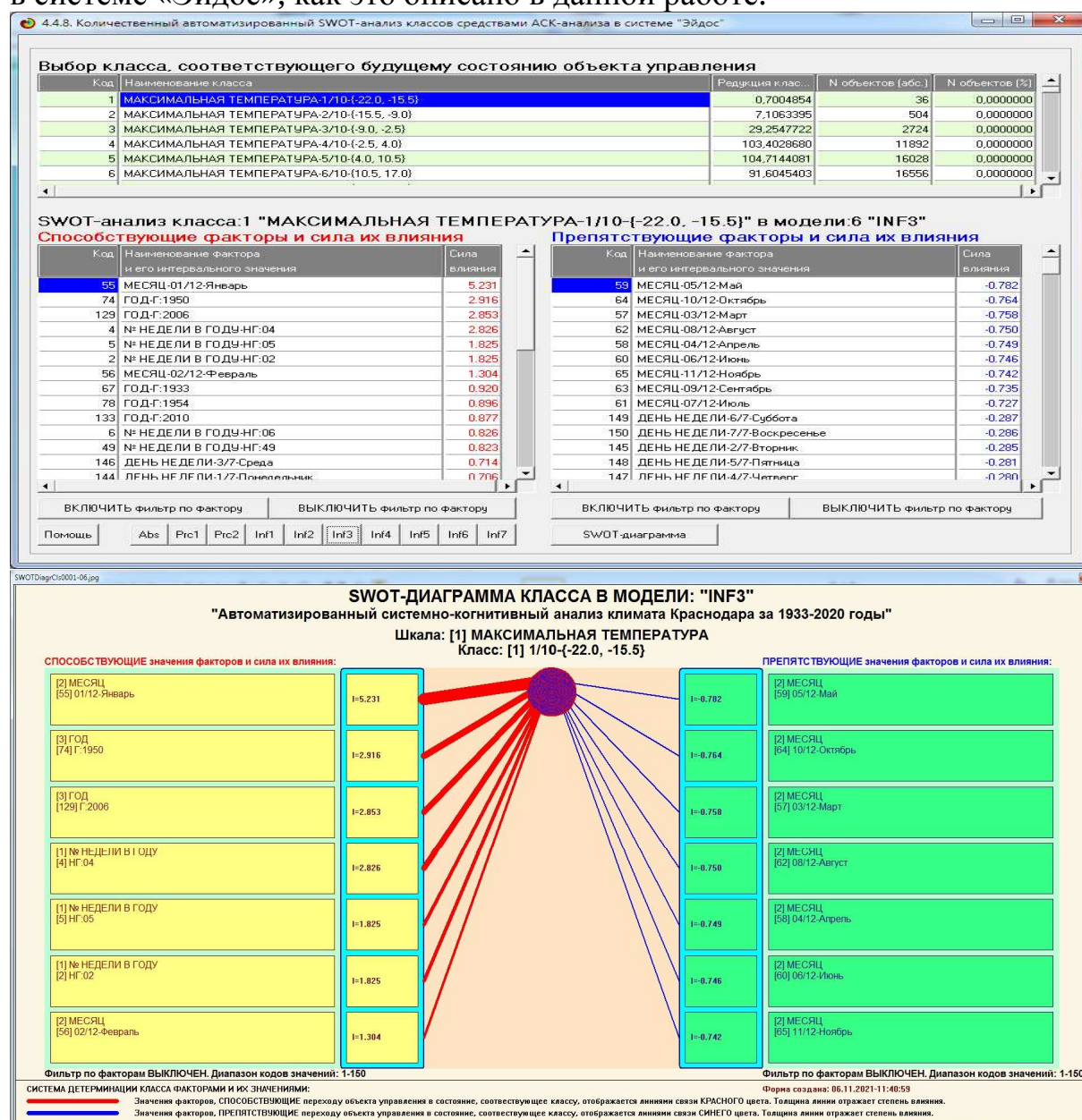
- при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние.

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») [1: [7].

Ниже на рисунках 15 приведены SWOT-диаграммы некоторых из исследуемых временных периодов в модели INF3 (хи-квадрат). Все их привести невозможно из-за ограничений на объем данной работы. Да в этом и нет особой необходимости, т.к. читатель может и сам получить все выходные формы, которые ему будут необходимы.

Для этого нужно установить систему «Эйдос» на своем компьютере, скачав инсталляцию с сайта автора: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №297 и выполнить все этапы автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) в системе «Эйдос», как это описано в данной работе.



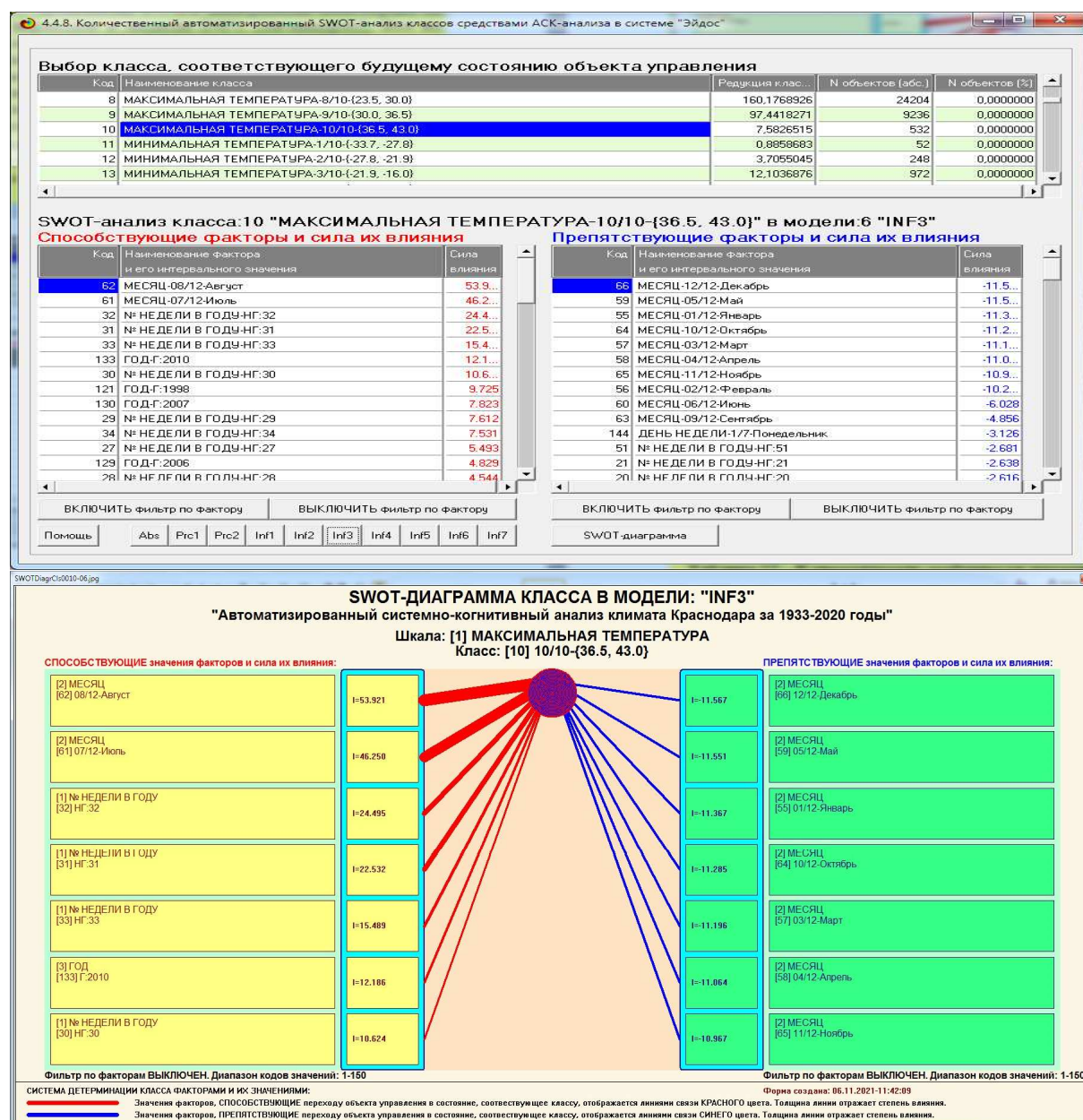


Рисунок 15 – SWOT-диаграммы климатических особенностей исследуемых временных периодов

Слева на SWOT-диаграммах *в порядке убывания степени характеристики* приведены климатические особенности, характерные для данного временного периода.

Справа на SWOT-диаграммах *в порядке убывания степени нехарактерности* приведены климатические особенности, нехарактерные для данного временного периода.

Линии, означающие характерность, изображены красным *цветом*, а нехарактерность – *синим*.

Степень характерности и нехарактерности отображается количественно и в форме *толщины* линии.

2.8. Решение задачи исследования объекта моделирования путем исследования его модели

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

Инвертированные SWOT-диаграммы (предложены автором в работе [1:[7]]), 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». На рисунках 16 приведены инвертированные SWOT-диаграммы значений климатических параметров, наиболее ценных для того, чтобы отличить (дифференцировать) один исследуемый период от другого (включая месяцы и декады):

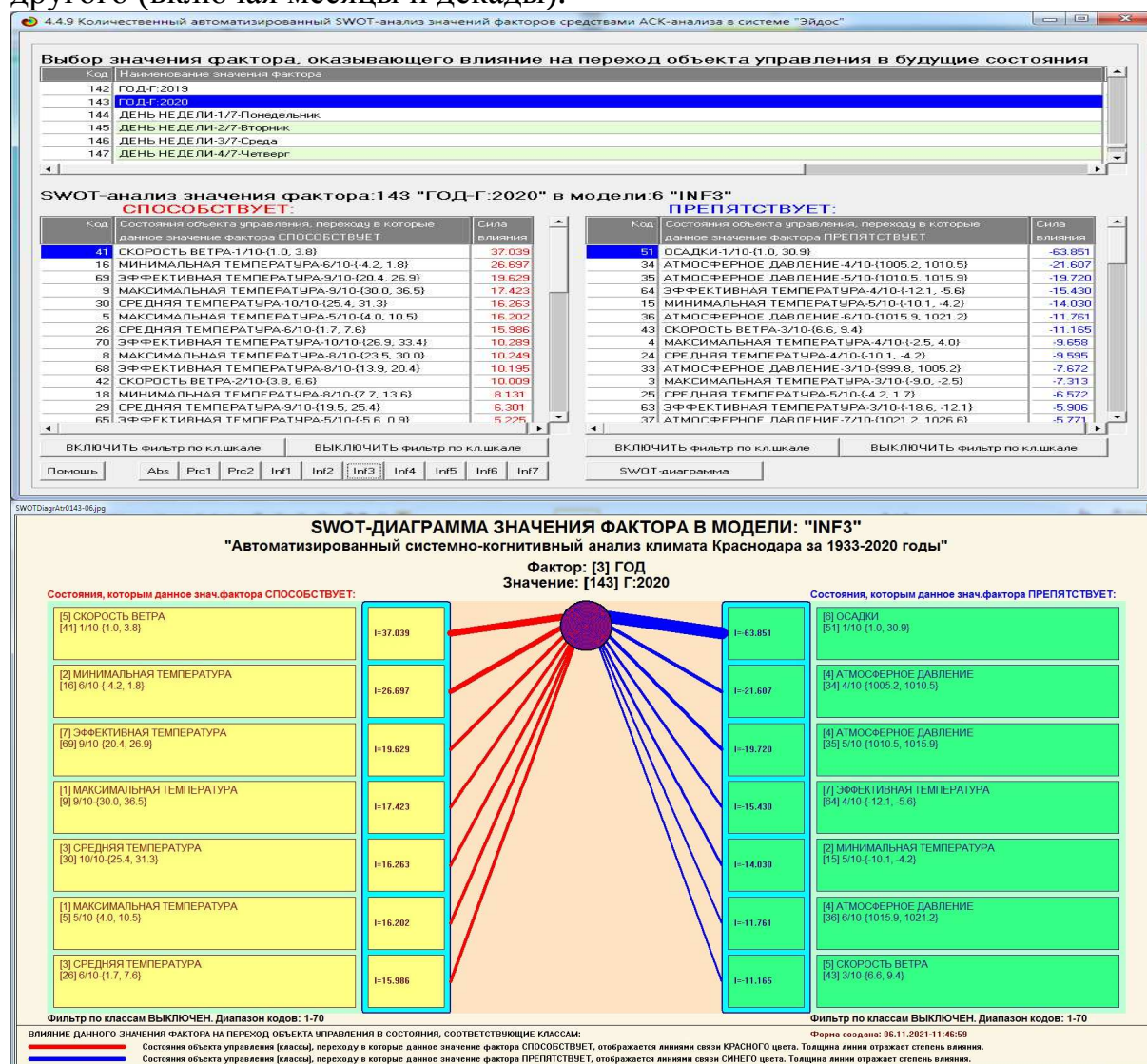


Рисунок 16 – Инвертированные SWOT-диаграммы наиболее значимых климатических параметров

2.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1) (рисунок 17) рассчитывается матрица сходства классов по системе их детерминации (таблица 18) и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится 4 основные формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунки 18, 19);
- агломеративная дендрограмма *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе [1:[8]) (режим 4.2.2.3) (рисунки 20, 21);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 22);
- 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12).

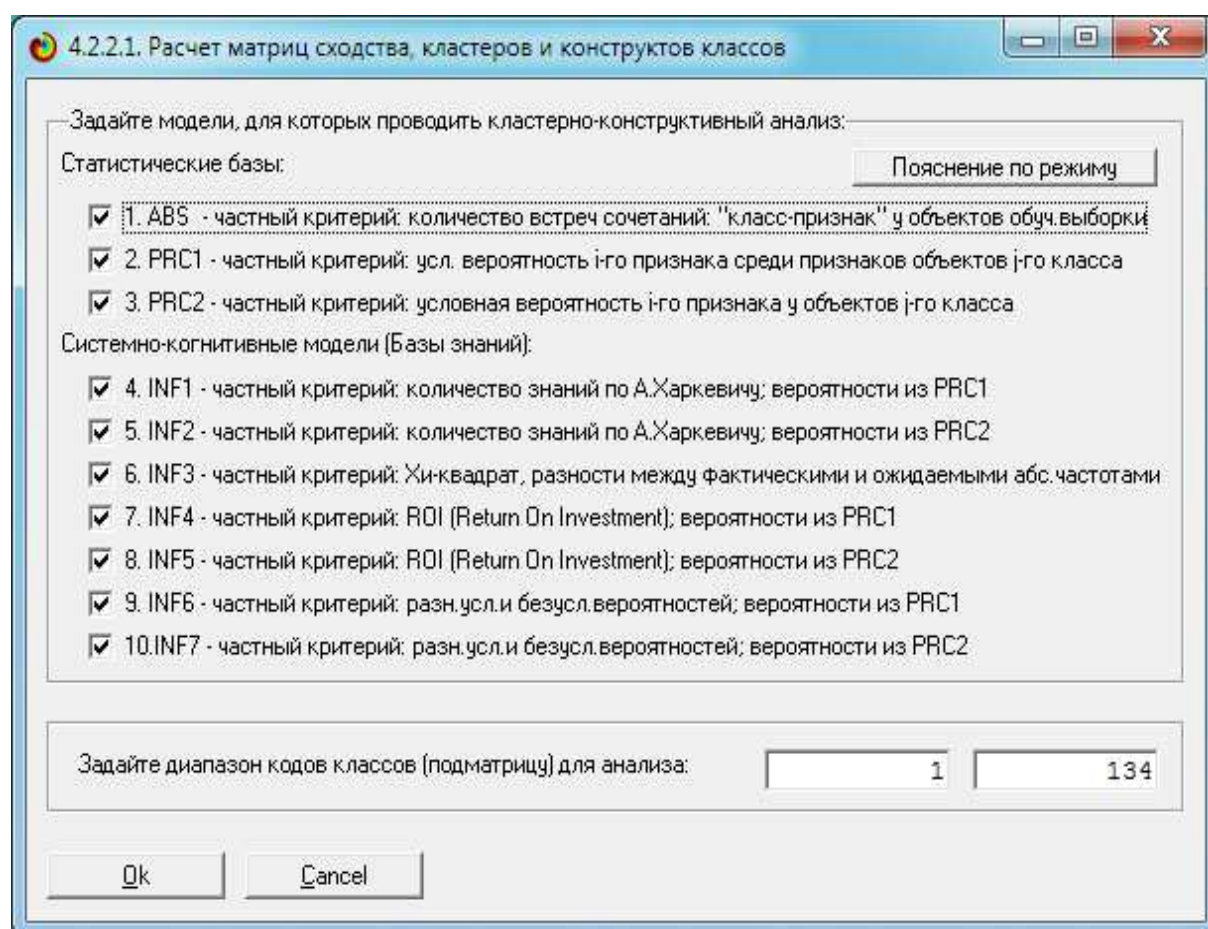


Рисунок 17 – Экранная форма управления расчетом матрицы сходства

Примечательно, что в таблице 18 похожие и непохожие друг на друга по климатическим параметрам временные периоды образуют характерные пятна закономерно изменяющихся размеров.

