

Анализ эффективности использования данных космической геодезии для прогноза землетрясений¹

В.Г. Гитис, А.Б. Дерендяев, К.Н. Петров

Институт проблем передачи информации, Российская академия наук, Москва, Россия

Поступила в редколлегию 17.11.2020

Аннотация—Оценивается эффективность использования данных космической геодезии для прогноза землетрясений с помощью метода минимальной области тревоги. Оценка получена при прогнозе землетрясений Японии с магнитудами $m \geq 6.0$ и глубинами гипоцентров до 60 км, произошедшими в 2016–2020 гг. Результаты прогноза по данным GPS сравниваются с результатами случайного прогноза, прогноза по данным пространственной плотности эпицентров землетрясений, прогноза по пространственно-временным сейсмическим данным и прогноза по объединенным данным GPS и сейсмологическим. Показано, что согласованность процессов изменения скоростей различных типов поля деформаций поверхности земли в комбинации с величиной изменения скорости квадрата сдвиговой деформации может являться предвестником сильных землетрясений. Показано, что вероятность прогноза землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$ по данным GPS статистически значимо выше, чем вероятность прогноза по случайному полю и по полю пространственной плотности землетрясений. Вероятность успешного прогноза землетрясений по сейсмологическим данным выше вероятности прогноза по данным GPS. Добавление полей, вычисленных по данным GPS, к полям, вычисленным по каталогу землетрясений, практически не изменяет вероятность прогноза. Полученные результаты являются предварительными и требуют дополнительных исследований в других сейсмоактивных регионах.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: Данные космической геодезии, временные ряды, GPS, прогноз землетрясений, пространственно-временные поля, метод минимальной области тревоги.

1. ВВЕДЕНИЕ

При подготовке землетрясения в непосредственной близости от будущего очага происходят аномальные изменения ряда процессов. Аномальные отклонения инструментально зафиксированы в частоте и силе сейсмических событий, в деформациях земной поверхности, в химическом составе флюидов, в уровне грунтовых вод, во времени прохождения сейсмических волн, в значениях электрических и геомагнитных полей и др. [1, 2]. В настоящее время наиболее широкий доступ имеется к данным сейсмологического мониторинга. Поэтому обычно при прогнозе землетрясений используют только сейсмологические данные [3, 4, 5]. Использование дополнительной информации о пространственно-временных изменениях состояния геологической среды может обеспечить более точный прогноз землетрясений.

В последние годы для ряда сейсмически активных регионов публикуются данные мониторинга смещений поверхности земли, полученные при помощи систем глобального позиционирования (GPS). Эти данные используются для изучения блоковых моделей земной коры и в исследованиях по прогнозу землетрясений. В работах [6, 7, 8, 9] смещения поверхности земли оцениваются по тройкам станций наземной сети GPS. Треугольники с вершинами в точках нахождения станций могут пересекать разные плиты. Показано, что перед сильными

¹ Исследование выполнено в ИППИ РАН частично за счет гранта РФФИ 20-07-00445.

землетрясениями происходят изменения площади и других параметров треугольников. В ряде более поздних работ для исследования эффективности прогноза землетрясений по данным GPS применяются методы искусственного интеллекта [10, 11, 12]. В работе [13] GPS данные о смещениях поверхности земли применены к прогнозу 15 крупных землетрясений в западной части Северной Америки в 2007–2016 годах. Алгоритм прогноза использует очищенные от шумов временные ряды горизонтальных и вертикальных смещений приемных станций GPS.

В данной работе мы рассматриваем только горизонтальные компоненты скоростей смещения. В работе [14] теоретически показано, что поле горизонтальных скоростей смещений поверхности земли отражает движения блоков земной коры. В [15] на данных Бишкекского полигона Научной станции РАН показано, что сейсмичность усиливается в тех областях, где горизонтальная компонента скорости изменения размеров и/или поворота поверхности земли близки к максимальным значениям.

В статье мы оцениваем эффективность использования данных космической геодезии для прогноза землетрясений. Очевидно, что эффективность данных зависит не только от самих данных, но и методов их применения и обработки. В развиваемой нами технологии систематического прогноза землетрясений все типы исходных данных преобразуются в единообразные пространственные и пространственно-временные сеточные поля. Для прогноза разработан метод машинного обучения, названный методом минимальной области тревоги [16, 17]. Этот метод кратко изложен в разделе 2. В разделах 3 и 4 обсуждаются результаты моделирования прогноза сильных землетрясений Японии по данным GPS и результаты прогноза, полученные при объединении данных GPS с сейсмологическими данными.

