IV Всероссийская научная конференция «Современные методы оценки сейсмической опасности и прогноза землетрясений»

ПРИМЕНЕНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ГЕОМЕТРИИ ОЧАГОВ СУБДУКЦИОННЫХ ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ

Игнатьев Дмитрий Александрович

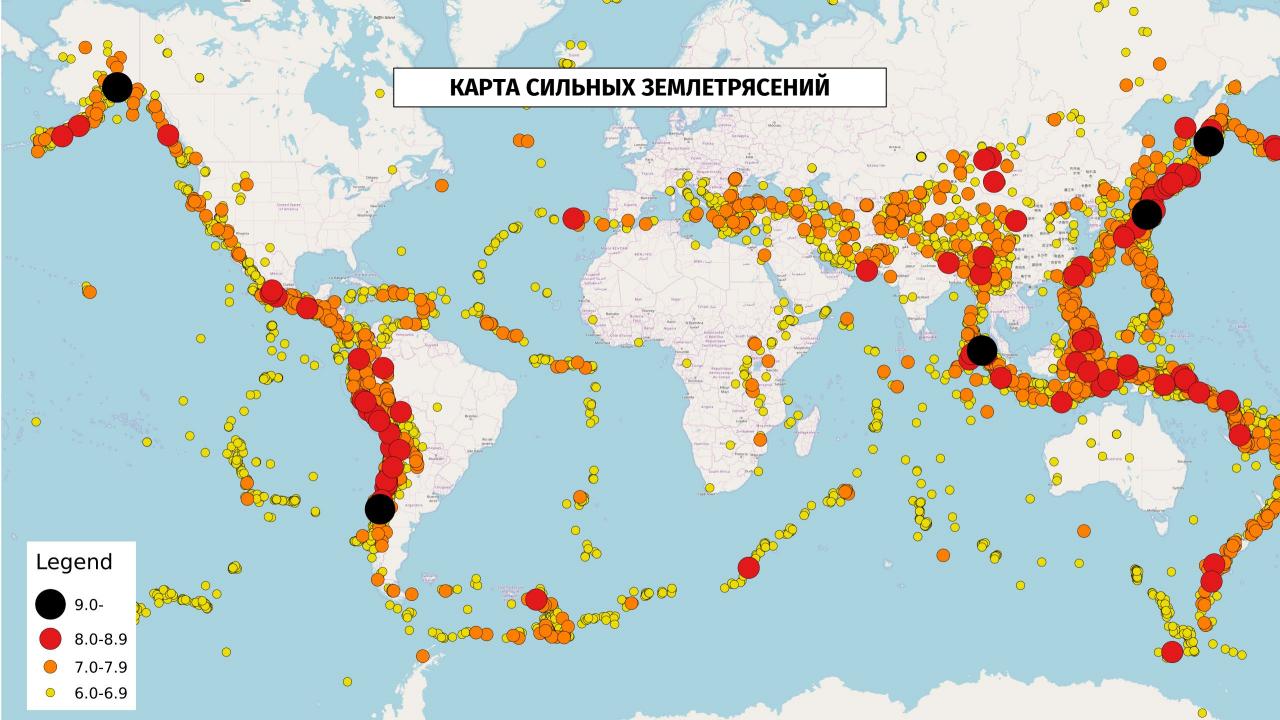
Институт океанологии им. П.П. Ширшова РАН

Владимирова Ирина Сергеевна

Институт теории прогноза землетрясений и математической геофизики РАН, институт океанологии им. П.П. Ширшова РАН



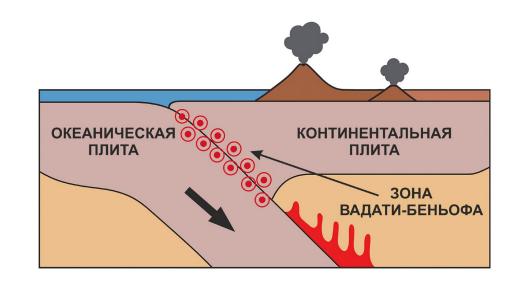




Геометрия очага критически важна для:

- моделирования смещений морского дна,
- прогнозирования цунами,
- оценки сейсмических рисков

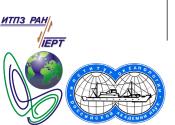
ЦЕЛЬ: автоматизация определения геометрических параметров очага землетрясения с использованием методов машинного обучения



