

УДК 004.8

Автоматизированный системно-когнитивный анализ рынка первичной недвижимости

Кротов Александр Дмитриевич
студент факультета ПИ, группы ПИ1822
mr.krotov.ad@gmail.com

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

Целью данной работы является изучение статистики цен на 1 м кв. недвижимости на первичном рынке. Достижение данной цели позволяет получить практические навыки работы с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-X++». Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

Ключевые слова: РЫНОК ПЕРВИЧНОЙ НЕЖВИЖИМОСТИ, СТАТИСТИКА, АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АСК-АНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС».

Automated system-cognitive analysis of the primary real estate market

Krotov Alexander Dmitrievich
student of the faculty of PI, group PI1822
mr.krotov.ad@gmail.com

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

The purpose of this work is to study the statistics of prices for 1 sq. M. real estate in the primary market. Achieving this goal allows you to gain practical skills in working with the Eidos-X ++ universal cognitive analytical system. To achieve this goal, the Automated System-Cognitive Analysis (ASC-analysis) and its software toolkit - the intelligent system "Eidos" are used.

Key words: PRIMARY REAL ESTATE MARKET , STATISTICS, AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "AIDOS" SYSTEM.

СОДЕРЖАНИЕ

КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	7
ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	8
РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	21
ПРОГНОЗИРОВАНИЕ (ДИАГНОСТИКА, КЛАССИФИКАЦИЯ, РАСПОЗНАВАНИЕ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ).....	21
ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (SWOT-АНАЛИЗ)	23
ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ	26
Когнитивные диаграммы классов	26
Агломеративная когнитивная кластеризация классов	28
Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	30
3d-интегральные когнитивные карты	33
Визуальное отображение когнитивных функций	33
Сила и направление влияния значений исследуемых факторов на цену недвижимости ...	36
Степень детерминированности класса стоимости 1 м кв. жилья	39
ВЫВОД.....	41
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	42

Введение

Цель данной работы – исследование ценовой динамики российского рынка первичной недвижимости за 2019–2021 годы.

Для достижения поставленной цели будет использоваться инструментальные средства программной среды «Aidos-X», утилизирующие метод АСК-анализа, предполагающий выполнение следующих этапов:

1. Когнитивная структуризация предметной области
2. Подготовка исходных данных и формализация предметной области
3. Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей, и выбор наиболее достоверной модели
4. Решение различных задач в наиболее достоверной модели:
 - a. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)
 - b. Поддержка принятия решений
 - c. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели (когнитивные диаграммы классов и значений факторов, агломеративная когнитивная кластеризация классов и значений факторов, нелокальные нейроны и нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты, когнитивные функции)

АСК-анализ – метод искусственного интеллекта, разработанный проф. Е. В. Луценко в 2002 году для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему

«AIDOS-X++», выгодно отличающуюся от других интеллектуальных систем следующими возможностями:

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

- Находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt)
- Является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);
- Обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);
- Содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и 291, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);
- Поддерживает online среду накопления знаний и широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);

- Обеспечивает мультязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;
- Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA);
- Обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);
- Хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции;
- Вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторений всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и

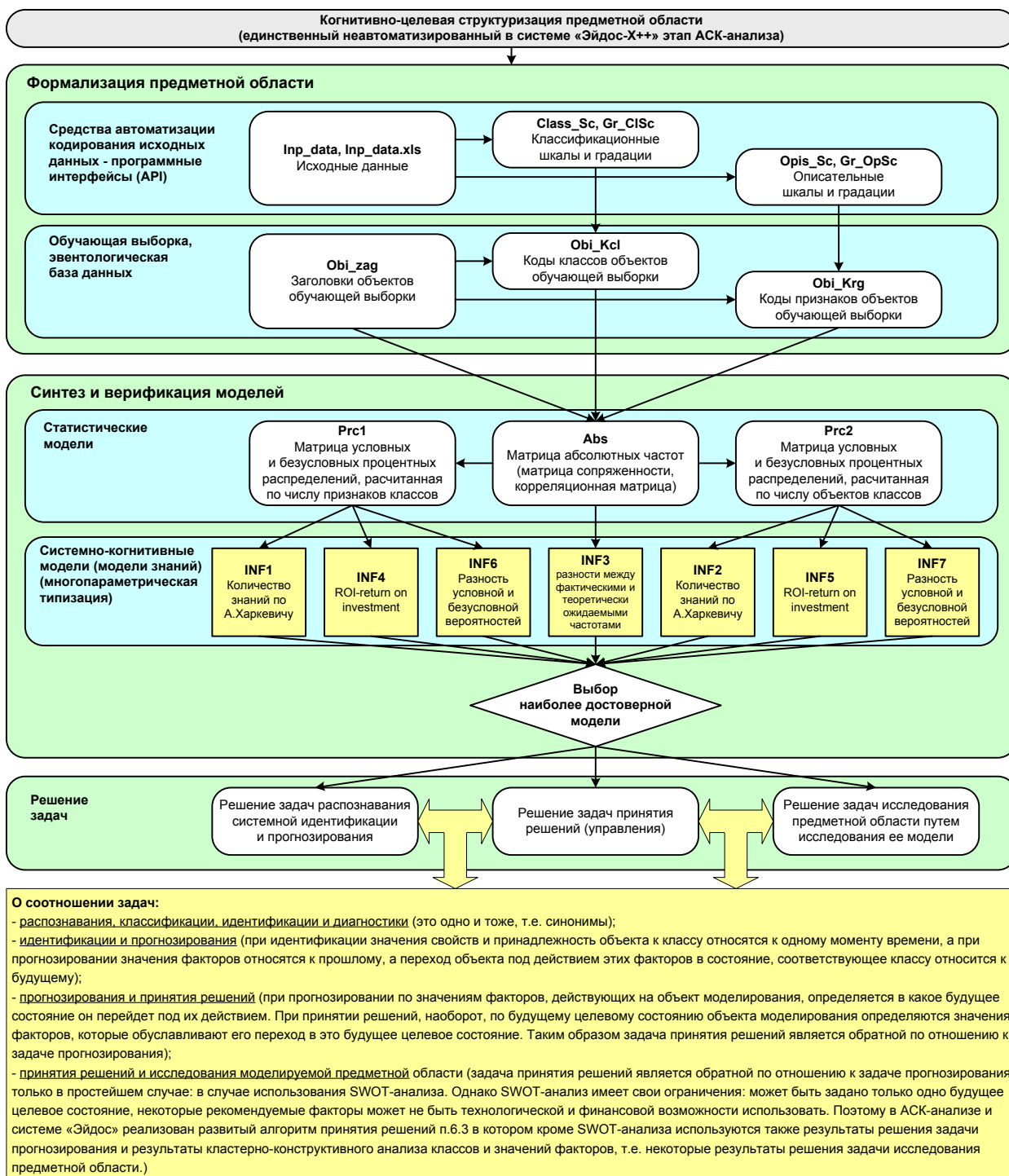
содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

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

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

Все это обусловлено выбором АСК-анализа и его программного инструментария — интеллектуальной системы «Эйдос» в качестве метода и инструмента решения поставленной проблемы и достижения цели работы, алгоритм поиска которого представлен на рисунке 1.

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



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

Когнитивная структуризация предметной области

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области не формализуемым путем было решено, что рассматривать в качестве факторов, действующих на моделируемый объект, а что – в качестве результатов действия этих факторов.

При этом необходимо отметить, что системно-когнитивные модели (далее – СКМ) отражают лишь сам факт наличия зависимостей между значениями факторов и результатами их действия. Но они не отражают причин и механизмов такого влияния, что означает:

1. Содержательная интерпретация СКМ – это компетенция специалистов-экспертов, хорошо разбирающихся в данной предметной области. Иногда встречается ситуация, когда и то, что, на первый взгляд, является причинами, и то, что, казалось бы, является их последствиями, на самом деле является последствиями неких глубинных причин, которых мы не видим и никоим образом непосредственно не отражаем в модели
2. Даже если содержательной интерпретации не разработано, не исключается возможность пользоваться СКМ для достижения заданных результатов и поставленных целей

В ходе проведения исследования для составления классификационной шкалы был выбран параметр «Стоимость 1 м кв первичной недвижимости», а для составления описательных – параметры «Дата» и «Город»:

Таблица 1. Классификационная шкала

№ п/п	Наименование
1	Стоимость 1 м кв первичной недвижимости

Таблица 2. Описательные шкалы

№ п/п	Наименование
2	Дата
3	Город

Подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные были взяты с web-портала СберИндекс и представляют из себя статистику средник цен за метр недвижимости на первичном рынке, ранжированную по регионам России .

Таблица 3. Часть исходных данных (2019 год)

ID	Стоим.1 метра кв. жилья (руб.)	Дата	Регион
1	79920,00	2020-07-01	Россия
2	37453,00	2019-01-01	Адыгея
3	0,00	2019-01-01	Алтай
4	45008,00	2019-01-01	Алтайский край
5	0,00	2019-02-01	Амурская область
6	82639,00	2019-02-01	Архангельская область
7	65801,00	2019-02-01	Астраханская область
8	50656,00	2019-03-01	Белгородская область
9	35664,00	2019-03-01	Брянская область
10	42764,00	2019-03-01	Владимирская область
11	49032,00	2019-04-01	Вологодская область
12	48929,00	2019-04-01	Воронежская область
13	0,00	2019-05-01	Еврейская автономная область
14	34500,00	2019-05-01	Ивановская область
15	56746,00	2019-05-01	Иркутская область
16	0,00	2019-06-01	Кабардино-Балкарская Республика
17	60800,00	2019-06-01	Калужская область
18	0,00	2019-07-01	Камчатский край
19	39910,00	2019-07-01	Кемеровская область
20	38000,00	2019-07-01	Кировская область
21	54274,00	2019-08-01	Краснодарский край
22	66000,00	2019-08-01	Красноярский край
23	83994,00	2019-09-01	Ленинградская область
24	67077,00	2019-10-01	Липецкая область
25	0,00	2019-10-01	Магаданская область
26	44826,00	2019-10-01	Мордовия
27	200763,00	2019-11-01	Москва
28	100565,00	2019-11-01	Московская область
29	0,00	2019-11-01	Мурманская область
30	0,00	2019-11-01	Ненецкий АО
31	56600,00	2019-12-01	Нижегородская область
32	71810,00	2019-12-01	Новосибирская область

Для исследования этих данных с помощью выбранного программного обеспечения был выполнен их импорт.

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

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

Задайте параметры:

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

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
 Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
 Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

☒ Не применять сценарный метод ACK-анализа ☐ Применить сценарный метод ACK-анализа

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:

Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

Ok Cancel

Рисунок 2. Интерфейс импорта данных в систему

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [50 x 111]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	1	50	50,00	0	0	0,00
Текстовые	0	0	0,00	2	111	55,50
ВСЕГО:	1	50	50,00	2	111	55,50

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах:

Рисунок 3. Интерфейс настройки размерности модели

Важно, что заданные адаптивные интервалы учитывают неравномерность распределения данных по диапазону значений, что важно при относительно небольшом числе наблюдений. Если бы интервалы были заданы равными по величине, то в них бы учитывалось сильно отличающееся число наблюдений, а в некоторых интервалах их бы могло не оказаться вовсе.

На рисунке 4 приведена справочная форма данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима.

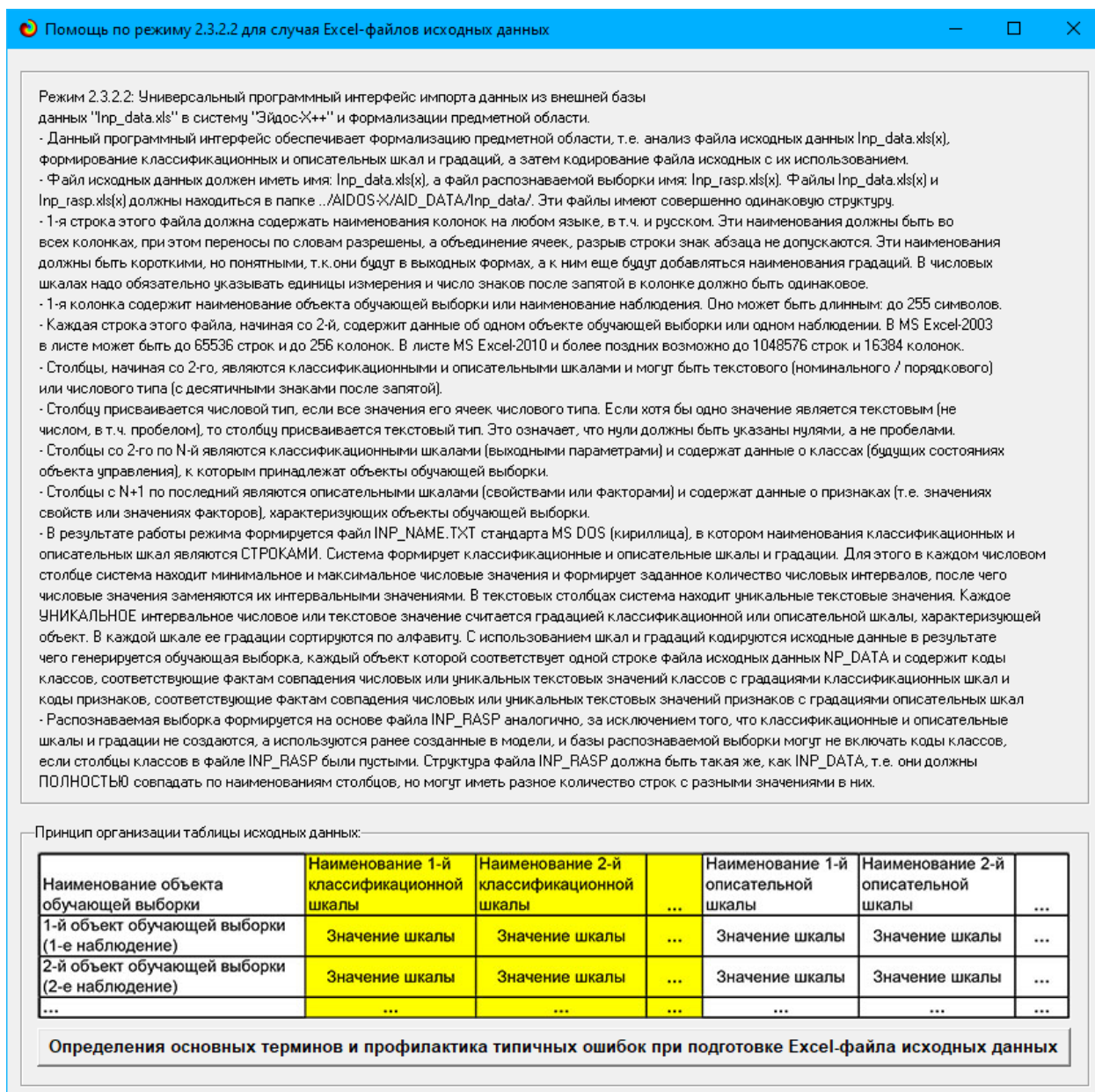


Рисунок 4 Экранная форма «HELP» режима 2.3.2.2

В результате работы режима были сформированы:

- 1 классификационная шкала «Стоимость 1 метра кв. жилья (руб.)» с 50 градациями
- 2 описательных шкалы – «Дата» и «Регион», количество градаций для которых составило 27 и 84 соответственно

Таблица 4 – Классификационная шкала и её градации

Код	Название	Размер интервала	Число наблюдений на интервал
1	1/50- { 30099.0000000, 35424.0000000 }	5325	34/34
2	2/50- { 35424.0000000, 37625.0000000 }	2201	35/35
3	3/50- { 37625.0000000, 38687.0000000 }	1062	35/35
4	4/50- { 38687.0000000, 39600.0000000 }	913	35/35
5	5/50- { 39600.0000000, 41089.0000000 }	1489	35/35
6	6/50- { 41089.0000000, 42000.0000000 }	911	35/35
7	7/50- { 42000.0000000, 42626.0000000 }	626	35/35
8	8/50- { 42626.0000000, 43272.0000000 }	646	35/35
9	9/50- { 43272.0000000, 44000.0000000 }	728	35/35
10	10/50- { 44000.0000000, 44821.0000000 }	821	35/35
11	11/50- { 44821.0000000, 45233.0000000 }	412	35/35
12	12/50- { 45233.0000000, 45819.0000000 }	586	35/35
13	13/50- { 45819.0000000, 46339.0000000 }	520	35/35
14	14/50- { 46339.0000000, 46954.0000000 }	615	35/35
15	15/50- { 46954.0000000, 47509.0000000 }	555	35/35
16	16/50- { 47509.0000000, 48269.0000000 }	760	35/35
17	17/50- { 48269.0000000, 49260.0000000 }	991	35/35
18	18/50- { 49260.0000000, 49931.0000000 }	671	35/35
19	19/50- { 49931.0000000, 50609.0000000 }	678	35/35
20	20/50- { 50609.0000000, 51225.0000000 }	616	35/35
21	21/50- { 51225.0000000, 52023.0000000 }	798	35/35
22	22/50- { 52023.0000000, 52583.0000000 }	560	35/35
23	23/50- { 52583.0000000, 53706.0000000 }	1123	35/35
24	24/50- { 53706.0000000, 54311.0000000 }	605	35/35
25	25/50- { 54311.0000000, 55109.0000000 }	798	35/35
26	26/50- { 55109.0000000, 56000.0000000 }	891	35/35
27	27/50- { 56000.0000000, 56834.0000000 }	834	35/35
28	28/50- { 56834.0000000, 57836.0000000 }	1002	35/35
29	29/50- { 57836.0000000, 58653.0000000 }	817	35/35
30	30/50- { 58653.0000000, 60000.0000000 }	1347	35/35
31	31/50- { 60000.0000000, 61723.0000000 }	1723	35/35
32	32/50- { 61723.0000000, 62985.0000000 }	1262	35/35
33	33/50- { 62985.0000000, 64663.0000000 }	1678	35/35
34	34/50- { 64663.0000000, 66000.0000000 }	1337	35/35
35	35/50- { 66000.0000000, 67755.0000000 }	1755	35/35
36	36/50- { 67755.0000000, 69344.0000000 }	1589	35/35
37	37/50- { 69344.0000000, 70694.0000000 }	1350	35/35
38	38/50- { 70694.0000000, 72891.0000000 }	2197	35/35
39	39/50- { 72891.0000000, 74863.0000000 }	1972	35/35
40	40/50- { 74863.0000000, 77718.0000000 }	2855	35/35
41	41/50- { 77718.0000000, 79938.0000000 }	2220	35/35
42	42/50- { 79938.0000000, 81601.0000000 }	1663	35/35
43	43/50- { 81601.0000000, 84160.0000000 }	2559	35/35
44	44/50- { 84160.0000000, 88177.0000000 }	4017	35/35
45	45/50- { 88177.0000000, 91258.0000000 }	3081	35/35
46	46/50- { 91258.0000000, 97118.0000000 }	5860	35/35
47	47/50- { 97118.0000000, 105000.0000000 }	7882	35/35
48	48/50- { 105000.0000000, 122778.0000000 }	17778	35/35
49	49/50- { 122778.0000000, 149555.0000000 }	26777	35/35
50	50/50- { 149555.0000000, 261840.0000000 }	112285	35/35

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей, и выбор наиболее достоверной из них для решения задач

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей был осуществлён в режиме 3.5 системы, пользовательский интерфейс которой изображён на рисунке 5.

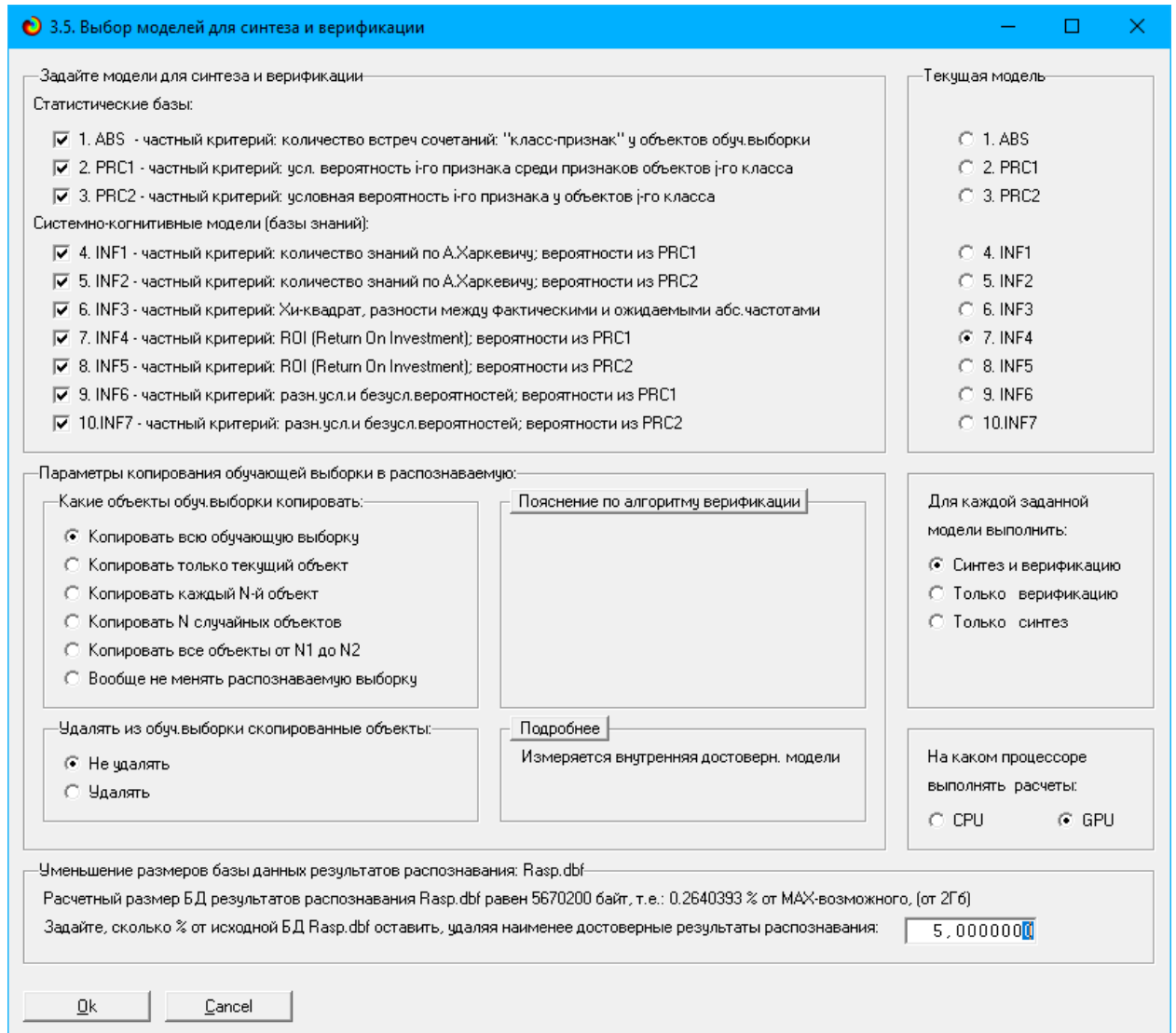


Рисунок 5. Интерфейс выбора моделей для синтеза и верификации

Для ускорения процесса формализации было использовано 5% от исходной выборки данных посредством удаления кортежей с наиболее недостоверными результатами распознавания.

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 1/50 (30099.0, 35424.0)	2. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 2/50 (35424.0, 37625.0)	3. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 3/50 (37625.0, 38687.0)	4. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 4/50 (38687.0, 39600.0)	5. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 5/50 (39600.0, 41089.0)	6. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 6/50 (41089.0, 42000.0)	7. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 7/50 (42000.0, 42626.0)	8. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 8/50 (42626.0, 43272.0)	9. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 9/50 (43272.0, 44000.0)	10. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 10/50 (44000.0, 44821.0)	11. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 11/50 (44821.0, 45233.0)
1	ДАТА-1/27-01.01.2019	3	3	2	1	2	1	1	1	1	1	2
2	ДАТА-2/27-01.01.2020		2	1	1		1	5	2	1	1	3
3	ДАТА-3/27-01.01.2021						1		1	3		
4	ДАТА-4/27-01.02.2019	3	1	1	4	2	3		1	1	6	1
5	ДАТА-5/27-01.02.2020	7	3	2		2	1	1	3			2
6	ДАТА-6/27-01.02.2021							1	1	1	1	2
7	ДАТА-7/27-01.03.2019	5	1	1	5	2		1	1		5	
8	ДАТА-8/27-01.03.2020		3	1		2	2	2	3	3	1	
9	ДАТА-9/27-01.03.2021		1						1			1
10	ДАТА-10/27-01.04.2019	2	1	2	2	1	3		1	2		3
11	ДАТА-11/27-01.04.2020	1	2		1			1	3	4	2	3
12	ДАТА-12/27-01.05.2019	2	4	5	4	4	1	1	6		1	1
13	ДАТА-13/27-01.05.2020				2	1	1	1			4	2
14	ДАТА-14/27-01.06.2019	1	2	4		6	3	1		3	1	4
15	ДАТА-15/27-01.06.2020			2	1			1	2	1	1	
16	ДАТА-16/27-01.07.2019	2	1	1	4	2	5	1		2	1	
17	ДАТА-17/27-01.07.2020		1		2		1	1		2	1	
18	ДАТА-18/27-01.08.2019	3	2	1		2	2	2	1	2	1	1
19	ДАТА-19/27-01.08.2020	1		1	1	3		2			1	2
20	ДАТА-20/27-01.09.2019	1	3	1			3	4	2	1	1	3

Рисунок 6. Фрагмент матрицы абсолютных частот

5.3. Модель: "5. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абсолютными частотами"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 1/50 (30099.0, 35424.0)	2. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 2/50 (35424.0, 37625.0)	3. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 3/50 (37625.0, 38687.0)	4. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 4/50 (38687.0, 39600.0)	5. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 5/50 (39600.0, 41089.0)	6. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 6/50 (41089.0, 42000.0)	7. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 7/50 (42000.0, 42626.0)	8. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 8/50 (42626.0, 43272.0)	9. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 9/50 (43272.0, 44000.0)	10. СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (Р4Б.) 10/50 (44000.0, 44821.0)
1	ДАТА-1/27-01.01.2019	2.028	1.999	0.999	-0.029	1.028	-0.029	-0.972	-0.001	-0.144	0.142
2	ДАТА-2/27-01.01.2020	-1.244	0.719	-0.281	-0.317	-1.244	-0.317	3.756	0.719	-0.464	-0.098
3	ДАТА-3/27-01.01.2021	-1.322	-1.361	-1.361	-1.400	-1.322	-0.400	-1.322	-0.361	1.445	-1.166
4	ДАТА-4/27-01.02.2019	1.756	-0.281	-0.281	2.683	0.756	1.683	-1.244	-0.281	-0.464	4.902
5	ДАТА-5/27-01.02.2020	5.600	1.559	0.559	-1.482	0.600	-0.482	-0.400	1.559	-1.647	-1.235
6	ДАТА-6/27-01.02.2021	-1.244	-1.281	-1.281	-1.317	-1.244	-1.317	-0.244	-0.281	-0.464	-0.098
7	ДАТА-7/27-01.03.2019	3.581	-0.461	-0.461	3.497	0.581	-1.503	-0.419	-0.461	-1.670	3.748
8	ДАТА-8/27-01.03.2020	-1.205	1.759	-0.241	-1.276	0.795	0.724	0.795	1.759	1.582	-0.063
9	ДАТА-9/27-01.03.2021	-1.244	-0.281	-1.281	-1.317	-1.244	-1.317	-1.244	-0.281	-1.464	-1.098
10	ДАТА-10/27-01.04.2019	0.756	-0.281	0.719	0.683	-0.244	1.683	-1.244	-0.281	0.536	-1.098
11	ДАТА-11/27-01.04.2020	-0.225	0.739	-1.261	-0.297	-1.225	-1.297	-0.225	1.739	2.559	0.919
12	ДАТА-12/27-01.05.2019	0.503	2.459	3.459	2.415	2.503	-0.585	-0.497	4.459	-1.761	-0.321
13	ДАТА-13/27-01.05.2020	-1.283	-1.321	-1.321	0.642	-0.283	-0.358	-0.283	-1.321	2.491	0.868
14	ДАТА-14/27-01.06.2019	-0.302	0.659	2.659	-1.379	4.698	1.621	-0.302	-1.341	1.468	-0.149
15	ДАТА-15/27-01.06.2020	-1.186	-1.221	0.779	-0.256	-1.186	-1.256	-0.186	0.779	-0.395	-0.046
16	ДАТА-16/27-01.07.2019	0.678	-0.361	-0.361	2.600	0.678	3.600	-0.322	-1.361	0.445	-0.166
17	ДАТА-17/27-01.07.2020	-1.166	-0.201	-1.201	0.765	-1.166	-0.235	-0.166	-1.201	0.628	-0.029
18	ДАТА-18/27-01.08.2019	1.756	0.719	-0.281	-1.317	0.756	0.683	0.756	-0.281	0.536	-0.098
19	ДАТА-19/27-01.08.2020	-0.205	-1.241	-0.241	-0.276	1.795	-1.276	0.795	-1.241	-1.418	-0.063
20	ДАТА-20/27-01.09.2019	-0.205	1.759	-0.241	-1.276	-1.205	1.724	2.795	0.759	-0.418	-0.063

Рисунок 7. Фрагмент матрицы разности между фактическими и ожидаемыми абсолютными частотами

Стоит отметить, что в АСК-анализе и СКМ степень выраженности различных свойств объектов наблюдения рассматривается с единственной точки зрения: с точки зрения того, какое количество информации содержится в них о том, к каким обобщающим категориям (классам) будут принадлежать или не принадлежать эти объекты. Поэтому не играет никакой роли, в каких единицах измерения измерения измеряются те или иные свойства объектов наблюдения, а также в каких единицах измеряются результаты влияния этих свойств, натуральных, в процентах или стоимостных. Это и есть решение проблемы

сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий.

Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван 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. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности.

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	1749	1749	3483	2103		0.454	1.000	0.625
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признак...	1749	1749	1428	4158		0.296	1.000	0.457
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	1749	1749	3483	2103		0.454	1.000	0.625
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по приз...	1749	1749	1428	4158		0.296	1.000	0.457
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	1749	1749	3483	2103		0.454	1.000	0.625
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Сумма усл.отн. частот по приз...	1749	1749	1428	4158		0.296	1.000	0.457
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс: зна...	1749	1643	3448	2138	106	0.435	0.939	0.594
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	1749	1749	3052	2534		0.408	1.000	0.580
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс: зна...	1749	1643	3448	2138	106	0.435	0.939	0.594
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	1749	1749	3052	2534		0.408	1.000	0.580
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Семантический резонанс: зна...	1749	1731	3429	2157	18	0.445	0.990	0.614
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Сумма знаний	1749	1731	3429	2157	18	0.445	0.990	0.614
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс: зна...	1749	1615	4207	1379	134	0.539	0.923	0.681
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	1749	1749	3052	2534		0.408	1.000	0.580
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс: зна...	1749	1615	4207	1379	134	0.539	0.923	0.681
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	1749	1749	3052	2534		0.408	1.000	0.580
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс: зна...	1749	1604	3715	1871	145	0.462	0.917	0.614
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Сумма знаний	1749	1731	3055	2531	18	0.406	0.990	0.576
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс: зна...	1749	1604	3715	1871	145	0.462	0.917	0.614
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Сумма знаний	1749	1731	3055	2531	18	0.406	0.990	0.576

☐ мощность по мерам достоверности
 ☐ мощность по частотным распределениям
 TP, TN, FP, FN | TP, FP | TN, FN | (TP-F)/(TP+FN) | 100
 Задать интервал сглаживания

Рисунок 8. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модул. уровней сход. истинно-поло. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модул. уровней сход. ложно-отрицат. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сход. истинно-полож. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	602.348	201.351	293.295		0.673	1.000	0.804	0.344
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признак...	345.241		279.276		0.553	1.000	0.712	0.197
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	602.348	201.351	293.295		0.673	1.000	0.804	0.344
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по приз...	345.436		281.117		0.551	1.000	0.711	0.198
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	602.348	201.351	293.295		0.673	1.000	0.804	0.344
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по приз...	345.436		281.117		0.551	1.000	0.711	0.198
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	616.774	370.328	296.897	2.887	0.675	0.995	0.804	0.375
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	726.362	45.847	491.131		0.597	1.000	0.747	0.415
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	616.774	370.327	296.896	2.887	0.675	0.995	0.804	0.375
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	726.362	45.847	491.131		0.597	1.000	0.747	0.415
6. INF3 - частный критерий: Хинкватер, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	563.057	296.095	264.724	0.068	0.680	1.000	0.810	0.325
6. INF3 - частный критерий: Хинкватер, разности между фактич...	Сумма знаний	250.351	116.186	103.347	0.024	0.708	1.000	0.829	0.145
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	483.694	244.114	163.507	3.292	0.747	0.993	0.853	0.300
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	211.930	3.666	92.071		0.697	1.000	0.822	0.121
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	483.694	244.114	163.507	3.292	0.747	0.993	0.853	0.300
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	211.930	3.666	92.071		0.697	1.000	0.822	0.121
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	533.972	255.956	241.740	7.028	0.688	0.987	0.811	0.333
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Сумма знаний	250.622	9.087	132.894	0.024	0.653	1.000	0.790	0.145
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	533.972	255.956	241.740	7.028	0.688	0.987	0.811	0.333
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Сумма знаний	250.622	9.087	132.894	0.024	0.653	1.000	0.790	0.145

помощь по мерам достоверности помощь по частотным распределениям TP,TN,FP,FN (TP-FP)/(TN-FN) (T-F)/(T+F)*100 Задать интервал сглаживания

Рисунок 9. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по L1-критерию проф. Е. В. Луценко

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Средний модуль уровней сход. ложно-отрицат. решений	A-Точность модели APrecision = ATP/(ATP+FN)	A-Полнота модели ARecall = ATP/(ATP+FN)	L2-мера проф. Е.В.Луценко	Процент правильной идентификац...	Процент правильной не идентификац...	Процент ошибочной идентификац...	Процент ошибочной не идентификац...	Процент правильных результатов	Дата получения результата	Время получе...
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...		0.669	1.000	0.802	100.000	6.236	3.763		53.118	05.05.2021	16:08
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признак...		0.712	1.000	0.832	100.000	4.643	5.356		52.321	05.05.2021	16:08
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...		0.669	1.000	0.802	100.000	6.236	3.763		53.118	05.05.2021	16:08
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по приз...		0.712	1.000	0.832	100.000	4.643	5.356		52.321	05.05.2021	16:08
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...		0.669	1.000	0.802	100.000	6.236	3.763		53.118	05.05.2021	16:08
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по приз...		0.712	1.000	0.832	100.000	4.643	5.356		52.321	05.05.2021	16:08
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0.043	0.681	0.882	0.768	91.995	6.931	3.068	8.005	49.463	05.05.2021	16:09
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	0.019	0.675	0.948	0.788	99.714	5.951	4.048	0.286	52.832	05.05.2021	16:09
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0.043	0.681	0.882	0.768	91.995	6.931	3.068	8.005	49.463	05.05.2021	16:09
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	0.019	0.675	0.948	0.788	99.714	5.951	4.048	0.286	52.832	05.05.2021	16:09
6. INF3 - частный критерий: Хинкватер, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	0.013	0.676	0.956	0.792	94.911	6.670	3.329	5.089	50.791	05.05.2021	16:10
6. INF3 - частный критерий: Хинкватер, разности между фактич...	Сумма знаний	0.004	0.716	0.965	0.822	94.911	6.670	3.329	5.089	50.791	05.05.2021	16:10
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.020	0.679	0.934	0.787	84.563	7.792	2.207	15.437	46.177	05.05.2021	16:10
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний		0.753	1.000	0.859	100.000	5.939	4.060		52.969	05.05.2021	16:10
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.020	0.679	0.934	0.787	84.563	7.792	2.207	15.437	46.177	05.05.2021	16:10
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний		0.753	1.000	0.859	100.000	5.939	4.060		52.969	05.05.2021	16:11
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.040	0.675	0.891	0.768	85.192	7.247	2.752	14.808	46.219	05.05.2021	16:11
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.004	0.730	0.966	0.831	94.911	6.104	3.895	5.089	50.508	05.05.2021	16:11
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0.040	0.675	0.891	0.768	85.192	7.247	2.752	14.808	46.219	05.05.2021	16:11
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безуслов.вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.004	0.730	0.966	0.831	94.911	6.104	3.895	5.089	50.508	05.05.2021	16:11

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

Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по L2-критерию проф. Е. В. Луценко

Данная форма достоверностей позволяет сделать вывод о высокой достоверности модели 'INF4' с интегральным критерием «Семантический резонанс знаний», F-мерой, равной 0,520, L1-мерой, равной 0,714 и L2-мерой, равной 0,787. Полученные степени достоверности позволяют сделать вывод о наличии в СКМ «INF4» сильной корреляции между финансовым и географо-временными показателями стоимости недвижимости.

На рисунке 11 приведено частотное распределение числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации ценовых категорий в СК-модели INF4 по данным обучающей выборки:

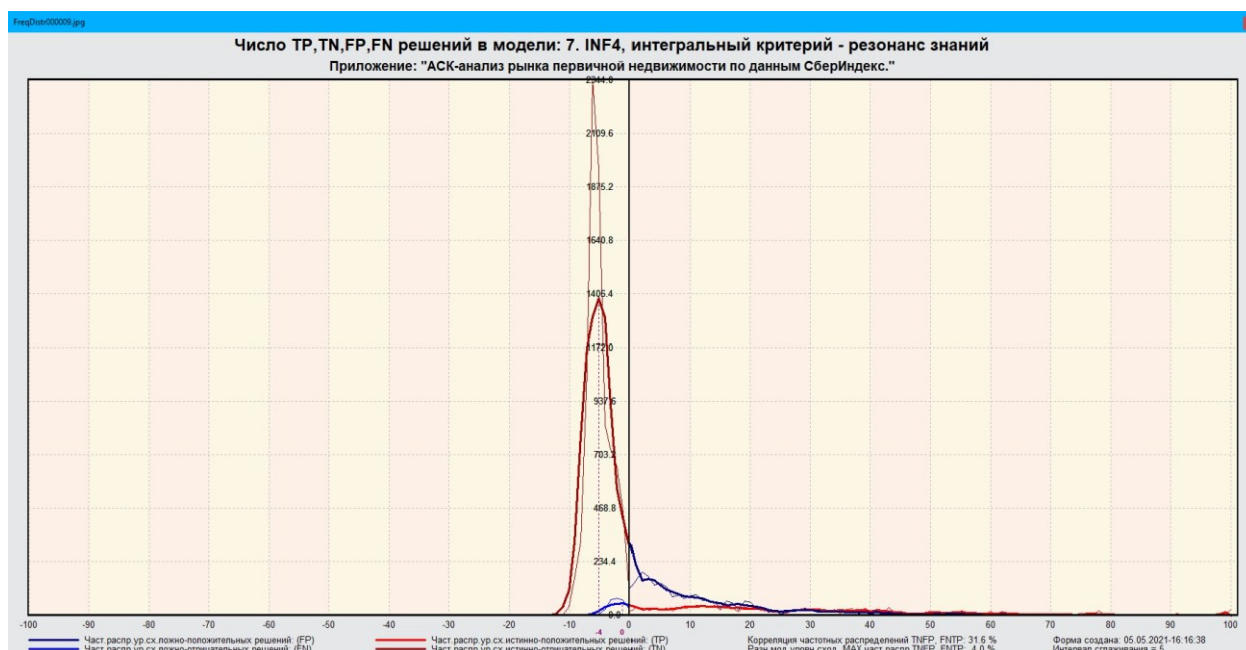


Рисунок 11. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений в СКМ

На данном графике левое, большее по амплитуде, распределение включает истинно-отрицательные и ложноположительные решения, а правое, меньшее по амплитуде, включает ложные отрицательные и истинно-положительные решения.

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации ценовой категории по её характеристикам и другие задачи.

Видно, что среди отрицательных решений количество истинных всегда значительно превосходит количество ложных решений, причем при уровнях различия больше примерно 15% ложноотрицательные решения практически отсутствуют.

Видно также, что для положительных решений график более сложен и включает 3 диапазона уровней сходства:

1. При уровнях сходства от 0% до 20% количество ложных решений больше числа истинных;
2. При уровнях сходства от 20% до примерно 45% есть и истинные и ложные положительные решения, но число истинных решений больше числа ложных и доля истинных решений возрастает при увеличении уровня сходства;
3. При уровнях сходства выше 45% ложные положительные решения почти не встречаются.

