

ПРОСТРАНСТВЕННЫЕ ВАРИАЦИИ КОЭФФИЦИЕНТА ГРУППИРУЕМОСТИ ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ (НА ПРИМЕРЕ ЯПОНИИ)

Е. А. Цахилова^{*,1,2}

 1 Институт теории прогноза землетря
сений и математической геофизики РАН, Москва, Россия 2 Моск
овский государственный университет имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия

* Контакт: Екатерина Алексеевна Цахилова, tcakhilova.ea16@physics.msu.ru

Статья посвящена пространственному распределению средней продуктивности землетрясений основной части Японии за период 2000–2020 гг. Карты были построены с помощью инструмента The Generic Mapping Tools с использованием каталога Японского Метеорологического Агентства для землетрясений глубиной 40 км от поверхности. Речь идет о «коровых» землетрясениях сухопутной части Японии. Были построены карты для период 2010–2020 гг., где варьировались радиус (25 км, 50 км, 100 км), полнота каталога (1 и 1,5) и ΔМ-продуктивность (1 и 2). Для самой показательной карты была проверена устойчивость картины во времени. Также сделана попытка проверить влияние теплового потока на распределение средней продуктивности землетрясений.

Ключевые слова: Закон продуктивности землетрясений, метод ближайшего соседа, тепловой поток, Япония

Цитирование: Цахилова, Е. А. Пространственные вариации коэффициента группируемости землетрясений (на примере Японии) // Russian Journal of Earth Sciences. — 2023. — Т. 23. — ES6009. — DOI: 10.2205/2023es000902 — EDN: IXDUBS

https://elibrary.ru/ixdubs

Получено: 28 июня 2023 г. Принято: 21 декабря 2023 г. Опубликовано: 31 декабря 2023 г.



© 2023. Автор.

1. Введение

Исследование закономерностей сейсмичности считается ключом к решению проблемы неточности среднесрочного прогноза землетрясений. Иногда перед сильными землетрясениями бывают «рои» землетрясений, которые близки по силе и происходят чаще, чем обычно. Кроме того, перед сильными землетрясениями можно наблюдать «взрывы афтершоков» – высокоактивные серии афтершоков после землетрясений средней силы. Однако эти явления трудно было охарактеризовать с помощью небольшого числа параметров. Прогностические модели с большим количеством параметров могут давать хорошие результаты на прошлых данных, но, как правило, значительно хуже работают при взаимодействии друг с другом. Наиболее ярким примером группируемости землетрясений являются афтершоки мощных землетрясений. Для того, чтобы изучить развитие последовательности землетрясений в пространстве и времени, можно ориентироваться на продуктивность, которая представляет собой количество событий, возникших в результате возмущения напряженного состояния, вызванного другим землетрясением. Такой подход был впервые использован для разработки соответствующих моделей возникновения афтершоков с учетом эмпирического уравнения Омори-Утсу [Utsu, 1970].

В данной работе изучаются различия в продуктивности землетрясений на островной части Японии, где возможны землетрясения с самыми высокими магнитудами [Pisarenko u dp., 2023], в зависимости от их местоположения. Мы используем метод ближайшего соседа для анализа афтершоков, и для определения продуктивности землетрясений мы используем закон, основанный на единственном параметре – параметре кластеризации. Для определения этого параметра мы используем среднюю ΔM -продуктивность, которая является индивидуальной характеристикой каждого землетрясения и определяется по количеству потомков, магнитуда которых удовлетворяет условию: $M \ge M_m - \Delta M$, где M – магнитуда потомка, M_m – магнитуда родителя, а ΔM – фиксированная константа, которую мы задаем.

Продуктивность землетрясений может сильно изменяться в пространстве и времени. Она может зависеть от глубины землетрясений [Shebalin u dp., 2020] и от их теплового потока [Zaliapin u Ben-Zion, 2016]. Именно эти корреляции мы проверяем в нашей работе путем построения карт продуктивностей, глубин и теплового потока землетрясений Японии, затем сравнивая их.