ЗАДАЧИ исследования

- восстановление профиля субдукционной зоны на основе сейсмофокальных зон Вадати-Беньофа,
- определение линейных размеров очага через выделение афтершоковых последовательностей

Традиционные методы требуют ручной обработки, медленны и не масштабируемы



ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ ДАННЫЕ

Каталоги землетрясений: NEIC / USGS



Регионы исследования:

- японская зона субдукции
- **чилийская** зона субдукции
- алеутская зона субдукции





ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПОИСКОВОЙ ОБЛАСТИ И ОТБОР ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ

Сегмент японской зоны

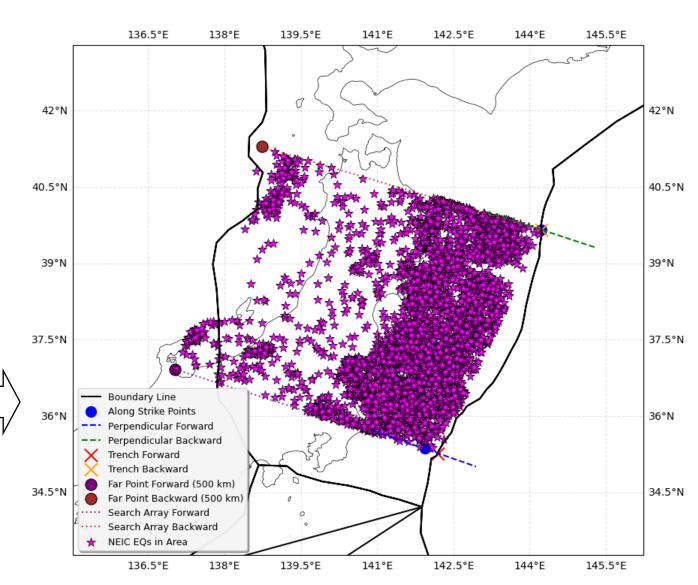
Формула Ризниченко

 $L = 10^{0.440 \cdot M_{\omega} - 1.289}$

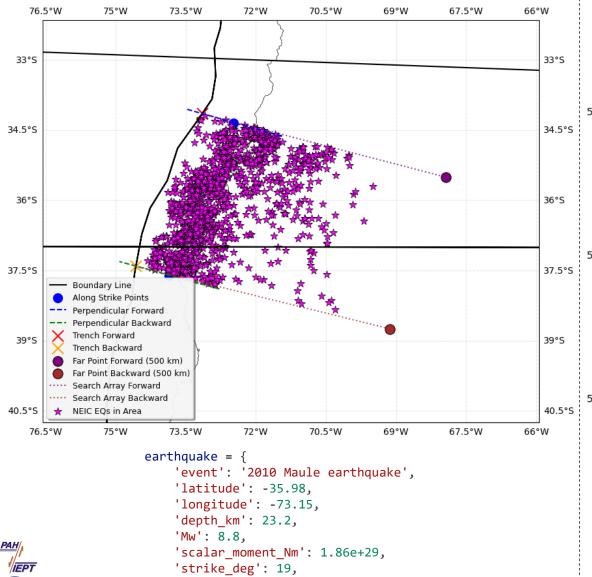
L — длина разлома M_{ω} — магнитуда момента

```
earthquake = {
    'event': '2011 Tohoku earthquake',
    'latitude': 37.52,
    'longitude': 143.05,
    'depth_km': 20,
    'Mw': 9.1,
    'scalar_moment_Nm': 5.31e29,
    'strike_deg': 203,
    'dip deg': 10,
```

'rake deg': 88



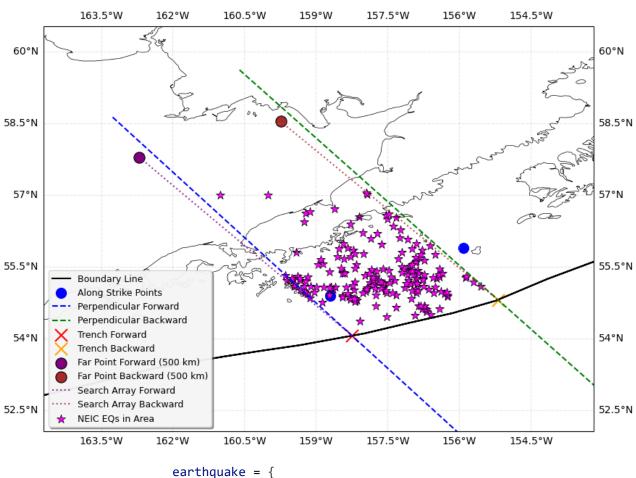
Сегмент чилийской зоны



'dip_deg': 18,

'rake_deg': 116

Сегмент алеутской зоны



```
earthquake = {
    'event': '2021 Chignik earthquake',
    'latitude': 55.40,
    'longitude': -157.32,
    'depth_km': 29.6,
    'Mw': 8.2,
    'scalar_moment_Nm': 2.84e28,
    'strike_deg': 238,
    'dip_deg': 10,
    'rake_deg': 88
}
```