Таблица 12 – Матрица сходства классов¹⁰

[illegible]

СЕМАНТИЧЕСКАЯ 2D СЕТЬ КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF3"

Приложение: Автоматизированный системно-когнитивный анализ климата Краснодара за 1933-2020 годы

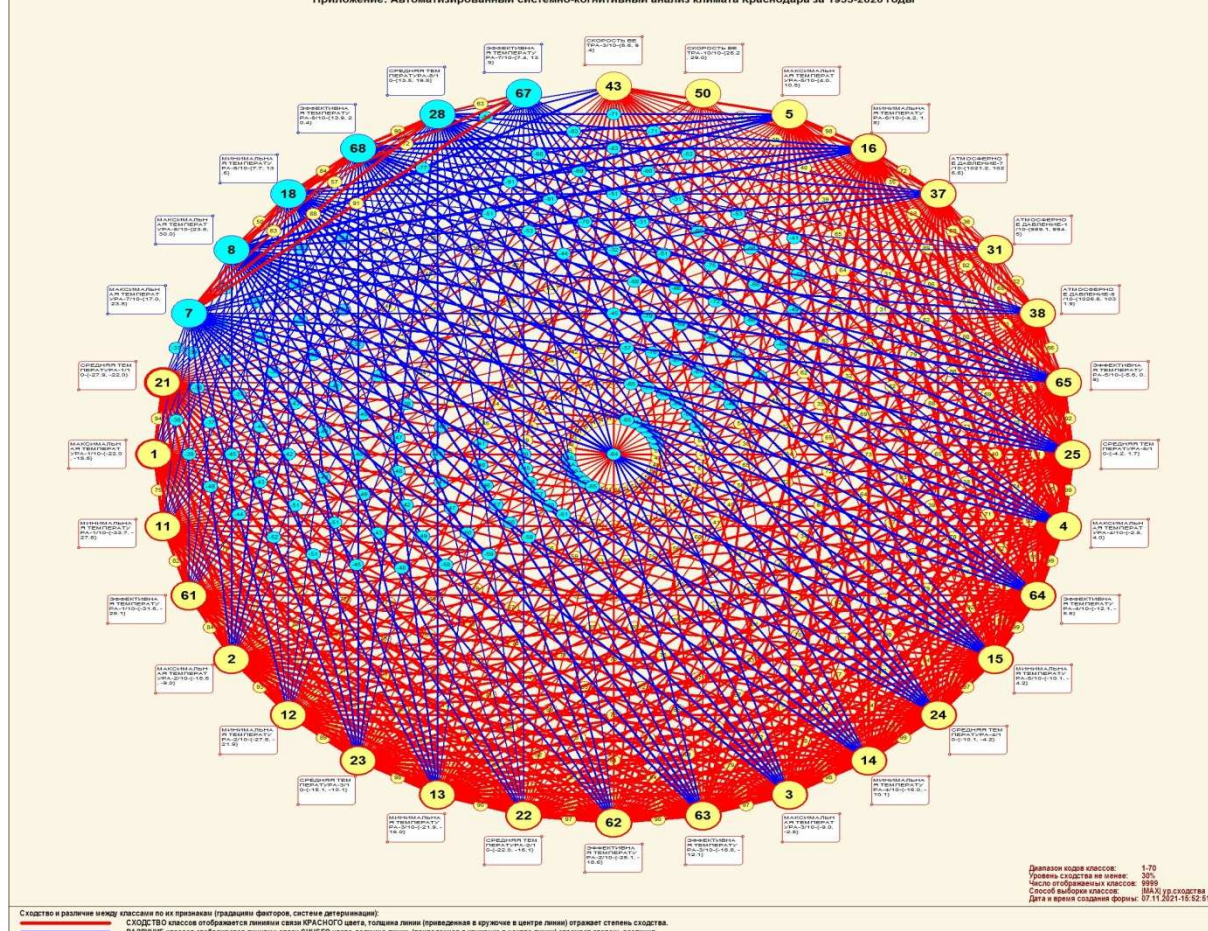


Рисунок 18 – 2d-круговая когнитивная диаграмма классов¹¹

¹⁰ При увеличении масштаба просмотра изображения до 500% все вполне читабельно

¹¹ При увеличении масштаба просмотра изображения до 500% все вполне читабельно

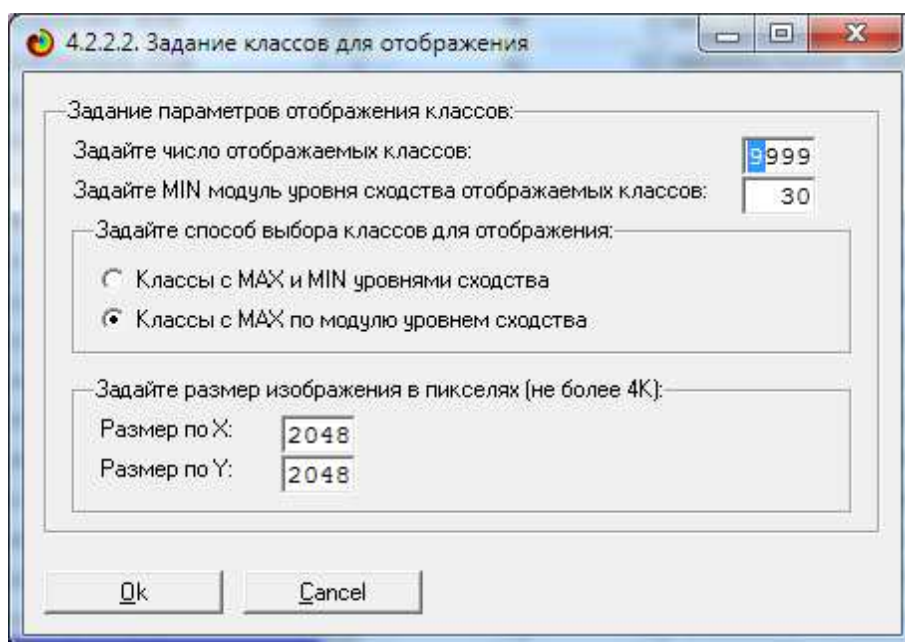


Рисунок 19 – Параметры, при которых получена 2d-круговая когнитивная диаграмма классов, приведенная на рисунке 18

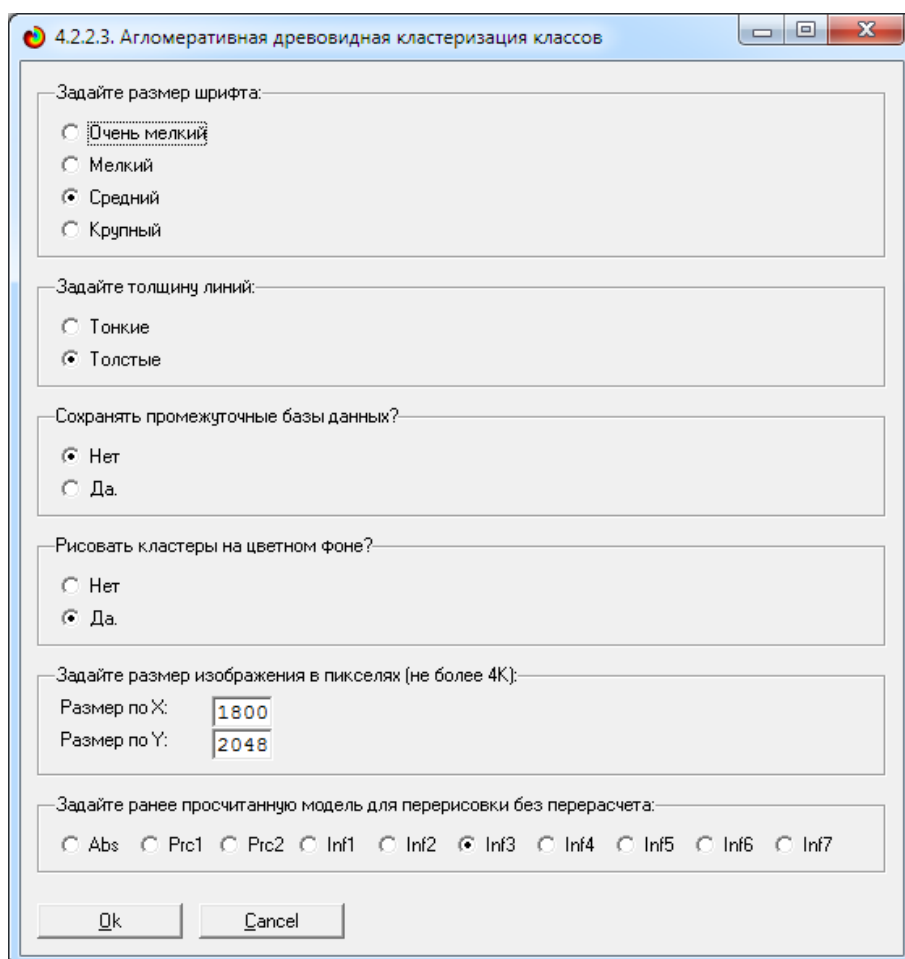


Рисунок 20 – Экранные формы режима когнитивной кластеризации классов

ДЕНДРОГРАММА КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF3"
"Автоматизированный системно-когнитивный анализ климата Краснодара за 1933-2020 годы"

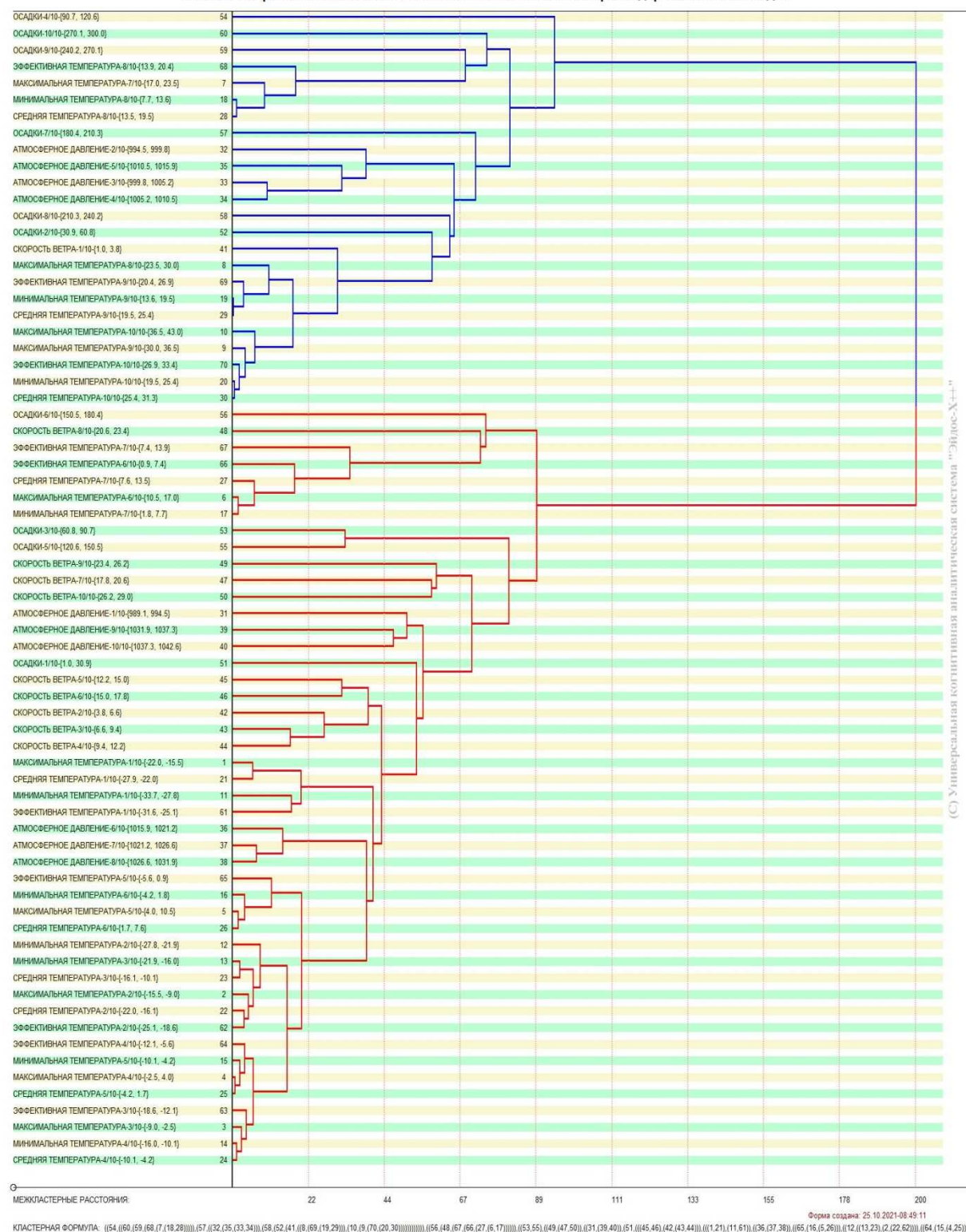


Рисунок 21 – Агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации классов¹²

¹² При увеличении масштаба просмотра изображения до 500% все вполне читабельно

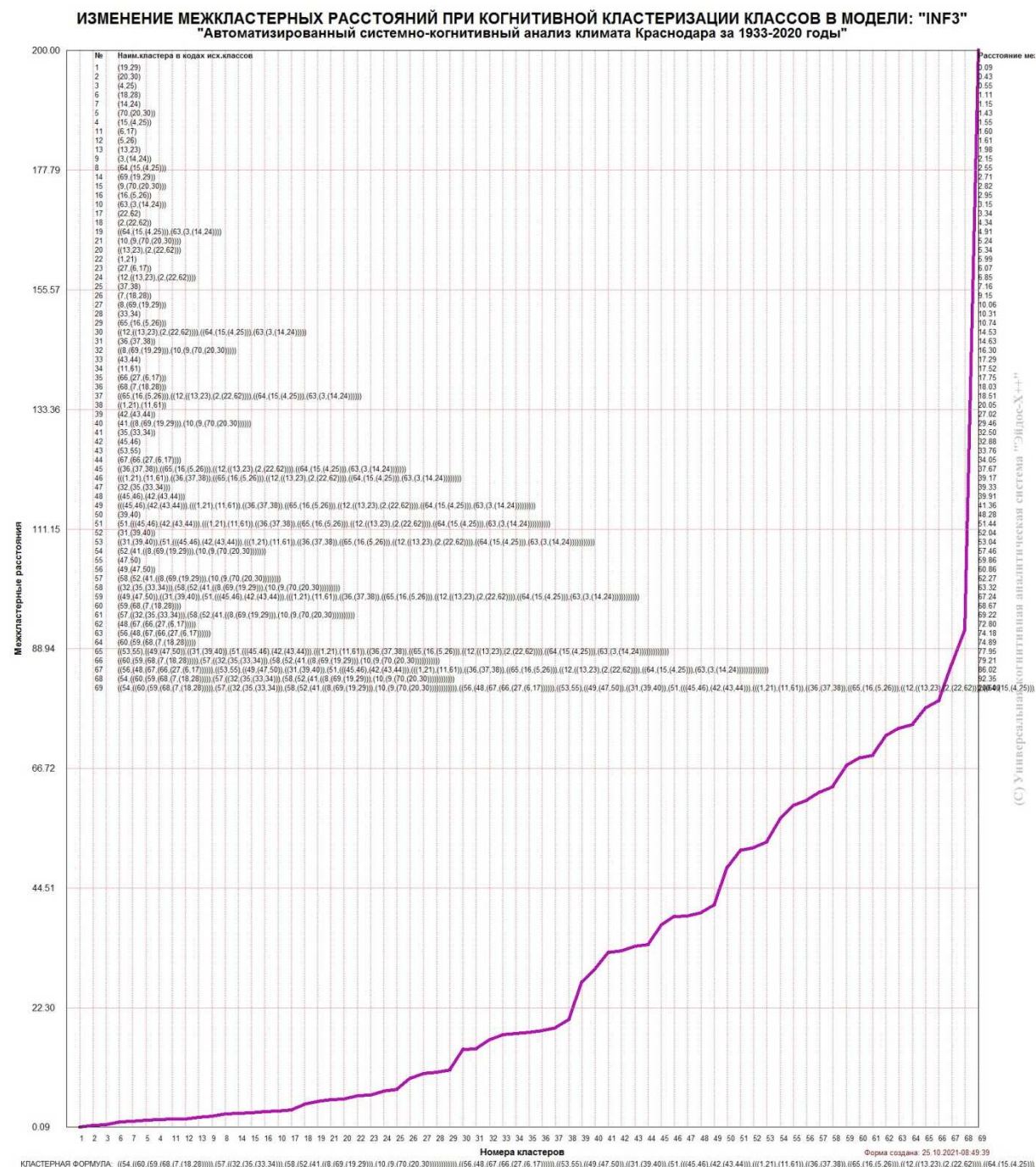


Рисунок 22 – График межкластерных расстояний при кластеризации классов¹³

Из 2d-круговой когнитивной диаграммы классов (рисунок 18) и агломеративной дендрограммы когнитивной кластеризации классов (рисунок 21) можно обоснованно сделать **выводы** о том, какие временные периоды сходны друг с другом, а какие отличаются по своим климатическим параметрам.

