

Как ИИ работает с адресами и геоданными в масштабах страны

Геокодирование, связывание, обогащение данных

Как и какой создавать адресный план на всю страну, найти на его основе более 20 млрд налоговых резервов и начать превращать в доходы бюджетов?



Как эффективно планировать и анализировать результаты комплексных кадастровых работ?



Как использовать генеративный ИИ (ChatGPT) в ГИС и картографии?

О команде и опыте



**Сергеев
Владислав Викторович**

Генеральный
директор, д.т.н.



**Чернов
Андрей Владимирович**

Заместитель генерального директора,
руководитель направления «Геоданные», к.т.н



Человек
в команде компании



Средний возраст
в команде



Кадровое пополнение
из числа студентов

Опыт



25 лет

Опыта в сфере
геоинформатики



150 +

Реализованных
проектов



20 +

Охвачено
регионов

Направления и технологии

Кооперация: производство + наука + кадры. На одной площадке и одной командой



01

Геоинформатика
и геоданные



02

Машинное обучение
и компьютерное
зрение



03

Информационная
безопасность

Тематические области

01

Недвижимость

02

Природо-
пользование

03

Сельское
хозяйство

04

Градo-
строительство

05

Региональное
и муниципальное
управление

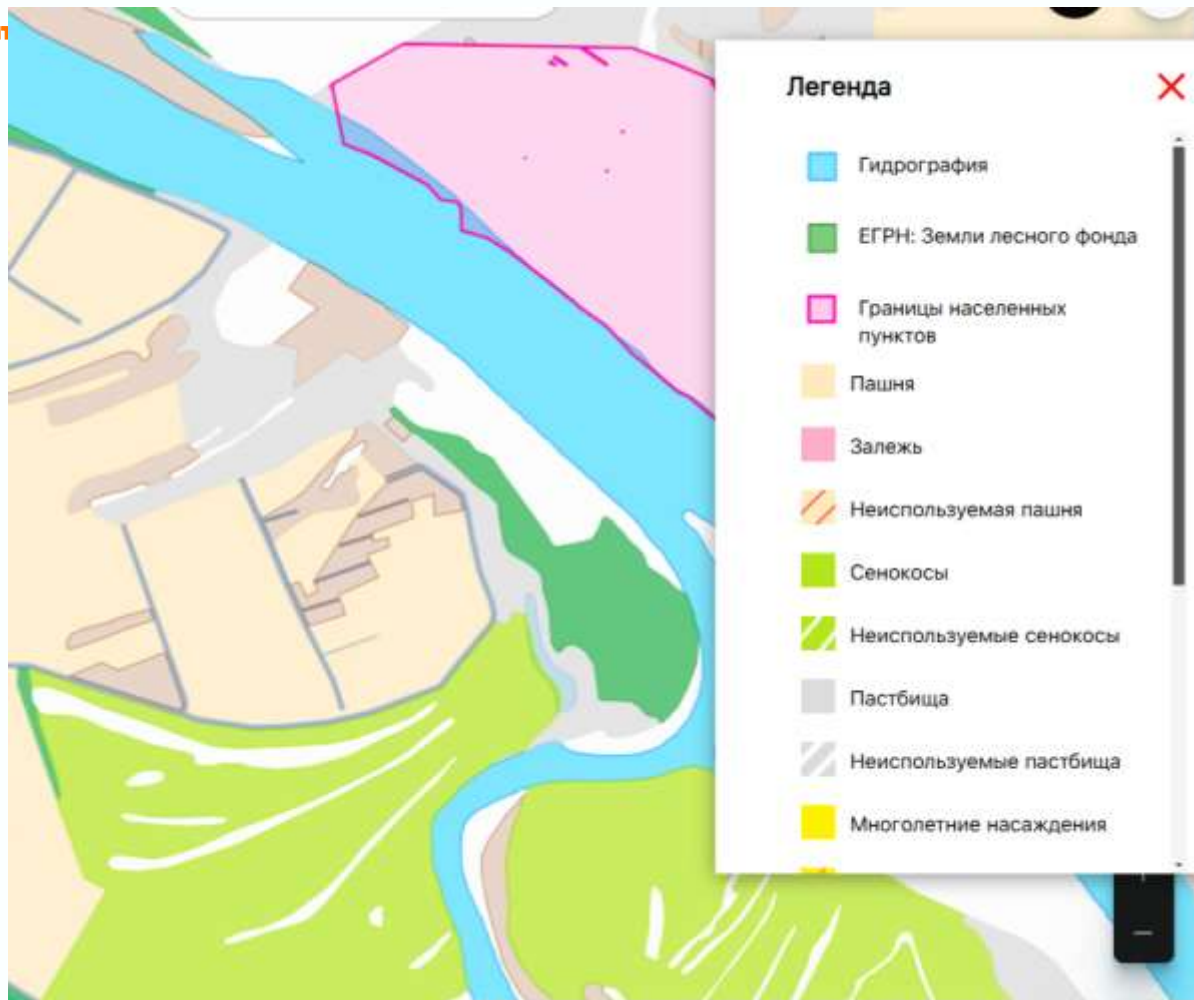
План доклада

1. Распознавание природных и антропогенных объектов
2. Кластеризация и совмещение геоданных – робот-картограф, применения – налоговспоможение, наполнение ГосИС, ККР
3. Построение регрессии, карта населения
4. Ранжирование и поиск аномалий.
5. Генеративный ИИ (ChatGPT), использование в ГИС и картографии
6. Как быть востребованным без глубоких знаний в ИИ?
7. Куда все движется?

КЛАССИФИКАЦИЯ - РАЗДЕЛЕНИЕ ТЕРРИТОРИИ ПО ТИПАМ (LANDUSE)



кумент



Value	Color	Color Code	Label
1		0x419bdf	Water
2		0x397d49	Trees
4		0x7a87c6	Flooded Vegetation
5		0xe49635	Crops
7		0xc4281b	Built Area
8		0xa59b8f	Bare Ground
9		0xa8ebff	Snow/Ice
10		0x616161	Clouds
11		0xe3e2c3	Rangeland

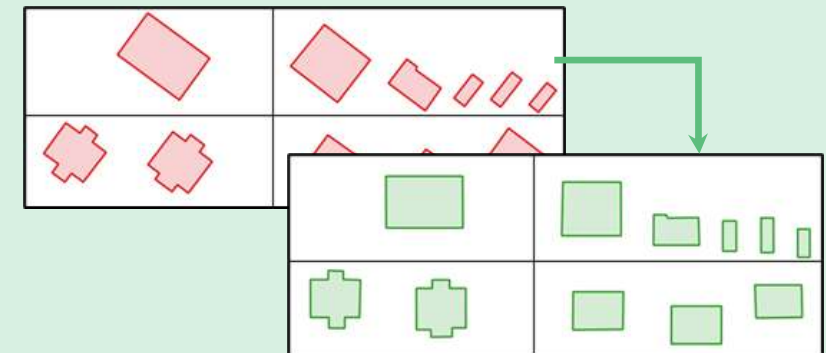
Распознавание контуров застройки

Энкодер	Модель	Точность	Полнота	F1	F2
efficientnet-b3	U-Net	0,968	0,942	0,928	0,919
efficientnet-b5	U-Net	0,968	0,941	0,927	0,918
mit-b1	U-Net	0,950	0,902	0,884	0,873
mit-b3	U-Net	0,964	0,934	0,917	0,908
efficientnet-b3	UNet++	0,968	0,943	0,926	0,915
efficientnet-b5	UNet++	0,968	0,938	0,928	0,921

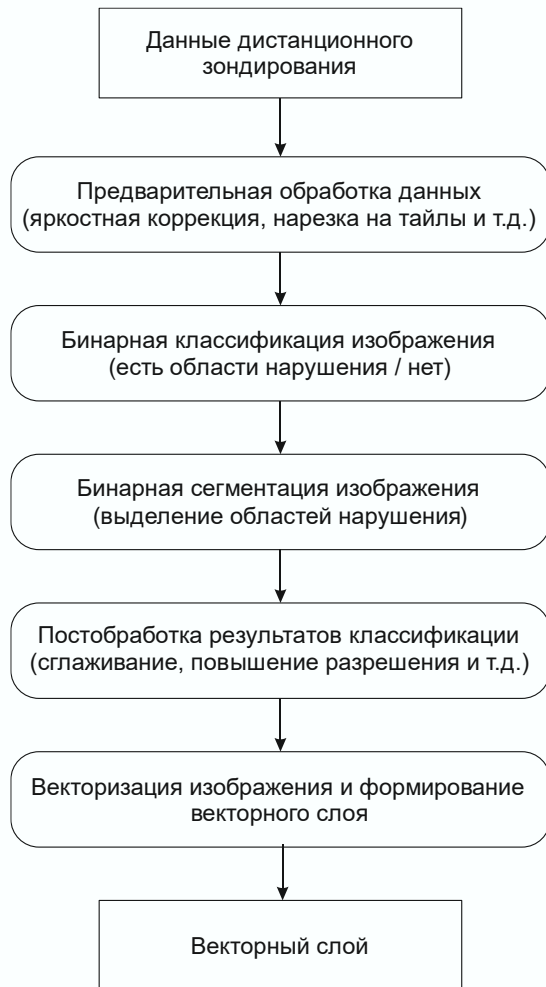


Валидация и упрощение (симплификация) геоданных

1. Логическая валидность формы (самопересечения, вырождение части контура)
2. Упрощение формы здания, спрямление углов
3. Поворот полигонов относительно направления УДС



Распознавание нарушенной почвы



Исходные данные:

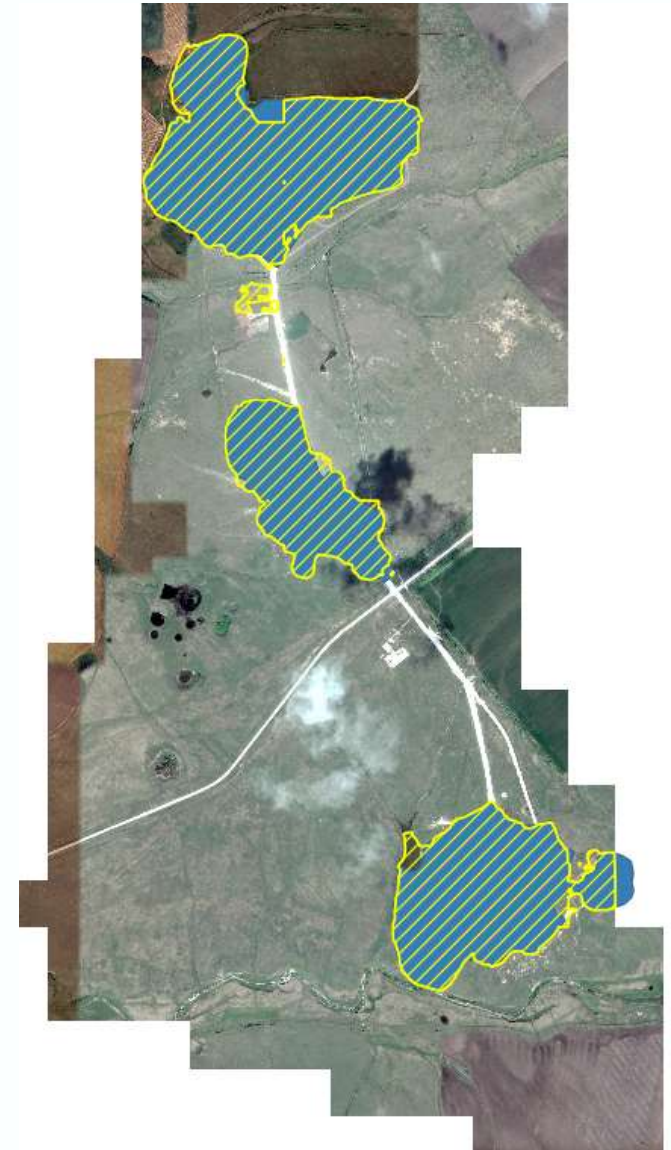
- ортофотоснимок
- спутниковые снимки высокого разрешения