ВОССТАНОВЛЕНИЕ ПРОФИЛЯ СУБДУКЦИОННОЙ ЗОНЫ

Подходы

метод наименьших квадратов (МНК)

чувствителен к выбросам

робастная регрессия Хубера

устойчива к шуму и аномалиям



полиномиальные признаки

для моделирования нелинейных профилей



адаптивная весовая функция

для учета региональных особенностей



кусочно-линейная аппроксимация

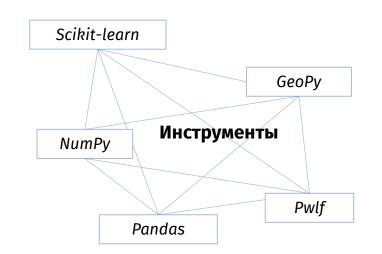
для вывода углов наклона профиля

Функция потерь

$$L_{\delta}(r_i) = egin{cases} rac{1}{2}r_i^2 & ext{if } |r_i| \leq \delta \ \delta \cdot (|r_i| - rac{1}{2}\delta) & ext{if } |r_i| > \delta \end{cases}$$

 $r_i = y_i - \hat{y}_i$ остаток (разница) между наблюдаемым значением \hat{y}_i и прогнозируемым значением \hat{y}_i

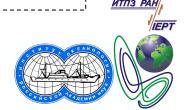
пороговый параметр, контролирующий точку, δ = 1,35 в которой функция потерь переходит от квадратичной к линейной



Задача оптимизации

Minimize: $\sum_{n=1}^{n} L_{\delta}(r_i)$

n количество наблюдений в наборе данных



ВВЕДЕНИЕ АДАПТИВНОЙ ВЕСОВОЙ ФУНКЦИИ И ПОЛИМИАЛЬНЫХ ПРИЗНАКОВ

Адаптивная весовая функция

Minimize:
$$\sum_{n=1}^{n} w_i \cdot L_{\delta} \cdot (y_i - \beta^T X_i)$$

Полиномиальная трансформация

$$w_i = w_i^{(d)} \cdot w_i^{(z)}$$

$$w_i^{(d)} = \begin{cases} w_{near}, & X_i \leq X_{th} \\ w_{far}, & X_i > X_{th} \end{cases}$$

 X_i — расстояние точки i от желоба, X_{th} — пороговое расстояние, w_{near} — вес для точек вблизи желоба, w_{far} — вес для точек, удаленных от желоба

$$w_i^{(z)} = \left(\frac{|z_i|}{z_{max}}\right)^{\alpha}$$

 z_i — глубина очага, z_{max} — максимальная глубина очага, lpha — вес для точек вблизи желоба

Расширение признаков:

$$X_i = [1, X_i, X_i^2]$$
 $X_i -$ расстояние от желоба

$$\hat{\mathbf{y}}_{i} = \boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}} \mathbf{X}_{i} = \boldsymbol{\beta}_{0} + \boldsymbol{\beta}_{1} \mathbf{X}_{i} + \boldsymbol{\beta}_{2} \mathbf{X}_{i}^{2}$$

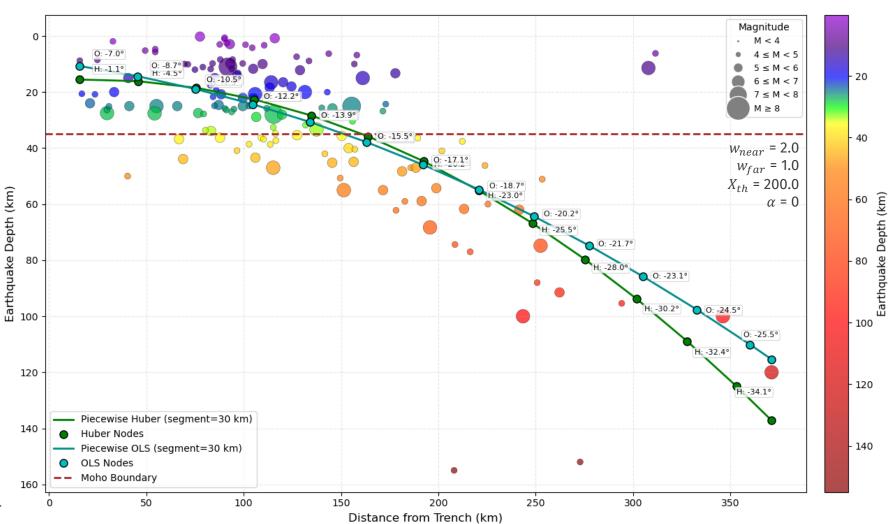
 $eta^{\mathrm{T}} = [eta_0, eta_1, eta_2] -$ оптимизируемые коэффициенты