2. Кластеризация землетрясений

2.1. Метрика связи между землетрясениями

Землетрясения могут проявлять сложные корреляции в разных аспектах, а именно: в пространстве, времени и магнитуде. При анализе последовательности землетрясений обычно сначала определяют основной толчок – это событие, которое является самым крупным в группе и выделяется на фоне других. Затем анализируются все остальные землетрясения, которые следуют за основным толчком в течение определенного периода времени. Если эти землетрясения имеют достаточно высокую магнитуду и находятся близко к месту основного толчка, то они могут быть отнесены к афтершокам. Однако перед этим необходимо учесть и промежуточные и более мелкие события, которые могут быть связаны с основным толчком, но не являются афтершоками. Кроме того, стоит учитывать фоновую сейсмичность в округе, чтобы правильно отличить афтершоки от других землетрясений.

Попытки идентификации и классификации афтершоков являются сложным и многогранным процессом, и требуют использования различных методов и подходов для повышения точности. Визуальное наблюдение за сейсмической ситуацией может помочь в классификации афтершоков на основе их характеристик и особенностей, но точная метка для каждого события может быть затруднительной.

В наиболее распространенном подходе афтершоки собираются с помощью подсчета всех событий в заданном пространственно-временном окне после основного события. Однако, выбор самого пространственно-временного окна важен, и может повлиять на результаты классификации. Также, возможно, что некоторые события, которые были классифицированы как афтершоки, на самом деле не связаны с рассматриваемым основным событием, что подчеркивает необходимость уточнения идентификации афтершоков.

Кроме того, никто не знает, являются ли выбранные окна большими или маленькими для минимизации ошибок в процедуре, что также важно. К тому же возникает вопрос о том, как идентифицировать афтершоки, которые могут быть связаны с несколькими крупными событиями. Эти замечания выдвигают основной вопрос: являются ли афтершоки наблюдаемыми индикаторами сейсмичности, или они могут быть определены без использования пространственно-временных окон, выбранных наблюдателем?

В работе [Baiesi и Paczuski, 2004] основана на временном интервале, пространственном расстоянии между землетрясениями и магнитуде первого события. Она позволяет количественно оценить корреляции между землетрясениями. С помощью этой метрики можно автоматически классифицировать события как форшоки, основные толчки или афтершоки, не прибегая к заранее заданным пространственно-временным окнам. Обычно события сильно коррелируют только с предыдущими событиями, а простейшая сетевая конструкция показывает, что каждое землетрясение связано с наиболее коррелированным предшественником. Это позволяет более точно наблюдать за сейсмической активностью и выявлять связи между различными событиями, что может быть полезно для прогнозирования и понимания землетрясений.

Степень связи между двумя землетрясениями, а также возможность рассматривать одно событие как повторное толчок другого, являются важными факторами для решения проблем, связанных с сейсмической активностью и улучшения понимания этого процесса. Этот количественный показатель должен учитывать статистические свойства сейсмической активности и быть устойчивым в пространственно-временном аспекте, в отличие от предыдущих методов идентификации афтершоков. Распределение Гутенберга-Рихтера для числа землетрясений с определенной магнитудой является одним из надежных законов, которые можно использовать в анализе и классификации землетрясений в сейсмической зоне,

$$P(m) \sim 10^{-bm}$$

где *b* – константа, *m* – магнитуда.

Ещё одним законом является фрактальный вид эпицентров землетрясений с размерностью d_f , распространяющийся на всю поверхность Земли, где данных о землетрясениях были систематически собраны. Коэффициенты b и d_f , характеризующие этот закон, могут отличаться в зависимости от исследуемого сейсмического региона и временного интервала. Совмещая эти два закона, можно установить, что среднее количество землетрясений магнитуды в пределах (m; $m + \Delta M$) в радиусе r в течение временного периода t составляет

$$\bar{n} = Cr^{d_f} \Delta m 10^{-bm},$$

где *C* – постоянная, которая зависит от общей сейсмичности в рассматриваемом регионе и в рассматриваемом временном промежутке.

Сколько землетрясений магнитудой в пределах интервала $(m; m + \Delta M)$ можно ожидать в течение временного интервала t и на расстоянии r от данного землетрясения j в сейсмической зоне, если рассмотреть количество землетрясений между двумя событиями i и j, произошедшими в моменты времени T_i и T_j соответственно (где $T_i < T_j$)? Путем определения магнитуды m_i i-го события, расстояния $r = r_{ij}$ между эпицентрами землетрясений и временного интервала $t_{ij} = T_j - T_i$, можно оценить ожидаемое количество событий магнитудой в пределах $(m_i; m_i + \Delta m)$, проиходящих в определенной пространственно-временной области, ограниченной событиями j и i, равное

$$n_{ij} = Cr^{d_f} \Delta m 10^{-bm_i}. \tag{1}$$

В уравнении (1) определенная область не зависит от выбора наблюдателя, а выбирается на основе исторических данных о сейсмической активности в исследуемом регионе.