Модель классификации:

- EfficientNet

Модель сегментации

- Unet++



Модель	Accuracy	Precision	Recall	F1	F2	IoU
UNet++	0,894	0,891	0,916	0,903	0,911	0,791

«Робот-картограф» и его применения



Забронировать
презентацию
для своего
региона



Проблема и подход

Данных много, НО хороших данных нет

1

Традиционный подход: полный, метрически выверенный источник

2

Альтернативный подход: принцип «википедии» – много независимых, неполных и не до конца достоверных данных

3

Технология «робот-картограф»: геоматчинг и обработка «больших геоданных»

rk.geosamara.ru

Реализация

«Цифровой профиль» зданий, земельных участков, сельхоз полей и иных объектов

Объект из ОАП

Самарская область, Городской округ Самара внутригородской район Октябрьский Город Самара, проспект Масленикова, дом 18

Тип здания: многоквартирный жилой дом
Количество продуктовых в пешей доступности: 104 шт
Ближайшее учебное заведение: Школа №144, г. Самара
Расстояние до него: 114,4 м
Транспортная доступность: плохая

[ФГИАС \(1 шт. вес 0.971\)](#) : Область Самарская, Городской округ Самара внутригородской район Октябрьский Город Самара, Проспект Масленикова, 18

[ОКСы \(1 шт. вес 1.000\)](#) : Самарская область, город Самара, проспект Масленикова, дом 18

[Земельные участки \(2 шт. вес 1.000\)](#) : Самарская область, город Самара, проспект Масленикова, дом 18

[OpenStreetMap \(1 шт. вес 0.925\)](#) : Самарская область, Самара, проспект Масленикова, 18

[РеформаЖКХ \(1 шт. вес 0.998\)](#) : Самарская, г. Самара, пр-кт Масленикова, 18

[ГАС Выбор \(1 шт. вес 0.959\)](#) : Самарская область, город Самара Октябрьский район, Масленикова Проспект, 18

[Региональные адресные планы \(1 шт. вес 0.928\)](#) : Самарская область, Самарская область, г. САМАРА, Масленикова пр-кт, 18



Как работает Робот-Картограф?

Создание цифрового профиля зданий по методике «Робот-Картограф» rk.geosamara.ru
 построения нечеткого соответствия

ИСТОЧНИКИ

Без координат

1. ФИАС\ГАР
2. ГАС «Выборы»
3. ГИС ЖКХ
4. Фонд данных ГКО
5. Региональные адресные перечни (PCO и пр.)

С координатами

1. Цифровые адресные планы ЕЭКО
2. Региональные ГИС, ГИСОГД
3. Справочные картографические системы (OSM и др.)
4. Распознавание аэрофото- и космоснимков
5. ЕГРН – земельные участки, ОКС

1. Сбор данных из источников
 Автоматическое получение пакетов данных по заданной территории



2. Попарное связывание
 Установление связей между похожими образами здания по выбранной схеме



3. Кластеризация
 Поиск образов одного и того же здания в разных источниках



4. Цифровой профиль
 Формирование полного образа здания по нескольким неточным образам



Объединенный адресный план (ОАП) — цифровой профиль зданий

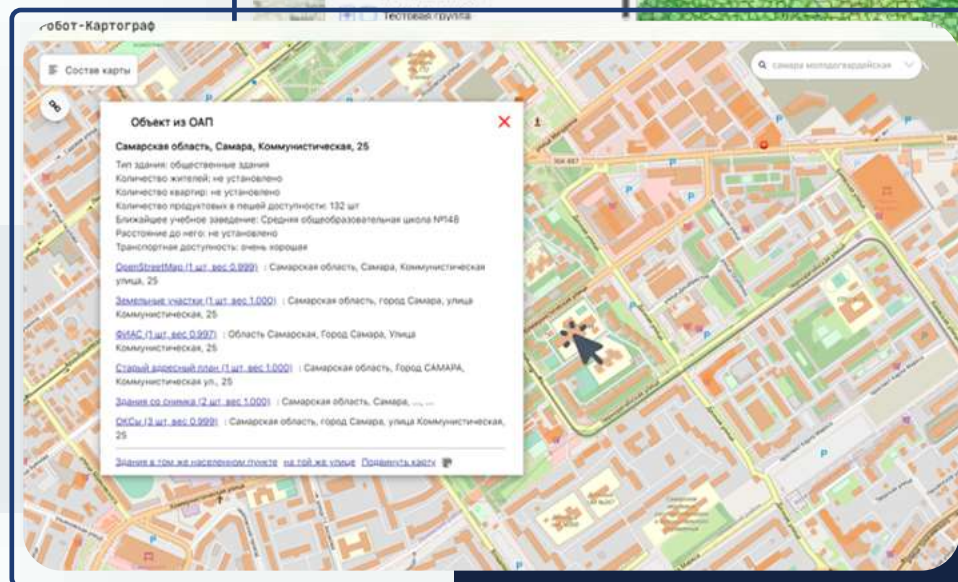
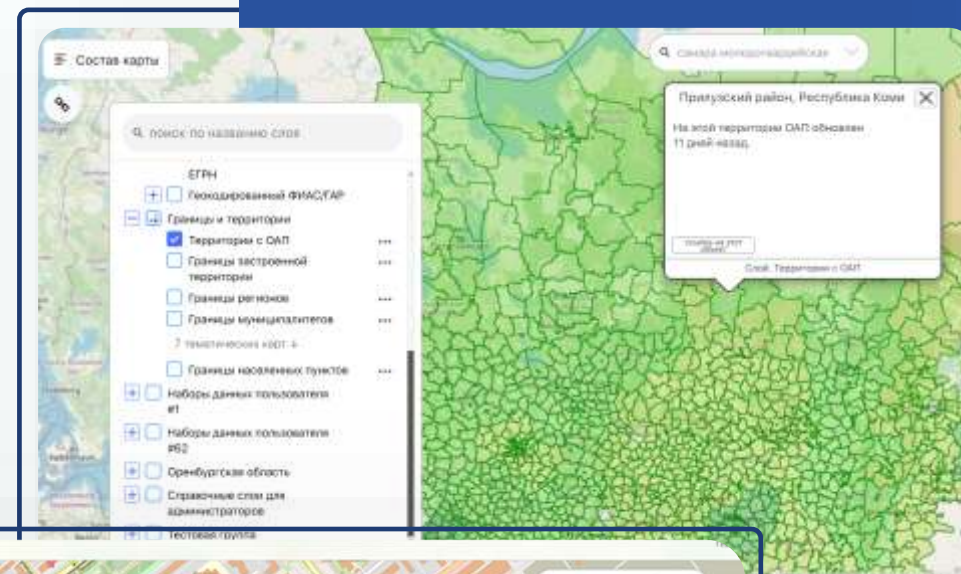
1 Координаты границ зданий