$$r_i = y_i - \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 X_i^2$$



ВОССТАНОВЛЕНИЕ ПРОФИЛЯ АЛЕУТСКОЙ ЗОНЫ





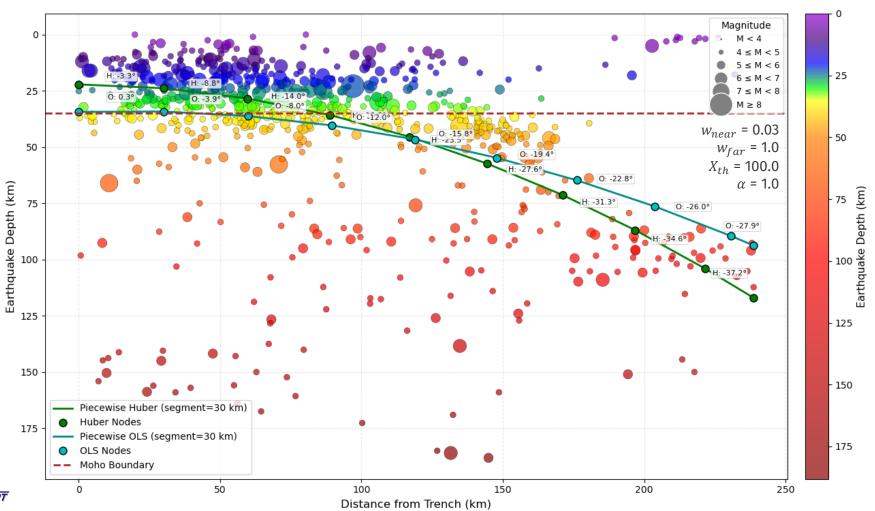
Робастная регрессия	МНК- регрессия
-1.13°	-6.95°
-4.52°	-8.73°
-7.87°	-10.47°
-11.14°	-12.19°
-14.30°	-13.87°
-17.33°	-15.52°
-20.22°	-17.13°
-22.96°	-18.70°
-25.54°	-20.23°
-27.97°	-21.71°
-30.24°	-23.15°
-32.37°	-24.54°
-34.09°	-25.50°





ВОССТАНОВЛЕНИЕ ПРОФИЛЯ ЧИЛИЙСКОЙ ЗОНЫ





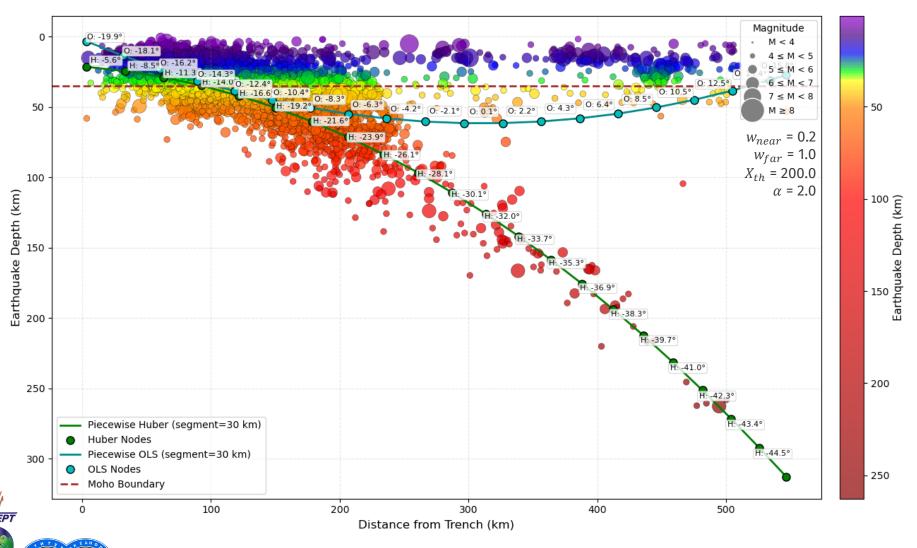
Робастная регрессия	МНК- регрессия
-3.27°	0.30°
-8.77°	-3.87°
-14.04°	-7.99°
-18.97°	-11.98°
-23.51°	-15.81°
-27.62°	-19.43°
-31.31°	-22.82°
-34.62°	-25.98°
-37.19°	-27.92°