Снова обратимся к уравнению (1). Среди всех зарегистрированных землетрясений, предшествующих событию j, наименее вероятно возникновение землетрясения i^* , в котором n_{ij} минимально, когда $i = i^*$. Тем не менее, землетрясение i^* все же произошло относительно события j, несмотря на низкую вероятность. Значит, между землетрясениями i^* и j имеется наиболее сильная связь. В общем случае, если значение n_{ij} мало ($\ll 1$), то существует высокая корреляция между событиями i и j, и наоборот. Следовательно, коэффициент корреляции c_{ij} между любыми двумя землетрясениями i и j обратно пропорционален значению n_{ij} в соответствии с вышеприведенным аргументом.

Получается, что уравнение (1) позволяет не только идентифицировать афтершоки, но и установить связи иерархии между ними. Это позволяет решить вопрос о том, кто является лучшим кандидатом на роль маркера, предвещающего события в количественном виде. К тому же такой метод позволяет автоматически формировать иерархически самоорганизующиеся кластеры или сети землетрясений без какого-либо предварительного анализа свойств отдельных событий или выбора пространственно-временных окон. Это делает такой подход к изучению землетрясений более универсальным по сравнению с другими методами.

2.2. Распознавание афтершоков

Кластеризация землетрясений является наиболее заметной особенностью наблюдаемой сейсмичности. Столетние всемирные наблюдения выявили широкий спектр кластеризующих явлений, которые разворачиваются в пространственно-временной области магнитуды и предоставляют наиболее надежную и полезную информацию об основных свойствах потока землетрясений. Хорошо изученные типы кластеризации включают афтершоки, форшоки, пары крупных землетрясений, рои, вспышки афтершоков, повышение сейсмической активности перед крупным региональным землетрясением, переключение глобальной сейсмической активности между различными частями Земли и т.д. Отдельные явления кластеризации и их комбинация являются важным элементом понимания перераспределения сейсмических напряжений и динамики литосферы, а также построения эмпирических методов прогнозирования землетрясений и оценки региональной сейсмической опасности [Zaliapin и dp., 2008].

Работа [Zaliapin u dp., 2008] показывает наличие двух статистически различных групп в зарегистрированной сейсмичности: первая относится к равномерному, абсолютно случайному потоку событий, а вторая – к кластеризации землетрясений. Землетрясения из последней группы подчиняются общепринятым определениям афтершоков. Таким образом, анализ дает достаточные статистические данные для выявления афтершоков, не требующие предварительно заданных параметров кластеризации, таких как вышеуказанные пространственно-временные окна для идентификации афтершоков.

Рассматривается каталог землетрясений, содержащий записи $\{t_i, \theta_i, \phi_i, h_i, m_i\}$, где каждая запись *i* описывает отдельное землетрясение с указанием времени возникновения $t_i, \theta_i, \phi_i, h_i$ и магнитуды m_i . Для определения пространственно-временного расстояния по магнитуде между любыми двумя землетрясениями *i* и *j* используется формула:

$$n_{ij} = \begin{cases} C t_{ij} r_{ij}^{df} 10^{-b(m-m_0)}, & t_{ij} > 0 \\ +\infty, & t_{ij} < 0 \end{cases}$$

По каждой паре землетрясений *i* и *j* из каталога вычисляются временной интервал t_{ij} и расстояние r_{ij} , а также используется фрактальная размерность d_f и наклон графика повторяемости *b*. События, находящиеся на расстоянии не более η , объединяются в ориентированное, по времени, дерево. Ближайший сосед *j* для каждого события *i* выбирается как событие, находящееся на минимальном расстоянии. Событие *i*, которое является ближайшим соседом для события *j*, считается его родителем. Результаты исследования Заляпина произведены на каталоге землетрясений Южной Калифорнии с магнитудой больше или равной 2. Как показано в работе [*Zaliapin u dp.*, 2008], распределения имеют явную бимодальность и указывают на существование двух статистически разных групп землетрясений. Одна группа характеризуется пуассоновской сейсмичностью, а другая относится к скоплениям афтершоков.