2. МЕТОД ПРОГНОЗА

Метод минимальной области тревоги разработан для систематического прогноза сильных землетрясений с магнитудами выше определенного порога [17, 18]. При систематическом прогнозе землетрясений требуется с регулярным шагом по времени Δt указывать на карте *зону тревоги*, в которой на интервале Δt ожидается эпицентр целевого землетрясения. Демонстрационная версия системы систематического прогноза землетрясений с 2018 года доступна на сайте (<https://distcomp.ru/geo/prognosis/>).

Мы предполагаем, что сильным землетрясениям предшествуют аномальные проявления, которые отображаются в сеточных пространственно-временных полях, представляющих изменения характеристик сейсмического процесса. Метод минимальной области тревоги обучается вычислять зоны тревоги по ретроспективным наблюдениям, состоящим из пространственно-временных полей $\mathbf{F}_i, i = 1, \dots, I$, и выборки, состоящей из маркированных целевых аномальных объектов и не маркированной смеси из целевых и нормальных объектов. Аномальными объектами здесь являются выбираемые алгоритмом обучения векторы со значениями полей в узлах координатной сетки, которые предшествуют эпицентрам целевых землетрясений $q=1, \dots, Q$ с магнитудами $m \geq M$ (предвестники землетрясений). Смесь объектов представляют векторы значений во всех остальных узлах координатной сетки. Такая постановка в машинном обучении относится к задачам одноклассовой классификации [19, 20, 21].

Поля \mathbf{F}_i представлены в единой координатной сетке. Значения полей в узлах сетки $n=1, \dots, N$ соответствуют векторам I -мерного пространства признаков $\mathbf{f}^{(n)} \in \mathbb{R}^I$. Цель обучения состоит в том, чтобы вычислить пространственно-временное поле Φ , называемое *полем тревоги*. Значения поля тревоги $\phi^{(n)} \geq V_0$ выделяют в нем пространственно-временную область, называемую областью тревоги. Временной срез области тревоги в момент t^* является именно той зоной тревоги, в которой на интервале прогноза $(t^*, t^* + \Delta t)$ ожидается появление эпицентра целевого землетрясения.

При обучении алгоритм обнаруживает целевые события. Событие *обнаружено*, если на интервале обучения его эпицентр попадает в область тревоги. Целевое землетрясение *предсказано* на шаге прогноза $(t^*, t^* + \Delta t)$, если его эпицентр попадает в *зону тревоги* $S(t^*)$, которая является последним временным срезом области тревоги. Прогноз тем успешнее, чем больше произведение $S(t^*)\Delta t$. Вместе с тем очевидно, что величина этой пространственно-временной области должна быть разумно ограничена. Показателями качества прогноза являются оценка вероятности успешного прогноза событий (вероятность прогноза) и размер области тревоги на интервале обучения. Желательно в результате обучения получить решение, при котором достигается максимальное число успешных прогнозов целевых событий при заданном размере области тревоги.

Метод минимальной области тревоги основан на модели, которая позволяет ввести меру аномальности векторов пространства признаков. Эту меру алгоритм использует, чтобы выделить из всех векторов пространства признаков те, которые можно считать предвестниками произошедших целевых землетрясений. Модель содержит два предположения.

1. *Условие аномальности*: в пространстве признаков целевым землетрясениям предшествуют векторы (предвестники землетрясений), для которых значения некоторых компонент (значения некоторых полей признаков) маловероятны и близки к максимальным (или минимальным). Для упрощения объяснения будем предполагать, что предвестники принимают только максимальные значения.
2. *Условие монотонности*: векторы пространства признаков, значения которых покомпонентно больше или равны вектору предвестника землетрясений также могут быть предвестниками аналогичных событий.

Для обучения алгоритм прогноза землетрясений требует определить для каждого целевого события его предвестник. Пусть событию q предшествует предвестник $\mathbf{f}^{(q)} \in \mathbb{R}^I$. С предвестником связано множество $w^{(q)}$ точек пространства признаков, которые покомпонентно больше или равны $\mathbf{f}^{(q)}$, т.е. $w^{(q)} = \{\mathbf{f}^{(n)} \in \mathbb{R}^I : f_i^{(n)} \geq f_i^{(q)}, i = 1, 2, \dots, I\}$. Будем называть это множество ортантом $w^{(q)}$ с вершиной в точке $\mathbf{f}^{(q)}$, а векторы $\mathbf{f}^{(n)} \in w^{(q)}$ — *базовыми векторами* целевого события q .