¹³ При увеличении масштаба просмотра изображения до 500% все вполне читабельно

2.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1) (рисунок 23) рассчитывается матрица сходства признаков по системе их смыслу (таблица 19) и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится 4 основные формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) (рисунки 24, 25);
- агломеративных дендрограмм, полученных в результате *когнитивной (истинной) кластеризации признаков* (предложена автором в 2011 году в работе [1:[8)]) (режим 4.3.2.3) (рисунки 26, 27);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) (рисунок 28);
- 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12).

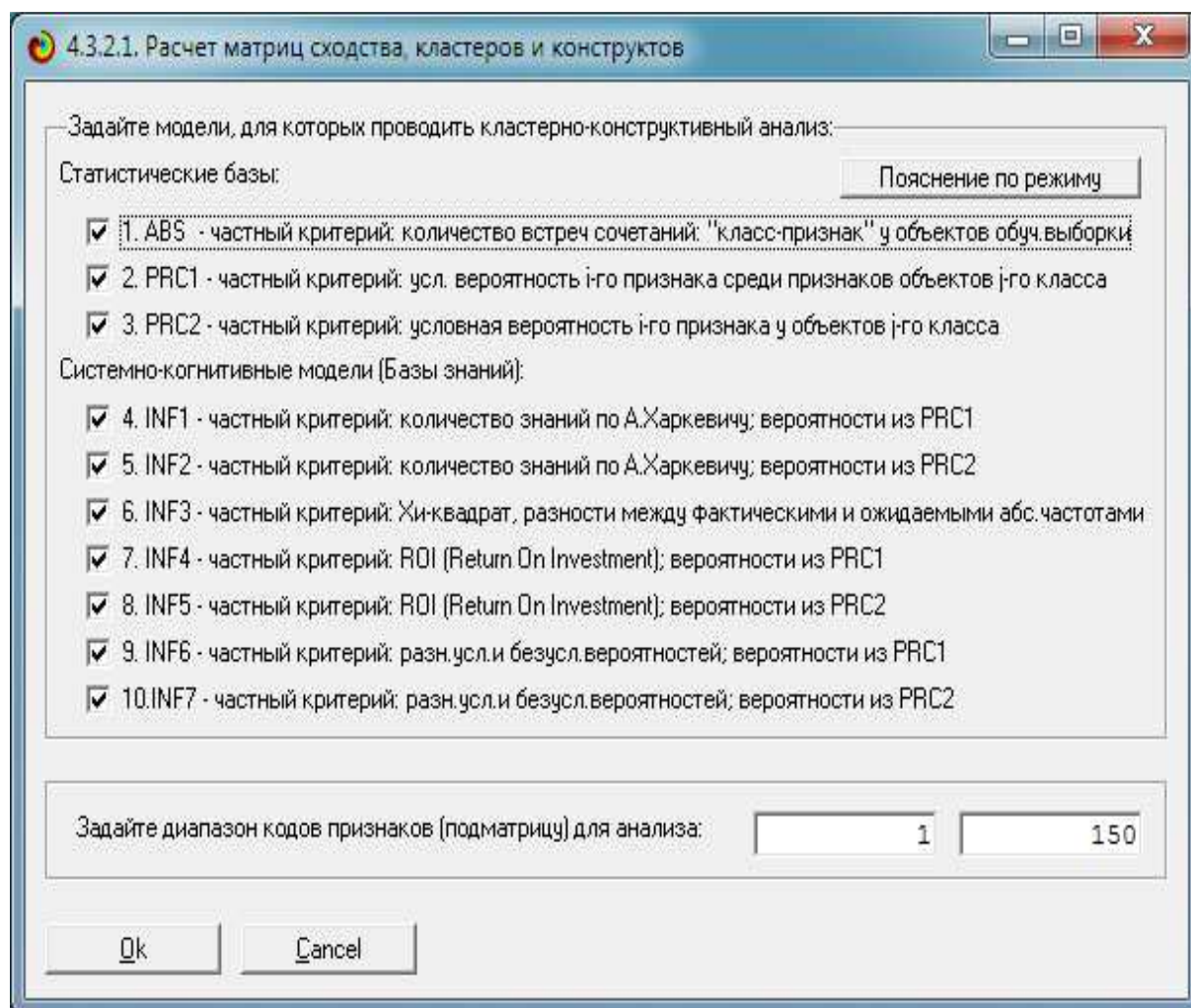


Рисунок 23 – Экранная форма управления расчетом матрицы сходства признаков

Примечательно, что похожие по влиянию на временные периоды значения климатических показателей образуют характерные пятна.

Таблица 13 – Матрица сходства признаков по системе их смыслу¹⁴

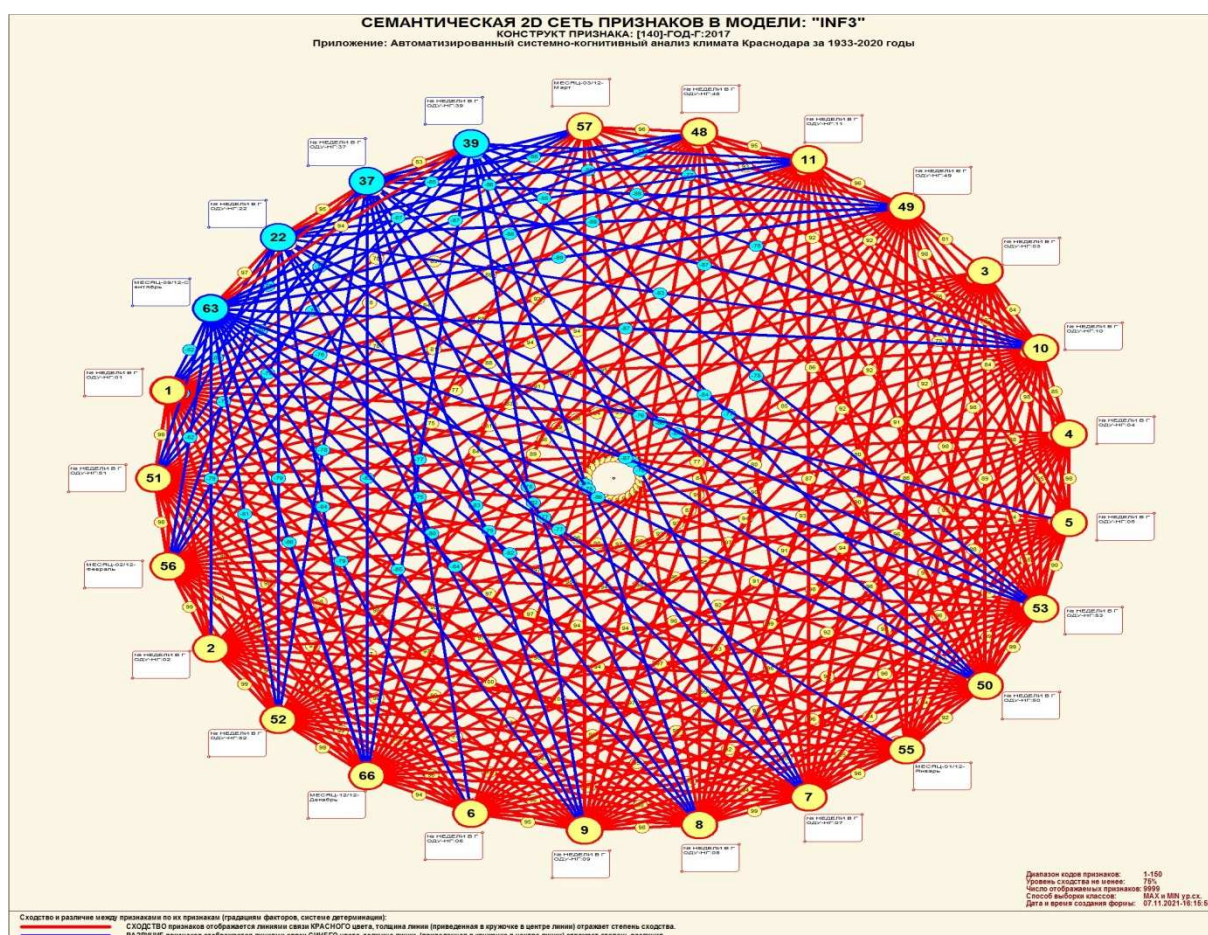


Рисунок 24 – 2d- когнитивная диаграмма значений климатических параметров

¹⁴ При увеличении масштаба просмотра изображения до 500% все вполне читабельно

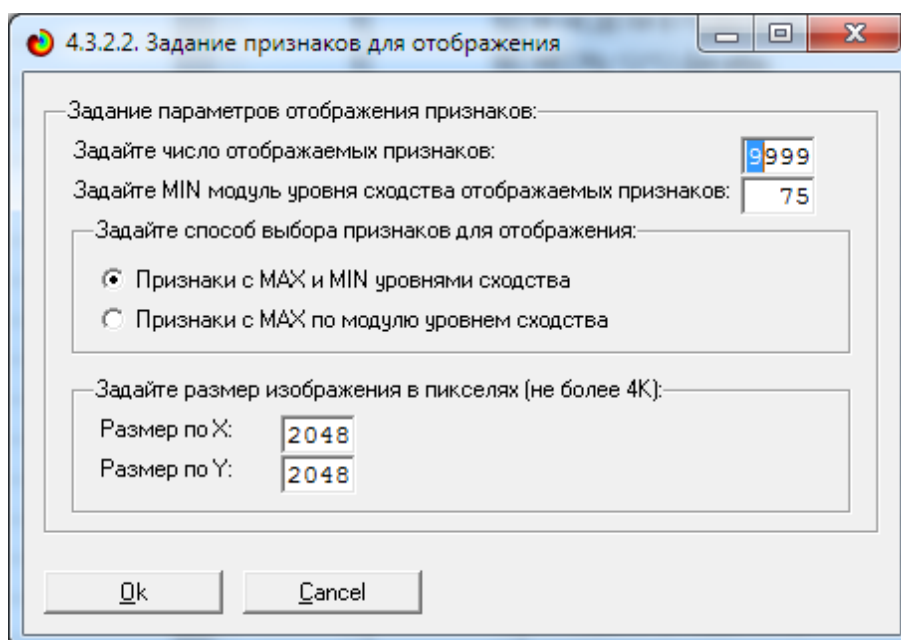


Рисунок 25 – Параметры, при которых получена 2d- когнитивная диаграмма значений климатических параметров, приведенная на рисунке 25

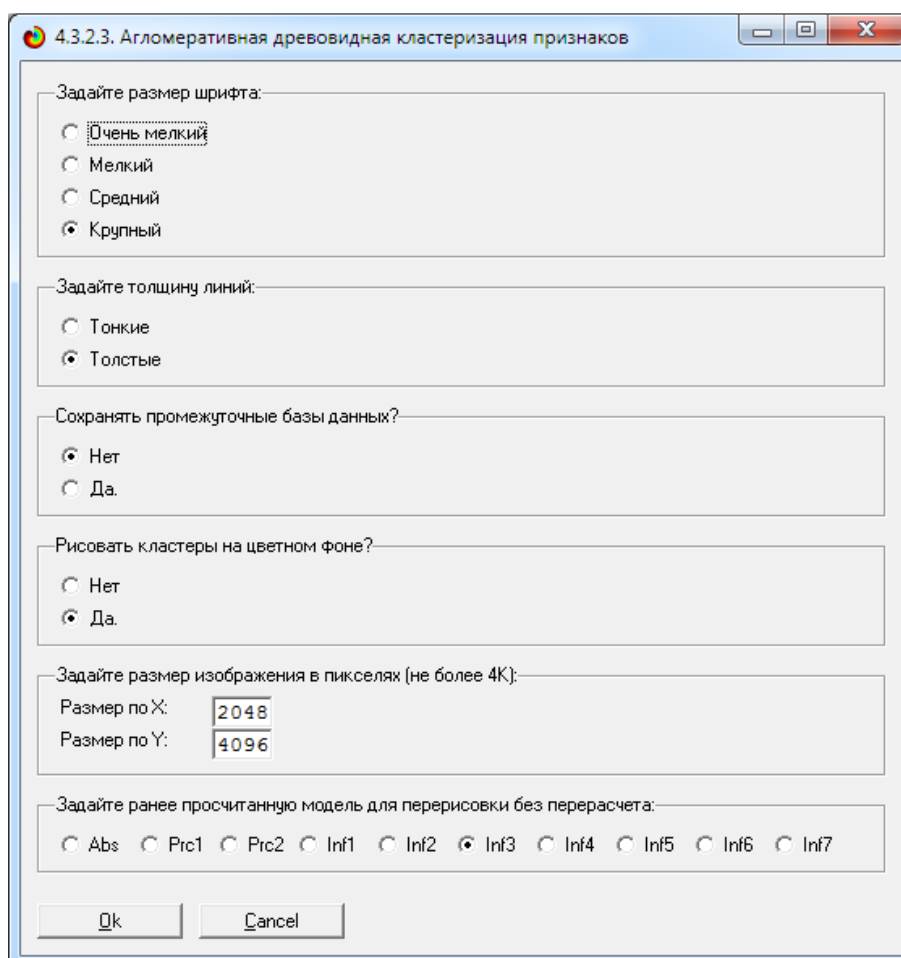


Рисунок 26 – Параметры, при которых получена дендрограмма значений климатических показателей

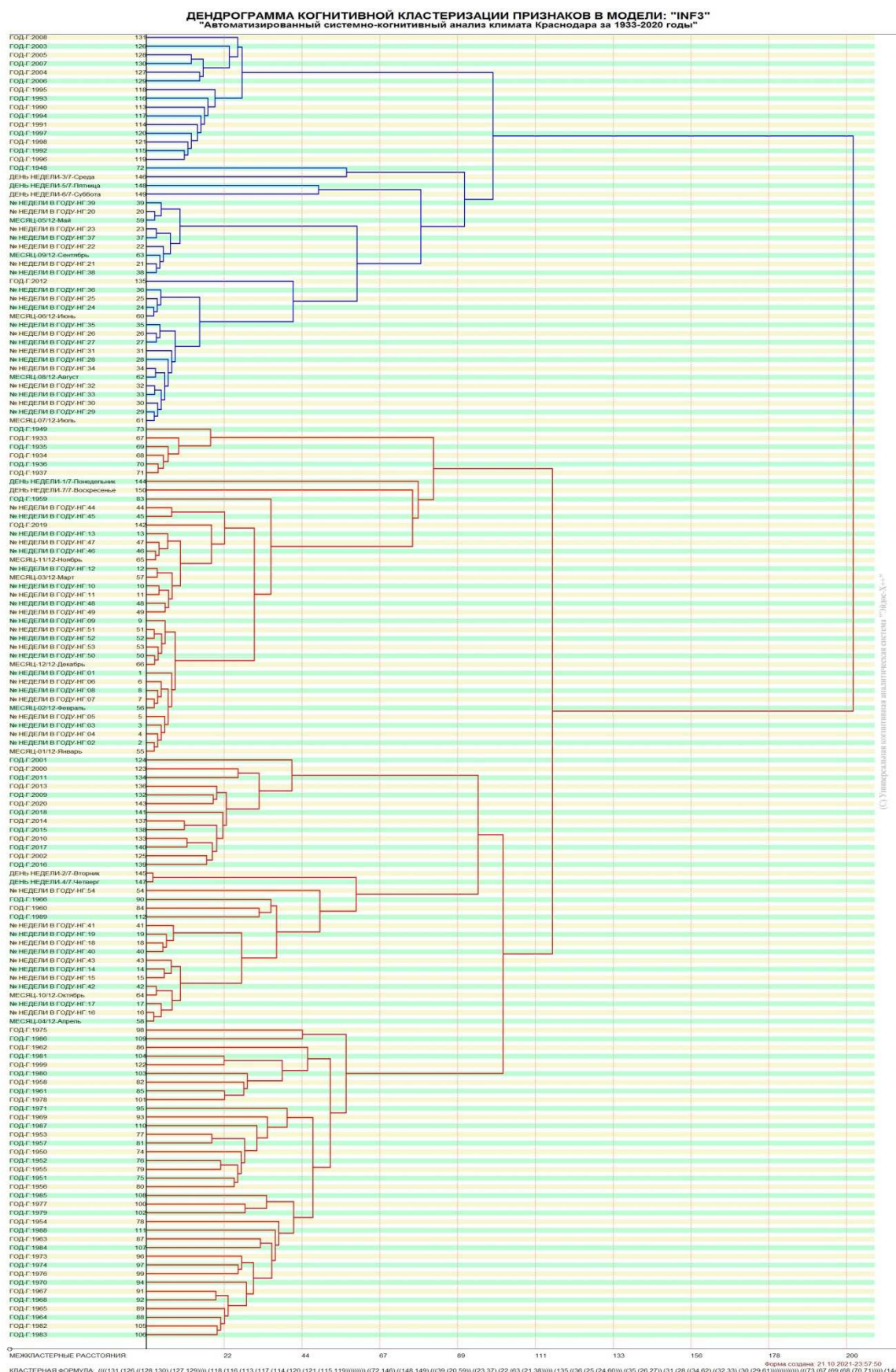


Рисунок 27 – Агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений климатических параметров