Для обнаружения отдельных афтершоков применяется пороговое значение η_0 , и все связи с $\eta_{ij} > \eta_0$ удаляются из дерева, создавая тем самым кластер – набор деревьев. Каждое дерево в кластере отражает отдельную группу землетрясений, которая может быть дополнительно изучена для решения конкретной задачи. Например, часто полагают, что афтершоки имеют меньшую магнитуду, чем соответствующие основные толчки. В таком случае, основной толчок определяется как крупнейшее землетрясение в пределах дерева T_i , а афтершоки считаются событиями, произошедшими из T_i и после основного толчка. Соответственно, форшоки считаются событиями, произошедшими в пределах дерева T_i и до нового толчка.

Имеет весомое значение наличие m_c , то есть минимального значения, по которому мы отсекаем магнитуды в каталоге при анализе афтершоков. Например, если мы анализируем землетрясения с магнитудой $m \ge m_c = 2$, то землетрясение магнитудой m = 2 не может иметь афтершоков меньшей магнитуды, в то время как событие магнитудой m = 5 может иметь афтершоки с магнитудой от 2 до 5. Чтобы выровнять диапазоны магнитуд для возможных повторных толчков основных толчков с разной магнитудой, применяется дельта-анализ, который учитывает только основные толчки с магнитудой $m \ge m_c + \Delta$ и рассматривает повторные толчки только с магнитудой в пределах $\Delta = 2$ единиц ниже, чем у основного толчка. Повторные толчки, обнаруженные с помощью этого анализа, называются Δ -повторными толчками. Анализ учитывает все события и имеет название «регулярный анализ».

2.3. Закон продуктивности землетрясений

Исследования, направленные на анализ причинно-следственных связей, возникающих внутри каскадов триггерной сейсмичности, находятся на ранней стадии развития. Несмотря на то, что механизмы триггерной сейсмичности были обнаружены уже давно, окончательной классификации этих механизмов пока не существует.

Существует несколько подходов к анализу сейсмических данных. Первый метод заключается в использовании итеративного алгоритма для отделения ветвящейся структуры последовательностей землетрясений от фоновой с помощью эпидемической модели сейсмичности [Zhuang u dp., 2002] Второй метод не использует априорной модели и основан на прямом и косвенном выявлении спровоцированных событий [Marsan u Lengliné, 2008]. Еще один подход, как выше упоминалось, заключается в идентификации кластеров землетрясений с помощью функций близости в областях время-пространство-магнитуда [Zaliapin u dp., 2008]. Все эти методы подтверждают зависимость продуктивности от величины триггерного события, но меньше внимания было уделено общей изменчивости числа N инициирующих событий в сейсмических каталогах.

В исследовании [Shebalin u dp., 2020] уделяется особое внимание этому вопросу. Авторы исследования показали, что продуктивность землетрясений связана с количеством событий на следующем уровне иерархии, которые с ним связаны. Это позволяет использовать функцию близости и кластеры ближайших соседей землетрясений для генерации иерархических деревьев кластеризации и определения связей между уровнями иерархии. Используя относительный порог магнитуды для учета масштабной инвариантности, авторы показали, что ΔM -продуктивность каждого события следует экспоненциальному распределению, показатель экспоненты которого не зависит от магнитуды инициирующих событий и уменьшается с глубиной. Эти результаты позволяют лучше понимать активные системы разломов и улучшать эпидемические модели сейсмичности.

3. Методы решения поставленной задачи

Метод ближайшего соседа используется для определения связи между двумя землетрясениями и установления, являются ли они «родительским» и «потомком» друг относительно друга. Одним из показателей этой связи является функция близости:

$$\eta_{12} = \begin{cases} t_{12}(r_{12})^{d_f} 10^{-bm_1}, & t_{12} > 0\\ +\infty, & t_{12} < 0 \end{cases}$$

где t_{12} – время между землетрясениями, r_{12} – расстояние между ними, d_f – фрактальная размерность, b – наклон графика повторяемости, m_1 – магнитуда первого землетрясения.

При использовании метода ближайшего соседа для анализа последовательности землетрясений, для каждого события мы ищем ближайшее к нему землетрясение с минимальным значением функции близости – η . Однако, чтобы события считались связанными, значение η между ними не должно превышать порогового значения функции близости η_0 . Если значение η превышает η_0 , то события не считаются связанными.