Базовые векторы события q согласно условию монотонности также являются предвестниками аналогичных событий. В географических координатах каждый базовый вектор формирует *цилиндр тревоги* радиуса R и образующей T . Цилиндр тревоги базового вектора $\mathbf{f}^{(n)}$ имеет центр основания в узле сетки n с координатами $(x^{(n)}, y^{(n)}, t^{(n)})$, радиус основания R и образующую $[x^{(n)}, y^{(n)}, t^{(n)}], (x^{(n)}, y^{(n)}, t^{(n)} + T)$, где $t^{(n)} \in [t_0, t^*]$, где t_0 — время начала обучения, t^* — момент прогноза. Землетрясение может быть предсказано только в том случае, если его эпицентр попадет в один из цилиндров тревоги. Объединение цилиндров тревоги, сформированных базовыми векторами ортанта $w^{(q)}$, выделяет множество узлов сетки $W^{(q)}$, $|W^{(q)}| = L^{(q)}$. Теперь заметим, что землетрясение q с координатами эпицентра $(x^{(q)}, y^{(q)}, t^{(q)})$ может попасть в цилиндр тревоги, а следовательно, может быть предсказано тогда и только тогда, если его предвестнику $\mathbf{f}^{(q)}$ соответствует какой-либо узел сетки из цилиндра с центром основания в точке $(x^{(q)}, y^{(q)}, t^{(q)})$, радиусом R и образующей $[(x^{(q)}, y^{(q)}, t^{(q)} - T), (x^{(q)}, y^{(q)}, t^{(q)})]$. Этот цилиндр назовем *цилиндром предвестника* события q . Предвестником события q является вектор $\mathbf{f}^{(q)} \in \mathbb{R}^I$, который, имеет минимальное значение объема тревоги $v^{(q)} = L^{(q)}/L$ среди всех векторов, соответствующих узлам сетки этого цилиндра, где L — число всех узлов сетки пространственно-временной области анализа. Величина $v^{(q)}$ (*объем предвестника*) определяет меру аномальности предвестника события q .

Качество решения определяют два показателя: (1) оценка вероятности прогноза (*вероятность прогноза*) U , равная доле предсказанных целевых событий Q^* от всех целевых Q собы-

тий, $U = Q^*/Q$, и (2) объем тревоги V , равный отношению числа узлов сетки L^* со значениями поля тревоги $\phi^{(n)} \geq V_0$ к числу узлов сетки L области анализа, $V = L^*/L$. Из определения можно видеть, что объем тревоги V равен вероятности обнаружения целевых событий случайным полем, состоящим из $L^* = VL$ узлов сетки. Наглядным представлением качества прогноза является зависимость $U(V)$, которая является аналогом ROC-кривой [22, 23].

В задачах классификации оптимальное решающее правило находится путем минимизации функции потерь от ошибок пропуска целевых событий и ложной тревоги. В нашем случае оптимальный алгоритм обучения должен вычислять область тревоги с объемом тревоги V_0 , которая для любого значения $V \leq V_0$ обеспечивает максимальное значение U . Такое решение требует больших вычислений из-за того, что наборы базовых векторов, связанных с разными предвестниками землетрясений, пересекаются. Поэтому мы рассматриваем решения, близкие к оптимальным.

Алгоритм вычисления поля тревоги является непараметрическим. Он состоит из двух шагов: (I) Сгенерировать учебную выборку $\{\mathbf{f}^{(q)}, v^{(q)}\}$; (II) Вычислить поле тревоги Φ . Три версии алгоритма обучения являются наиболее важными. Первая версия алгоритма является наименее вычислительно-ёмкой. Эта версия выбрана для тестирования. В ней поле тревоги определяется последовательностью, в которой значения объемов тревоги предвестников увеличиваются: $v^{(1)} \leq v^{(2)} \leq \dots \leq v^{(q)} \leq \dots \leq v^{(Q)}$. Вторая версия алгоритма позволяет оптимизировать поле тревоги так, чтобы при каждом увеличении значения вероятности обнаружения U на $1/Q$ для вычисления значений поля тревоги выбиралась такая очередная точка $\mathbf{f}^{(q)}$, для которой объем тревоги увеличивается минимально. Третья версия алгоритма позволяет оптимизировать прогнозное поле так, чтобы оно обнаруживало максимальное число событий при объеме тревоги не более заданного.