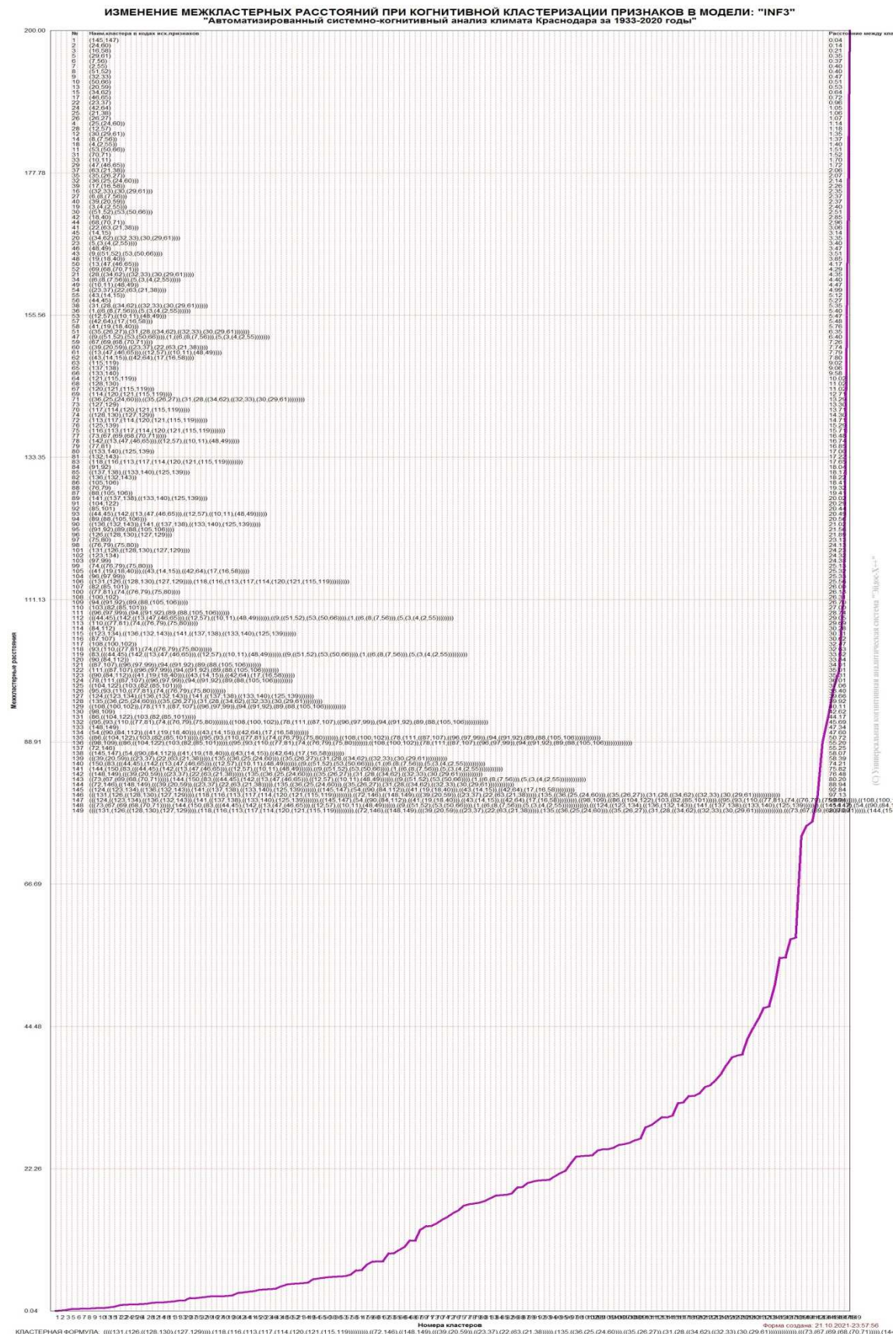


Рисунок 28 – График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений климатических параметров

Из приведенных экранных форм можно сделать обоснованные выводы о сходстве/различии значений климатических показателей по их характерности/нехарактерности для исследуемых временных периодов.

2.8.4. 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 [1:[9]:

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 (рисунки 29).

Нелокальные нейроны в наглядной форме отображают специфику значений климатических параметров основных исследуемых временных периодов.

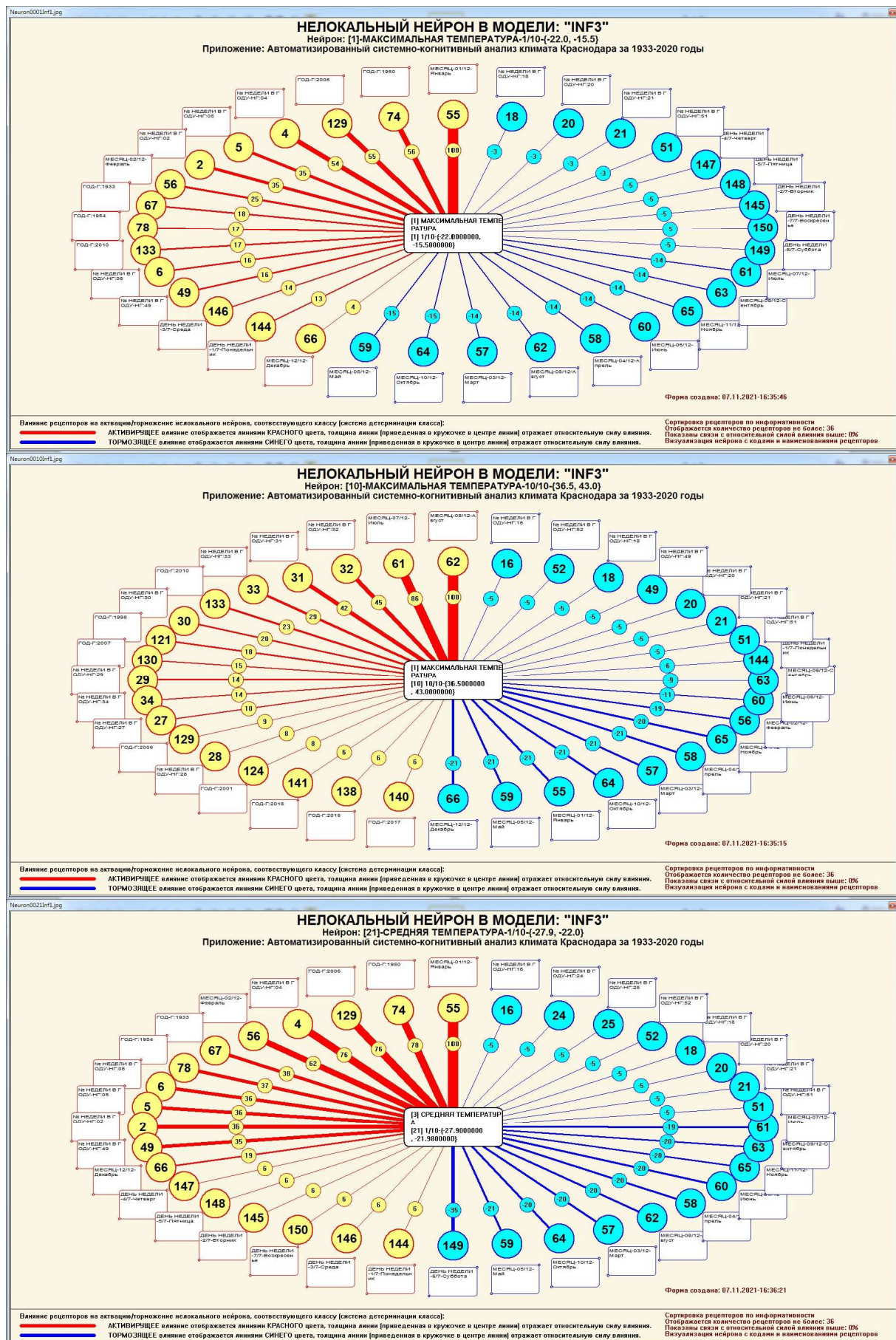


Рисунок 29 – Нелокальные нейроны разных климатических показателей

2.8.5. Нелокальная нейронная сеть

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [1:[9].

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 (рисунок 30):

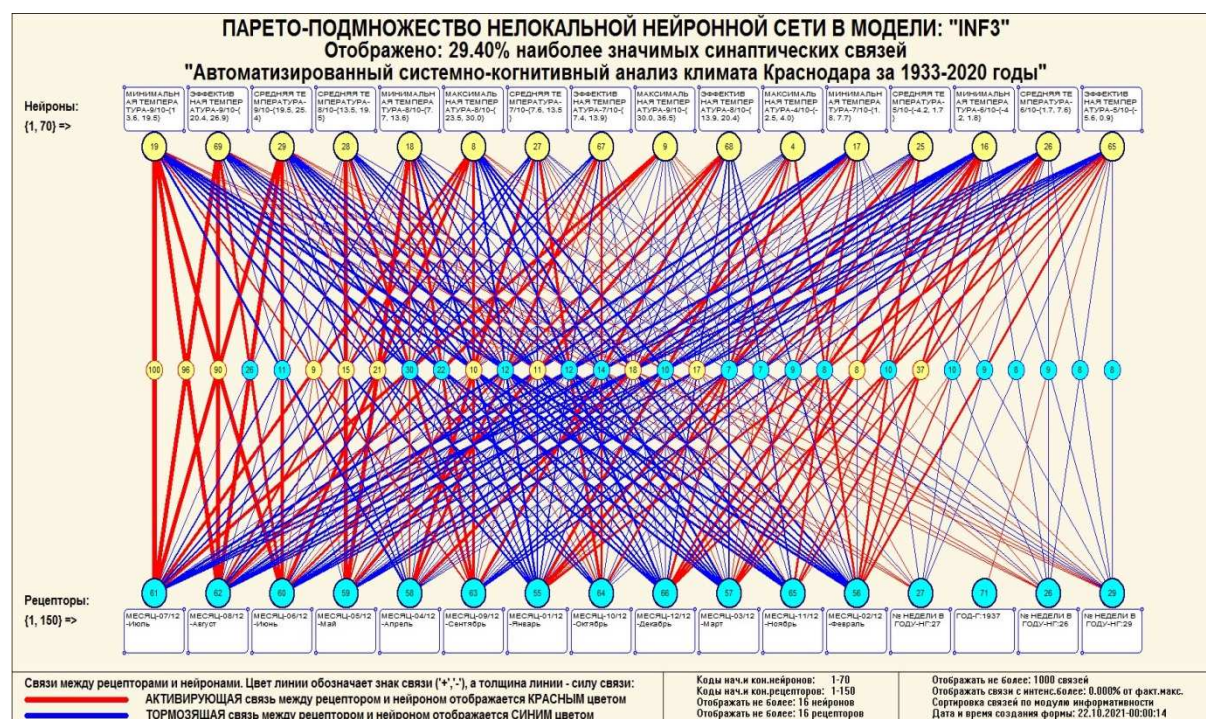


Рисунок 30 – Один слой нейронной сети, отражающей степень характеристики/нехарактерности значений климатических параметров для исследуемых временных периодов (фрагмент 29,4%)

2.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов (рисунок 18) и значений факторов (рисунок 24) вверху и внизу соответственно и одного слоя нейронной сети (рисунок 30) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 31).

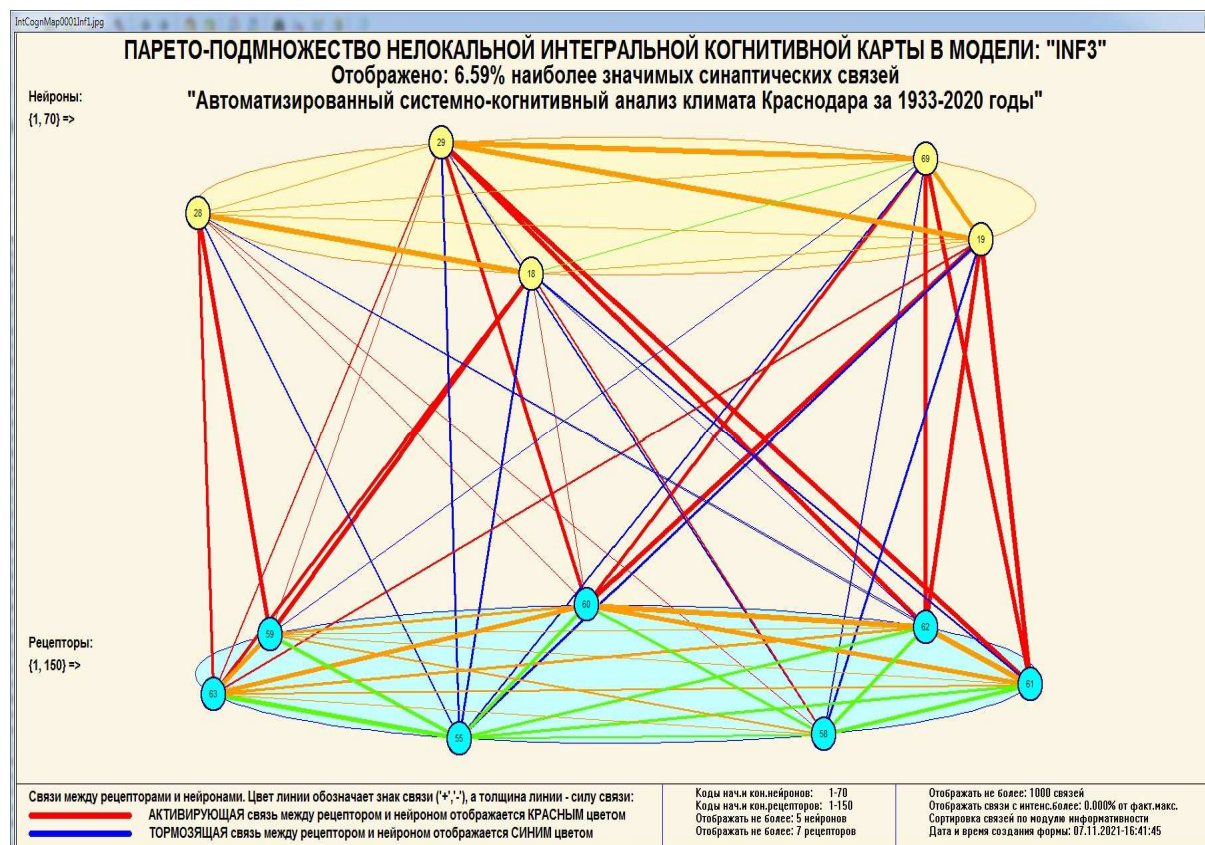


Рисунок 31 – 3d-когнитивная карта (фрагмент 9%)

2.8.7. 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».