2 Адреса и характеристики

3 Ссылки на все источники

4 Типы зданий

85 регионов, включая сельские населенные пункты

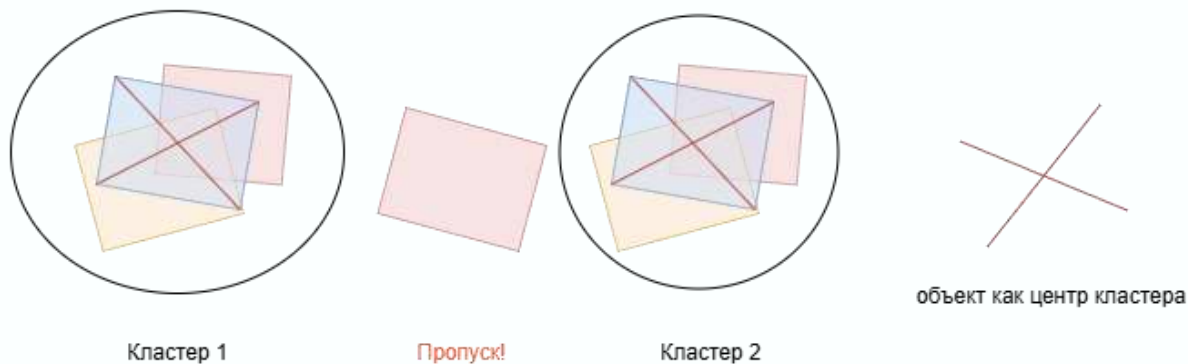


rk.geosamara.ru

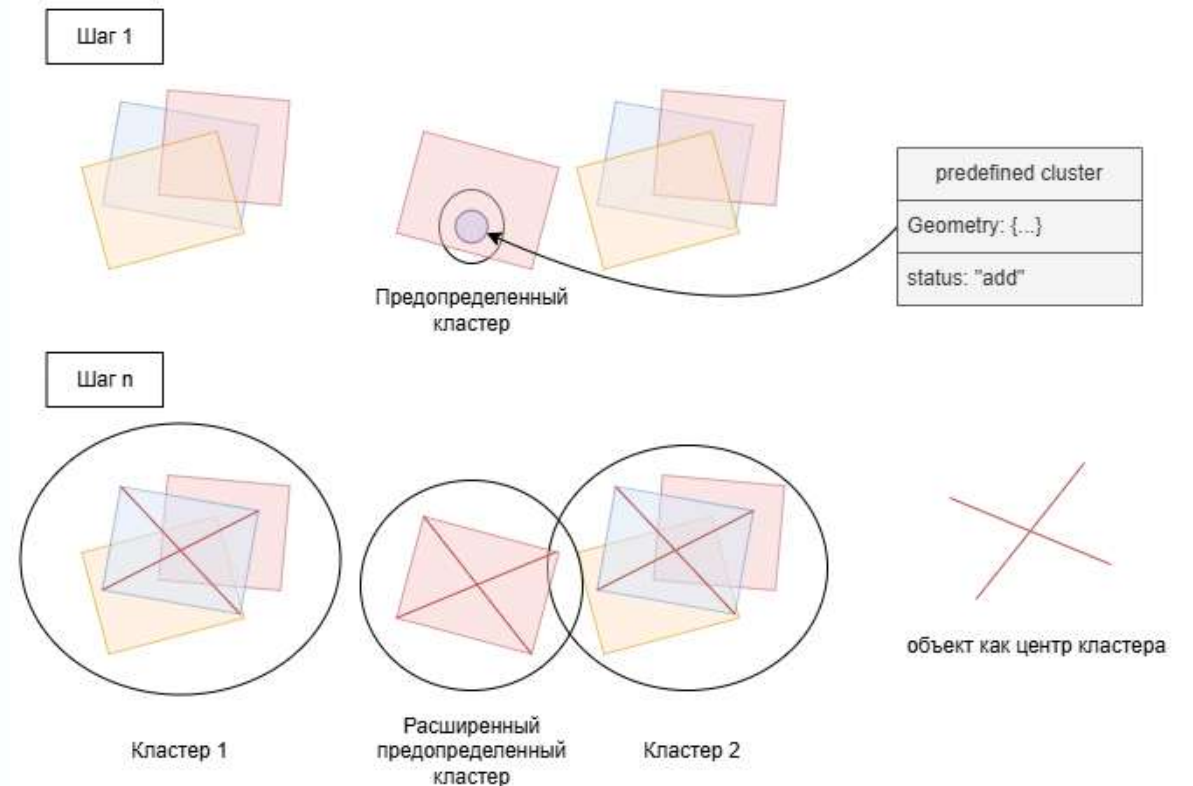
Как в адресный план вносить «ручные правки»

Учёт правок на примере пропуска строения

- строим кластеры с учетом predefined кластеров
- пропущенное строение образуется независимо от количества подтверждений
- подтверждающие объекты входят в кластер строения



Проблемная ситуация – пропуск



Вводим predefined кластеры (достаточно подсказки в виде геометрии)

Распределение зданий по типам

Признаки

1

ВРИ земельного участка

2

Характеристики ОКС в ЕГРН
и количество помещений

3

Количество и разнообразие типов
организаций

4

Характеристики здания в «Реформа ЖКХ»

5

Наличие и количество квартир в «ГАС Выборы»

6

Наименование объекта в разных источниках и др.

Далее нейронная сеть определения
типа здания по признакам



Факторная модель прогноза численности населения

Факторы из разных источников

Жилая площадь

1

Этажность

2

Количество квартир

3

Год постройки

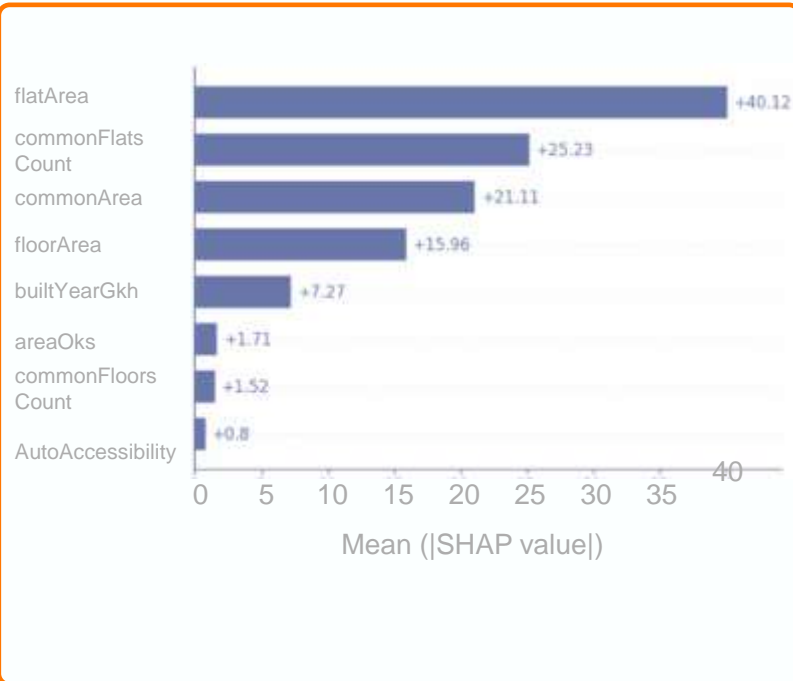
4

Стоимость недвижимости

5

Другое

6

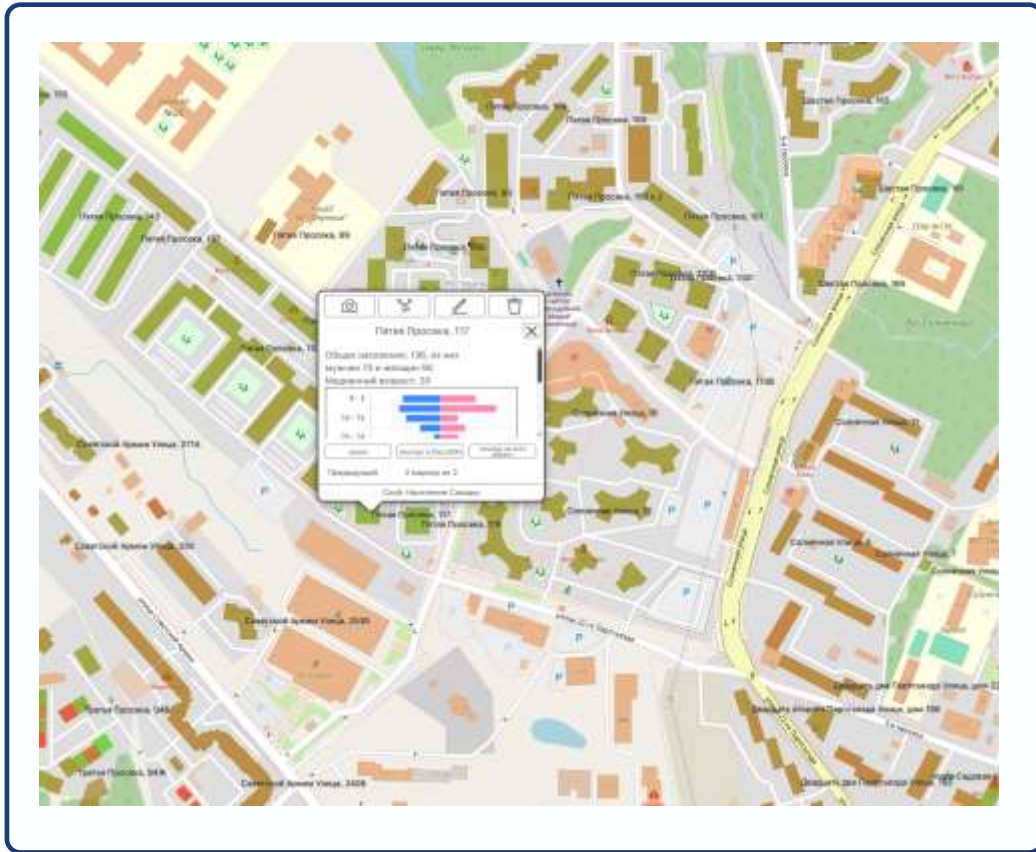


Градиентный бустинг

CATBOOST



Построение карты половозрастного состава и доступности социальных объектов



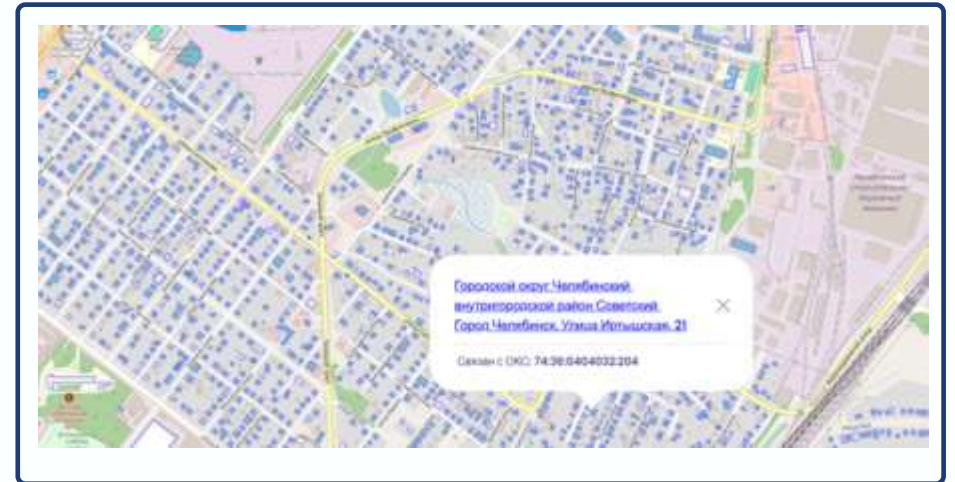
Карта половозрастного состава населения



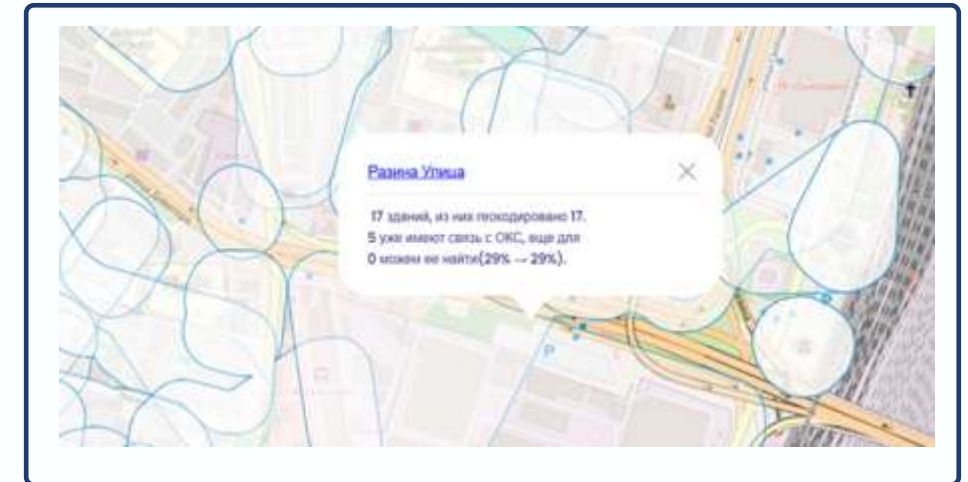
Распределение населения по поликлиникам (модель Хаффа)

Сервис — Геокодированный ГАР

Набор	Количество	комментарий
№1 Подтвержденные связи ЕГРН<-> ГАР	325-335 тысяч	
№2 Новые связи ГАР->ЕГРН (внесение КН)	90-95 тысяч	
№3 Новые адреса для внесения в ГАР	90-100 тысяч	Дачи - 50-55 тысяч ИЖС - 30-35 тысяч Общ., коммерция, промзона, гаражи 10-12 тысяч МКД 300-500 шт
№4 Подтвержденные в ГАР без объектов в ЕГРН	8-9 тысяч	ИЖС - 85% из них



Геокодированные строения. Связь с ЕГРН



Геокодированные улицы

Сервис – OpenStreetMap+, аудит региональных адресных планов

Дополняем OpenStreetMap до правдоподобного



Быстро и недорого

Вместо того, чтобы составлять полный адресный план, вы можете брать старую базисную информацию OpenStreetMap, проверять и дополнять его с нашей помощью.