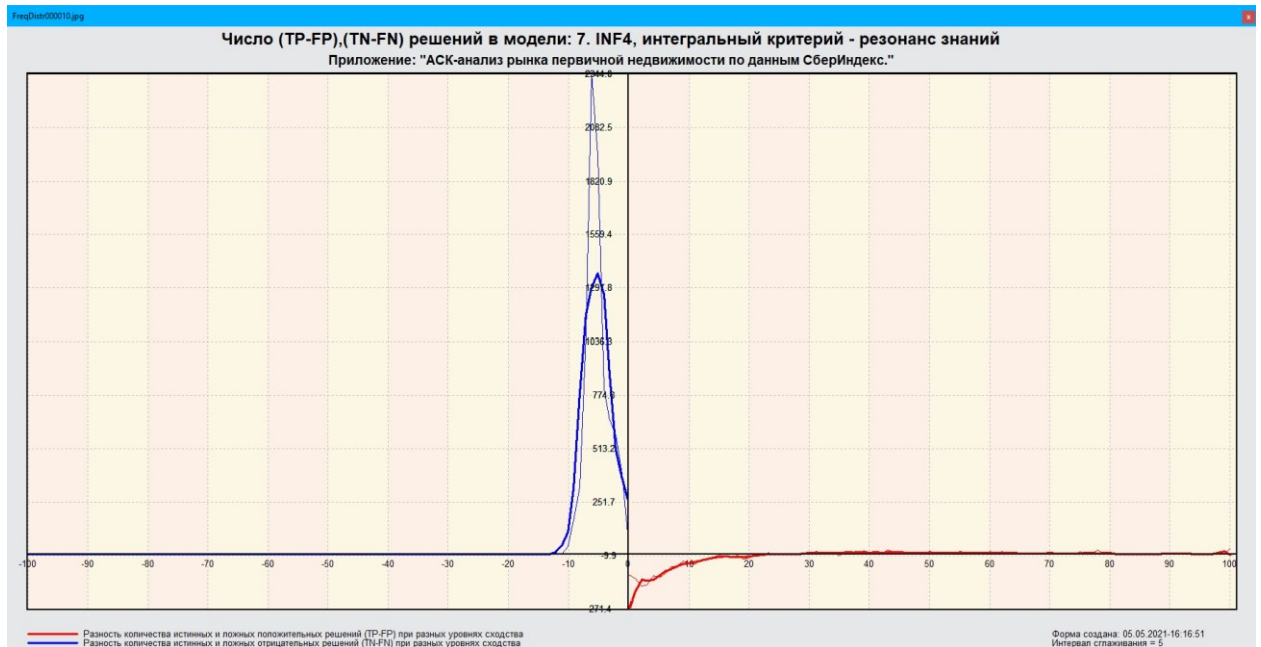


Рисунок 12. Частотное распределение разностей истинных и ложных решений

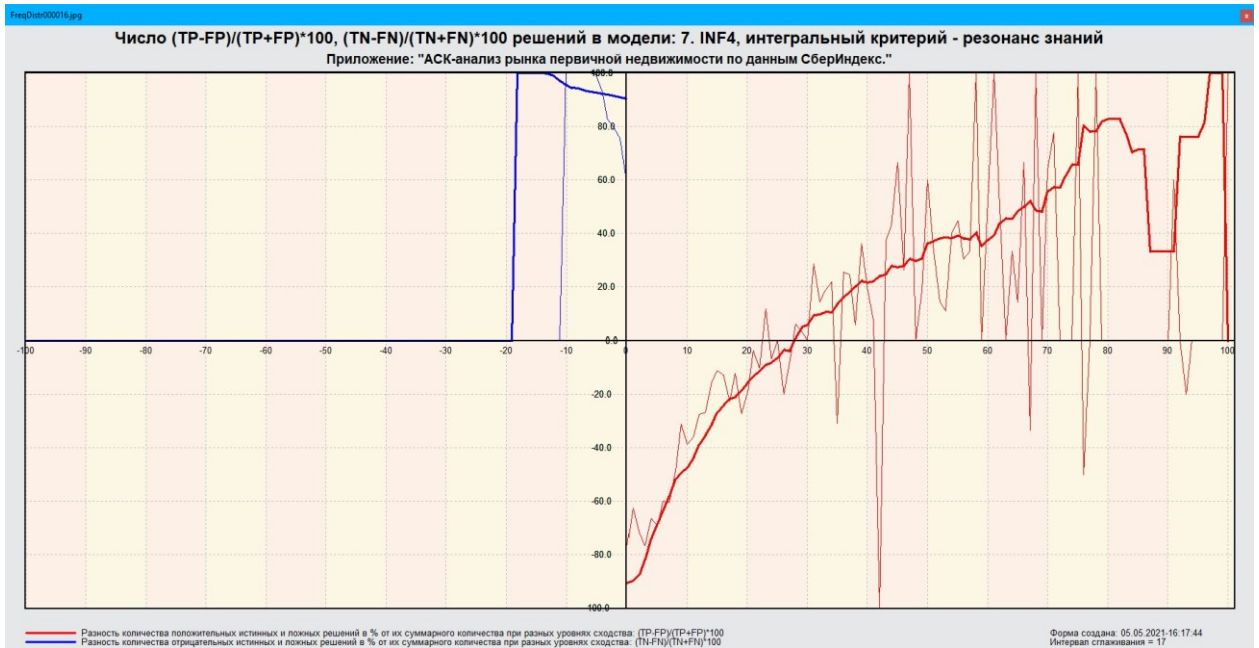


Рисунок 13. Частотное распределение доли разности истинных и ложных решений от общего количества решений

На рисунке 14 приведен вид справочного интерфейса по режиму 3.4, в котором описаны меры достоверности моделей, применяемые в системе «Эйдос»:

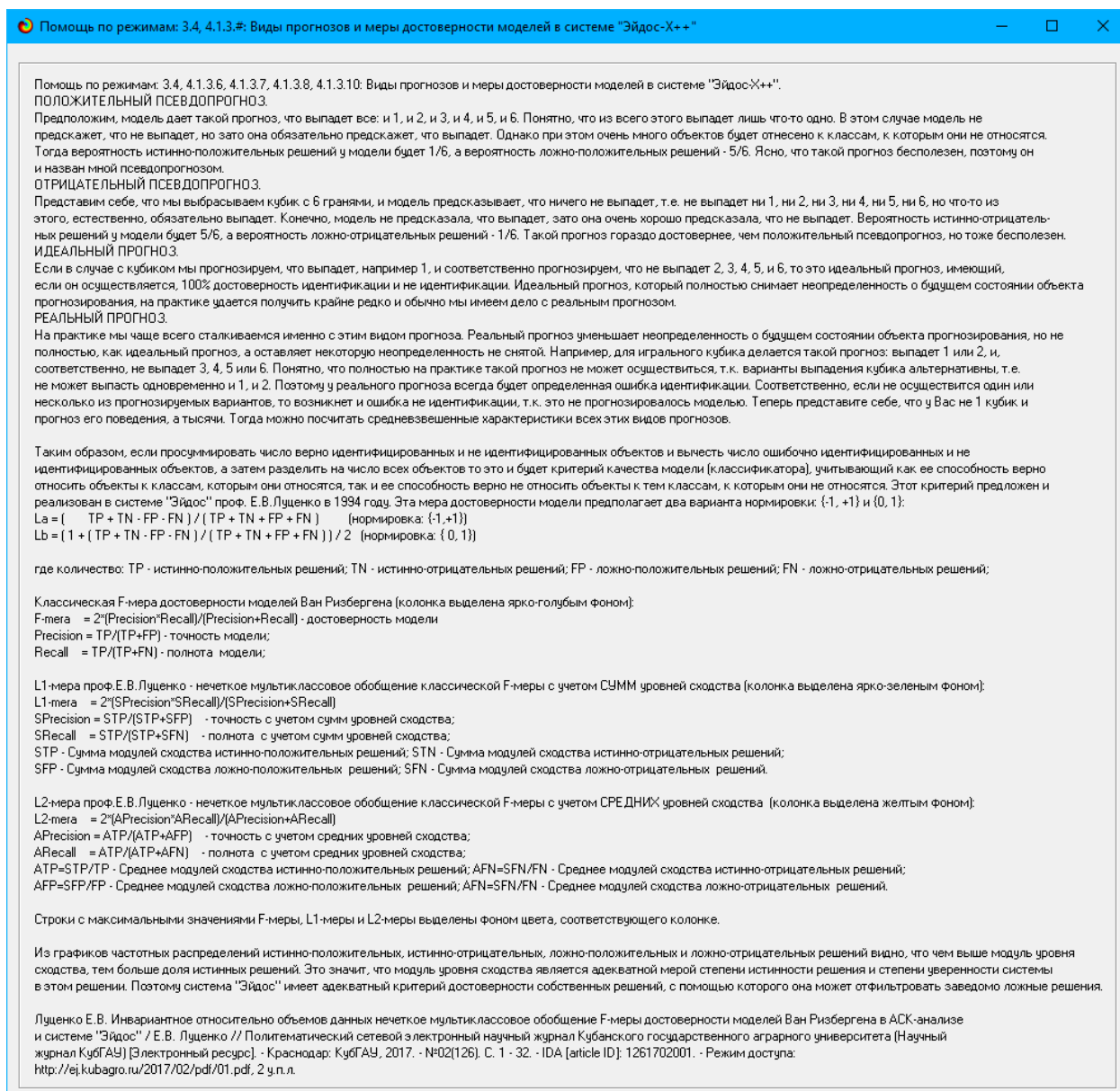


Рисунок 14. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1- и L2-критериям проф. Е. В. Луценко

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF4 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 11):

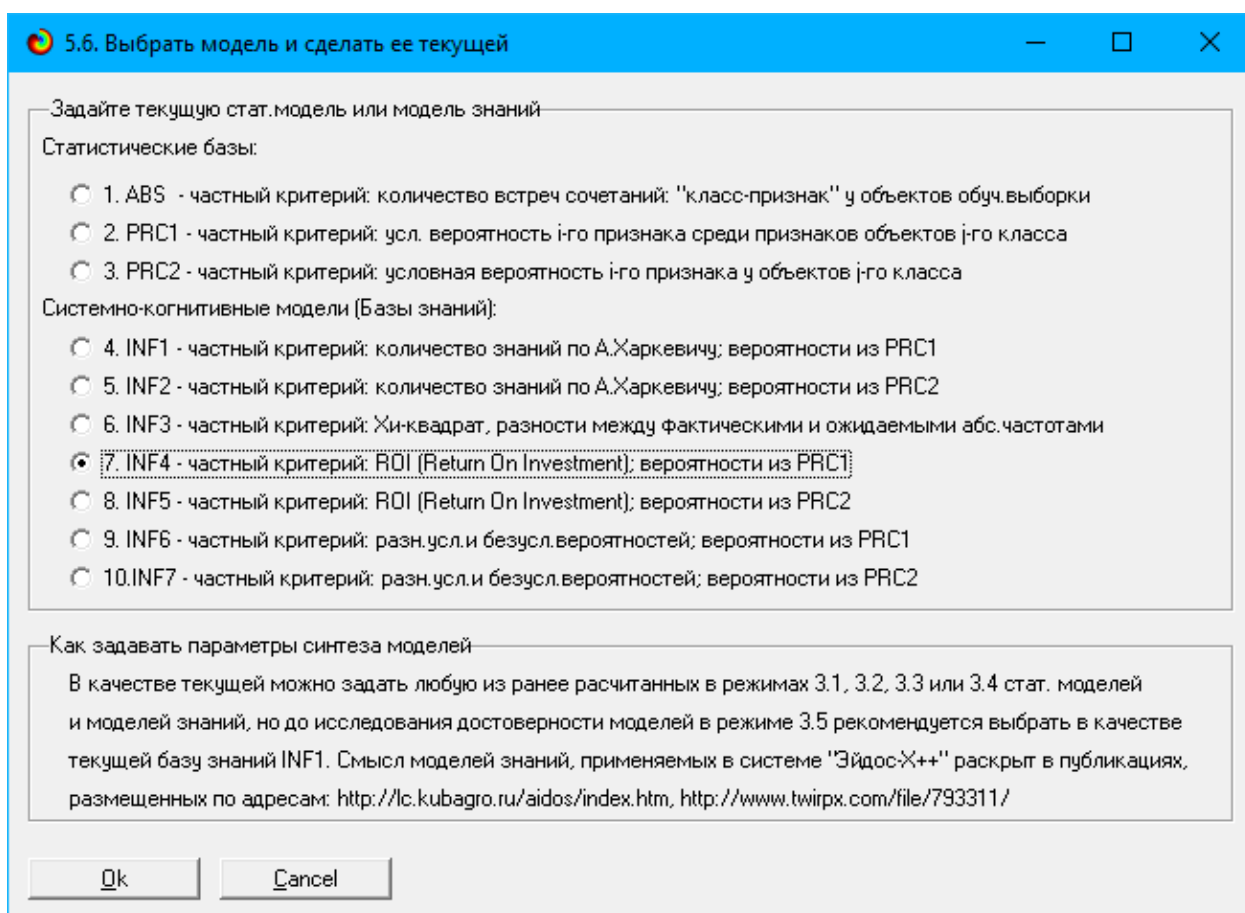


Рисунок 15. Экранная форма присвоения наиболее достоверной СКМ «Inf4» статуса текущей

Решение различных задач в наиболее достоверной модели Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)

Для решения задачи системной идентификации – определения класса жилья на основе обучающей выборки – было проведено пакетное распознавание в наиболее достоверной СК-модели «INF4» на GPU.

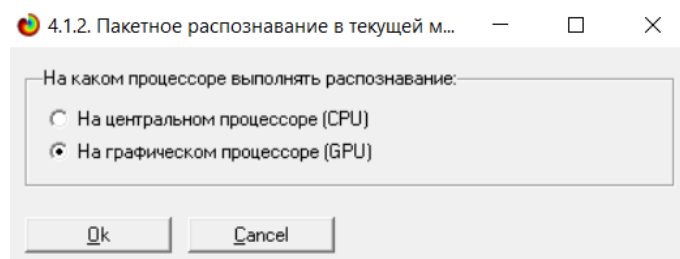


Рисунок 16. Пользовательский интерфейс выбора режима пакетного распознавания

В результате пакетного распознавания получены таблицы критериев сходства имеющихся классов. Формы с этими таблицами отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях и приведены на рисунках ниже.