Рассмотрим первую версию алгоритма.

1. Сгенерировать учебную выборку $\{\mathbf{f}^{(q)}, v^{(q)}\}$. Упорядочить прецеденты $\mathbf{f}^{(q)}$, $q=1, \dots, Q$, в соответствии с увеличением объемов тревоги целевых событий $v^{(1)} \leq v^{(2)} \leq \dots \leq v^{(q)} \leq \dots \leq v^{(Q)}$.
2. Вычислить поле тревоги Φ .
 - (а) Присвоить узлам сетки поля тревоги значения, равные 1.
 - (б) Заменить значение 1 поля Φ на $V(1) = v^{(1)}$ для множества $W^{(1)}$ узлов сетки, соответствующих базовым точкам прецедента $\mathbf{f}^{(1)}$; заменить значение 1 на $V(2) = |W^{(1)} \cup W^{(2)}|/L$ в узлах сетки, $W^{(2)} \setminus W^{(1)}$; заменить значение 1 на $V(3) = |W^{(1)} \cup W^{(2)} \cup W^{(3)}|/L$ в узлах сетки $W^{(3)} \setminus (W^{(1)} \cup W^{(2)})$, и далее последовательно заменять значения 1 на соответствующие значения объемов тревоги. Полученное поле Φ принимает значения $V(1) \leq V(2) \leq \dots \leq V(q) \leq \dots \leq V(Q)$ или 1.

Вычисленное поле Φ определяет значения объемов тревоги для всех цилиндров тревоги, в которые попадают целевые события. Узлы сетки поля Φ со значениями $\phi \leq V_0$ определяют область тревоги.

3. МОДЕЛИРОВАНИЕ

3.1. Технология

Эффективность использования информации о смещениях поверхности земли по данным GPS для прогноза землетрясений в большой степени зависит от методов обработки и анализа данных. Для прогноза землетрясений использовался метод минимальной области тревоги. Моделирование выполнялось на сетевой ГИС GeoТайм 3 (<http://geo.iitp.ru/GT3/>). Оно имитирует работу реальной системы прогноза землетрясений.

Технология моделирования, как и прогноз, состоит в следующем. Выбирается область анализа. В качестве исходных данных могут использоваться точечные поля, временные ряды и растровые слои. Все исходные данные преобразуются в единообразные сеточные пространственные и пространственно-временные поля, по которым в каждый момент прогноза вычисляются зоны ожидаемых эпицентров целевых землетрясений. Прогноз выполняется систематически с постоянным шагом. На каждом шаге n производится обучение по данным, имеющимся от начала обучения до момента прогноза t_n , и тестирование вычисленного при обучении решающего правила на интервале $(t_n, t_n + \Delta t)$. При обучении по данным мониторинга вычисляются новые значения сеточных полей признаков прогноза, дополняется учебная выборка эпицентров целевых землетрясений, вычисляется область тревоги со значениями $\phi \leq V_0$ и зона тревоги $S(t_n)$. При тестировании проверяется попадание новых эпицентров целевых землетрясений в вычисленную зону тревоги.

3.2. Область анализа

Для исследования выбрана территория Японии в границах 130° – 145.5° в.д., 30° – 43° с.ш. Прогнозировались землетрясения с магнитудами $m \geq 6.0$ и глубинами гипоцентров $H \leq 60$ км. Область анализа определялась пересечением двух областей A и B . Область A определялась как территория, для которой расстояние от любой точки до станций мониторинга смещений поверхности земли по данным GPS не превышает 50 км. Область B вычислялась по сейсмологическим данным. Она подбиралась такой, чтобы в ней при объеме тревоги $V = 0.2$ вероятность прогноза целевых землетрясений по полю пространственной (2D) плотности эпицентров землетрясений U_{2D} была $P_{2D} \approx 0.3 - 0.4$. Для этого на временном интервале до начала обучения вычислялось поле 2D плотности эпицентров землетрясений с радиусом усреднения 50 км. Граница области анализа определялась по значениям поля $U_{2D} \geq C$. Если вероятность прогноза для порога C оказывалась больше заданной P_{2D} , то порог C увеличивался и процедура повторялась. Далее область анализа находилась как пересечение областей A и B .