Метод, который используется для определения порогового значения η_0 , описан в [Shebalin u dp., 2020]. В данной работе для поиска функции близости используются фрактальная размерность, наклон графика повторяемости и пороговое значение функции близости, полученные в [Shebalin u dp., 2022]. В настоящей работе также используется каталог Японского метеорологического агентства (JMA). Имеем: $d_f = 1,68$, b = 0,86 и $\eta_0 = -4,02$. При расчете продуктивности учитывались только прямые потомки, то есть только с уровня иерархии $N_{\rm родителя} + 1$. ΔM -продуктивность – это количество потомков, с магнитудами удовлетворяющих неравенствам $M_{\rm потомка} \ge M_{\rm родителя} - \Delta M$ и $M - \Delta M \ge M_c$, где M_c – величина полноты.

Основная проблема в задаче оценки локальных значений параметров сейсмического режима заключается в необходимости анализа большого пространственного объема, где шаг регулярной сетки значительно меньше, чем размеры областей, в которых происходят события. Из-за неравномерного распределения сейсмичности результаты сильно зависят от метода сглаживания. В данной работе, мы используем так называемый «метод среднего положения» (МСП), который был предложен в работе [*Vorobieva u др.*, 2023].

Для локальных оценок параметра какого-то параметра a на сетке (i, j) регион сканируется кругами радиусом R с центрами в узлах регулярной сетки с шагом $0,1^{\circ}$ по широте и долготе. В каждом круге подсчитывается значение параметра \bar{a} (средняя продуктивность или среднее значение теплового потока). Поскольку площадь кругов значительно больше площади ячеек регулярной сетки, полученные значения необходимо привести к площади ячейки.

$$\tilde{a} = \bar{a} \frac{S_{\text{cell}}}{S_{\text{circle}}},$$

где $S_{\rm circle}$ и $S_{\rm cell}$ – площади круга и ячейки соответственно.

Если в одну ячейку попадает несколько оценок, выбирается та, что основана на наибольшем числе событий. В «пустых» ячейках значения \tilde{a} определяются путем интерполяции криволинейными сплайнами с помощью встроенной процедуры «Surface» пакета Generic Mapping Tool [*Wessel u dp.*, 2019]. Данный метод используется для сглаживания и сейсмичности, и значений теплового потока для обеспечения единства моделей интерполяции.

4. Результаты

Используется наиболее полный каталог Японского метеорологического агентства (JMA). Сначала рассмотрим период времени 2010–2020 гг., где варьируются следующие параметры: радиус (25 км, 50 км, 100 км), полнота каталога (1 и 1,5) и ΔM (1 и 2) (Рисунки 1, 2, 3)









Затем фиксируем R = 50км, $M_c = 1,5$ и $\Delta M = 2,$ т.к. такая карта более информативная в силу большего количества событий, а так же в ней нет излишнего размытия, как, например, при R = 100км. Далее проверим устойчивость картины во времени. Для этого построим карты с зафиксированными параметрами R, M_C и ΔM для разных периодов времени (рис. 4).



Рис. 4. Карты средней продуктивности Японии с параметрам
иR=50км, $M_c=1,5$ и $\Delta M=2.$

Затем мы строим карту средней продуктивности с параметрами R=50км, $M_c=1,5$ и $\Delta M=2$ для диапазона 2000–2020 гг. (рис. 5а) и сравниваем с картой поверхностного теплового потока островной части Японии (рис. 5б).



Рис. 5. (а) Карта средней продуктивности Японии с параметрами R = 50 км, $M_c = 1, 5$ и $\Delta M = 2$ за 2000–2020 гг.; (б) карта поверхностного теплового потока Японии.

В связи с разным порядком плотности набора данных, используемых для построения карты продуктивности и карты теплового потока были построены карты с одинаковым методом интерполяции (методом среднего положения), нормированные при этом на собственный максимум (рис. 6).



Рис. 6. Карта продуктивности и карта теплового потока, интерполированные единым методом (методом среднего положения).

Полученные результаты свидетельствуют о слабой корреляции (коэффициент корреляции 0,56) между двумя параметрами, что может свидетельствовать за ограниченное влияние теплого потока на распределение коровой сейсмичности Японии (рис. 7).