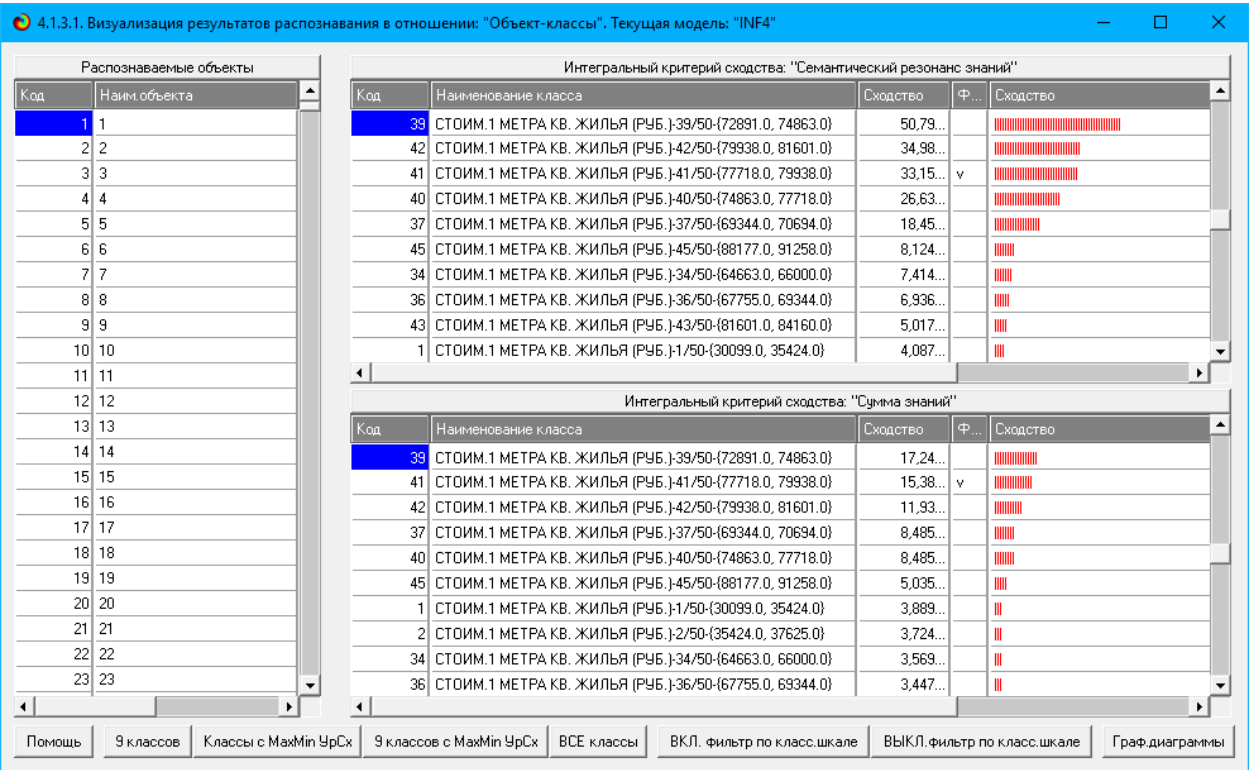


Рисунок 17. Результаты распознавания в отношениях «Объект-классы»

4.1.3.2. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Класс-объекты". Текущая модель: "INF4"

Классы		Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"			
Код	Наим. класса	Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...
1	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-1/50-...	11...	1157	79,10...	✓
2	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-2/50-...	11...	1158	79,10...	✓
3	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-3/50-...	11...	1159	79,10...	✓
4	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-4/50-...	11...	1160	79,10...	✓
5	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-5/50-...	11...	1161	79,10...	✓
6	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-6/50-...	224	224	72,24...	
7	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-7/50-...	225	225	72,24...	
8	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-8/50-...	226	226	72,24...	
9	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-9/50-...	652	652	67,07...	✓
10	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-10/50-...	653	653	67,07...	✓
11	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-11/50-...				
12	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-12/50-...				
13	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-13/50-...				
14	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-14/50-...				
15	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-15/50-...				
16	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-16/50-...				
17	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-17/50-...				
18	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-18/50-...				
19	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-19/50-...				
20	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-20/50-...				
21	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-21/50-...				
22	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-22/50-...				
23	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РЧБ.)-23/50-...				

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"			
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...
11...	1157	34,00...	✓
11...	1158	34,00...	✓
11...	1159	34,00...	✓
11...	1160	34,00...	✓
11...	1161	34,00...	✓
224	224	31,24...	
225	225	31,24...	
226	226	31,24...	
652	652	29,17...	✓
653	653	29,17...	✓

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

Рисунок 18. Результаты распознавания в отношениях «Класс-объекты»

Символ «✓» стоит против тех результатов идентификации, которые соответствуют фактическим значениям. Из рисунка 18 видно, что результаты идентификации с уровнем сходства ниже 34% можно игнорировать при дальнейшем анализе.

Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

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

В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом **выявляется система детерминации заданного класса**, т. е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта

моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу, а также препятствующих этому переходу.

На рисунках 14 приведены SWOT-диаграммы для минимального, среднего и максимального значения цен, наглядно отражающие силу и направление влияния различных значений исследуемых факторов.

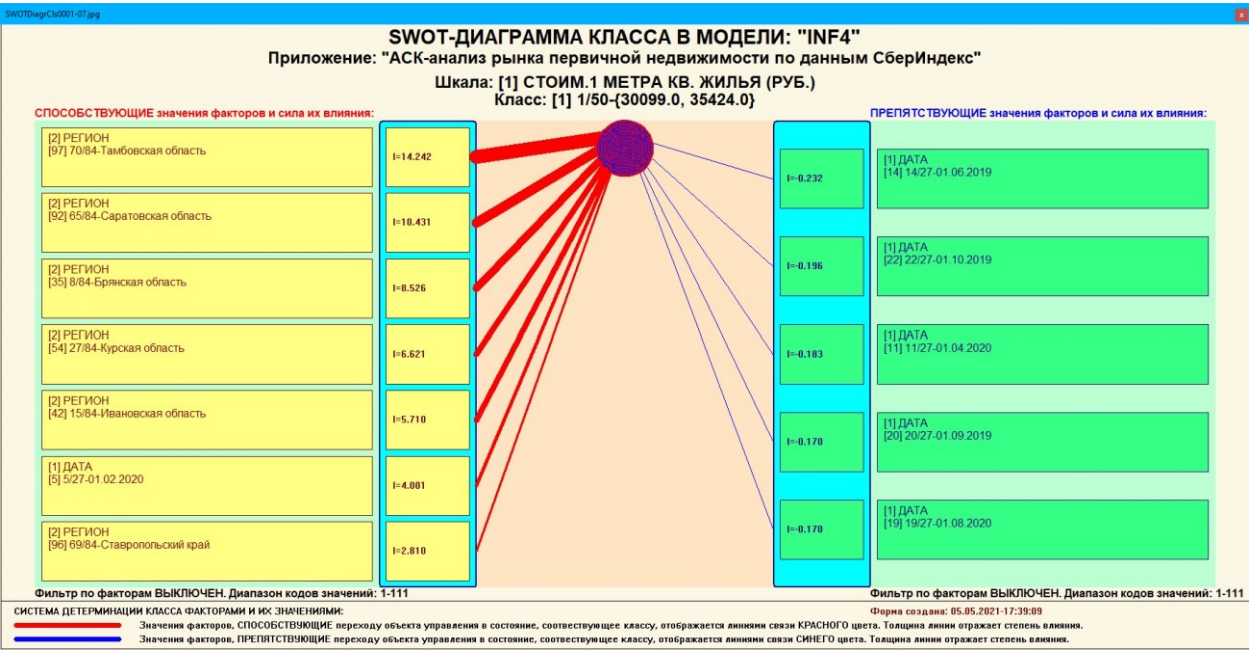


Рисунок 19. SWOT-диаграмма составляющих минимальной цены на кв. метр недвижимости

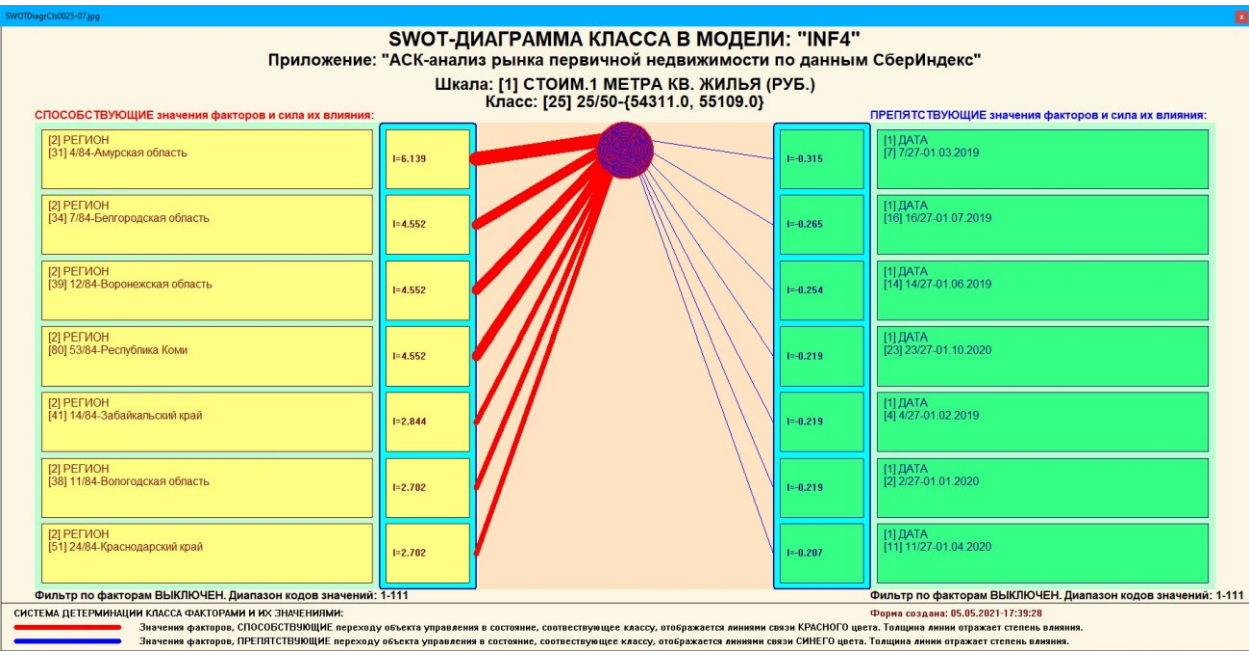


Рисунок 20. SWOT-диаграмма составляющих средней цены на кв. метр недвижимости

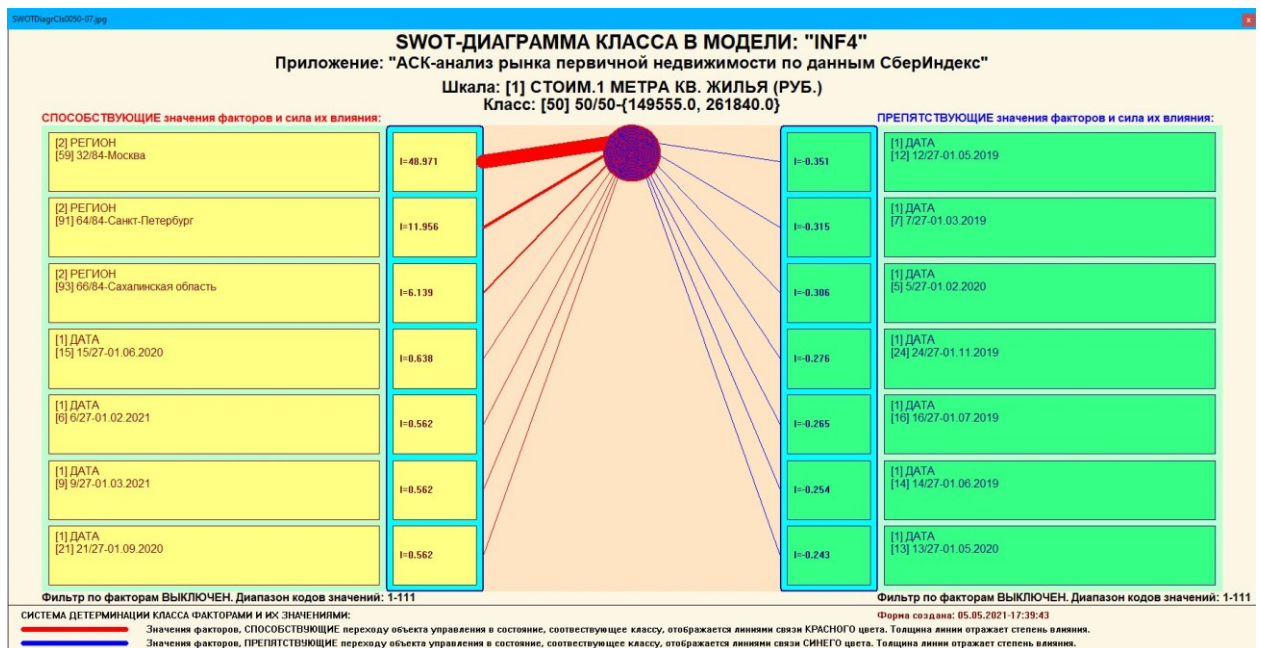


Рисунок 21. SWOT-диаграмма составляющих максимальной цены на кв. метр недвижимости

Анализ приведенных графиков показал, что наименьшая цена наиболее характерна для регионов:

- Тамбовская область
- Саратовская область
- Брянская область
- Курская область
- Ивановская область

Средняя, в свою очередь – для:

- Амурская область
- Белгородская область
- Воронежская область
- Республика Коми

Наивысшая же сильно характерная для Москвы и в 4 раза менее – для Санкт-Петербурга.

Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

Если модель предметной области достоверна, то исследование модели можно считать исследованием самого моделируемого объекта, т. е. результаты исследования модели корректно относить к самому объекту моделирования.

Далее будут приведены результаты, полученные в ходе такого исследования – кластерно-конструктивный анализ классов и признаков, нелокальные нейроны, нелокальная нейронная сеть и интегральная когнитивная 3d-карта.

Когнитивные диаграммы классов

На когнитивных диаграммах, приведенных на рисунках 22–24, наглядно отражаются количественные оценки сходства и различия классов по связанным с ними значениям их характеристик. Важно, что эти результаты сравнения получены с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как принято делать традиционно – на основе экспертных оценок не формализуемым путем на основе интуиции и профессиональной компетенции.