3.3. Вычисление полей признаков по данным GPS

На территории Японии расположено 1420 приемных станций GPS. Область анализа содержит 1229 станций. GPS регистрирует координаты станций. Изменение координат определяет вертикальные и горизонтальные компоненты смещений поверхности земли. Сеть приемных станций GPS, область анализа и эпицентры целевых землетрясений показаны на рис. 1. Станции равномерно покрывают область анализа. Среднее минимальное расстояние между станциями – 12,8 км, стандартное отклонение – 5,4 км.

Известно, что более точные измерения положения приемной станции относятся к горизонтальным компонентам ее координат. Для анализа использовались временные ряды суточных смещений поверхности земли на интервале 01.01.2009–26.07.2020. Данные получены от Геодезической лаборатории Невады (NGL) [24].

Вычисление полей признаков прогноза землетрясений по данным GPS производится в 2 этапа. Целью первого этапа является выделение полезного сигнала из временных рядов координат приемных станций. Целью второго этапа является вычисление пространственно-временных полей признаков прогноза.

Временные ряды скоростей смещений поверхности земли

Исходные данные представляют временные ряды координат $x(t)$ и $y(t)$ 1229 станций приема сигналов GPS в направлениях З-В и С-Ю на интервале 01.01.2009–26.07.2020. Значения координат даны с шагом 1 сутки. Суточные скорости смещений поверхности земли $g_x(t)$ и

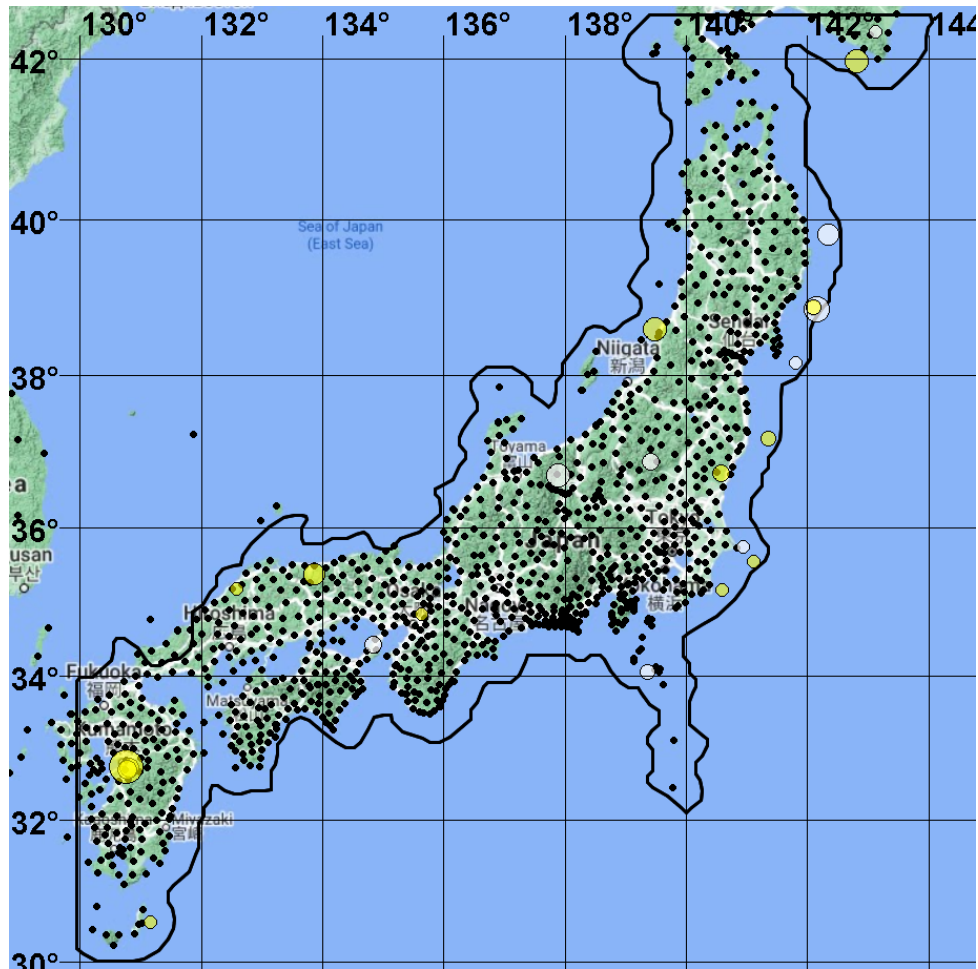


Рис. 1. Область анализа, сеть станций приема сигналов GPS и эпицентры целевых землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$, на интервале 01.01.2011–26.07.2020. Желтым, цветом выделены эпицентры землетрясений, начиная с 2016 года, которые использовались для тестирования.