Три набора данных

Предоставляем три набора данных на вашу территорию: базисный OSM, дополненный из других источников, если были пропущены (в основном это улусы, озера и озары), а также могут добавиться машины.

Регулярные обновления

Map и карты меняются постоянно. Обновляем карты на регулярные обновления карт только на особых условиях.

**На 70% больше строений,
22% получают адрес, 57% связь с ЕГРН**



Налоговспоможение

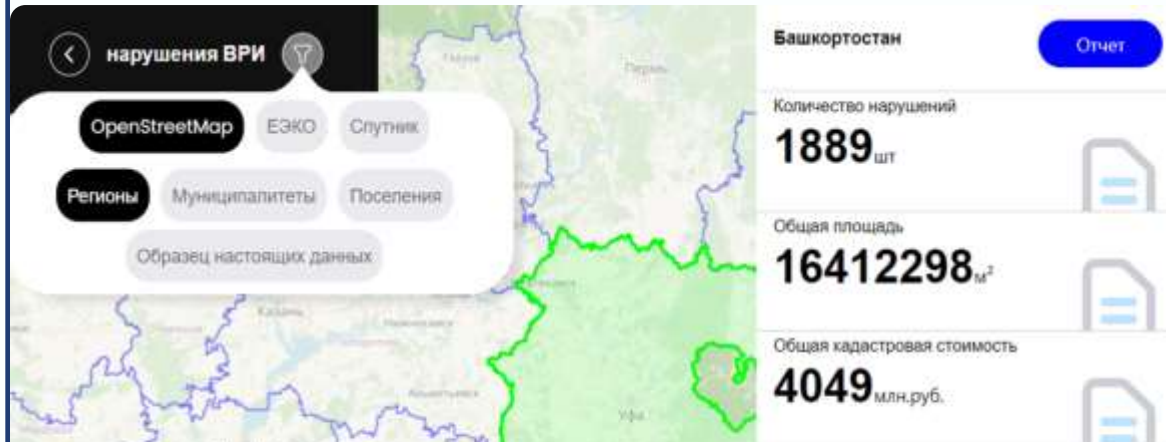


Забронировать
презентацию
для своего
региона

НеВРИ – определение несоответствия видов разрешенного использования

Проблема

Как автоматически выявить и проверить земельные участки под ИЖС, ЛПХ и другие «некоммерческие цели», фактически используемые «под коммерцию» и повысить налоговую ставку до 1,5%?



84
региона

116
тысяч
нарушений

3,2
млрд рублей
в год

Решение

rk.geosamara.ru

1. Автоматически выявить несоответствия по связям земельных участков и объектов ОАП
2. Провести мероприятия МЗК по нарушениям
3. Передать результаты в ФНС для повышения ставки

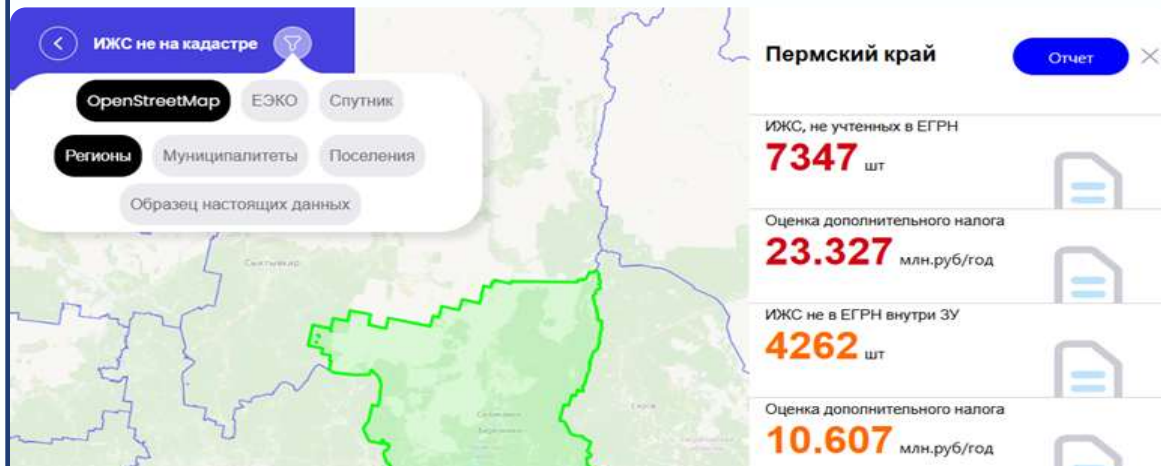


Оценка дополнительного налога в Самарской области – **27,9 млн рублей**

Здания не на кадастре

Проблема

Как автоматически выявить ОКС, не внесённые в ЕГРН (или внесенные с заниженной площадью), с учётом того, что большая часть ОКС внесены без координат?



84
региона

2,9
млн
объектов

11,7
млрд рублей
в год

Решение

rk.geosamara.ru

1. Выявить здания ОАП, не привязанные к ОКС или связанные с ОКС меньшей площади
2. Провести мероприятия, предусмотренные ЛНА территорий для верификации информации и оформления документов



Оценка дополнительного налога в Самарской области – **более 60 млн рублей**

Робот 378.2

Торгово-офисные здания и помещения, облагаемые по ставке 2% по статье 378.2 НК

Проблема

Отсутствие единой схемы составления региональных реестров, громадные резервы налогообложения, «серые» схемы

Основные критерии (статья 378.2)

1. Нежилые ОКС, более 20% помещений которых фактически используются как ТО (критерий «коммерция -ОКС»)
2. Нежилые ОКС на ЗУ с соответствующим ВРИ торгового-офисного (ТО) назначения (критерий «земля»)
3. Нежилые помещения, более 20% площади фактически используются как ТО (критерий «коммерция – помещения»)

Решение

Выявление на ОАП объектов по группам критериев, находящихся «не в реестре 378.2»

1. Критерий «земля» по данным ЕГРН
2. Критерий «земля» по связи ОКС <-> ОАП <-> ЗУ
3. Критерий «коммерция - ОКС» по количеству организаций
4. Критерий «коммерция - помещения» по типам организаций.
5. Критерий «жилой ОКС, фактически используемый как нежилой»
6. Критерий «коммерция – ОКС», не внесённые в ЕГРН

rk.geosamara.ru



Общий налог
5053 млн. руб.

На подходящих ЗУ по сведениям
✓ **178** млн.руб/год

То же по помещениям
✓ **45** млн.руб/год

Более 30 млрд.руб.
в год в 80 регионах

Резервы здесь:

Регион А-З	НеВРИ, млн руб.	ИЖС не на кадастре млн руб.	Коммерция ОКС по 378.2 млн руб.
Адыгея		17,1	70,5
Алтай	9,2	4,9	47,9
Алтайский край	15,8	212,6	833,2
Амурская область	2,5	68,3	210,3
Архангельская область	0,8	86,3	101
Астраханская область		20,6	166,7
Башкортостан	33,9	407,1	1748,7
Белгородская область	5,1	149,8	418,9
Брянская область	4,9	154,2	331,6
Бурятия	7,1	44,5	296,7
Владимирская область		31,2	584,7
Волгоградская область	11,6	54	363,6
Вологодская область	1,6	15,1	262,5
Воронежская область	14,5	79,4	957,5
Дагестан	50,7	243,4	128,8
Забайкальский край		35,7	64,2

Резервы здесь:

Регион И-К	НеВРИ, млн руб.	ИЖС не на кадастре млн руб.	Коммерция ОКС по 378.2 млн руб.
Ивановская область	4,4	53,5	736,7
Ингушетия	2,6	25,7	55,6
Иркутская область	12,7	231,1	285,6
Кабардино-Балкария	3,2	27,4	323,5
Калининградская область	13,4	20,9	711,7
Калмыкия	0,7	6,2	4,5
Калужская область		47,9	635,7
Камчатский край		8,2	75,5
Карачаево-Черкесия	22,5	31,4	268,4
Карелия	2,8	40,1	189,1
Кемеровская область	4,9	54,3	2330,5
Кировская область	0,9	36,6	219,6
Костромская область	4,3	20,5	281,3
Краснодарский край	706,2	543	6721,2
Красноярский край	11,5	234,6	1020,0
Крым	87,8	166,6	1670,7

Резервы здесь:

Регион К-П	НеВРИ, млн руб.	ИЖС не на кадастре млн руб.	Коммерция ОКС по 378.2 млн руб.
Курганская область	0,4	39,4	238,6
Курская область	4,4	203	197,4
Ленинградская область		67,3	1369,8
Липецкая область	3,2	89,1	123
Магаданская область		2,6	113,2
Марий Эл	1,5	18,9	288,4
Мордовия	1,1	26,1	257,6
Московская область	412,8	3015,7	12582,7
Мурманская область	0,7	3,9	292,2
Нижегородская область	23,4	98,6	1065,6
Новгородская область	2,9	16,9	184,7
Новосибирская область	5,1	84,5	4233,9
Омская область	8,4	93,7	1096,2
Оренбургская область	10,4	73,6	446,4
Орловская область	3,6	109,1	95,1
Пензенская область	5,6	41	647,9

Резервы здесь:

Регион П-Т	НеВРИ, млн руб.	ИЖС не на кадастре млн руб.	Коммерция ОКС по 378.2 млн руб.
Пермский край	17,4	48,7	516,8
Приморский край	6,1	34,9	3165,4
Псковская область	3,2	7,5	174,4
Республика Коми	1,2	16,8	153,1
Ростовская область	81,7	115,8	423,1
Рязанская область	4,2	40,1	346,3
Самарская область	27,9	175,6	1037
Саратовская область	13,4	61,6	568,7
Сахалинская область	4	43,3	413,6
Свердловская область	34,3	116,7	4456,3
Севастополь	12,8	73,8	532,6
Северная Осетия	5,8	77	209,3
Смоленская область		12,5	240,5
Ставропольский край	35,4	43,3	2050,7
Тамбовская область	5,5	102,5	160,2
Татарстан	35,4	523,4	2592,7

Резервы здесь:

Регион Т-Я	НеВРИ, млн руб.	ИЖС не на кадастре млн руб.	Коммерция ОКС по 378.2 млн руб.
Тверская область	8,9	67,8	1335,1
Томская область	9,9	96,9	443,8
Тульская область	12	52,1	322,2
Тыва	0,4	14,9	68,1
Тюменская область	20,9	107	2078,4
Удмуртия	4,1	58,4	446,3
Ульяновская область		15,9	968
Хабаровский край		77,7	675,5
Хакасия	2,4	61	75,2
Ханты-Мансийский автономный округ	20	108,7	354,3
Челябинская область	15,2	74	1934,5
Чечня		58,9	346,3
Чувашия	1,7	24,9	114
Якутия	9	83,1	657,1
Ямало-Ненецкий автономный округ	1,1	18,7	761,8
Ярославская область	4	22,8	471,8

Налоговспоможение и гармонизация ЕГРН. MindMap



Применение «цифрового профиля» для гармонизации ЕГРН и проектирования ККР

Проблемы

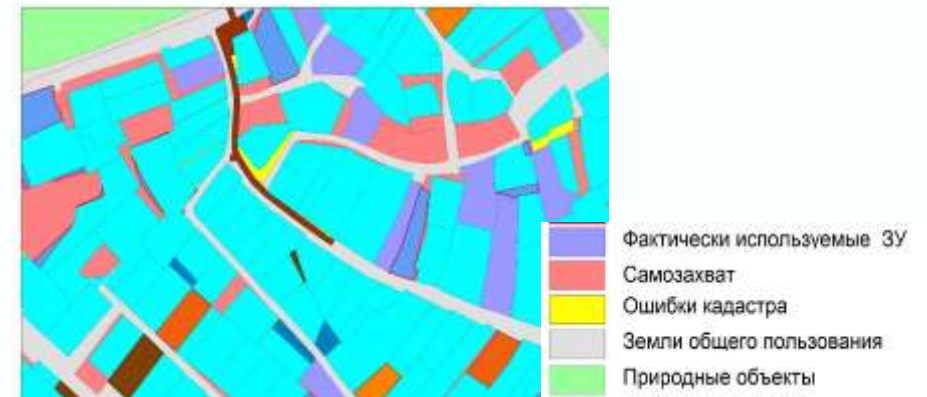
Существующая схема

1. Выбор кадастровых кварталов по критериям - ПП РФ от 29.01.2025 № 69
2. Получение КПТ на территорию работ
3. «Ручное» геокодирование адресов по Яндекс картам и другим источникам, натурные обследования при необходимости
4. Выполнение ККР и приемка результатов



Проблемы

1. Долгие ручные операции
2. «Пропуск» ОКС и ЗУ, находящихся в «нулевых» кварталах или соседних – с ошибкой в кадастровом номере, неоднозначных адресах
3. При планировании нет оценок возможного эффекта - количество, площадь, ВРИ и кадастровая стоимость образуемых ЗУ и ОКС



Геокодирование ОКС

По Самарской области

всего ОКС

598205

без координат границ

386580

из них с полным адресом

334863

	В ЕГРН с координатами	Геокодированы до здания	Геокодированы приблизительно
Всего	211624	263243	29357
Свой КК	208316	224132	7110
Нулевой КК	1037	3029	1435
Другой КК	2271	36082	20812



Геокодирование ЗУ

По Самарской области

всего ЗУ

1624566

бз координат границ
из них с полным адресом

571040
285042

	В ЕГРН с координатами	Геокодированы до здания	Геокодированы приблизительно
Всего	1053526	132224	95111
Свой КК	996753	104937	14985
Нулевой КК	26864	5710	3534
Другой КК	29720	21577	76592



Ошибки координатного описания

Объекты с возможно неправильным координатным описанием. Ошибка может быть определена при других признаках места – полноценный адрес, упоминание в других учетных системах.

Самарская область	ОКС	ЗУ
Всего смещенных	4274	12193
Более 10 м	3158	11128
Более 100 м	941	5890
Более 1000 м	93	512

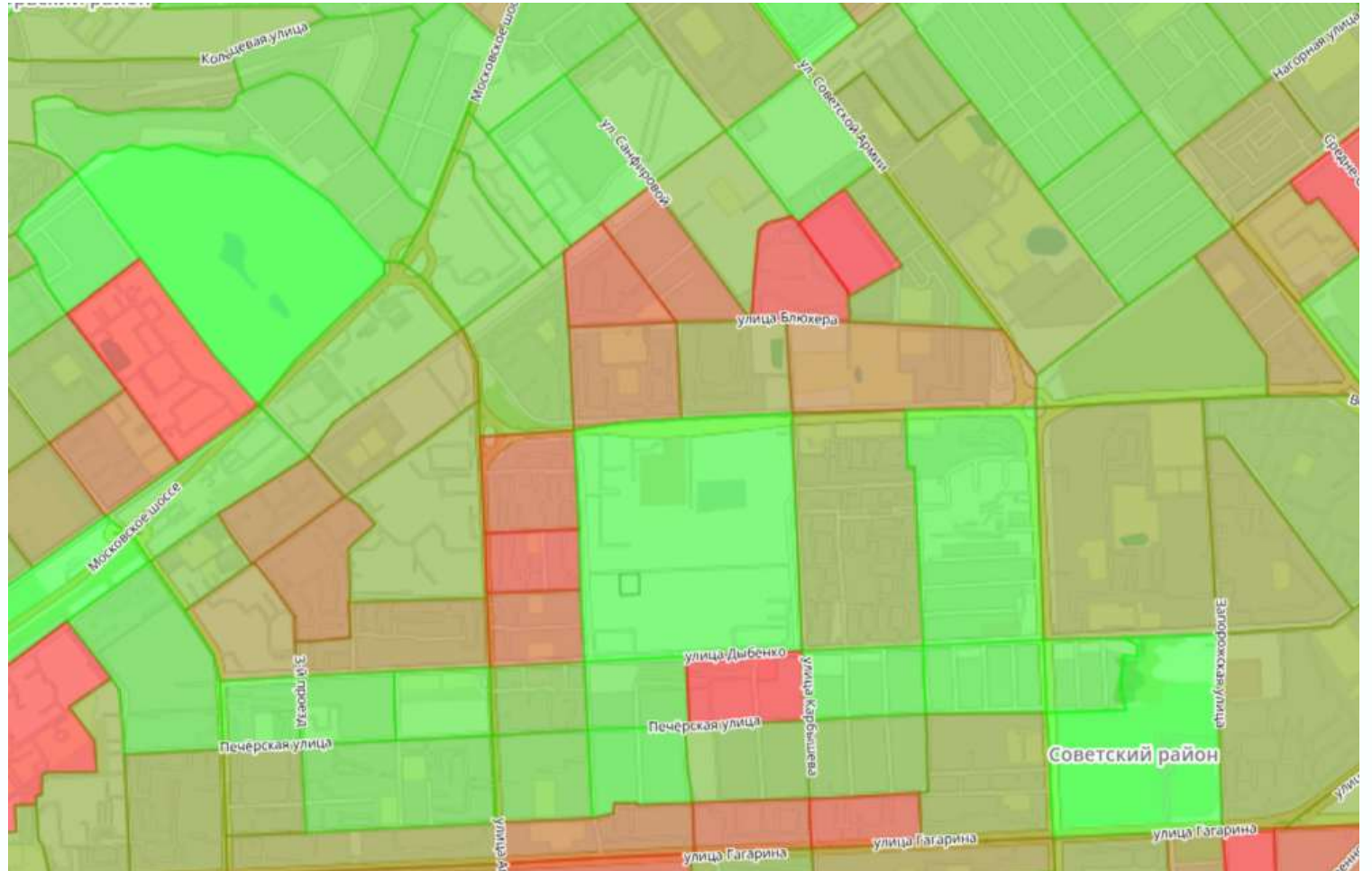


Здания и помещения не на кадастре

По Самарской области - **399730** шт

Оценка налогового эффекта - **3622** млн.руб/год

Комплексная аналитика
для выявления 6 типов
нарушений, связанных
с несоответствием
кадастровых данных
и фактических
характеристик объектов
недвижимости

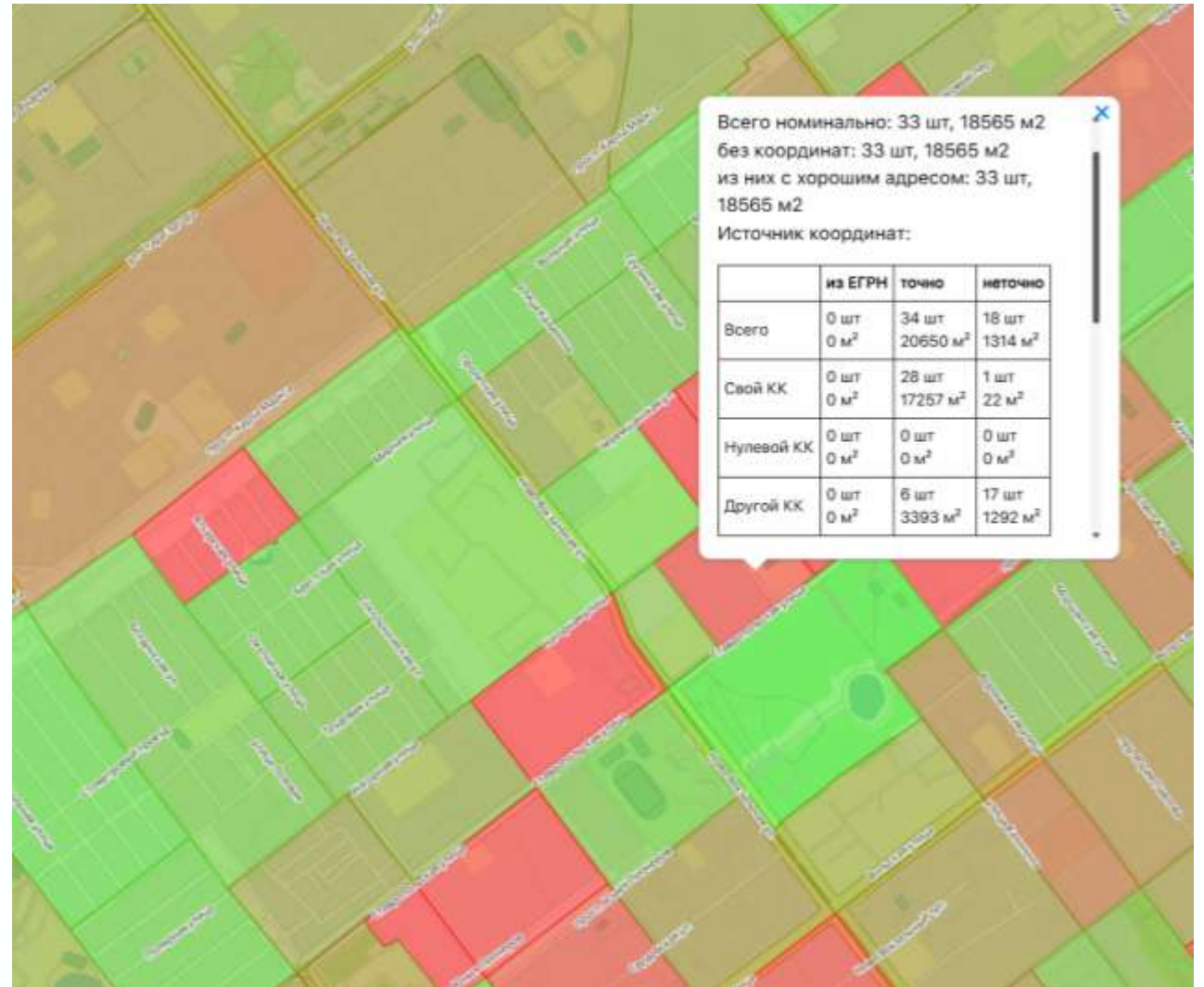


Прочие виды ошибок

1. Здания не на кадастре
2. Неполные адреса ОКС и ЗУ (при наличии построек на них)
3. Ложный номинальный кадастровый квартал
4. Экстрамерные ОКСы, у которых совокупность помещений превосходит его самого по площади или стоимости
5. Неправдоподобные значения кадастровой стоимости из ГКО

Общее сокращение времени – 4 человеко-дней на квартал.