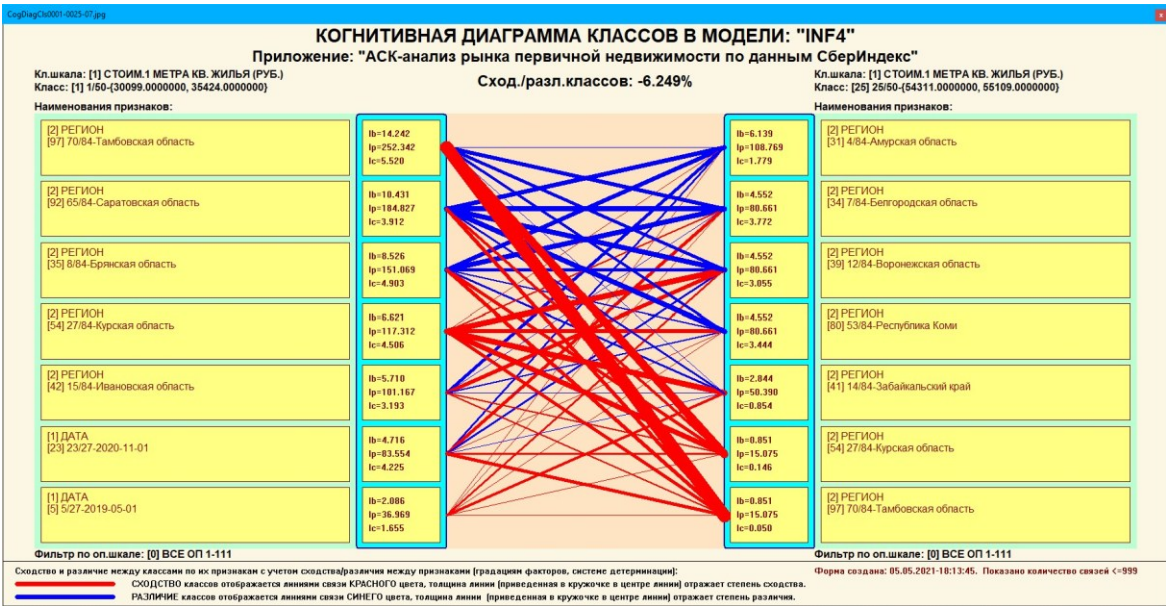


Рисунок 22. Когнитивная диаграмма класса минимальной цены на кв. м. недвижимости

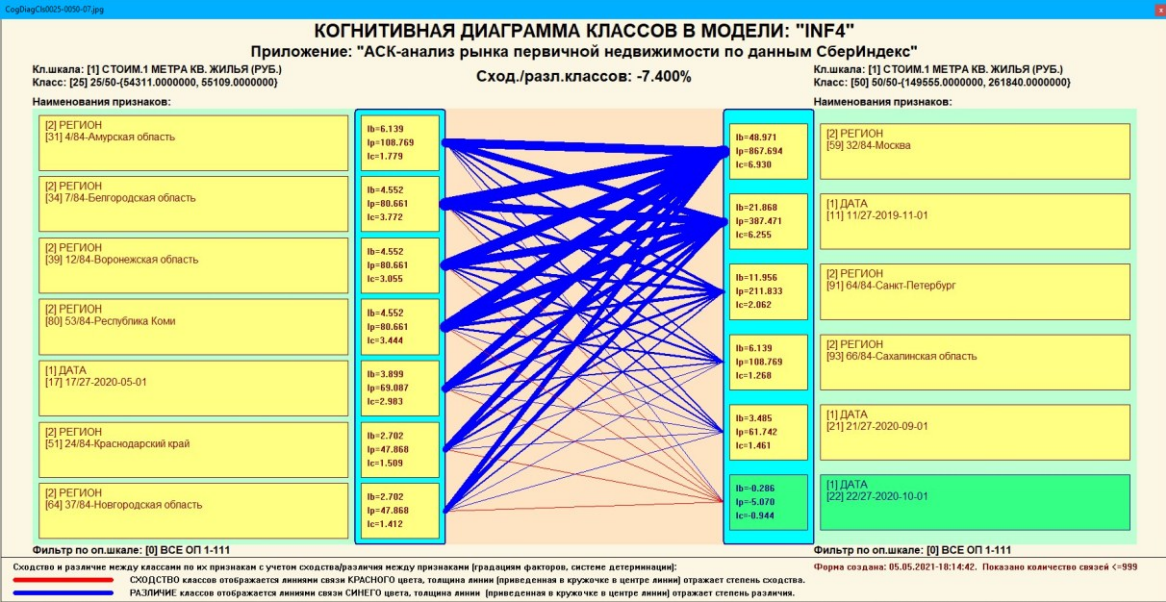


Рисунок 23. Когнитивная диаграмма класса средней цены на кв. м. недвижимости

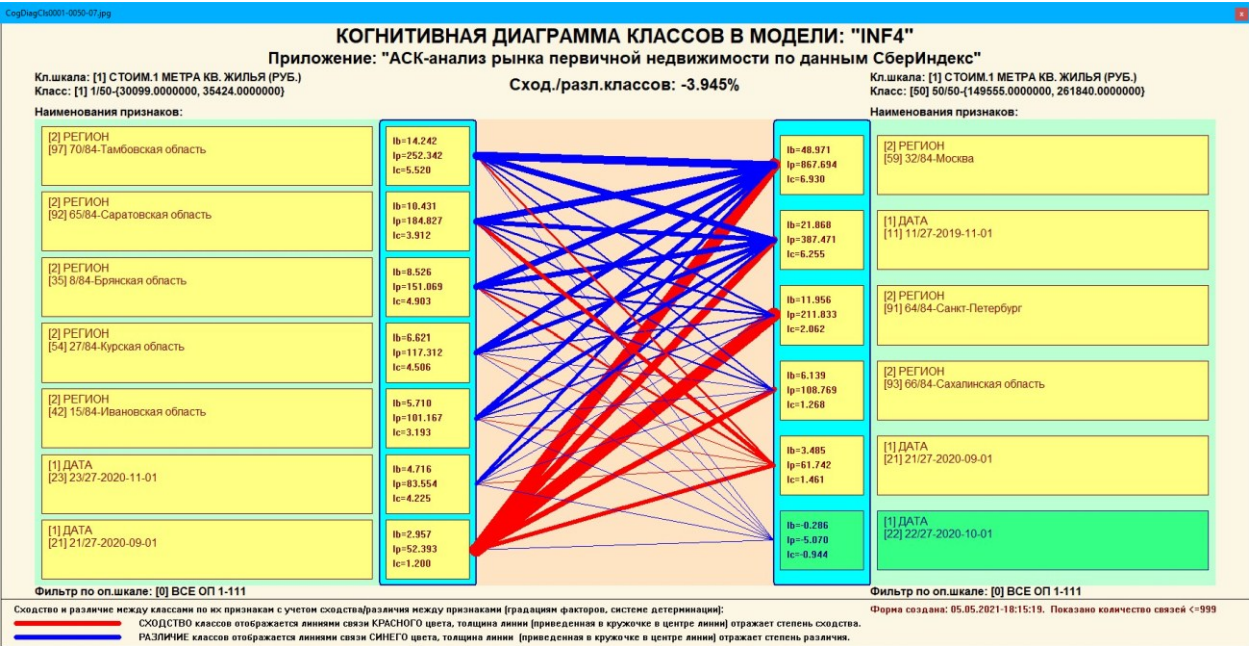


Рисунок 24. Когнитивная диаграмма класса наивысшей цены на кв. м. недвижимости

Анализ полученных диаграмм подтверждает сделанные ранее выводы о разительной разнице в цене на жильё в Москве и в прочих регионах, а также о наличии циклического возрастания стоимости цен с апреля по ноябрь, сменяющимся их падением до весенних значений.

Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, пример которой приведен на рисунке 16, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате когнитивной кластеризации.

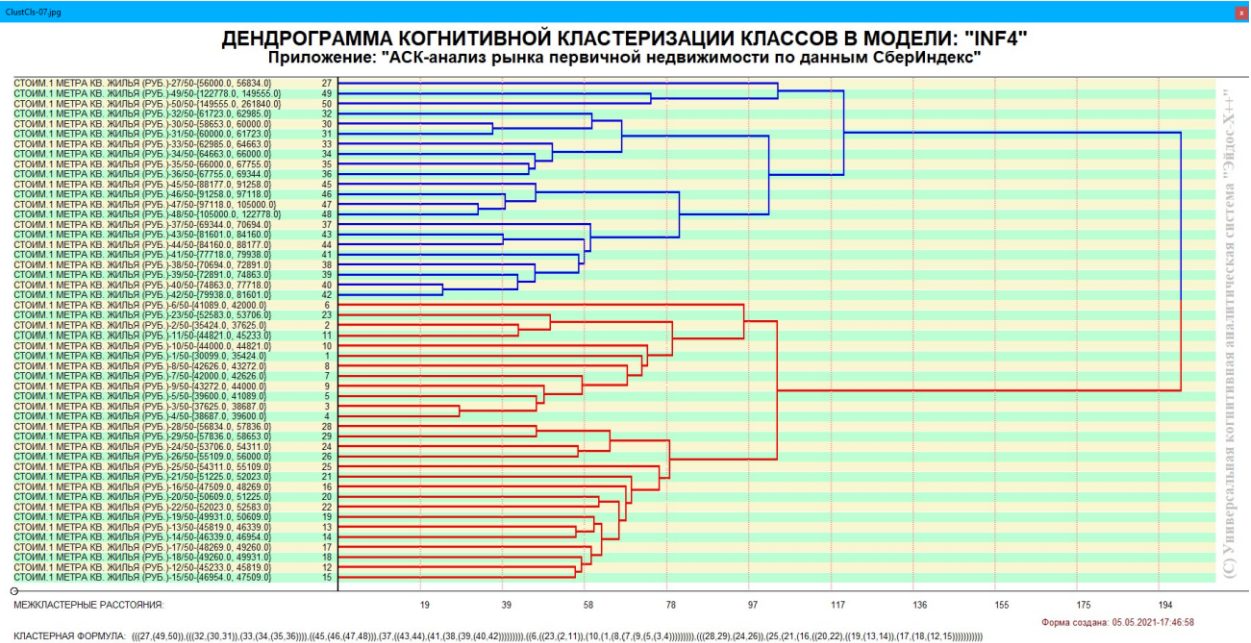


Рисунок 25. Дендрограмма когнитивной кластеризации классов, ранжирующая их по схожести

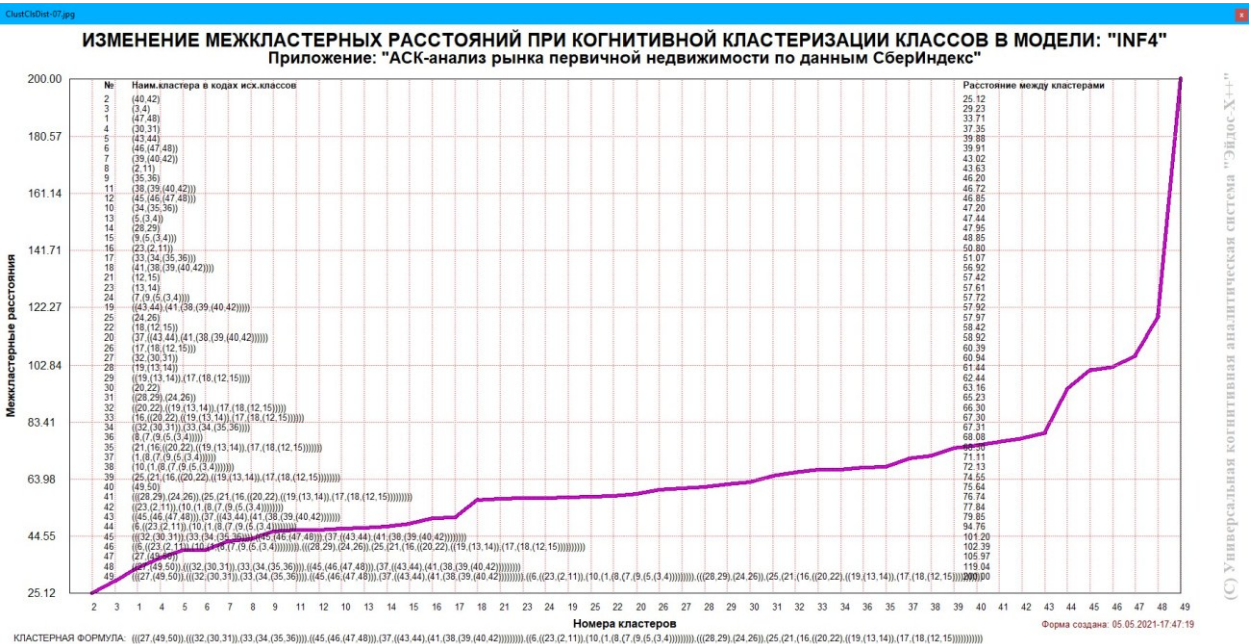
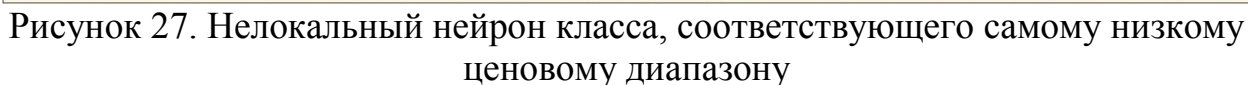


Рисунок 26. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации классов

Из приведённых выше рисунков видно, что некоторые ценовые категории сходны по определяющей их системе значений характеристик, а другие – различны и, следовательно, являются взаимоисключающими.

На дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 25, также заметно, что все классы образуют два

Для определения способствующих и тормозящих факторов того или иного класса также были использованы нелокальные нейроны. Ниже приведены диаграммы таких структур для наименьшего, среднего и наивысшего ценовых диапазонов.



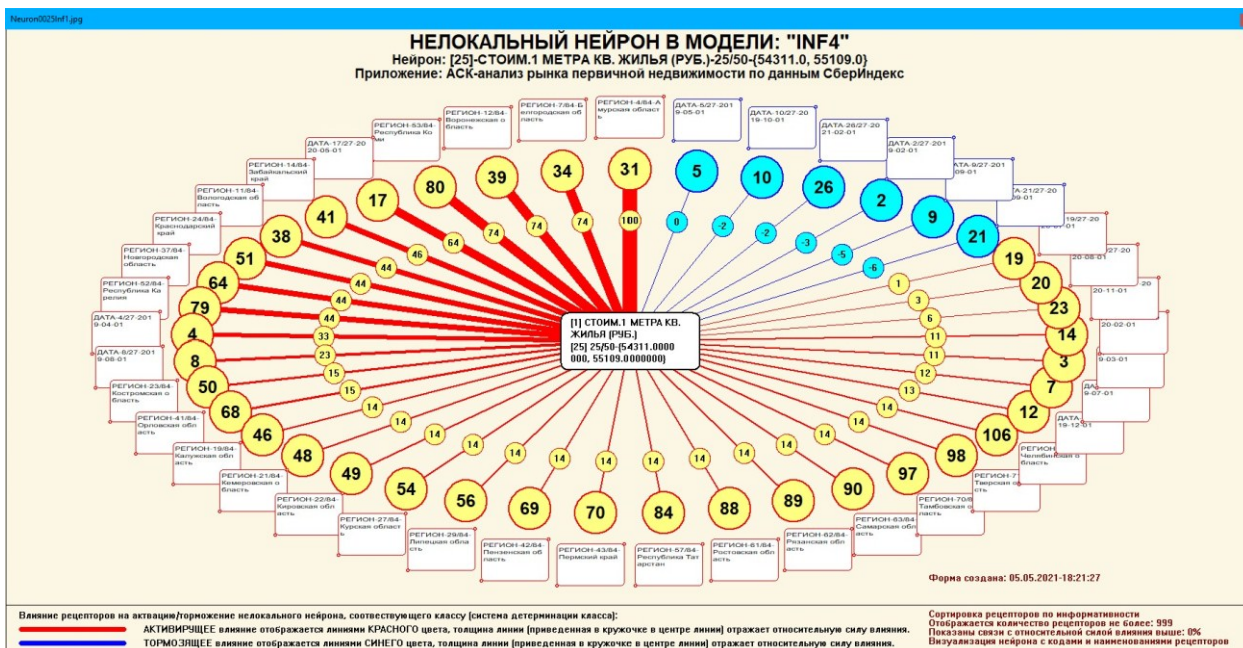


Рисунок 28. Нелокальный нейрон класса, соответствующего среднему ценовому диапазону