ВОССТАНОВЛЕНИЕ ПРОФИЛЯ ЯПОНСКОЙ ЗОНЫ

Comparison of Huber and Polynomial OLS Piecewise Approximation



Робастная регрессия	МНК- регрессия
-5.60°	-19.89°
-8.46°	-18.10°
-11.27°	-16.25°
-14.00°	-14.34°
-16.64°	-12.39°
-19.17°	-10.39°
-21.58°	-8.35°
-23.89°	-6.28°
-26.08°	-4.18°
-28.15°	-2.07°
-30.11°	0.05°
-31.95°	2.17°
-33.70°	4.29°
-35.34°	6.38°
-36.89°	8.45°
-38.35°	10.49°
-39.73°	12.49°
-41.02°	14.44°
-42.25°	15.82°

ВЫДЕЛЕНИЕ АФТЕРШОКОВ

Гипотеза: облако афтершоков ≈ границы очага землетрясения

NND-кластеризация (nearest neighbor distance)

Нормированное расстояние между событиями і и ј в пространственно-временной области

$$n_{ij} = \begin{cases} t_{ij}(r_{ij})^{d_f} 10^{-bm_i}, & t_{ij} > 0; \\ \infty, & t_{ij} \le 0 \end{cases}$$

 $t_{ij} = t_i - t_i$ временной интервал

 r_{ij} — эпицентральное расстояние

 m_i — магнитуда события i

 d_f — фрактальная размерность пространственного распределения

b – параметр закона Гутенберга–Рихтера

Критерий кластеризации

$$i \bullet n_{ij}$$
 parent child

$$i^* = arg \min_{i:t_i < t_j} n_{ij}$$

кластер формируется при условии

$$n_{ij} \leq n_c$$

Калибровка n_c (бутстреп-подход)