Ошибка (относительно ручного поиска) - не более 5%





Ранжирование, поиск аномалий

на примере оценки перспективности
ввода в оборот неиспользуемых сельхозугодий

Цель, подход, задачи

Цель

Определить потенциал неиспользуемых сельхозугодий на основе эффективно вычисляемых факторов

Подход (идея)

1. «Потенциал» - степень схожести по характеристикам на используемую пашню
2. «Факторы окружения» вместо сложно вычисляемых признаков
3. Использование моделей машинного обучения

Исходные данные

Неиспользуемые с/х угодья в ЕГРН,
потенциально пригодные для ввода в оборот
Используемые по ДДЗ участки, внесенные в ЕГРН

Задачи

1. **Определение факторов оценки с/х угодий.**
2. **Сбор значений обучающей выборки (система факторов и целевая переменная)**
3. **Обучение алгоритмов, калибровка, проверка на контрольной выборке**
4. **Определение значимых факторов - сокращение размерности для повышения устойчивости без потери качества**
5. **Применение обученных моделей для сельхозугодий пилотных и других регионов.**

Оценка важности факторов

Калужская область

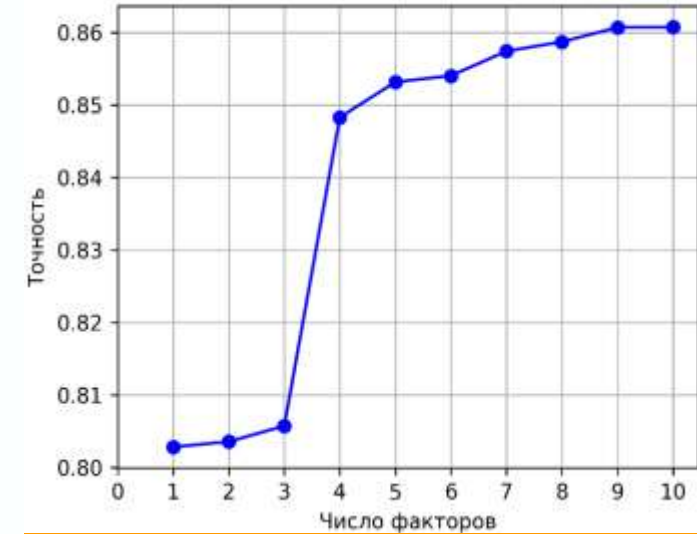
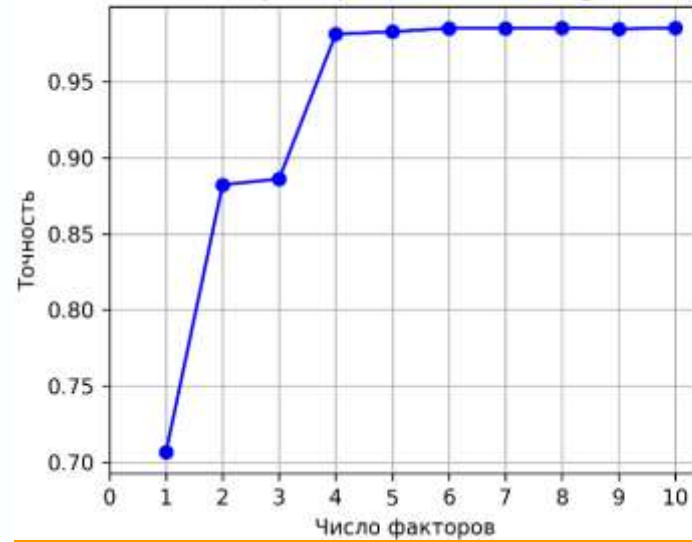
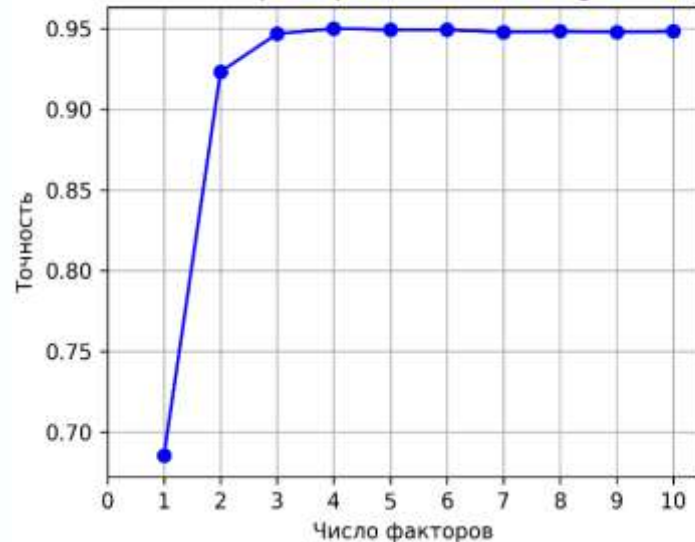
Новгородская область

Республика Башкортостан

Зависимость точности прогнозирования от числа факторов для модели LightGBM

Зависимость точности прогнозирования от числа факторов для модели LightGBM

Зависимость точности прогнозирования от числа факторов для модели LightGBM



Фактор	Значение
Доля ДКР	0,954
Доля зарощенной ДКР пашни в буферной зоне	0,587
Доля используемых пахотных земель в буферной зоне 1 км	0,520
Площадь	0,373

Фактор	Значение
Доля ДКР	0,834
Доля зарощенной ДКР пашни в буферной зоне	0,517
Доля используемых пахотных земель в буферной зоне 1 км	0,418
Площадь	0,377

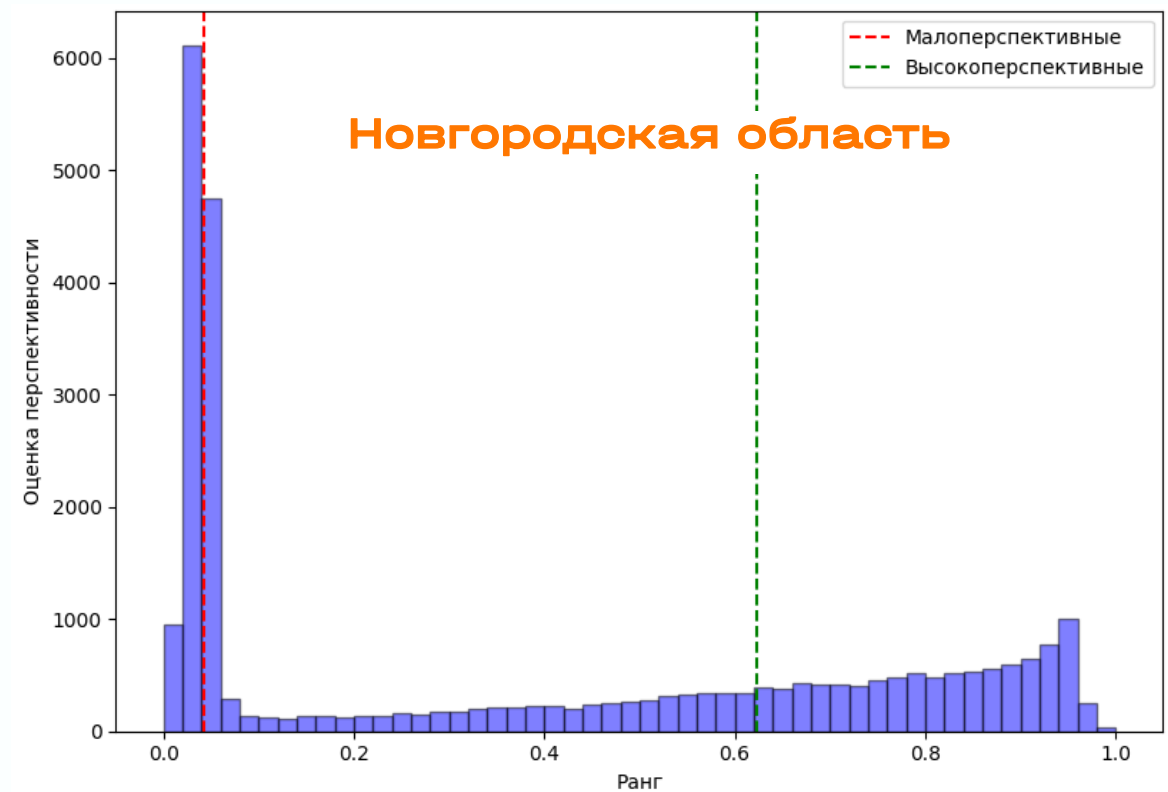
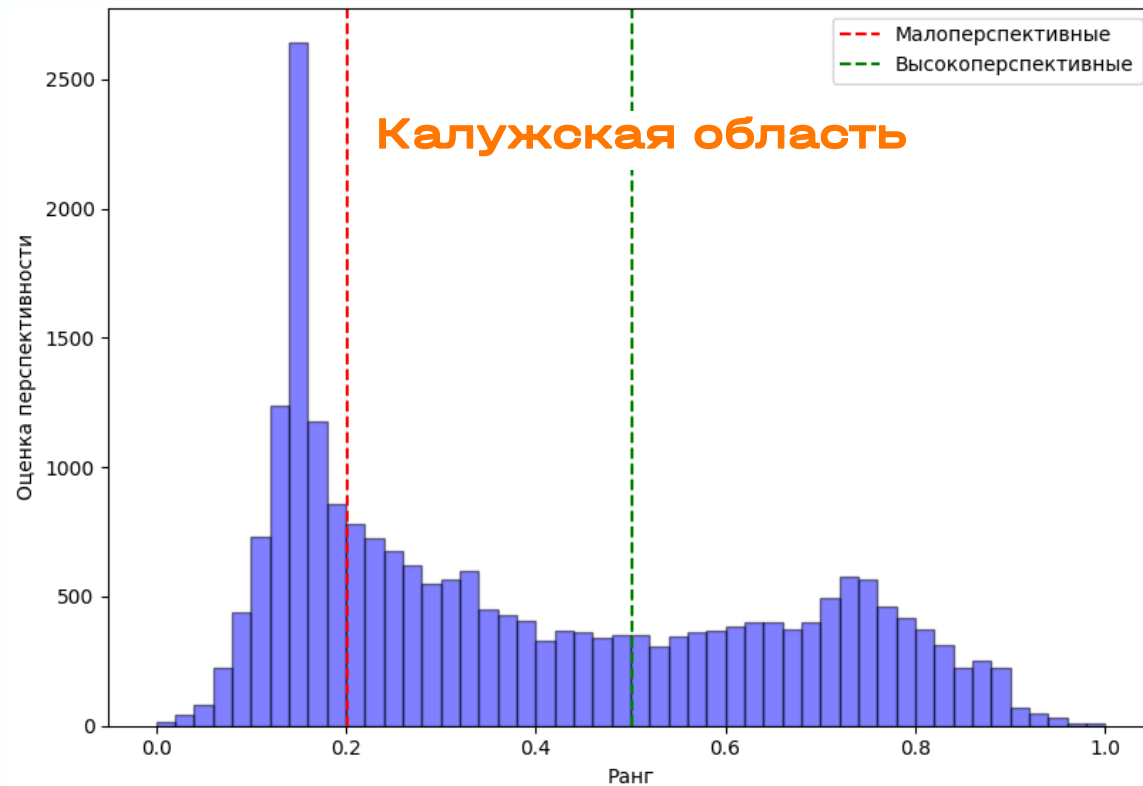
Фактор	Значение
Доля используемых пахотных земель в буферной зоне 1 км	1,0
Доля ДКР	0,776
...	
Площадь	0,418
Изрезанность	0,377