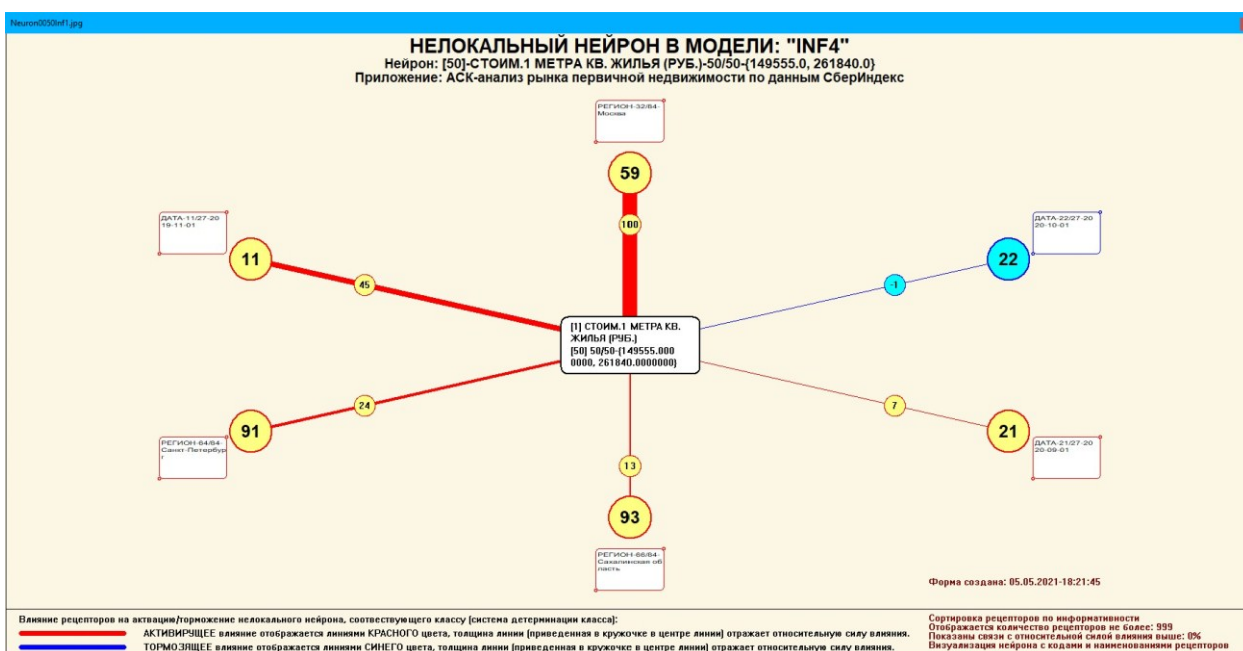


Рисунок 29. Нелокальный нейрон класса, соответствующего самому высокому ценовому диапазону

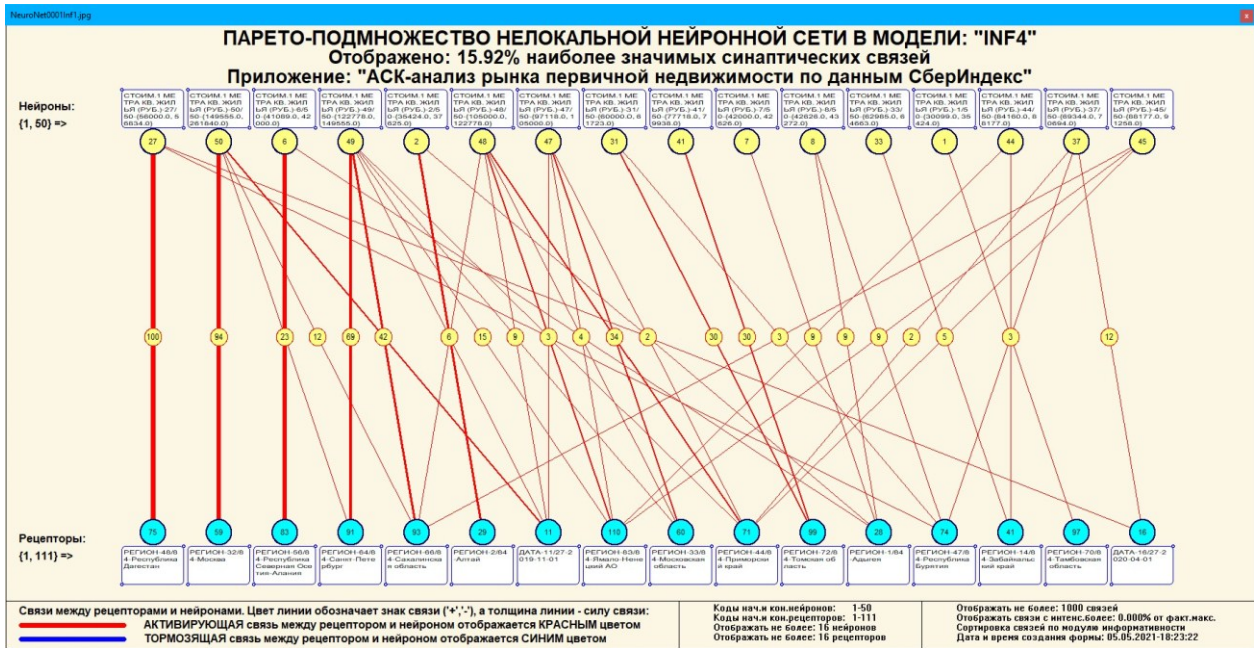


Рисунок 30. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений исследуемых факторов на стоимость единицы площади недвижимости

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют ценовым категориям, а рецепторы – определяющим их факторам. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания степени определённости.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к *нечетким декларативным* гибридным моделям и объединяет в себе некоторые 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.

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

1. Весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а считаются прямым счетом на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети);
2. Весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации;
3. Нейросеть является нелокальной – или, иначе, «полносвязной».

3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 31 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент около 16% СКМ «Inf4».

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов.

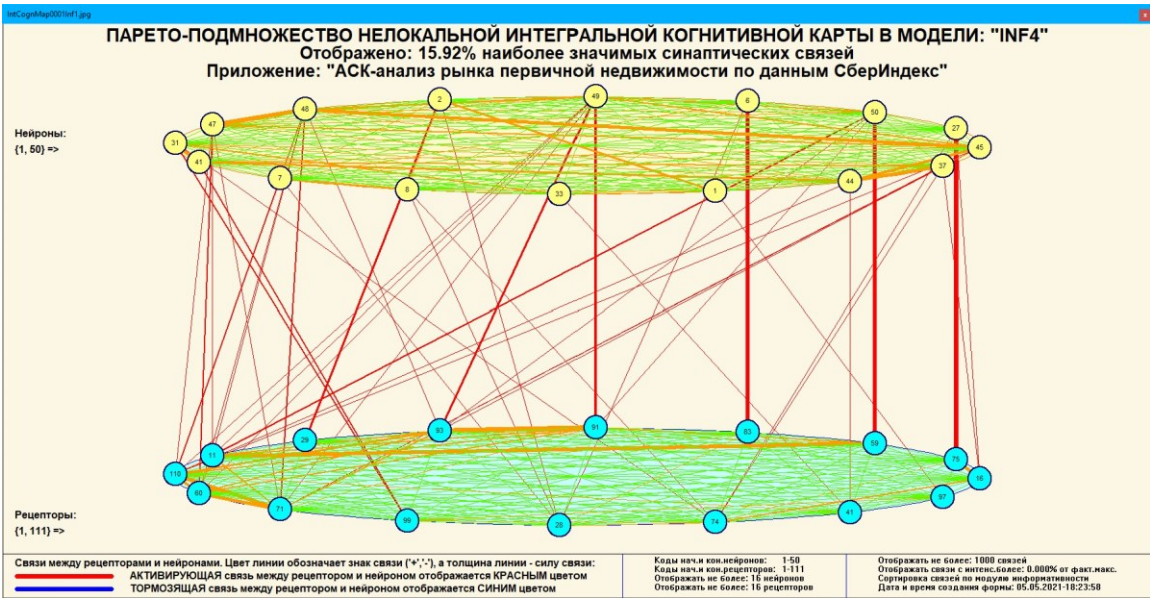


Рисунок 31. Интегральная когнитивная 3d-карта в СКМ «Inf4»

Визуальное отображение когнитивных функций

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на

переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Классы являются градациями классификационных шкал.

Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации эмпирических закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека.

Когнитивные функции могут быть:

- Прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков
- Обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов
- Позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации (обозначены белой линией)
- Негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации (обозначены черной линией)
- Средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала.

Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию.

Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос".

Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

На рисунках 32-33 приведены когнитивные функции, наглядно отражающие силу и направление влияния значений различных факторов на величину стоимости.

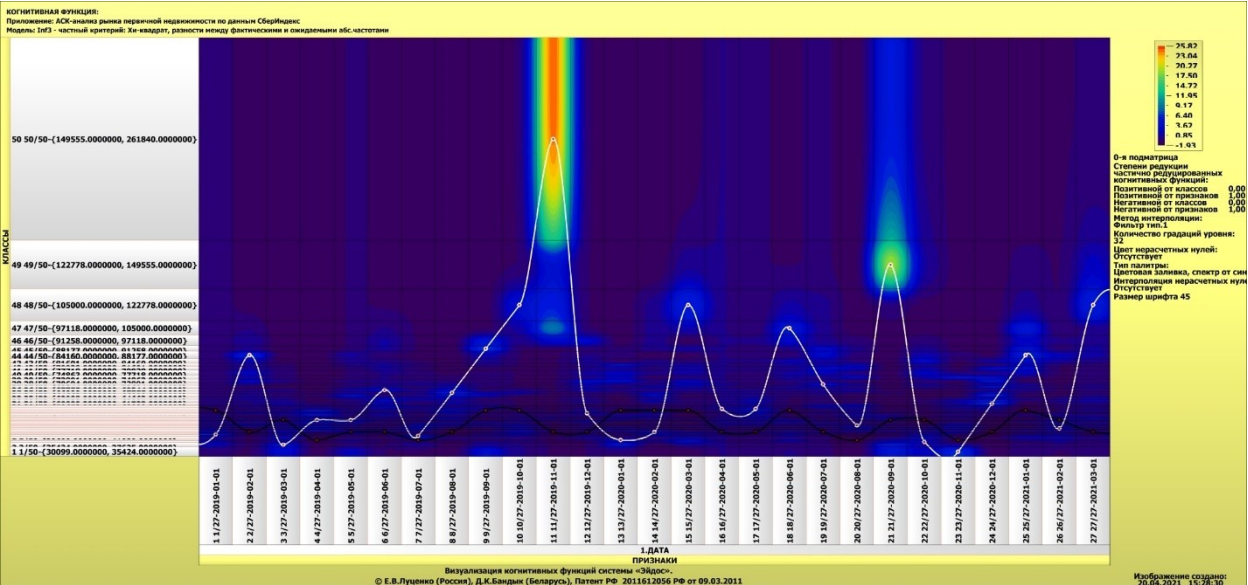


Рисунок 32. Визуализация графика функции стоимости от даты

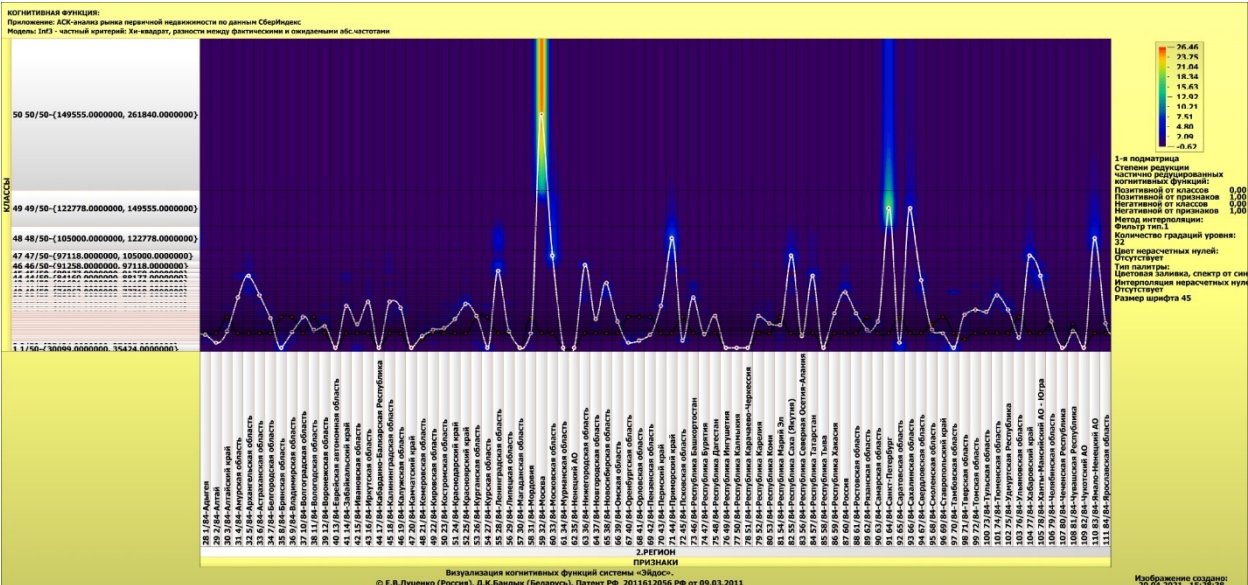


Рисунок 33. Визуализация графика функции стоимости от города

Сила и направление влияния значений исследуемых факторов на цену недвижимости

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, то есть градациям описательных шкал.

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим градации классификационных шкал.

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление и силу влияния конкретного значения фактора, соответствующего строке, на значение ценового диапазона.