$$n_0^{(k)} = P_{1\%}(log_{10}(n_i^{(k)}))$$

$$n_c = \frac{1}{B} \sum_{k=1}^{B} n_0^{(k)}$$

В - число итераций

SciPy

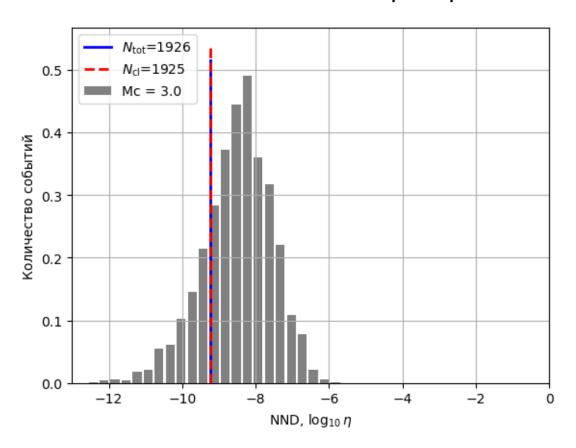
NumPy

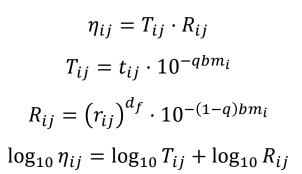
Инструменты

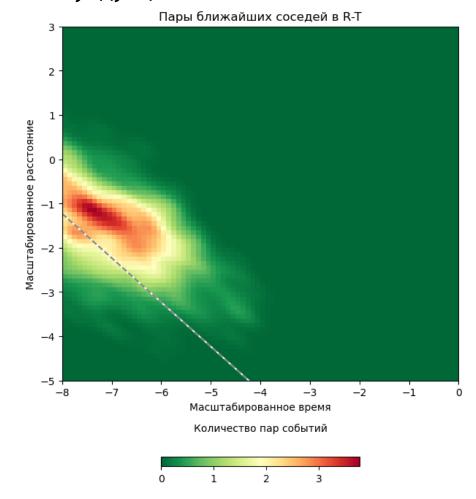
Pandas



На примере Японской зоны субдукции

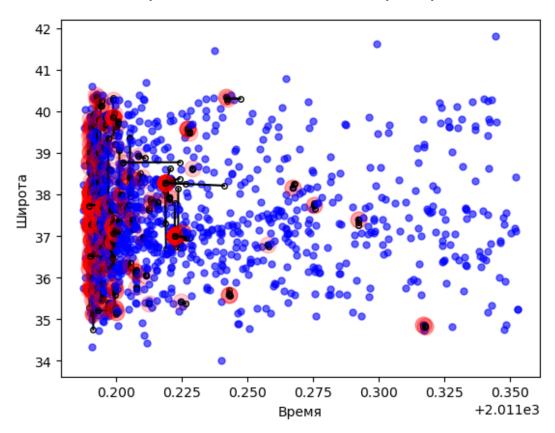




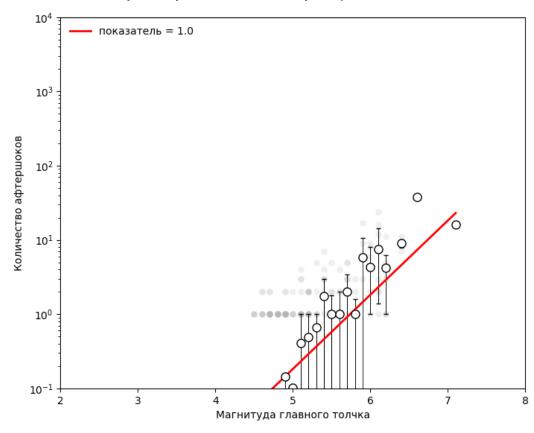




Распределение событий в пространстве



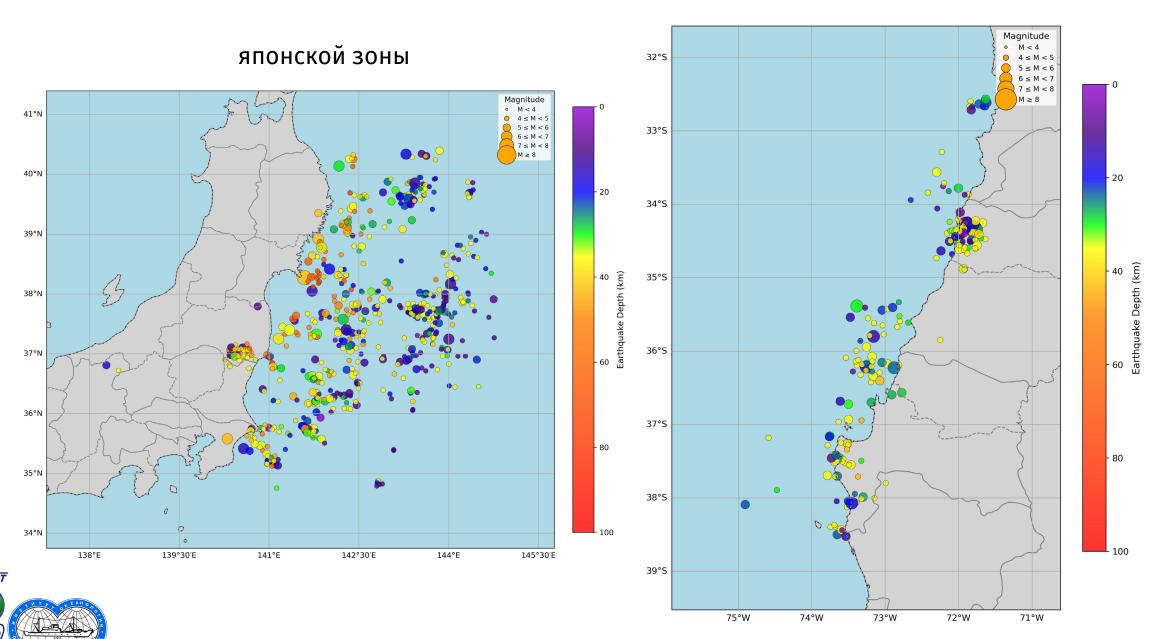
Проверка закона продуктивности



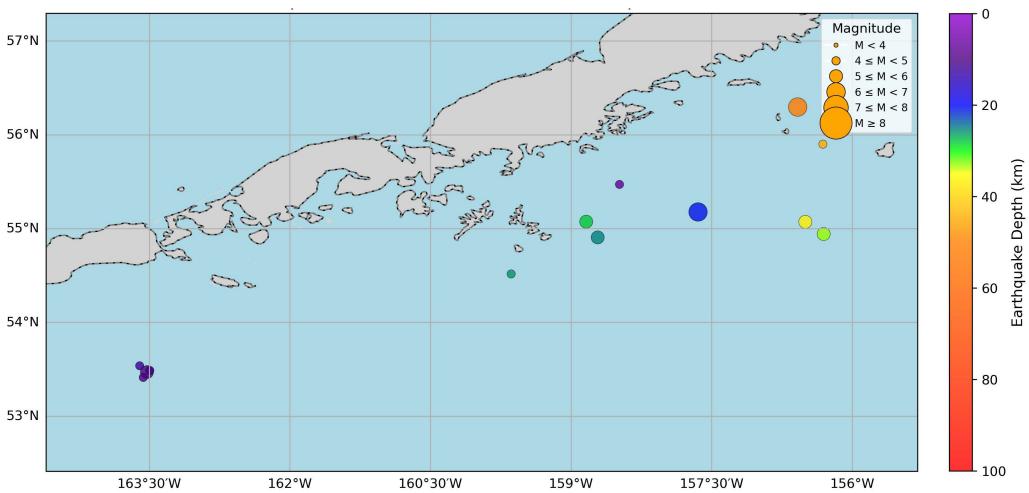


ПОЛУЧЕННЫЕ КЛАСТЕРЫ

чилийской зоны

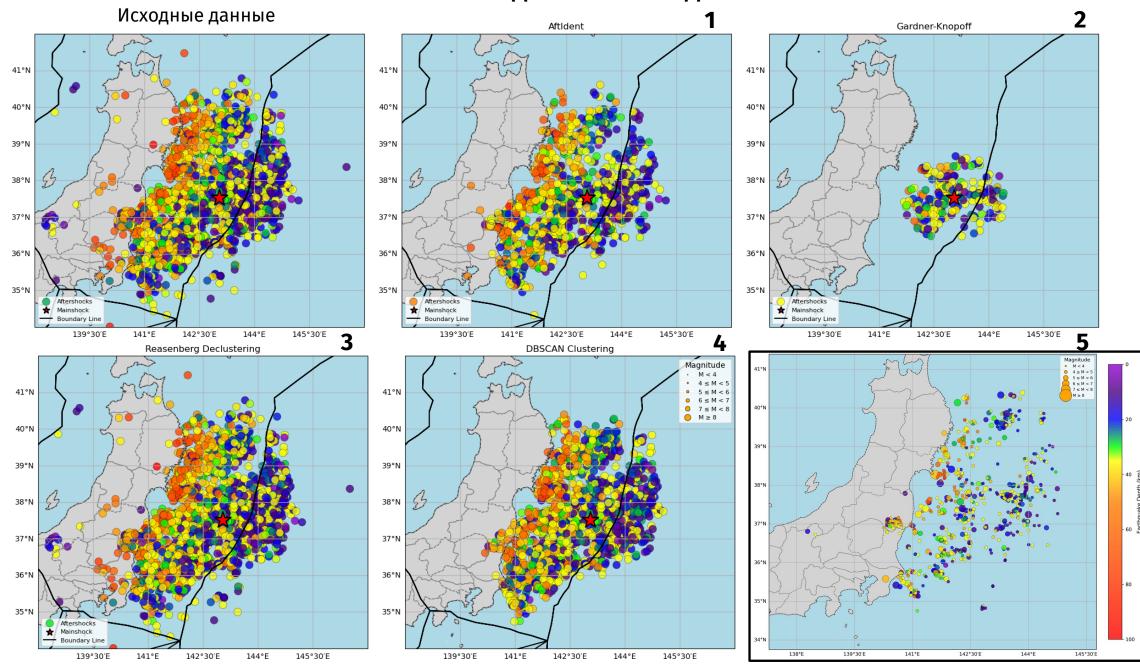


алеутской зоны

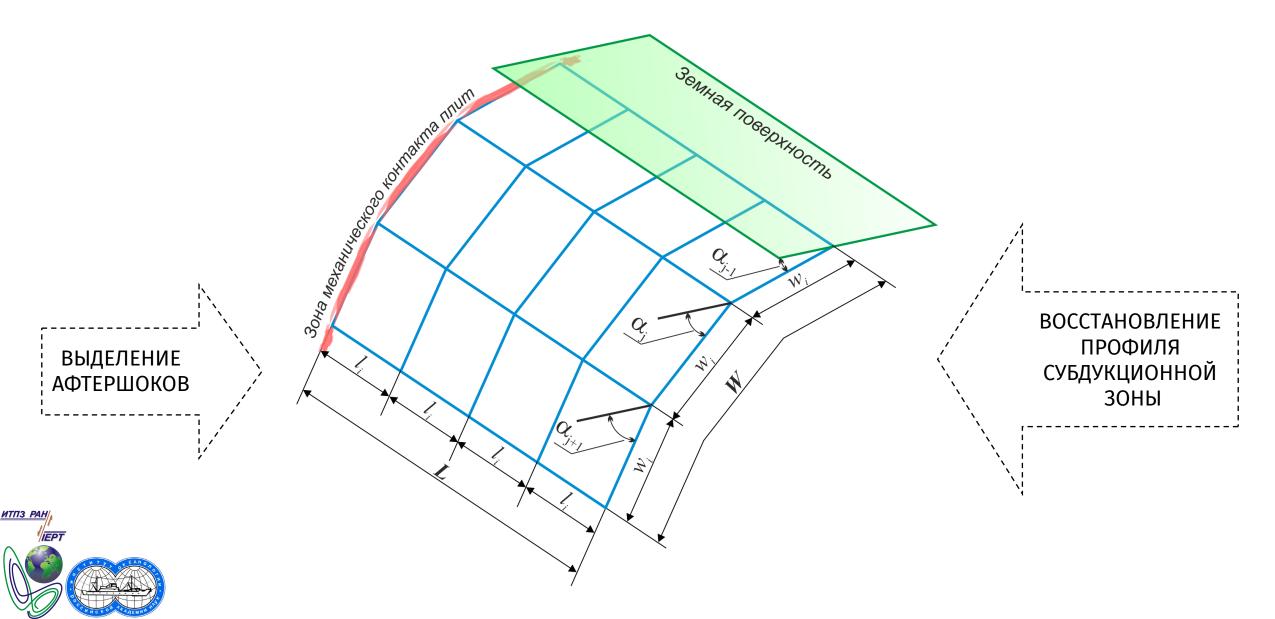




СРАВНЕНИЕ С ДРУГИМИ МЕТОДАМИ



СЕТКА ДИСКРЕТИЗАЦИИ ОЧАГОВОЙ ОБЛАСТИ ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЯ, ИСПОЛЬЗУЕМАЯ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ КОНЕЧНО-ЭЛЕМЕНТНОЙ МОДЕЛИ