Точность классификации

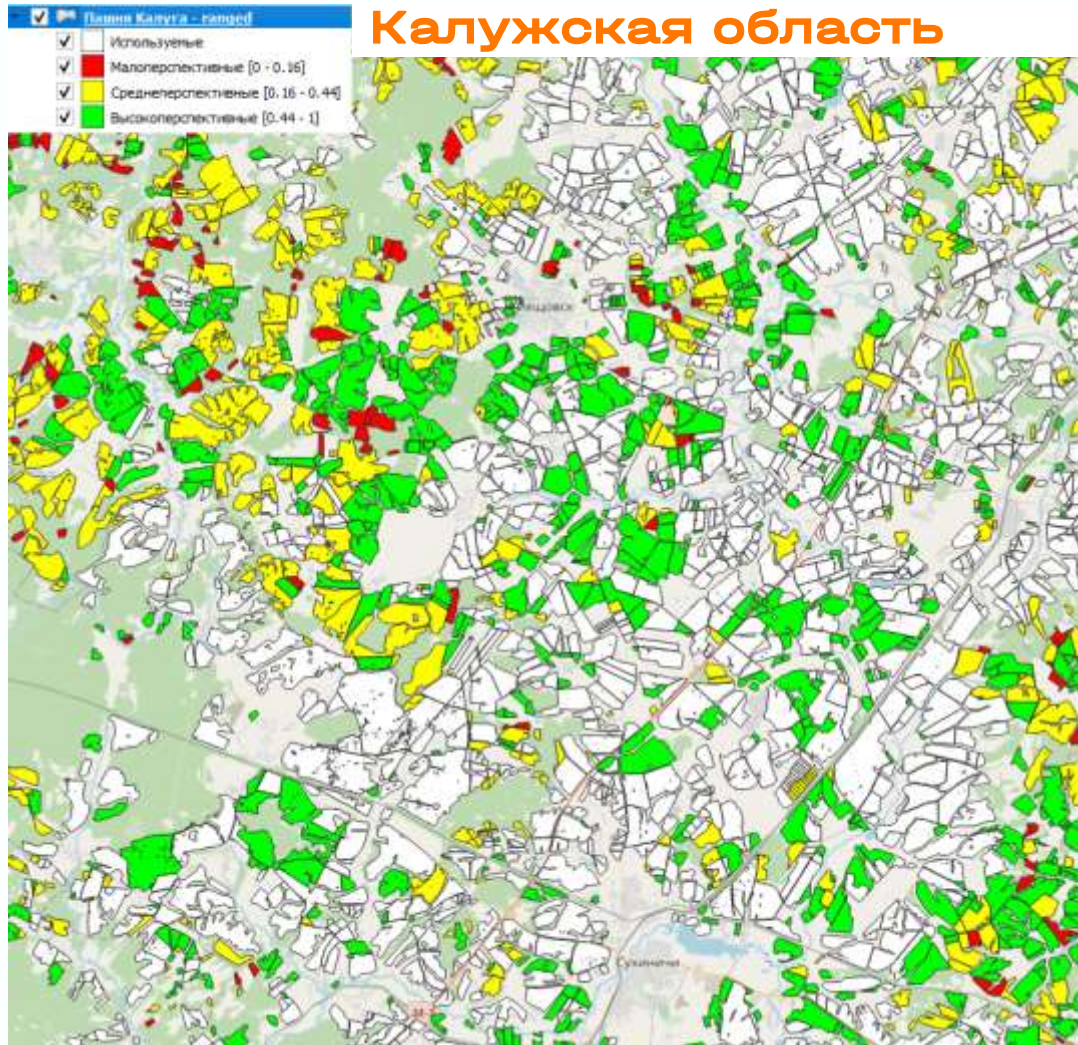
Модель SVM

Метод опорных векторов с линейным ядром – классификация путем построения разделяющей гиперплоскости

Регион	Точность	Полнота	F1-мера
Калужская область	0,96	0,87	0,91
Новгородская область	0,99	0,63	0,77



Примеры ранжирования





Тематическая картография

Геокодирование одиночное и массовое



Больше. Точнее. Богаче

Этап 0

Предподготовка базы данных, индексация

Этап 1

Разделение адреса на лексемы, нормализация

Этап 2

Поиск кандидатов по нечеткому соответствию и выбор наилучшего

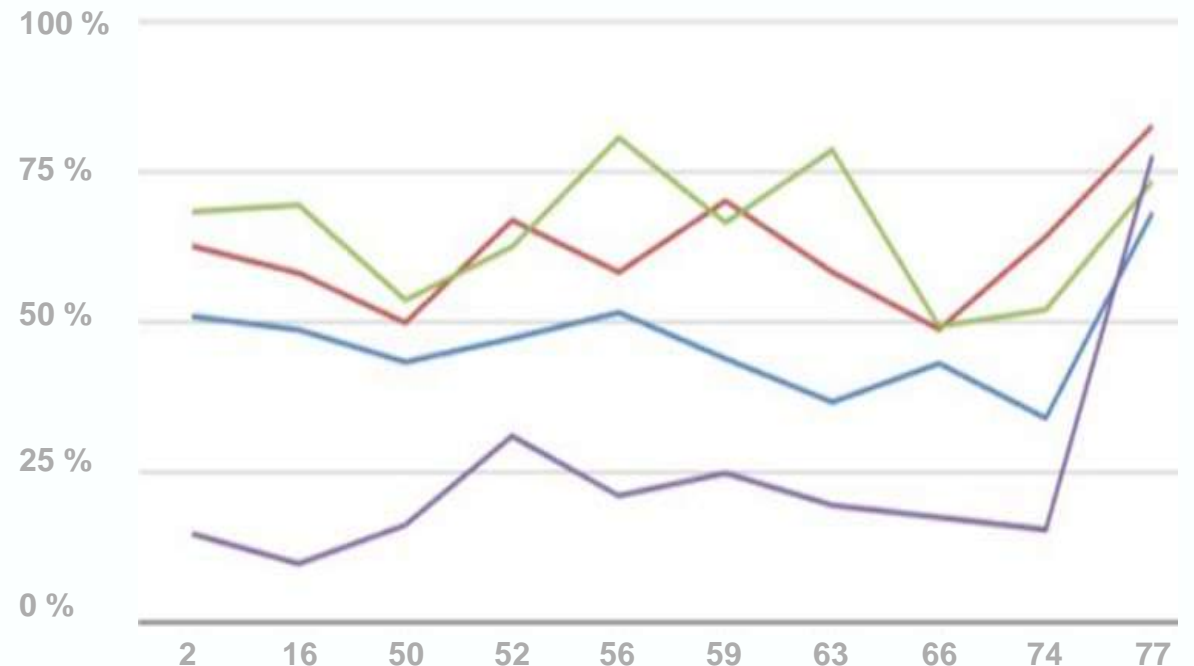
Этап 3

Присвоение координат



Геокодирование по адресам

— 2Gis — Яндекс — ПК — Dadata

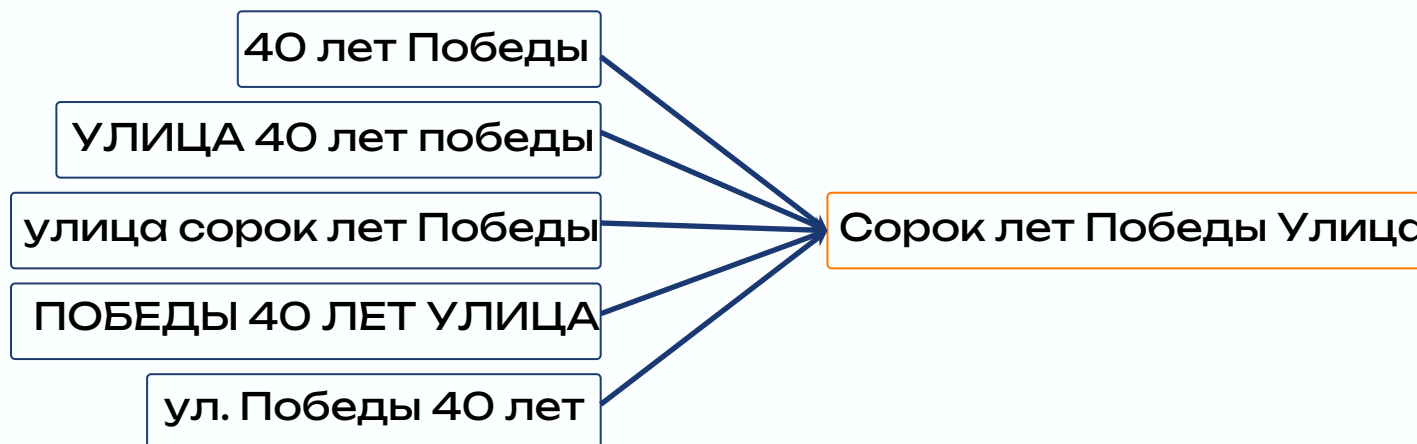


Супертеги

Алгоритм сопоставления адресов



Подход на основе супертегов



Подход на супертегах заключается в унифицированном представлении топонима для упрощения его дальнейшего использования