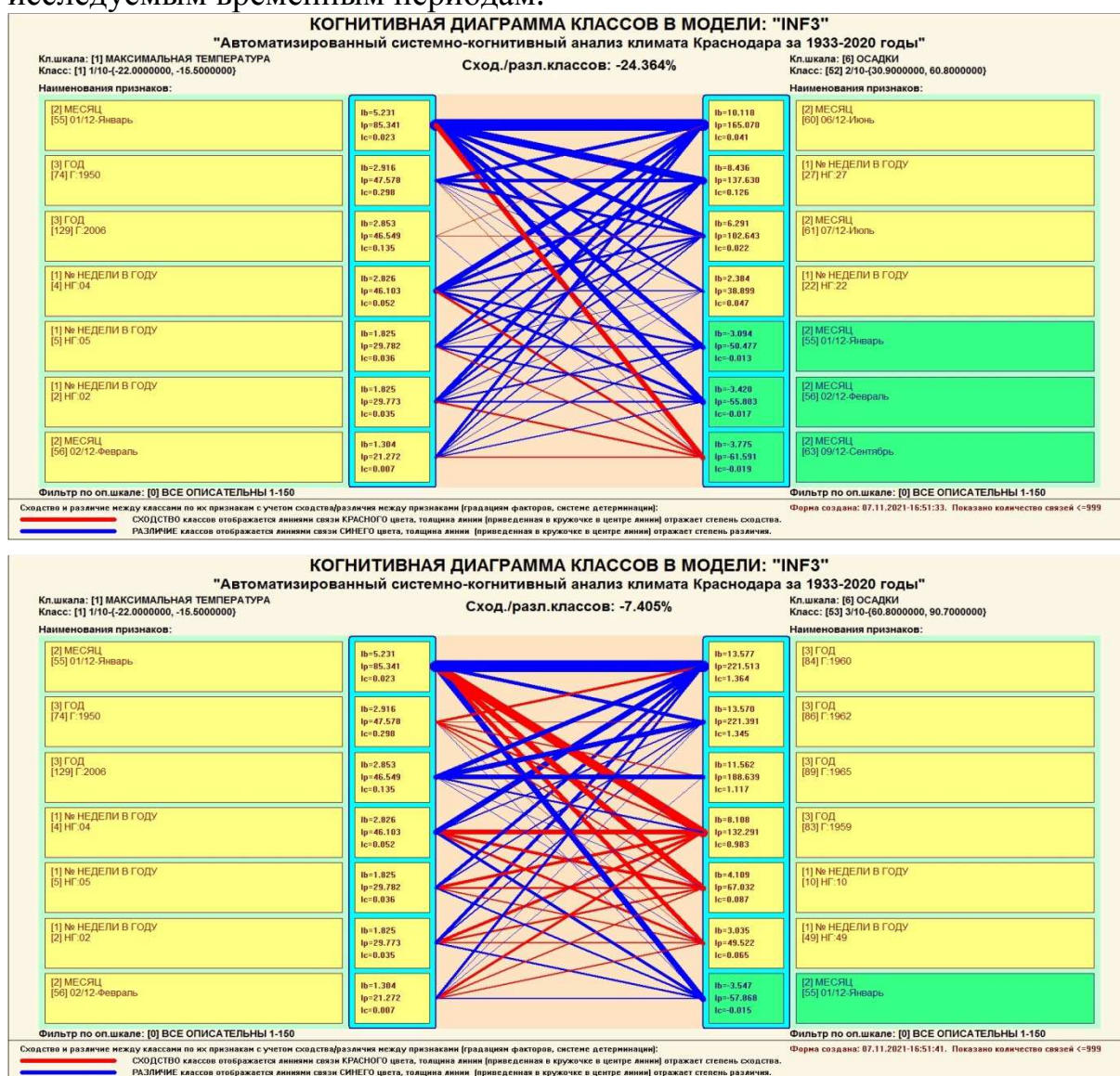
2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть первым писал Дьердь Поля [1:10]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [1:1] на странице 521¹⁵. Позже об этом писалось в работе [1:7]¹⁶ и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

¹⁵ https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf, Таблица 7. 17, стр. 521

¹⁶ <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, стр.44.

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.

На рисунках 32 приведены 2d-когнитивные диаграммы содержательного сравнения пар классов, соответствующих основным исследуемым временным периодам:



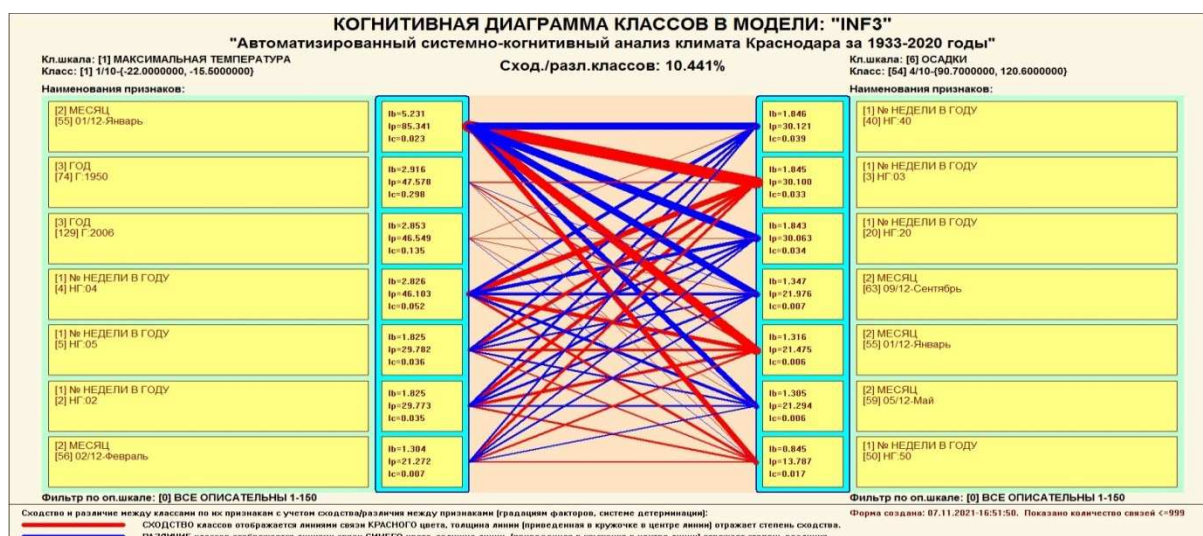


Рисунок 32 – 2d-когнитивные карты содержательного сравнения пар классов, соответствующих различным значениям климатических показателей

На приведенных 2d-когнитивных картах содержательного сравнения пар классов слева мы видим **информационный портрет** одного сравниваемого временного периода, а справа – второго.

В информационном портрете значения климатических параметров расположены сверху вниз **в порядке убывания степени их характерности** для данного класса. Вверху расположены характерные значения климатических параметров, а внизу нехарактерные.

Светло-желтый **цвет фона**, на котором слева и справа изображены значения климатических параметров, означает, что они характерны для соответствующих временных периодов (слева и справа), а светло-зеленый фон означает, что они нехарактерны.

Линии означают **знак и силу** вклада конкретных значений климатических параметров в сходство/различие классов.

Цвет линии означает знак вклада: красный цвет означает вклад в сходство, а синий – в различие.

Толщина линии соответствует величине вклада.

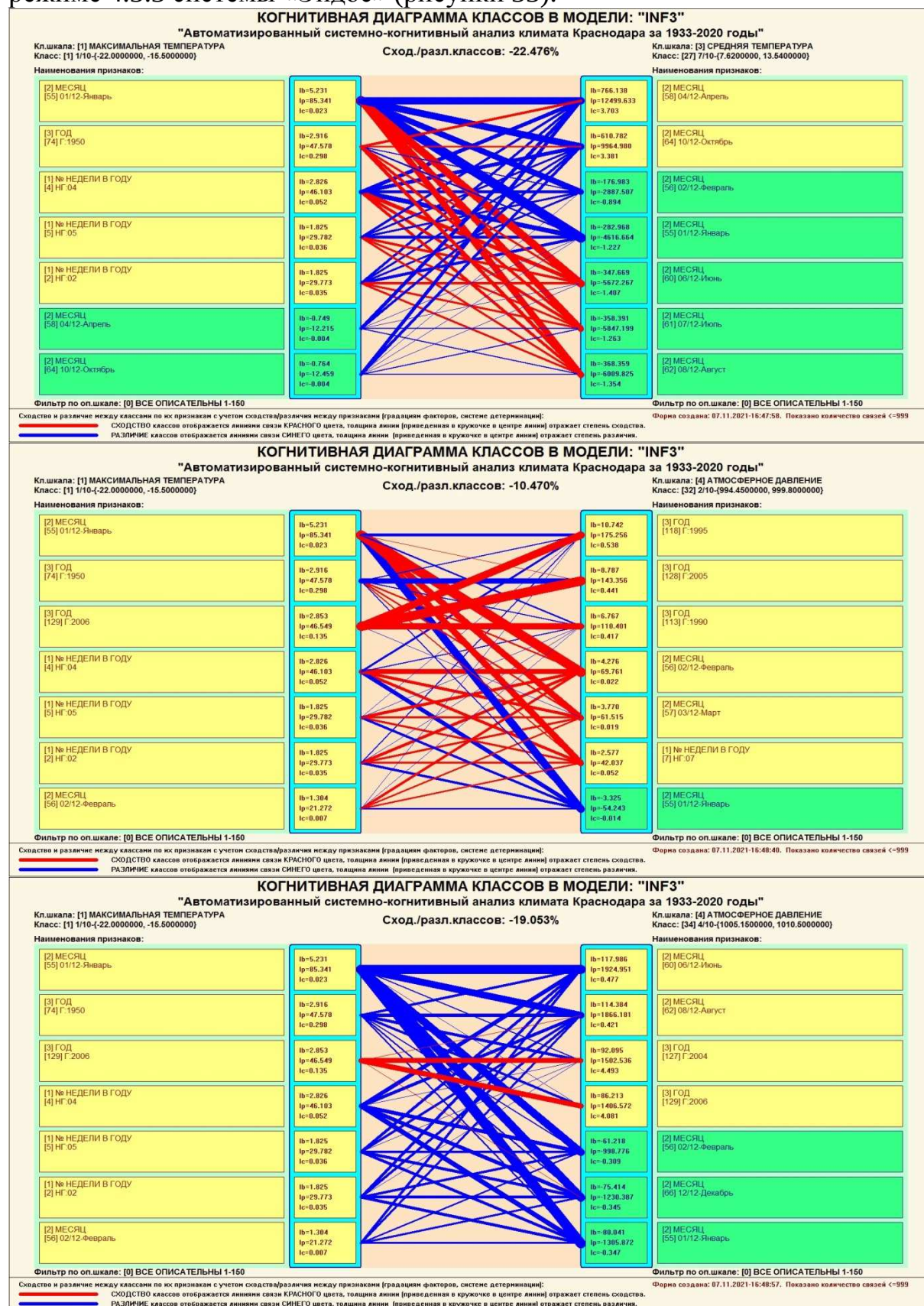
2.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)

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.

Напомним, что смысл, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий [1:14].

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» (рисунки 33):



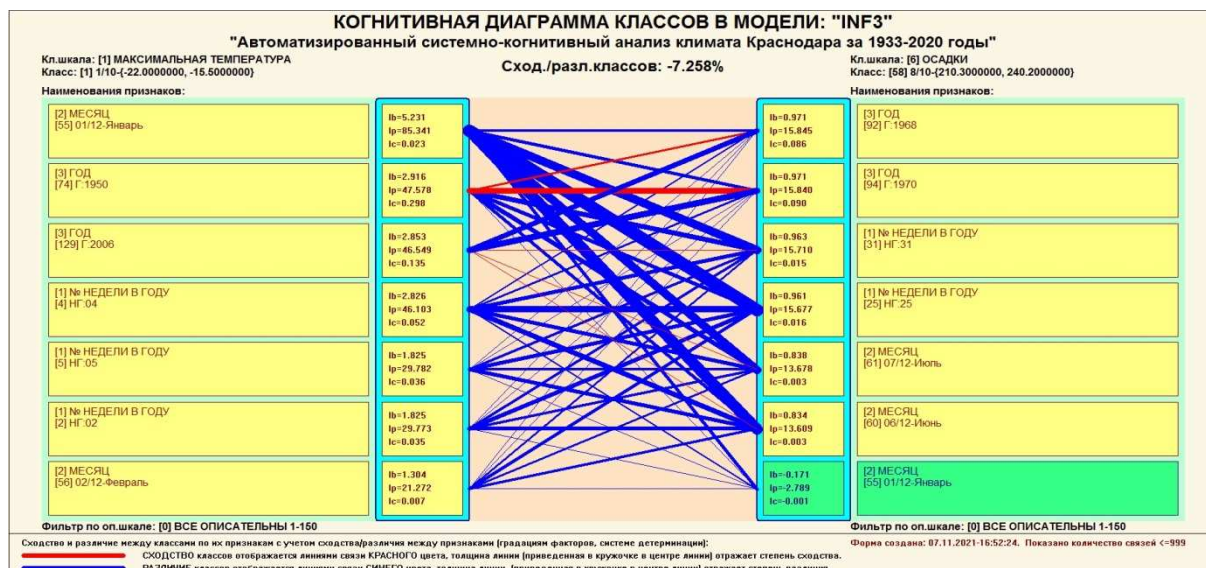


Рисунок 33 – Примеры 2d-когнитивных карт содержательного сравнения различных временных периодов

На приведенных 2d-когнитивных картах содержательного сравнения пар значений климатических факторов слева мы видим **информационный портрет** одного сравниваемого значения климатического параметра, а справа – второго.

В информационном портрете значения классов, соответствующие исследуемым временным периодам, расположены сверху вниз **в порядке убывания степени характерности** для них данного значения климатического параметра. Вверху расположены характерные значения классов, а внизу нехарактерные.

Светло-желтый **цвет фона**, на котором слева и справа изображены значения классов, означает, что они характерны для соответствующих значений климатических параметров (слева и справа), а светло-зеленый фон означает, что они нехарактерны.

Линии означают **знак и силу** вклада конкретных классов в сходство/различие сравниваемых значений климатических параметров.

Цвет линии означает знак вклада: красный цвет означает вклад в сходство, а синий – в различие.

Толщина линии соответствует величине вклада.

2.8.9. Когнитивные функции

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году [1:[12]].