ПРЕИМУЩЕСТВА ПРЕДЛОЖЕННОГО ПОДХОДА

- полная автоматизация;
- устойчивость к шуму и неточным данным;
- интерпретируемость результатов;
- готовность к интеграции в оперативные системы, такие как системы прогноза цунами

ОГРАНИЧЕНИЯ ПРЕДЛОЖЕННОГО ПОДХОДА

- малое количество сейсмических данных, особенно в регионах с небольшим количеством датчиков (Алеуты);
- необходимость использования территориальных коэффициентов

ДАЛЬНЕЙШЕЕ РАЗВИТИЕ

Использование методов глубокого обучения (CNN, Transformer)

Расширение NND-кластеризации на 3D-геометрию

Интеграция в систему регистрации смещений земной поверхности в режиме реального времени посредством спутниковой геодезической сети



ВЫВОДЫ

Разработан автоматизированный алгоритм для определения геометрии очагов субдукционных землетрясений на основе робастной регрессии Хубера и NND-кластеризации

Методы обеспечивают устойчивость к шуму и воспроизводимость результатов, но имеют ограничения в регионах с малым объемом данных

Подход применим к глобальным сейсмическим каталогам (NEIC/USGS) и перспективен для систем оперативного прогноза цунами

Дальнейшее развитие включает интеграцию в систему регистрации смещений земной поверхности в режиме реального времени



IV Всероссийская научная конференция «Современные методы оценки сейсмической опасности и прогноза землетрясений»

ПРИМЕНЕНИЕ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ГЕОМЕТРИИ ОЧАГОВ СУБДУКЦИОННЫХ ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ

Игнатьев Дмитрий Александрович

Институт океанологии им. П.П. Ширшова РАН

Владимирова Ирина Сергеевна

Институт теории прогноза землетрясений и математической геофизики РАН, институт океанологии им. П.П. Ширшова РАН