Из этого следует, что суммарную силу влияния того или иного значения характеристики стоимости на его класс (т. е. ценность данного значения характеристики для решения задачи квалиметрии и других задач) можно количественно оценивать степенью вариативности значений в строке матрицы модели, соответствующей этому значению характеристики ценовой категории.

Существует много мер вариативности значений: среднее модулей отклонения от среднего, дисперсия, среднеквадратичное отклонение и другие. В АСК-анализе и, в частности, в системе «Aidos-X» для этой цели используется среднеквадратичное отклонение.

Самая правая колонка в матрицах моделей содержит количественную оценку вариативности значений строки модели, которая и представляет собой ценность значения характеристики стоимости, соответствующего строке, для решения задачи квалиметрии и других задач, рассмотренных в работе.

При рассмотрении матрицы модели по правой колонке в порядке убывания, а потом сложении значений в ней в нарастающий итог, была

получена логистическая Парето-кривая, отражающая зависимость ценности модели от числа наиболее ценных признаков в ней.

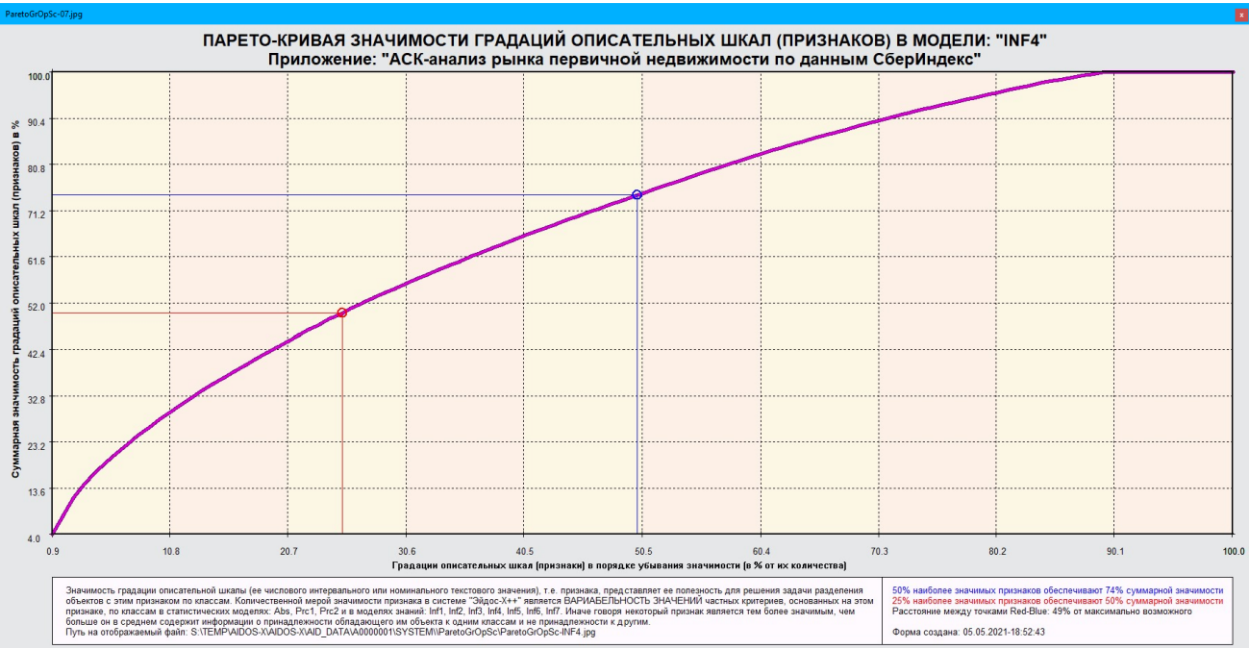


Рисунок 34. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Таблица 4. Часть Парето-таблицы значимости градаций описательных шкал

№	Код атрибута	Наименование	Значимость, %	Значимость нараст. итогом, %
1	75	РЕГИОН-48/84-Республика Дагестан	4,0448017	4,0448017
2	59	РЕГИОН-32/84-Москва	3,8092253	7,8540270
3	83	РЕГИОН-56/84-Республика Северная Осетия-Алания	3,7012528	11,5552797
4	91	РЕГИОН-64/84-Санкт-Петербург	2,9337327	14,4890124
5	93	РЕГИОН-66/84-Сахалинская область	2,2638006	16,7528130
6	29	РЕГИОН-2/84-Алтай	2,2059017	18,9587147
7	60	РЕГИОН-33/84-Московская область	1,8997404	20,8584551
8	99	РЕГИОН-72/84-Томская область	1,8518240	22,7102791
9	11	ДАТА-11/27-2019-11-01	1,8508763	24,5611554
10	110	РЕГИОН-83/84-Ямало-Ненецкий АО	1,6967881	26,2579435
11	31	РЕГИОН-4/84-Амурская область	1,6202174	27,8781609
12	55	РЕГИОН-28/84-Ленинградская область	1,5600882	29,4382491
13	71	РЕГИОН-44/84-Приморский край	1,5297264	30,9679755
14	105	РЕГИОН-78/84-Ханты-Мансийский АО - Югра	1,4907686	32,4587441
15	16	ДАТА-16/27-2020-04-01	1,4710016	33,9297457
16	92	РЕГИОН-65/84-Саратовская область	1,3521858	35,2819315
17	97	РЕГИОН-70/84-Тамбовская область	1,3465536	36,6284851
18	74	РЕГИОН-47/84-Республика Бурятия	1,3126348	37,9411199
19	41	РЕГИОН-14/84-Забайкальский край	1,3027862	39,2439061
20	28	РЕГИОН-1/84-Адыгея	1,2550931	40,4989992
21	102	РЕГИОН-75/84-Удмуртская Республика	1,2224588	41,7214580

22	65	РЕГИОН-38/84-Новосибирская область	1,2116315	42,9330895
23	72	РЕГИОН-45/84-Псковская область	1,1994748	44,1325643
24	104	РЕГИОН-77/84-Хабаровский край	1,1940275	45,3265918
25	67	РЕГИОН-40/84-Оренбургская область	1,1874462	46,5140381
26	86	РЕГИОН-59/84-Республика Хакасия	1,1555024	47,6695404
27	82	РЕГИОН-55/84-Республика Саха (Якутия)	1,1231229	48,7926634
28	21	ДАТА-21/27-2020-09-01	1,1094364	49,9020997
29	87	РЕГИОН-60/84-Россия	1,1091461	51,0112459
30	52	РЕГИОН-25/84-Красноярский край	1,0927735	52,1040194

Из таблицы 4 видно, что 30 из 111, что эквивалентно 27%, наиболее ценных для решения задачи идентификации характеристик ценовых диапазонов обеспечивают 52,1% суммарной ценности, и оставшиеся 47,9% – наименее ценными, составляющими 79% от общего их числа.

Важно, что наиболее ценными являются географические факторы, в то время как в нижней части таблицы преобладают экземпляры временного фактора.

Из таблицы 4 видно, что наиболее сильное влияние оказывают значения характеристик:

1. РЕГИОН-48/84-Республика Дагестан
2. РЕГИОН-32/84-Москва
3. РЕГИОН-56/84-Республика Северная Осетия-Алания
4. РЕГИОН-64/84-Санкт-Петербург
5. РЕГИОН-66/84-Сахалинская область

а наиболее низкое:

1. ДАТА-22/27-2020-10-01
2. ДАТА-26/27-2021-02-01
3. ДАТА-20/27-2020-08-01
4. ДАТА-3/27-2019-03-01
5. ДАТА-14/27-2020-02-01

Ценность же всей описательной шкалы или фактора, для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого параметра.

Таблица 5. Парето-таблица значимости описательных шкал, т. е. сила влияния исследуемых факторов на стоимость 1 м кв. жилья

№	Код Описательной Шкалы	Наименование	Количество признаков	Значимость, %	Значимость нараст. итогом, %
1	2	РЕГИОН	84	61,4303087	61,4303087
2	1	ДАТА	27	38,5696913	100,0000000

Из таблицы 7 видно, что наиболее сильное влияние на стоимость оказывает географическое положение жилья и гораздо меньшее – дата его измерения.

Степень детерминированности класса стоимости 1 м кв. жилья

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

В данной работе классами являются ценовые диапазоны, а значениями градаций описательных шкал – временной и географический фактор.

На рисунке 32 изображена Парето-кривая степени детерминированности классов значениями характеристик нарастающим итогом.

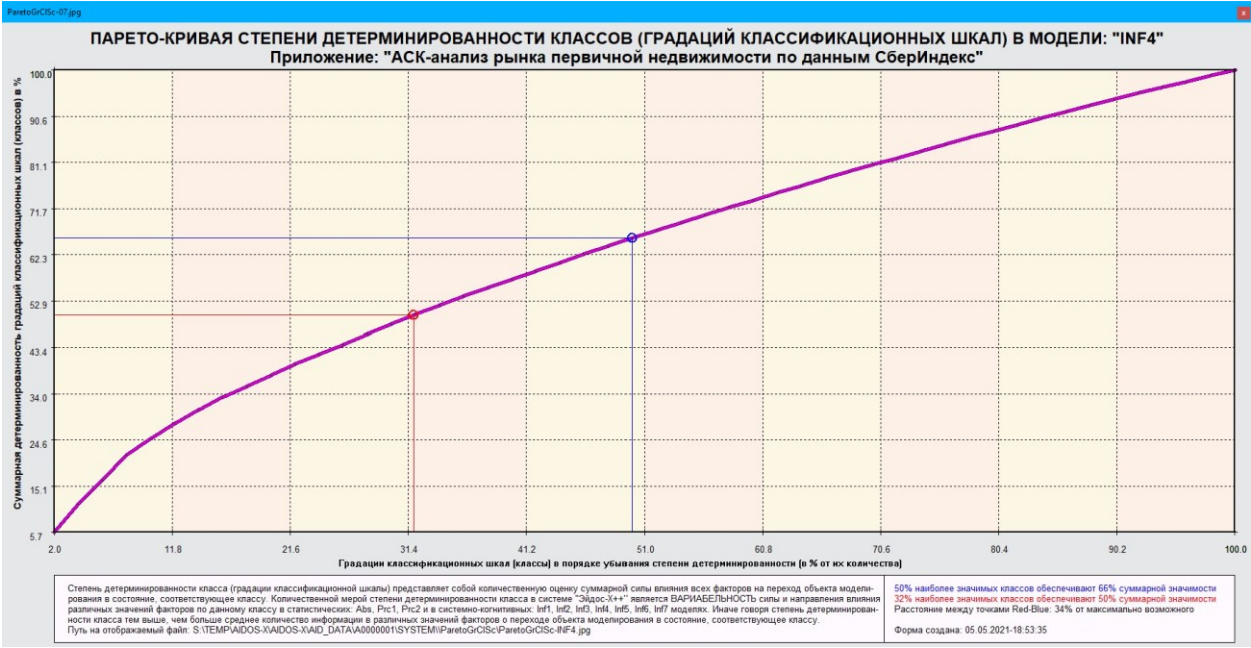


Рисунок 35. Парето-кривая степени детерминированности классов

Таблица 6. Парето-таблица степеней детерминированности стоимости 1 м кв. жилья

№	Код КШ	Наименование	Значимость, %	Значимость нараст. итогом, %
1	50	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-50/50-{149555.0, 261840.0}	5,7161937	5,7161937
2	27	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-27/50-{56000.0, 56834.0}	5,7014198	11,4176135
3	6	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-6/50-{41089.0, 42000.0}	5,0725656	16,4901790
4	49	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-49/50-{122778.0, 149555.0}	4,9970805	21,4872595
5	48	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-48/50-{105000.0, 122778.0}	3,2666298	24,7538893
6	2	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-2/50-{35424.0, 37625.0}	3,0887160	27,8426053
7	47	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-47/50-{97118.0, 105000.0}	2,8967502	30,7393556
8	44	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-44/50-{84160.0, 88177.0}	2,5208277	33,2601833
47	21	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-21/50-{51225.0, 52023.0}	1,1891867	96,5384075
48	17	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-17/50-{48269.0, 49260.0}	1,1889918	97,7273993
49	15	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-15/50-{46954.0, 47509.0}	1,1843423	98,9117417
50	16	СТОИМ.1 МЕТРА КВ. ЖИЛЬЯ (РУБ.)-16/50-{47509.0, 48269.0}	1,0882583	100,0000000

Данные таблицы 6 позволяют сделать вывод о высокой детерминированности классов, соответствующим высоким ценовым диапазонам – {50/50; 49/50; 48/50; 47/50; 44/50} и об очень слабой – у классов, соответствующим относительно невысоким категориям стоимости: {21/50; 17/50; 16/50; 15/50}. При этом степень детерминированности наиболее и наименее детерминированных классов отличается в более, чем два раза, что довольно существенно.

Вывод

Анализ выбранной предметной области «Рынок первичной недвижимости» с помощью инструментальных средств программной среды «Aidos-X» показал сильную зависимость цены за квадратный метр жилья от финансового благополучия покупателей и очень слабую – от даты измерения.

Список литературы

1. Лойко В.И. Подходы к автоматизации процессов управления производством продукции растениеводства / В.И. Лойко, С.А. Курносов, В.В. Ткаченко, Н.А. Ткаченко // Экономико-правовые аспекты реализации стратегии модернизации России: поиск модели эффективного социохозяйственного развития: сб. стат. междунар. науч.-практ. конф., Сочи, 5-9 октября 2016 г. – М.: НИИ ЭИП2016. С. 128–132.
2. Луценко Е. В., Лойко В. И., Лаптев В. Н. Системы представления и приобретения знаний : учеб. пособие / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар: Экоинвест, 2018. – 513 с. ISBN 978-5-94215-415-8. <https://elibrary.ru/item.asp?id=35641755>
3. Луценко Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
4. Луценко Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №02(126). С. 1–32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf> 2 у.п.л.
5. Луценко Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-X++» / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367–1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf> 2,688 у.п.л.
6. Луценко Е. В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е. В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528–576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf> 3,062 у.п.л.
7. Луценко Е. В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системнокогнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859–883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf> 1,562 у.п.л.
8. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-X++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 164–188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf> 1,562 у.п.л.
9. Луценко Е. В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online среда для обучения и научных исследований на базе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный

ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1–55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

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

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

12. Луценко Е. В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.рег.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg> 2 у.п.л.

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

14. СберИндекс – [Электронный ресурс] URL: <https://www.sberindex.ru/ru/dashboards>