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 (рисунок 34):

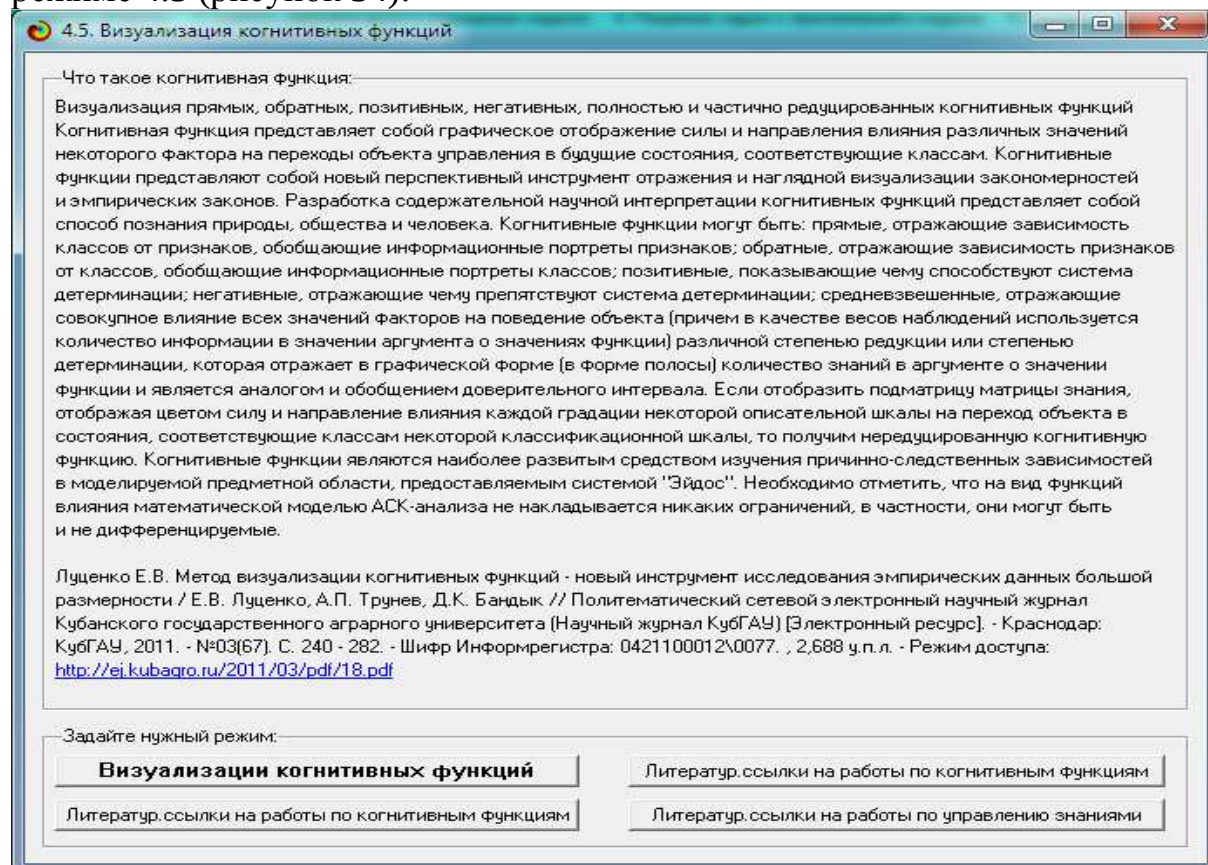
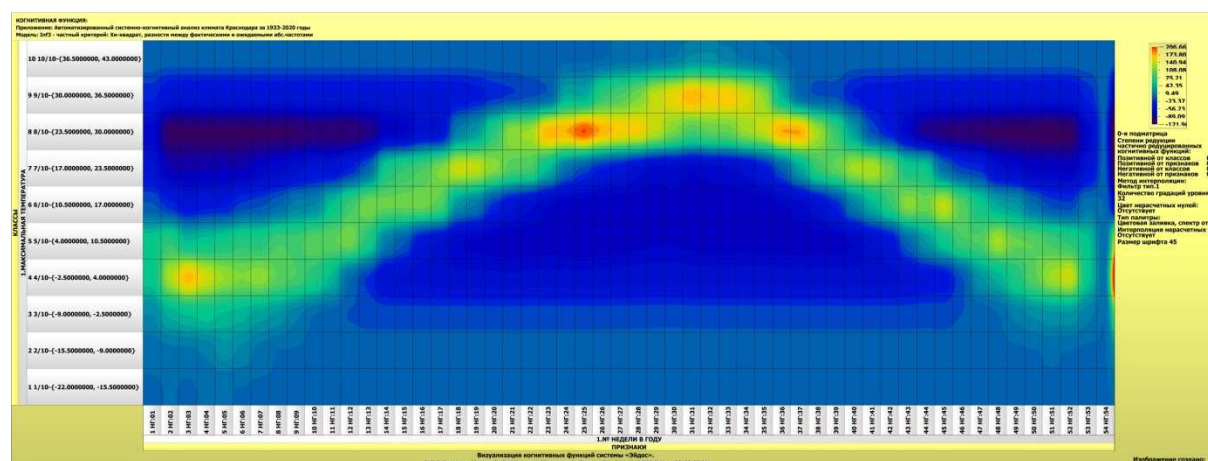


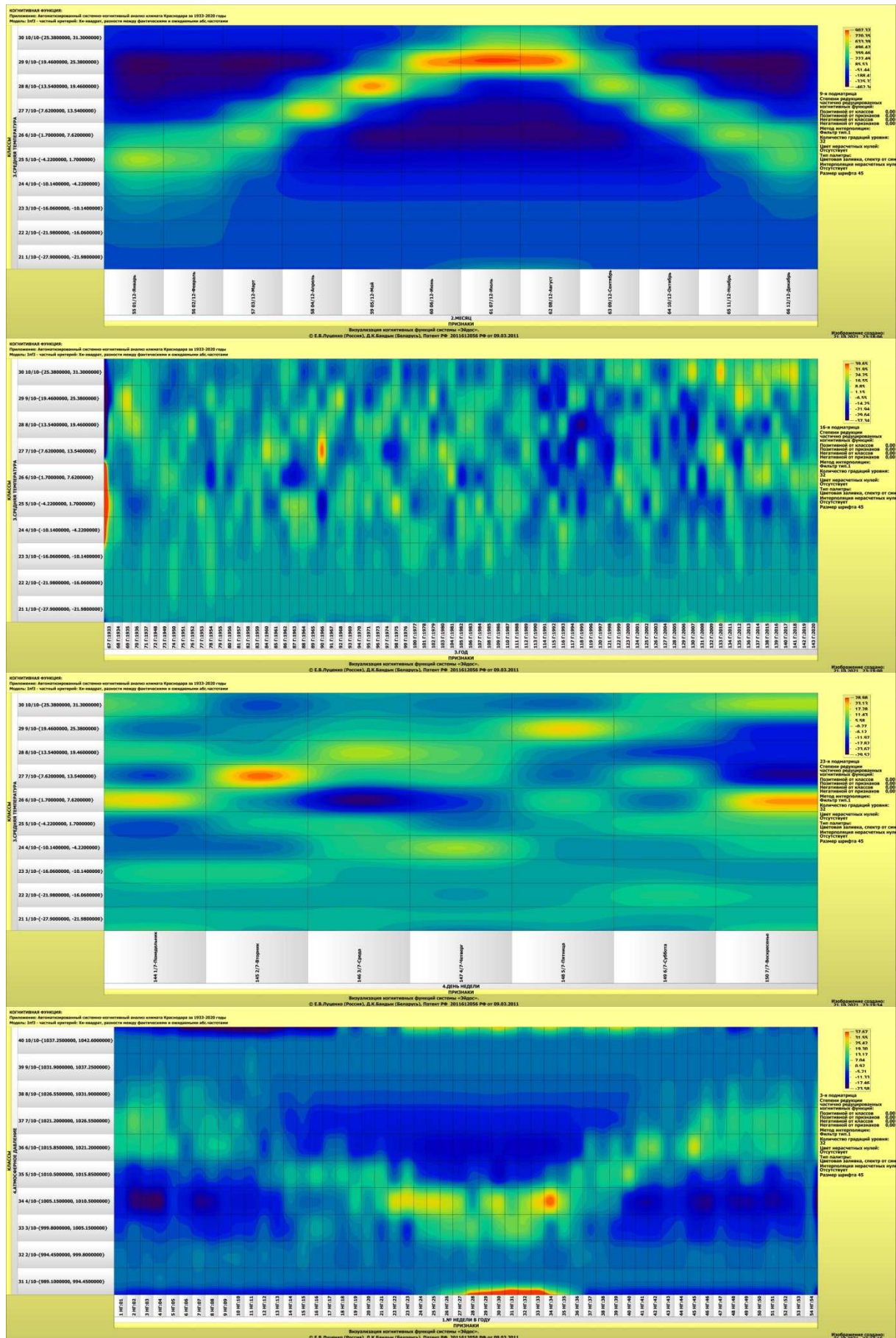
Рисунок 34 – Экранная форма режима визуализации когнитивных функций

Сами когнитивные функции приведены ниже на рисунках 35:















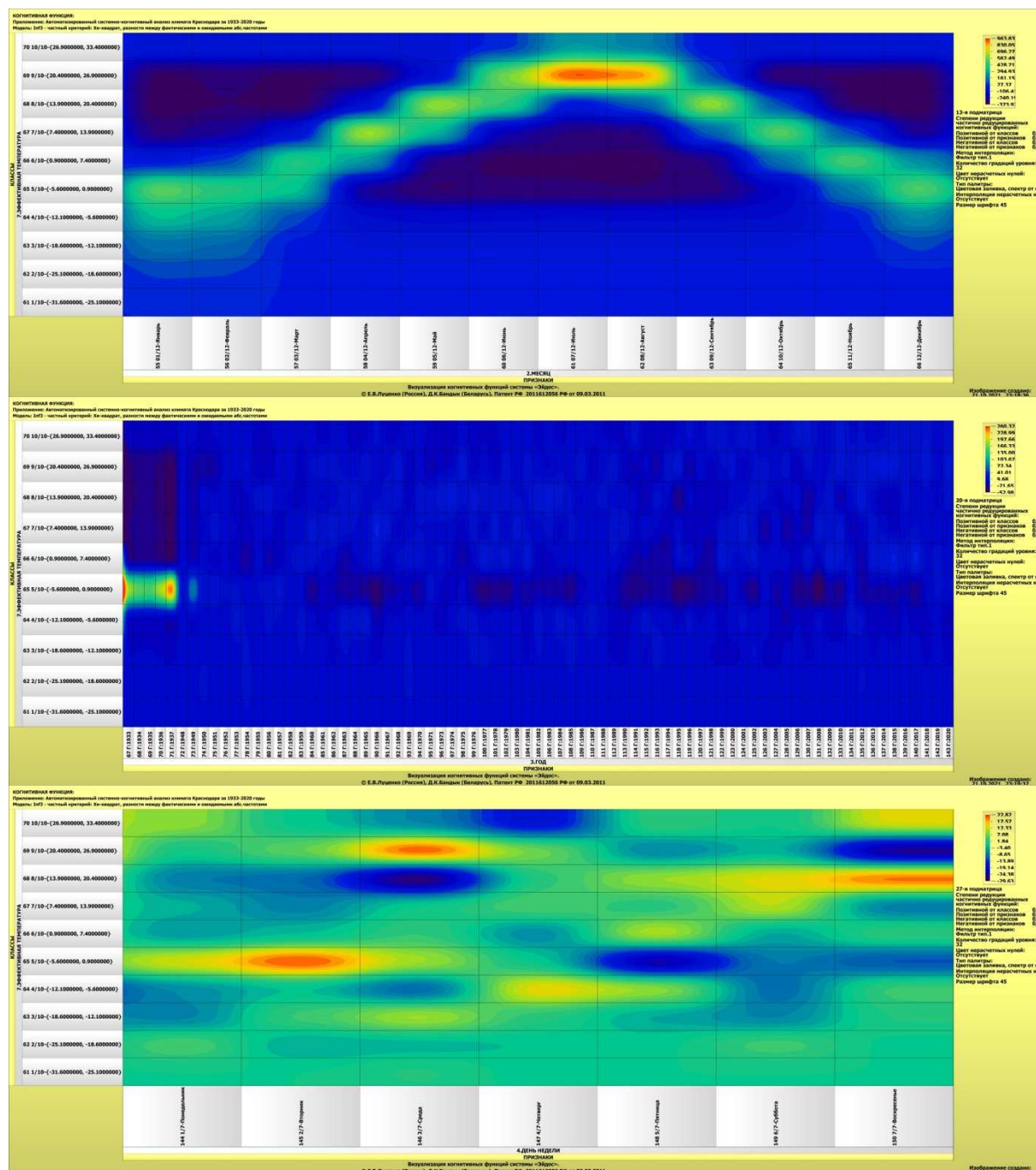


Рисунок 35 – Когнитивные функции в СК-модели INF3

Большинство когнитивных функций, приведенных на рисунка 35, имеет вполне ожидаемый вид. Но некоторые, например распределение климатических показателей по дням недели, содержат неожиданную информацию: оказывается на периоде наблюдений за 1933-2020 годы, т.е. за период 88 лет, одни дни недели четко отчаются от других по некоторым значениям климатических показателей.

2.8.10. Значимость градаций описательных шкал

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 [1:[4].

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели Inf1, это вариабельность информативностей в строке матрицы модели, в модели Inf3 – это вариабельность хи-квадрат в строке матрицы модели.

Если рассортировать все градации факторов (признаки) в порядке убывания селективной силы и получить сумму селективной силы системы значений факторов нарастающим итогом (кумулятивная сумма), то получим Парето-кривую, представленную на рисунке 36.

Все это можно сделать в режиме 3.7.5 системы «Эйдос».

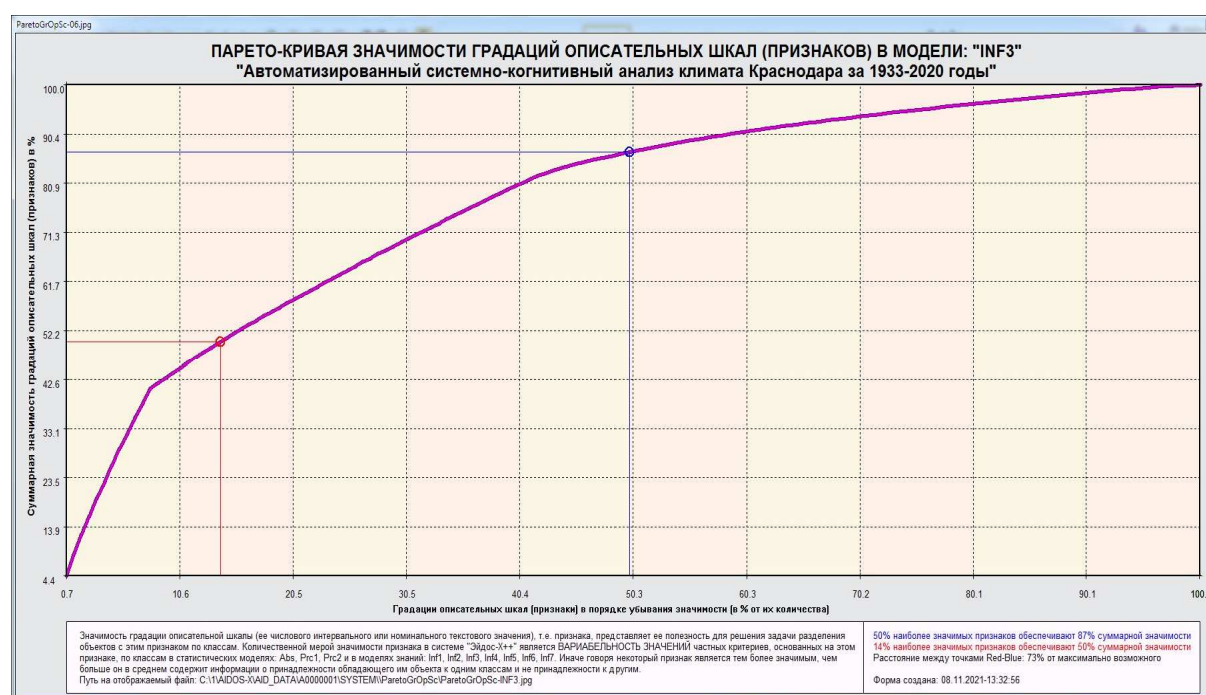


Рисунок 36 – Парето-кривая ценности значений временных периодов для дифференциации значений климатических показателей

В таблице 14 представлены значения временных периодов, ранжированные в порядке убывания их ценности (значимости) для дифференциации значений климатических показателей, на основе которой построен рисунок 36:

Таблица 14 – Ценность значений временных периодов для дифференциации значений климатических показателей в СК-модели INF3