$g_y(t)$ определяются по двум координатам приёмной станции GPS, разнесенным во времени на величину интервала T_0 : $g_x(t) = (x(t) - x(t - T_0))/T_0$, $g_y(t) = (y(t) - y(t - T_0))/T_0$.

Во временных рядах координат станций имеются разрывы. В нашем случае по каждой координате произошло по 23682 разрывов и по 168218 суток пропущенных измерений. Поскольку оценки скорости смещения опережают время значения первых координат станции $x(t - T_0)$ и $y(t - T_0)$ на T_0 суток, то каждый разрыв в временных рядах координат станций увеличивает число пропущенных значений в временных рядах скоростей на T_0 суток. При большом числе разрывов число пропущенных значений скорости может значительно превышать число пропущенных значений координат. Чтобы ограничить число пропусков значений скорости, мы линейно интерполируем значения координат на пропусках меньше или равных T_0 . При разрывах с пропусками более T_0 суток мы заканчиваем вычисление скорости на последнем значении координаты станции до начала разрыва и вновь оцениваем скорости, начиная с первого значения координаты станции после разрыва.

Для вычисления скоростей выбран интервал $T_0 = 30$ суток. Для этого интервала величина перемещения станции сопоставима с величиной шума суточных измерений. За 30 суток по каждой координате произошло 23119 разрывов, что составляет 97.62% от всех разрывов во временных рядах, и 50537 пропусков измерений (30.04%). При этом число пропущенных значений скоростей по каждому из направлений З-В и С-Ю возросло на $(23682 - 23119) \times 30 = 16890$ (10.04%).

Первый этап препроцессинга данных GPS завершается вычислением пространственно-временных сеточных полей компонент скоростей \mathbf{V}_x и \mathbf{V}_y в направлениях З-В и С-Ю. Поля представлены в сетке $\Delta x \times \Delta y \times \Delta t = 0.1^\circ \times 0.075^\circ \times 1$ суток. Вычисление полей выполнено в 2 шага. На первом шаге используется метод интерполяции, известный как метод обратных взвешенных расстояний. При интерполяции пропуски значений временных рядов не заполнялись, а учитывались как отсутствие станции мониторинга. Значения полей в узлах сетки для каждого временного среза поля компоненты скоростей З-В, вычислялись по формуле:

$$V_{xn}(t) = \frac{\sum_{k=1}^K g_{xk}(t)/(r_k^p)}{\sum_{k=1}^K 1/(r_k^p)}, \quad (1)$$

где $V_{xn}(t)$ — значение поля компоненты скорости З-В в узле сетки n в момент t , K — максимальное количество ближайших к узлу n станций в круге радиуса R_{max} , значения которых используются для интерполяции, $g_{xk}(t)$ — значение компоненты скорости З-В для k -й приёмной станции, $k = 1, \dots, K$, в момент времени t , $r_k \leq R_{max}$ — расстояние от точки k -го станции до узла сетки n , p — степень, определяющая зависимость веса станции от ее расстояния до узла сетки. Параметрами интерполяции являются $K = 5$, $R_{max} = 50$ км, $p = 1$. Если $r_k = 0$, то $V_{xn}(t) = g_{xk}(t)$. Вычисление поля компоненты С-Ю аналогично. На втором шаге полученные поля сглаживаются с пространственным прямоугольным скользящим окном 25×25 км².

На рисунках 2 и 3 в качестве примера показаны временные ряды в точке с координатами 35.45° с.ш., 139.2° в.д.: (А) координаты станции, (В) суточные скорости и (С) значения компонент полей скоростей \mathbf{V}_x и \mathbf{V}_y . Слева на рисунках показан интервал 01.01.2009–26.07.2020, а справа — интервал 01.01.2016–26.07.2020. Скачок временного ряда координат станций и выбросы в рядах скоростей обусловлены землетрясением у тихоокеанского побережья Тохоку (11.04.2011). Можно видеть, что пропуски значений координат станции вызывают пропуски во временных рядах суточных скоростей смещения поверхности земли. Однако при вычислении полей скоростей \mathbf{V}_x и \mathbf{V}_y пропущенные значения скоростей заполняются за счет интерполяции данных от других приёмных станций GPS.