От строки адреса к признакам

Разборщик адресов

Разборщик адресов – программа, принимающая на вход «сырой» адрес из источника и возвращающая структурированный адрес, состоящий из «супертегов» и уровней



Сопоставление адресов

«Надёжные комбинации» — это наборы адресных уровней (их около 100), необходимых и достаточных, чтобы сделать вывод:
«да, эти два адреса одинаковые»

Настройка отображения с помощью ИИ

Стилизация с помощью Робота

Вы 11 февраля 2026 18:13

Сделай так, чтобы в середине объекта выводилась надпись

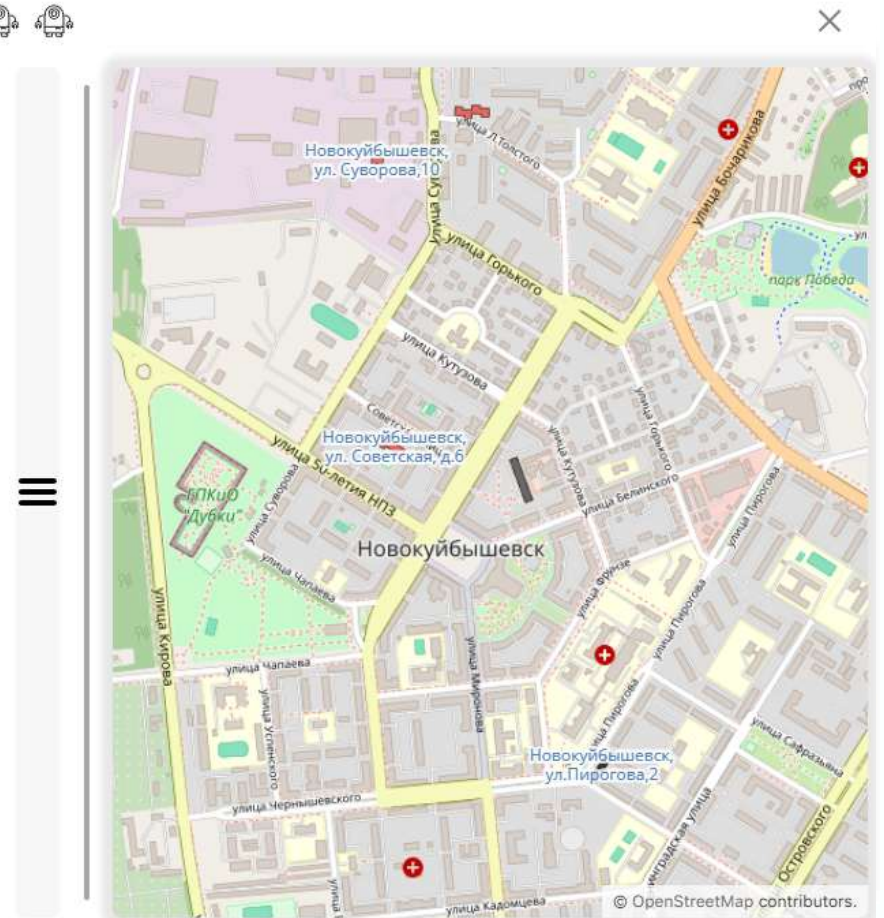
Робот 11 февраля 2026 18:13

Готово! Нажмите, чтобы скачать json-файл

Сделай так, чтобы в середине объекта выводилась надпись

Очистить историю

Робот, думать!



Настройка отображения с помощью ИИ



🤖🤖🤖 Карточка объекта с помощью Робота 📄 🤖🤖🤖

Вы 11 февраля 2026 18:21

Добавь через черту черного цвета внизу год постройки с подписью "Построено в "

Робот 11 февраля 2026 18:21

Готово! Нажмите, чтобы скачать js-файл

Пусть выводиться значение из поля Data

Очистить историю

Робот, думать!



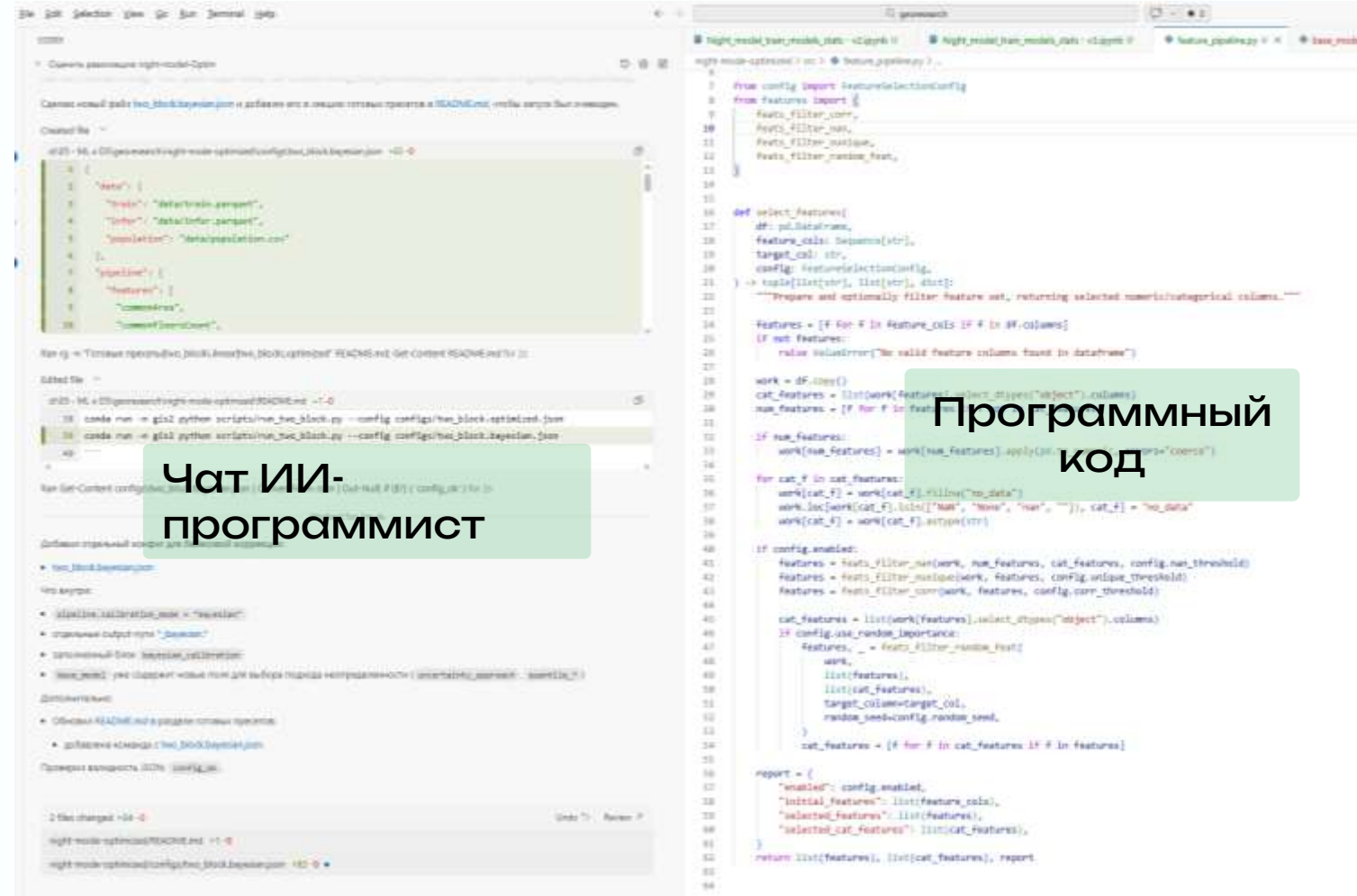
RAG-система

RAG (Retrieval-Augmented Generation) – это подход, при котором языковая модель отвечает на вопросы, опираясь на найденную внешнюю информацию (базу знаний):



LLM-агенты для программирования

LLM-агенты – интеллектуальные помощники, которые не просто генерируют программный код, а умеют планировать действия, работать с файлами и инструментами (OpenAI Codex, Cursor AI)



Чат ИИ-программист

Программный код

- Как мы используем:
1. Написание кода
 2. Рефакторинг
 3. Тестирование
 4. Документация

Давайте уже сотрудничать!

Поставщикам решений

Сервис + Данные = Решение
Сервис + Данные = Сервис+
Сервис + Сервис = Сервис+

- ❖ Геокодер через API
- ❖ Базовая картография, адресный план, карта населения – датасеты и API
- ❖ Наборы данных для налоговспоможения
- ❖ Защита геоданных

Поставщикам датасетов, картографам

Данные + Данные = Данные+
Данные + Сервис = Решение

- ❖ Аудит и улучшение адресных планов
- ❖ Геокодирование и обогащение геоданных
- ❖ AI-агенты для ускорения бизнес-процессов

Пользователям

Сервисы + данные = Решение

- ❖ Наборы данных и сервисы под прикладные задачи

team@geosamara.ru



Лучше считать,
чем говорить!

Андрей Чернов

+79276032736

@chernov_geosamara

chernov@geosamara.ru

Какой ты САМИС ?

День твоего рождения

- | | |
|-----------------------|----------------------------|
| 1. Самобытный | 16. Самопальный |
| 2. Самовлюбленный | 17. Самопервейший |
| 3. Самостоятельный | 18. Самопроизвольный |
| 4. Самовольный | 19. Саморазвивающийся |
| 5. Самодеятельный | 20. Саморегулируемый |
| 6. Самодовольный | 21. Самоубийственный |
| 7. Самодостаточный | 22. Самоуверенный |
| 8. Самозарядный | 23. Самофинансируемый |
| 9. Самокритичный | 24. Саморазгружающийся |
| 10. Самонравный | 25. Самогонный |
| 11. Самонастраиваемый | 26. Самолетный |
| 12. Самообеспеченный | 27. Самообразованный |
| 13. Самоокупаемый | 28. Самоподготовленный |
| 14. Самоорганизуемый | 29. Самосовершенствующийся |
| 15. Самоотверженный | 30. Самурайский |
| | 31. Самцовый |

Месяц твоего рождения

1. Истукан
2. Искуситель
3. Испанец
4. Исполин
5. Исполком
6. Истопник
7. Исследователь
8. Истребитель
9. Источник
10. Испытатель
11. Историк
12. Искусствовед