№	№ в %	Код	Наименование значения климатического параметра	Значимость в %	Значимость кумулятивно
1	0,67	61	МЕСЯЦ-07/12-Июль	4,3716592	4,3716592
2	1,33	62	МЕСЯЦ-08/12-Август	4,1895177	8,5611769
3	2,00	60	МЕСЯЦ-06/12-Июнь	3,8069155	12,3680924
4	2,67	55	МЕСЯЦ-01/12-Январь	3,5511904	15,9192828
5	3,33	59	МЕСЯЦ-05/12-Май	3,4343992	19,3536820
6	4,00	66	МЕСЯЦ-12/12-Декабрь	3,3644541	22,7181361
7	4,67	58	МЕСЯЦ-04/12-Апрель	3,1868958	25,9050319
8	5,33	57	МЕСЯЦ-03/12-Март	3,1103658	29,0153976
9	6,00	56	МЕСЯЦ-02/12-Февраль	3,0487882	32,0641859
10	6,67	63	МЕСЯЦ-09/12-Сентябрь	3,0485256	35,1127115
11	7,33	65	МЕСЯЦ-11/12-Ноябрь	2,8910556	38,0037671
12	8,00	64	МЕСЯЦ-10/12-Октябрь	2,7830688	40,7868359
13	8,67	29	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:29	1,0358866	41,8227225
14	9,33	27	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:27	1,0309130	42,8536355
15	10,00	32	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:32	1,0111719	43,8648074
16	10,67	31	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:31	0,9982786	44,8630860
17	11,33	30	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:30	0,9926660	45,8557520
18	12,00	33	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:33	0,9831652	46,8389172
19	12,67	34	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:34	0,9773572	47,8162744
20	13,33	28	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:28	0,9646466	48,7809210
21	14,00	26	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:26	0,9631372	49,7440582
22	14,67	25	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:25	0,9242018	50,6682600
23	15,33	24	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:24	0,9045003	51,5727603
24	16,00	35	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:35	0,8992650	52,4720252
25	16,67	23	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:23	0,8682094	53,3402347
26	17,33	3	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:03	0,8572228	54,1974575
27	18,00	4	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:04	0,8313245	55,0287820
28	18,67	36	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:36	0,8280647	55,8568467
29	19,33	20	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:20	0,8274333	56,6842800
30	20,00	18	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:18	0,8191757	57,5034557
31	20,67	21	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:21	0,8131586	58,3166143
32	21,33	17	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:17	0,8076436	59,1242579
33	22,00	52	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:52	0,8057203	59,9299783
34	22,67	19	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:19	0,8047695	60,7347478
35	23,33	2	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:02	0,8029668	61,5377146
36	24,00	37	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:37	0,8010989	62,3388135
37	24,67	51	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:51	0,7998491	63,1386626
38	25,33	38	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:38	0,7920344	63,9306970
39	26,00	12	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:12	0,7894480	64,7201449
40	26,67	22	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:22	0,7871617	65,5073066
41	27,33	6	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:06	0,7840868	66,2913934
42	28,00	16	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:16	0,7803015	67,0716949
43	28,67	5	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:05	0,7786388	67,8503337
44	29,33	7	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:07	0,7635536	68,6138873
45	30,00	9	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:09	0,7586687	69,3725559
46	30,67	15	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:15	0,7534135	70,1259695
47	31,33	14	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:14	0,7479097	70,8738792
48	32,00	50	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:50	0,7461237	71,6200029
49	32,67	11	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:11	0,7404764	72,3604793
50	33,33	13	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:13	0,7387279	73,0992072
51	34,00	8	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:08	0,7367445	73,8359517
52	34,67	10	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:10	0,7303783	74,5663299
53	35,33	41	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:41	0,7256319	75,2919619
54	36,00	40	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:40	0,7253961	76,0173579
55	36,67	45	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:45	0,7246688	76,7420267
56	37,33	39	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:39	0,7227306	77,4647573
57	38,00	49	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:49	0,7212080	78,1859653
58	38,67	46	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:46	0,7182006	78,9041658
59	39,33	48	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:48	0,7147235	79,6188893
60	40,00	47	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:47	0,6912053	80,3100946
61	40,67	42	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:42	0,6854995	80,9955941
62	41,33	43	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:43	0,6836532	81,6792473
63	42,00	44	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:44	0,6386840	82,3179313

64	42,67	71	ГОД-Г:1937	0,5626340	82,8805653
65	43,33	1	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:01	0,4506776	83,3312429
66	44,00	53	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:53	0,4445169	83,7757598
67	44,67	70	ГОД-Г:1936	0,4210790	84,1968388
68	45,33	67	ГОД-Г:1933	0,4184049	84,6152437
69	46,00	68	ГОД-Г:1934	0,3608074	84,9760511
70	46,67	69	ГОД-Г:1935	0,3567836	85,3328347
71	47,33	130	ГОД-Г:2007	0,3507546	85,6835893
72	48,00	129	ГОД-Г:2006	0,3254158	86,0090051
73	48,67	127	ГОД-Г:2004	0,3157896	86,3247947
74	49,33	118	ГОД-Г:1995	0,3076010	86,6323956
75	50,00	128	ГОД-Г:2005	0,3072698	86,9396654
76	50,67	121	ГОД-Г:1998	0,3037264	87,2433918
77	51,33	115	ГОД-Г:1992	0,2930852	87,5364769
78	52,00	119	ГОД-Г:1996	0,2909739	87,8274508
79	52,67	114	ГОД-Г:1991	0,2895454	88,1169962
80	53,33	131	ГОД-Г:2008	0,2892241	88,4062202
81	54,00	90	ГОД-Г:1966	0,2879415	88,6941618
82	54,67	117	ГОД-Г:1994	0,2825790	88,9767408
83	55,33	120	ГОД-Г:1997	0,2654855	89,2422263
84	56,00	113	ГОД-Г:1990	0,2502365	89,4924628
85	56,67	116	ГОД-Г:1993	0,2467879	89,7392508
86	57,33	126	ГОД-Г:2003	0,2420731	89,9813238
87	58,00	138	ГОД-Г:2015	0,2311716	90,2124954
88	58,67	133	ГОД-Г:2010	0,2268277	90,4393231
89	59,33	124	ГОД-Г:2001	0,2232166	90,6625397
90	60,00	149	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-6/7-Суббота	0,2214808	90,8840205
91	60,67	135	ГОД-Г:2012	0,2212249	91,1052454
92	61,33	140	ГОД-Г:2017	0,2149544	91,3201998
93	62,00	136	ГОД-Г:2013	0,2139739	91,5341737
94	62,67	132	ГОД-Г:2009	0,2118712	91,7460449
95	63,33	88	ГОД-Г:1964	0,2081452	91,9541900
96	64,00	141	ГОД-Г:2018	0,1995260	92,1537161
97	64,67	137	ГОД-Г:2014	0,1970717	92,3507878
98	65,33	146	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-3/7-Среда	0,1921581	92,5429459
99	66,00	150	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-7/7-Воскресенье	0,1890711	92,7320169
100	66,67	143	ГОД-Г:2020	0,1886322	92,9206491
101	67,33	101	ГОД-Г:1978	0,1868104	93,1074595
102	68,00	91	ГОД-Г:1967	0,1862350	93,2936946
103	68,67	78	ГОД-Г:1954	0,1837820	93,4774766
104	69,33	134	ГОД-Г:2011	0,1837317	93,6612083
105	70,00	73	ГОД-Г:1949	0,1834316	93,8446399
106	70,67	139	ГОД-Г:2016	0,1782845	94,0229244
107	71,33	125	ГОД-Г:2002	0,1764893	94,1994137
108	72,00	92	ГОД-Г:1968	0,1729872	94,3724009
109	72,67	87	ГОД-Г:1963	0,1689476	94,5413486
110	73,33	100	ГОД-Г:1977	0,1681331	94,7094816
111	74,00	123	ГОД-Г:2000	0,1661338	94,8756154
112	74,67	94	ГОД-Г:1970	0,1654284	95,0410438
113	75,33	148	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-5/7-Пятница	0,1636269	95,2046708
114	76,00	97	ГОД-Г:1974	0,1630982	95,3677690
115	76,67	104	ГОД-Г:1981	0,1625904	95,5303594
116	77,33	102	ГОД-Г:1979	0,1609183	95,6912777
117	78,00	98	ГОД-Г:1975	0,1605981	95,8518758
118	78,67	85	ГОД-Г:1961	0,1599232	96,0117990
119	79,33	89	ГОД-Г:1965	0,1595207	96,1713197
120	80,00	93	ГОД-Г:1969	0,1572298	96,3285495
121	80,67	105	ГОД-Г:1982	0,1557489	96,4842983
122	81,33	86	ГОД-Г:1962	0,1554348	96,6397331
123	82,00	84	ГОД-Г:1960	0,1533599	96,7930929
124	82,67	122	ГОД-Г:1999	0,1519037	96,9449966
125	83,33	103	ГОД-Г:1980	0,1517181	97,0967147
126	84,00	74	ГОД-Г:1950	0,1505334	97,2472482
127	84,67	77	ГОД-Г:1953	0,1489543	97,3962025
128	85,33	79	ГОД-Г:1955	0,1440912	97,5402937
129	86,00	96	ГОД-Г:1973	0,1423588	97,6826525
130	86,67	99	ГОД-Г:1976	0,1413147	97,8239672
131	87,33	108	ГОД-Г:1985	0,1397753	97,9637425

132	88,00	111	ГОД-Г:1988	0,1394960	98,1032385
133	88,67	81	ГОД-Г:1957	0,1381490	98,2413874
134	89,33	107	ГОД-Г:1984	0,1331472	98,3745347
135	90,00	80	ГОД-Г:1956	0,1298678	98,5044025
136	90,67	145	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-2/7-Вторник	0,1294295	98,6338320
137	91,33	106	ГОД-Г:1983	0,1288309	98,7626629
138	92,00	110	ГОД-Г:1987	0,1285103	98,8911732
139	92,67	75	ГОД-Г:1951	0,1281391	99,0193123
140	93,33	144	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-1/7-Понедельник	0,1271539	99,1464662
141	94,00	83	ГОД-Г:1959	0,1270328	99,2734990
142	94,67	147	ДЕНЬ НЕДЕЛИ-4/7-Четверг	0,1263129	99,3998119
143	95,33	76	ГОД-Г:1952	0,1201146	99,5199265
144	96,00	109	ГОД-Г:1986	0,1135822	99,6335086
145	96,67	112	ГОД-Г:1989	0,1084519	99,7419606
146	97,33	95	ГОД-Г:1971	0,1074031	99,8493636
147	98,00	82	ГОД-Г:1958	0,0808070	99,9301706
148	98,67	142	ГОД-Г:2019	0,0622754	99,9924460
149	99,33	72	ГОД-Г:1948	0,0040154	99,9964614
150	100,00	54	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ-НГ:54	0,0035386	100,0000000

Желтым фоном выделена 22-я строка из 150 (т.е. 14,67%), в которой находятся значение временного периода, к которому накоплена суммарная ценность значений примерно 50% от максимальной.

Зеленым фоном выделена 75-я строка из 150 (т.е. 50%), в которой находятся значение временного периода, к которому накоплена суммарная ценность значений примерно 87% от максимальной.

Информация о полных именах файлах с информацией, приведенной в таблице 14 по всем моделям приведена на экранной форме ниже (рисунок 37):

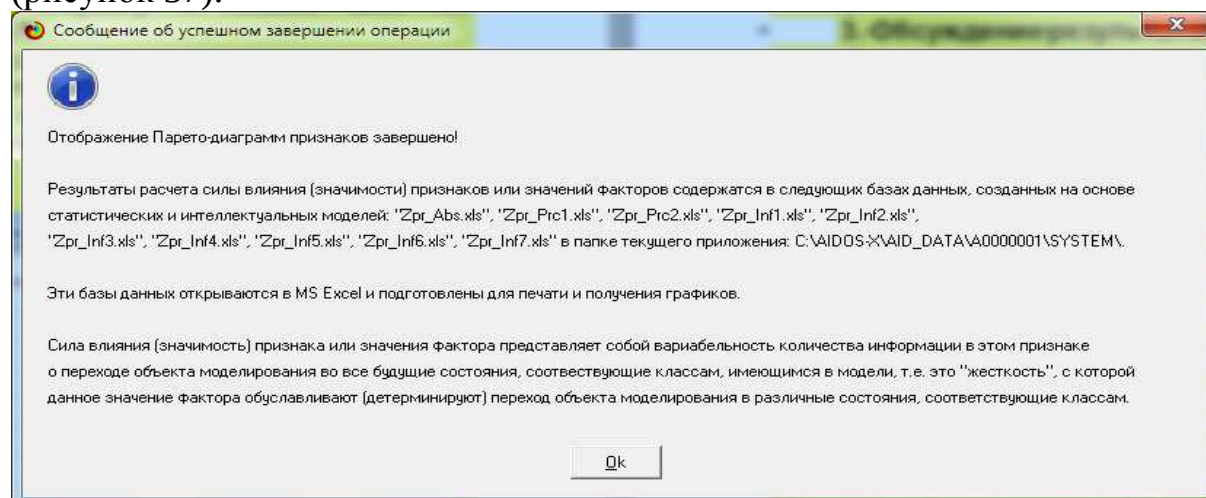


Рисунок 37 – Экранная форма с информацией о полных именах файлов с информацией, приведенной в таблице 20

2.8.11. Значимость описательных шкал

Значимость всей описательной шкалы (климатического параметра) является средним от степени значимости ее градаций (т.е. значений климатических параметров) (режим 3.7.4 системы «Эйдос») (рисунок 38, таблица 15):

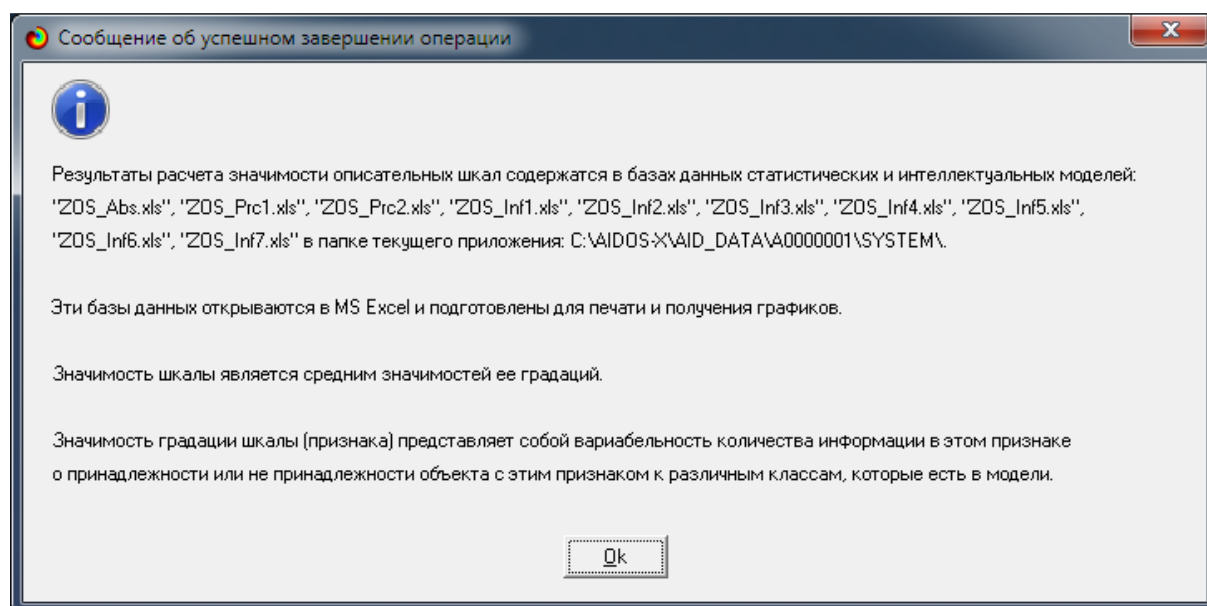


Рисунок 38 – Экранная форма с информацией о полных именах файлов с оценкой значимости описательных шкал (временных периодов)

Таблица 15 – Значимость описательных шкал (временных периодов) в СК-модели INF3

№	Код	Наименование	Значимость, %	Значимость, кумулятивная сумма
1	25	МЕСЯЦ	74,6706888	74,6706888
2	50	№ НЕДЕЛИ В ГОДУ	17,2619123	91,9326011
3	75	ГОД	4,4606034	96,3932045
4	100	ДЕНЬ НЕДЕЛИ	3,6067955	100,0000000

Из таблицы 15 видно, что наиболее значимым является временной период «Месяц».

2.8.12. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью варибельности значений факторов* (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу классов (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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»).