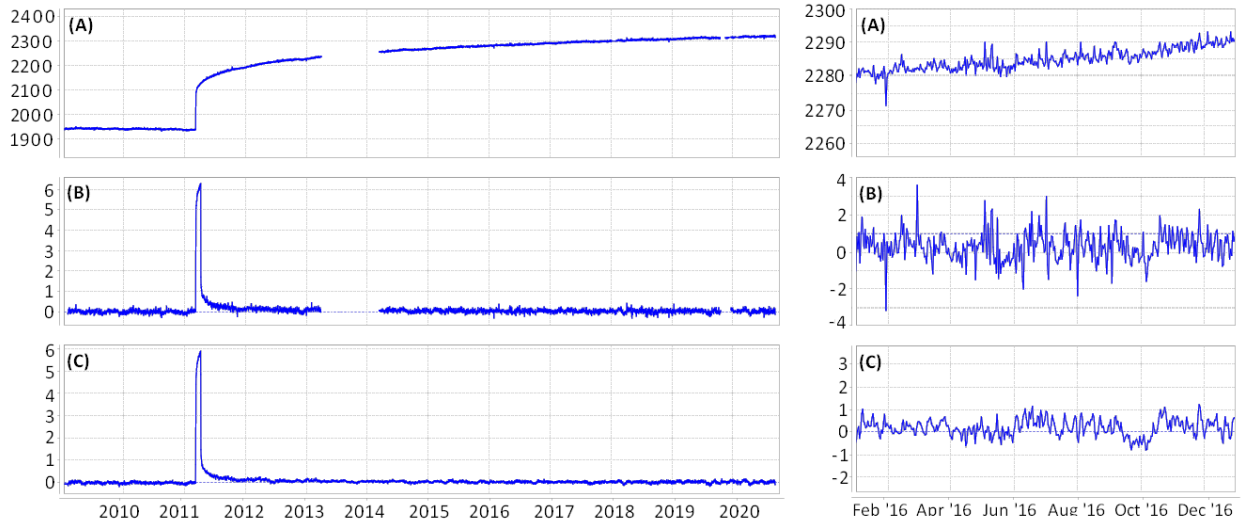


Рис. 2. Временные ряды компонент смещения в направлении З-В в точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д. Слева: интервал 01.01.2009–26.07.2020; справа: интервал 01.01.2016–01.01.2017; (А) - Ряд координат $x(t)$ станции (мм); (В) - Ряд суточных скоростей $g_{xk}(t)$ (мм/сутки); (С) - Ряд значений компоненты поля скоростей $V_{xn}(t)$ (мм/сутки).