Рис. 7. Карта отношений отнормированной продуктивности к отнормированному тепловому потоку (75-й процентиль). Коэффициент корреляции 0,56.

5. Обсуждение и выводы

В данной работе исследованы характерные особенности поведения продуктивности и ее изменчивости на примере каталога коровых землетрясений Японии.

Основным выводом работы является то, что картина средней продуктивности островной части Японии устойчива во времени (карты на рис. 4).

Другим результатом является количественный определение корреляции параметров поверхностного теплового потока и средней ΔM -продуктивности, которое не показало тесной связи для коровой сейсмичности Японии за 2000–2020 гг. Положительная корреляция между сейсмичностью и тепловым потоком была исследована и показана (при тепловом потоке выше некоторого значения) в работе [*Cheng, Ch. u dp.*, 2020]. Однако сейсмичность авторы определяли через параметр β – относительное распределение сейсмического момента (энергии) по размерам.

Благодарности. Работа выполнена при поддержке государственного задания ФГБУ Институт теории прогноза землетрясений и математической геофизики Российской академии наук.

Список литературы

- Baiesi M., Paczuski M. Scale-free networks of earthquakes and aftershocks // Physical Review E. 2004. T. 69, № 6. C. 066106. DOI: 10.1103/PhysRevE.69.066106.
- Cheng, Ch., Hui C., Yang J. $u \partial p$. The relationship between heat flow and seismicity in global tectonically active zones // Open Geosciences. -2020. T. 12, Nº 1. -C. 1430-1439. DOI: 10.1515/geo-2020-0195.
- Marsan D., Lengliné O. Extending Earthquakes' Reach Through Cascading // Science. 2008. T. 319, № 5866. C. 1076–1079. DOI: 10.1126/science.1148783.
- Pisarenko V. F., Skorkina A. A., Rukavishnikova T. A. Application of New Statistical Methods to Estimation of the Seismicity Field Parameters by an Example of the Japan Region // Izvestiya, Physics of the Solid Earth. - 2023. -T. 59, № 6. - C. 967-978. - DOI: 10.1134/S1069351323060162.
- Shebalin P., Baranov S., Vorobieva I. Earthquake Productivity Law in a Wide Magnitude Range // Frontiers in Earth Science. - 2022. - T. 10. - DOI: 10.3389/feart.2022.881425.
- Shebalin P. N., Narteau C., Baranov S. V. Earthquake productivity law // Geophysical Journal International. 2020. T. 222, № 2. C. 1264—1269. DOI: 10.1093/gji/ggaa252.
- Utsu T. Aftershocks and earthquake statistics (II): Further investigation of aftershocks and other earthquake sequences based on a new classification of earthquake sequences // Journal of the Faculty of Science, Hokkaido University. Series 7, Geophysics. -1970. T. 3, Nº 4. C. 197-266.

- Vorobieva I. A., Gvishiani A. D., Shebalin P. N. *u* ∂*p*. Integrated Earthquake Catalog II: The Western Sector of the Russian Arctic // Applied Sciences. 2023. T. 13, № 12. C. 7084. DOI: 10.3390/app13127084.
- Wessel P., Luis J. F., Uieda L. $u \partial p$. The Generic Mapping Tools Version 6 // Geochemistry, Geophysics, Geosystems. 2019. T. 20, Nº 11. C. 5556—5564. DOI: 10.1029/2019gc008515.
- Zaliapin I., Ben-Zion Y. A global classification and characterization of earthquake clusters // Geophysical Journal International. 2016. T. 207, № 1. C. 608-634. DOI: 10.1093/gji/ggw300.
- Zaliapin I., Gabrielov A., Keilis-Borok V. *u ∂p.* Clustering Analysis of Seismicity and Aftershock Identification // Physical Review Letters. 2008. T. 101, № 1. C. 018501. DOI: 10.1103/PhysRevLett.101.018501.
- Zhuang J., Ogata Y., Vere-Jones D. Stochastic Declustering of Space-Time Earthquake Occurrences // Journal of the American Statistical Association. 2002. T. 97, № 458. C. 369-380. DOI: 10.1198/016214502760046925.