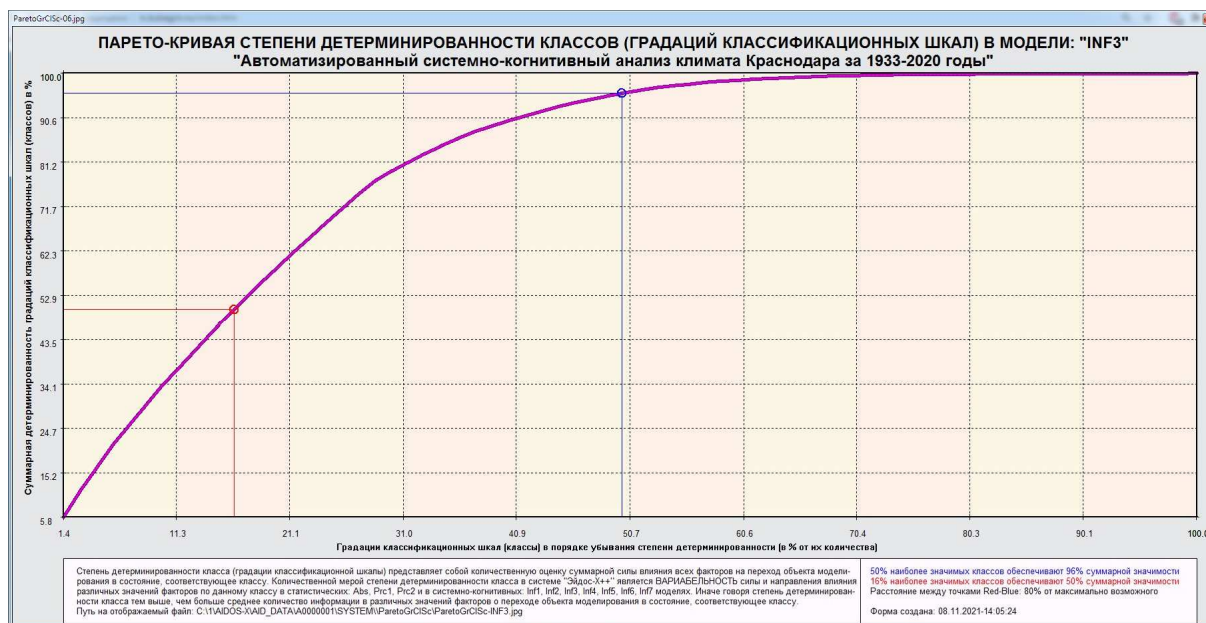


Рисунок 39 – Степень детерминированности классов кумулятивной суммой

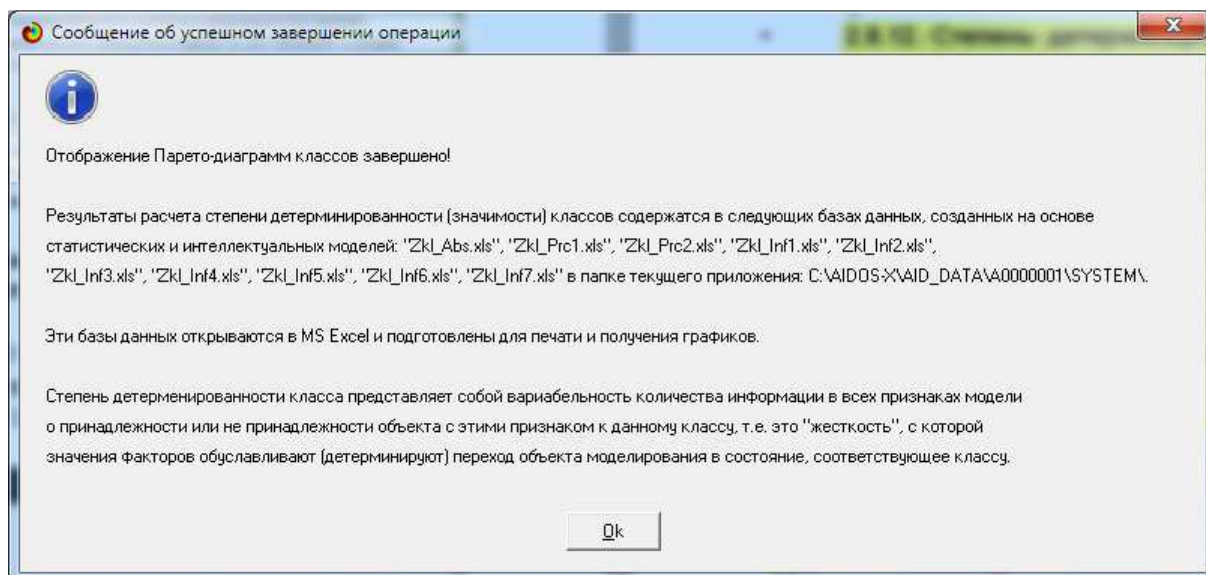


Рисунок 40 – Полные имена файлов с информацией о степени детерминированности классов (значений климатических показателей) в разных моделях

Таблица 16 – Степень детерминированности классов (значений климатических показателей) в СК-модели INF3

№	№ в %	Наименование класса	Степень детерминированности класса	Степень детерминированности класса, кумулятивная сумма
1	1,4	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-9/10-{13.6, 19.5}	5,8235286	5,8235286
2	2,9	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-9/10-{19.5, 25.4}	5,4591094	11,2826380
3	4,3	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-8/10-{23.5, 30.0}	4,9734664	16,2561043
4	5,7	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-9/10-{20.4, 26.9}	4,8337427	21,0898470
5	7,1	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-6/10-{-4.2, 1.8}	4,2578428	25,3476897
6	8,6	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-8/10-{7.7, 13.6}	4,1589693	29,5066590
7	10,0	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-8/10-{13.5, 19.5}	4,0965911	33,6032501
8	11,4	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-8/10-{13.9, 20.4}	3,7791791	37,3824292
9	12,9	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-5/10-{-5.6, 0.9}	3,7707663	41,1531956
10	14,3	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-6/10-{1.7, 7.6}	3,7435885	44,8967841

11	15,7	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-7/10-{7.6, 13.5}	3,6306310	48,5274150
12	17,1	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-7/10-{1.8, 7.7}	3,5845597	52,1119747
13	18,6	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-7/10-{7.4, 13.9}	3,3525531	55,4645278
14	20,0	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-5/10-{4.0, 10.5}	3,2513653	58,7158931
15	21,4	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-5/10-{4.2, 1.7}	3,2253143	61,9412074
16	22,9	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-4/10-{2.5, 4.0}	3,2106422	65,1518496
17	24,3	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-7/10-{17.0, 23.5}	3,1333670	68,2852166
18	25,7	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-6/10-{0.9, 7.4}	3,0819141	71,3671307
19	27,1	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-9/10-{30.0, 36.5}	3,0255528	74,3926835
20	28,6	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-6/10-{10.5, 17.0}	2,8443060	77,2369896
21	30,0	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-10/10-{25.4, 31.3}	2,0225534	79,2595430
22	31,4	СКОРОСТЬ ВЕТРА-1/10-{1.0, 3.8}	1,8429370	81,1024800
23	32,9	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-5/10-{10.1, -4.2}	1,8070933	82,9095733
24	34,3	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-4/10-{12.1, -5.6}	1,7389324	84,6485057
25	35,7	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-10/10-{19.5, 25.4}	1,6081178	86,2566234
26	37,1	ОСАДКИ-1/10-{1.0, 30.9}	1,3054445	87,5620680
27	38,6	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-4/10-{10.1, -4.2}	1,1555572	88,7176251
28	40,0	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-4/10-{1005.2, 1010.5}	1,1333181	89,8509432
29	41,4	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-10/10-{26.9, 33.4}	1,0321591	90,8831024
30	42,9	СКОРОСТЬ ВЕТРА-2/10-{3.8, 6.6}	1,0148304	91,8979328
31	44,3	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-3/10-{9.0, -2.5}	0,9083559	92,8062887
32	45,7	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-5/10-{1010.5, 1015.9}	0,8629664	93,6692552
33	47,1	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-4/10-{16.0, -10.1}	0,7676544	94,4369096
34	48,6	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-6/10-{1015.9, 1021.2}	0,6770759	95,1139855
35	50,0	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-3/10-{18.6, -12.1}	0,6646160	95,7786015
36	51,4	СКОРОСТЬ ВЕТРА-3/10-{6.6, 9.4}	0,6431422	96,4217437
37	52,9	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-3/10-{999.8, 1005.2}	0,4662787	96,8880224
38	54,3	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-7/10-{1021.2, 1026.6}	0,4227429	97,3107653
39	55,7	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-3/10-{16.1, -10.1}	0,4147661	97,7255314
40	57,1	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-3/10-{21.9, -16.0}	0,3758175	98,1013489
41	58,6	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-10/10-{36.5, 43.0}	0,2354401	98,3367890
42	60,0	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-2/10-{25.1, -18.6}	0,2224378	98,5592268
43	61,4	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-2/10-{15.5, -9.0}	0,2206507	98,7798775
44	62,9	СКОРОСТЬ ВЕТРА-4/10-{9.4, 12.2}	0,2043321	98,9842096
45	64,3	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-8/10-{1026.6, 1031.9}	0,1547447	99,1389542
46	65,7	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-2/10-{27.8, -21.9}	0,1150553	99,2540095
47	67,1	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-2/10-{22.0, -16.1}	0,1095189	99,3635284
48	68,6	ОСАДКИ-3/10-{60.8, 90.7}	0,0873373	99,4508657
49	70,0	ОСАДКИ-5/10-{120.6, 150.5}	0,0789558	99,5298215
50	71,4	СКОРОСТЬ ВЕТРА-5/10-{12.2, 15.0}	0,0681378	99,5979593
51	72,9	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-2/10-{994.5, 999.8}	0,0664697	99,6644290
52	74,3	ОСАДКИ-2/10-{30.9, 60.8}	0,0593859	99,7238149
53	75,7	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-1/10-{31.6, -25.1}	0,0463383	99,7701532
54	77,1	СКОРОСТЬ ВЕТРА-6/10-{15.0, 17.8}	0,0305385	99,8006917
55	78,6	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-1/10-{33.7, -27.8}	0,0275061	99,8281978
56	80,0	СКОРОСТЬ ВЕТРА-7/10-{17.8, 20.6}	0,0235487	99,8517465
57	81,4	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-9/10-{1031.9, 1037.3}	0,0217750	99,8735215
58	82,9	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА-1/10-{22.0, -15.5}	0,0217500	99,8952715
59	84,3	СКОРОСТЬ ВЕТРА-8/10-{20.6, 23.4}	0,0200293	99,9153008
60	85,7	ОСАДКИ-4/10-{90.7, 120.6}	0,0146009	99,9299017
61	87,1	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА-1/10-{27.9, -22.0}	0,0136538	99,9435555
62	88,6	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-1/10-{989.1, 994.5}	0,0123085	99,9558640
63	90,0	СКОРОСТЬ ВЕТРА-9/10-{23.4, 26.2}	0,0079137	99,9637777
64	91,4	ОСАДКИ-8/10-{210.3, 240.2}	0,0067156	99,9704932
65	92,9	ОСАДКИ-10/10-{270.1, 300.0}	0,0049213	99,9754145
66	94,3	ОСАДКИ-7/10-{180.4, 210.3}	0,0049210	99,9803356
67	95,7	ОСАДКИ-6/10-{150.5, 180.4}	0,0049187	99,9852543
68	97,1	СКОРОСТЬ ВЕТРА-10/10-{26.2, 29.0}	0,0049183	99,9901726
69	98,6	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ-10/10-{1037.3, 1042.6}	0,0049159	99,9950885
70	100,0	ОСАДКИ-9/10-{240.2, 270.1}	0,0049115	100,0000000

Из рисунка 39 и таблицы 16 видно, что 16% классов имеют суммарную степень детерминированности 50%, а 50% классов – около 96%. Это значит, что классы очень сильно отличаются друг от друга по степени детерминированности.

На рисунке 41 приведены полные имена файлов с информацией о степени детерминированности классификационных шкал в разных моделях:

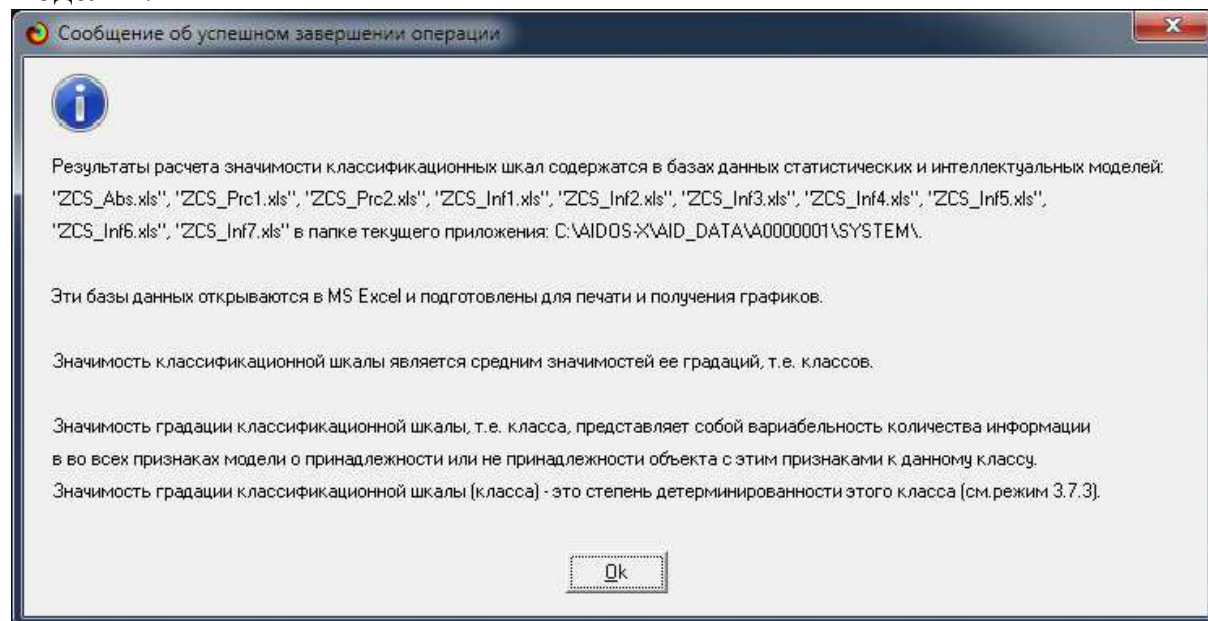


Рисунок 41 – Полные имена файлов с информацией о степени детерминированности классификационных шкал в разных моделях

В таблице 17 приведена степень детерминированности классификационных шкал в СК-модели INF3. Видно, что шкала СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА имеет в 15,2 раза более высокую детерминированность, чем шкала: ОСАДКИ.

Таблица 17 – Степень детерминированности классификационных шкал в СК-модели INF3

№	№%	Наименование	Значимость,%	Значимость, % кумулятивно
1	14,3	СРЕДНЯЯ ТЕМПЕРАТУРА	23,8712836	23,8712836
2	28,6	МИНИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА	22,5261447	46,3974283
3	42,9	ЭФФЕКТИВНАЯ ТЕМПЕРАТУРА	22,5226389	68,9200672
4	57,1	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА	21,8248963	90,7449635
5	71,4	СКОРОСТЬ ВЕТРА	3,8603281	94,6052916
6	85,7	АТМОСФЕРНОЕ ДАВЛЕНИЕ	3,8225959	98,4278875
7	100,0	ОСАДКИ	1,5721125	100,0000000

3. Обсуждение результатов

Итак, мы провели Автоматизированный системно-когнитивный анализ климата города Краснодара за период 88 лет: с 1933 по 2020 годы.

По L2 мере проф.Е.В.Луценко [1:[5] достоверность системно-когнитивной модели INF3 (хи-квадрат) с интегральным критерием «Сумма знаний» составляет: $L2=0,771$, что неплохо для приложений, связанных с анализом и прогнозированием климатических показателей.

Это означает, что созданные системно-когнитивные модели в целом правильно отражают моделируемую предметную область и их обоснованно можно применять для решения различных задач

идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели, что и сделано в данной работе.

В частности:

- системно-когнитивную модель INF3 обоснованно можно использовать для решения различных задач;
- в распоряжение исследователя есть адекватный критерий оценки результатов решения задачи идентификации: это уровень сходства (т.е. значение интегрального критерия) объекта с классом.

Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают *механизма* причинно-следственного детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [1:[13].

Выводы

На основе проведенного анализа можно обоснованно сделать *вывод* о том, что при решении поставленной в данной работе задачи анализа климата города Краснодарского края за 1933-2020 годы Автоматизированный системно-когнитивный анализ является адекватным инструментом, как по своей математической модели, так и по реализующему ее программному инструментарию, в качестве которого в настоящее время выступает интеллектуальная система «Эйдос».

Поставленная в работе полностью решена.

Лично познакомится с предлагаемым решением можно скачав по адресу: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm и установив на своем компьютере систему «Эйдос», а затем установив в диспетчере приложений (режим 1.3) интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №297.

В качестве *перспективы* отметим, что в будущем планируется выполнить планы научных исследований и разработок, обоснованные в работах [1:[14-20], т.е., например:

- применить сценарный АСК-анализ для прогнозирования погоды;
- выявить силу и направление влияния климатических факторов на количественные, качественные и финансово-экономические результаты выращивания различных сельскохозяйственных культур;
- прогнозировать результаты выращивания сельскохозяйственных культур в натуральном и стоимостном выражении культур в заданной микроне; – обоснованно выбирать микроне выращивания сельскохозяйственных культур.

Конкретно у автора в распоряжении есть все необходимые технологии искусственного интеллекта, позволяющие выявить причинно-следственные зависимости между природно-климатическими факторами и успешностью и эффективностью в натуральном (количество и качество продукции, ее технические и потребительские свойства) и стоимостном выражении выращивания различных сельскохозяйственных культур.

Зная эти причинно-следственные зависимости можно обоснованно рекомендовать зоны и микрозоны выращивания для различных сельскохозяйственных культур.

Для осуществления этих исследований и разработок необходимы лишь исходные данные по фактическим результатам выращивания сельскохозяйственных культур в различных природно-климатических условиях, воля руководства и финансирование.

Литература

1. Lutsenko E.V. Automated system-cognitive analysis of Krasnodar climate for 1933-2020 // November 2021, DOI: [10.13140/RG.2.2.33693.64480](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.33693.64480), License [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), <https://www.researchgate.net/publication/356030994>