Spatial Variations of Earthquake Clustering Factor in Japan

E. A. Tsakhilova¹,

 $^{1}\mathrm{Lomonosov}$ Moscow State University, Moscow, Russia

 $^2 \mathrm{Institute}$ of Earthquake Prediction Theory and Mathematical Geophysics, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

****Correspondence to:** E. A. Tsakhilova, tcakhilova.ea16@physics.msu.ru

The article is devoted to the spatial distribution of the average productivity of earthquakes in the main part of Japan for the period 2000–2020. The maps were generated with The Generic Mapping Tools using the Japan Meteorological Agency catalog for earthquakes 40 km below the surface. We are talking about «crustal» earthquakes on the island part of Japan. Maps were built for the period 2010–2020, where the radius (25 km, 50 km, 100 km), catalog completeness (1 and 1.5) and ΔM -productivity (1 and 2) were varied. For the most indicative map, the stability of the picture in time was checked. An attempt was also made to test the effect of surface heat flux on the distribution of average earthquake productivity.

Keywords: Earthquake productivity law, nearest neighbor method, heat flow, Japan

Published: 31 December 2023

Recieved: 28 Juny 2023 Accepted: 21 December 2023

O 2023. The Authors.

Citation: Tsakhilova, E. A. (2023), Spatial Variations of Earthquake Clustering Factor in Japan, Russian Journal of Earth Sciences, 24, ES2009, https://doi.org/10.2205/2023ES000902 EDN: IXDUBS

References

- Baiesi M., Paczuski M. Scale-free networks of earthquakes and aftershocks // Physical Review E. 2004. Vol. 69, no. 6. P. 066106. DOI: 10.1103/PhysRevE.69.066106.
- Cheng, Ch., Hui C., Yang J., et al. The relationship between heat flow and seismicity in global tectonically active zones // Open Geosciences. 2020. Vol. 12, no. 1. P. 1430–1439. DOI: 10.1515/geo-2020-0195.
- Marsan D., Lengliné O. Extending Earthquakes' Reach Through Cascading // Science. 2008. Vol. 319, no. 5866. P. 1076–1079. DOI: 10.1126/science.1148783.
- Pisarenko V. F., Skorkina A. A., Rukavishnikova T. A. Application of New Statistical Methods to Estimation of the Seismicity Field Parameters by an Example of the Japan Region // Izvestiya, Physics of the Solid Earth. — 2023. — Vol. 59, no. 6. — P. 967–978. — DOI: 10.1134/S1069351323060162.
- Shebalin P., Baranov S., Vorobieva I. Earthquake Productivity Law in a Wide Magnitude Range // Frontiers in Earth Science. 2022. Vol. 10. DOI: 10.3389/feart.2022.881425.
- Shebalin P. N., Narteau C., Baranov S. V. Earthquake productivity law // Geophysical Journal International. 2020. Vol. 222, no. 2. P. 1264–1269. DOI: 10.1093/gji/ggaa252.
- Utsu T. Aftershocks and earthquake statistics (II): Further investigation of aftershocks and other earthquake sequences based on a new classification of earthquake sequences // Journal of the Faculty of Science, Hokkaido University. Series 7, Geophysics. 1970. Vol. 3, no. 4. P. 197–266.
- Vorobieva I. A., Gvishiani A. D., Shebalin P. N., et al. Integrated Earthquake Catalog II: The Western Sector of the Russian Arctic // Applied Sciences. 2023. Vol. 13, no. 12. P. 7084. DOI: 10.3390/app13127084.
- Wessel P., Luis J. F., Uieda L., et al. The Generic Mapping Tools Version 6 // Geochemistry, Geophysics, Geosystems. 2019. Vol. 20, no. 11. P. 5556–5564. DOI: 10.1029/2019gc008515.

- Zaliapin I., Ben-Zion Y. A global classification and characterization of earthquake clusters // Geophysical Journal International. 2016. Vol. 207, no. 1. P. 608–634. DOI: 10.1093/gji/ggw300.
- Zaliapin I., Gabrielov A., Keilis-Borok V., et al. Clustering Analysis of Seismicity and Aftershock Identification // Physical Review Letters. 2008. Vol. 101, no. 1. P. 018501. DOI: 10.1103/PhysRevLett.101.018501.
- Zhuang J., Ogata Y., Vere-Jones D. Stochastic Declustering of Space-Time Earthquake Occurrences // Journal of the American Statistical Association. 2002. Vol. 97, no. 458. P. 369–380. DOI: 10.1198/016214502760046925.