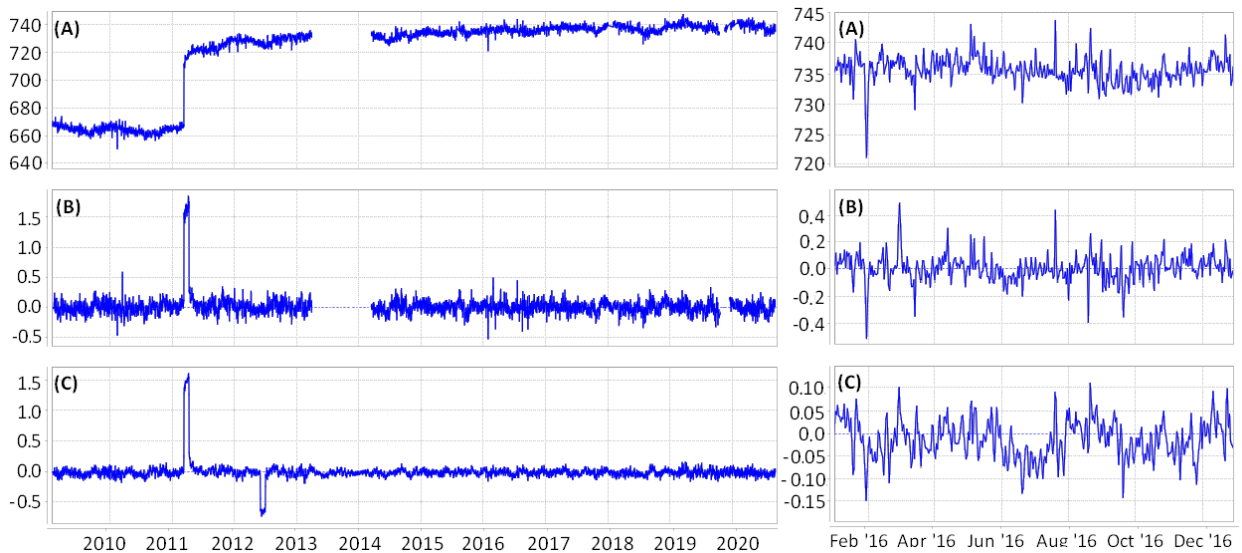


Рис. 3. Временные ряды компонент смещения в направлении С-Ю в точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д. Слева: интервал 01.01.2009–26.07.2020; справа: интервал 01.01.2016–01.01.2017; (А) - Ряд координат $y(t)$ станции (мм); (В) - Ряд суточных скоростей $g_{yk}(t)$ (мм/сутки); (С) - Ряд значений компоненты поля скоростей $V_{yk}(t)$ (мм/сутки).

Пространственно-временные поля признаков прогноза

Цель обработки полей смещений состоит в том, чтобы вычислить поля признаки, которые являются наиболее эффективными для прогноза землетрясений. Мы предполагаем, что сильным землетрясениям предшествуют аномальные изменения режима различных типов деформаций поверхности земли. Эти аномалии в пространстве и во времени приурочены к областям формирования очагов землетрясений. Поэтому мы ищем поля, которые содержат информацию об аномальных величинах изменения режима деформации и о пространственной корреляции изменений различных типов деформаций.

Основой рассматриваемых полей признаков прогноза являются инварианты поля скоростей деформаций.

\mathbf{F}_1 — поле дивергенции скоростей деформации:

$$\operatorname{div}V = \frac{\partial V_x}{\partial x} + \frac{\partial V_y}{\partial y}. \quad (2)$$

Максимальные и минимальные значения поля дивергенции относятся к местам, в которых происходят относительные сокращения или расширения размеров малой горизонтальной площадки.

\mathbf{F}_2 — поле ротора скоростей деформации:

$$\operatorname{rot}V = \frac{\partial V_x}{\partial y} - \frac{\partial V_y}{\partial x}. \quad (3)$$

Значения поля определяют направление и интенсивность скручивания поля вокруг вертикальной оси.

\mathbf{F}_3 — поле квадрата сдвиговых деформаций:

$$\operatorname{svdig}V = \frac{1}{2} \left(\left(\frac{\partial V_x}{\partial x} - \frac{\partial V_y}{\partial y} \right)^2 + \left(\frac{\partial V_x}{\partial y} + \frac{\partial V_y}{\partial x} \right)^2 \right). \quad (4)$$

На рисунке 4 показаны временные ряды полей \mathbf{F}_1 , \mathbf{F}_2 и \mathbf{F}_3 в той же точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д., где были показаны ряды компонент скоростей смещения поверхности земли \mathbf{V}_x и \mathbf{V}_y .

Следующие поля \mathbf{F}_4 , \mathbf{F}_5 , \mathbf{F}_6 представляют изменения полей инвариантов деформаций во времени. Они равны отношениям средних значений инвариантов деформации на двух последовательных интервалах к среднеквадратичному отклонению этой разности. Значения полей вычисляются в 2 шага: сначала вычисляются поля изменений инвариантов деформации во времени, затем значения полученных полей экспоненциально сглаживаются во времени с окном 30 суток и преобразовываются к сетке $\Delta x \times \Delta y \times \Delta t = 0.1^\circ \times 0.07^\circ \times 30$ суток.

\mathbf{F}_4 — поле изменений во времени значений дивергенции.

Значения поля изменений дивергенции во времени $f_4(t)$ момент t равны отношению разности средних значений дивергенции $\overline{\operatorname{div}_2}$ и $\overline{\operatorname{div}_1}$ в двух последовательных интервалах $T_1 = T_2 = 311$ суток к оценке среднеквадратичного отклонения этой разности $\sigma(\operatorname{div})$,

$$f_4(t) = \frac{\overline{\operatorname{div}_2}(t) - \overline{\operatorname{div}_1}(t - T_2)}{\sigma(\operatorname{div})}, \quad (5)$$

где $\overline{\operatorname{div}_2}(t)$ вычисляется по значениям поля \mathbf{F}_1 на интервале $(t - T_2, t)$, $\overline{\operatorname{div}_1}(t - T_2)$ вычисляется на интервале $(t - T_2 - T_1, t - T_2)$.

\mathbf{F}_5 — поле изменений во времени значений ротора.

Значения поля $f_5(t)$ вычисляются аналогично значениям поля \mathbf{F}_4 ,

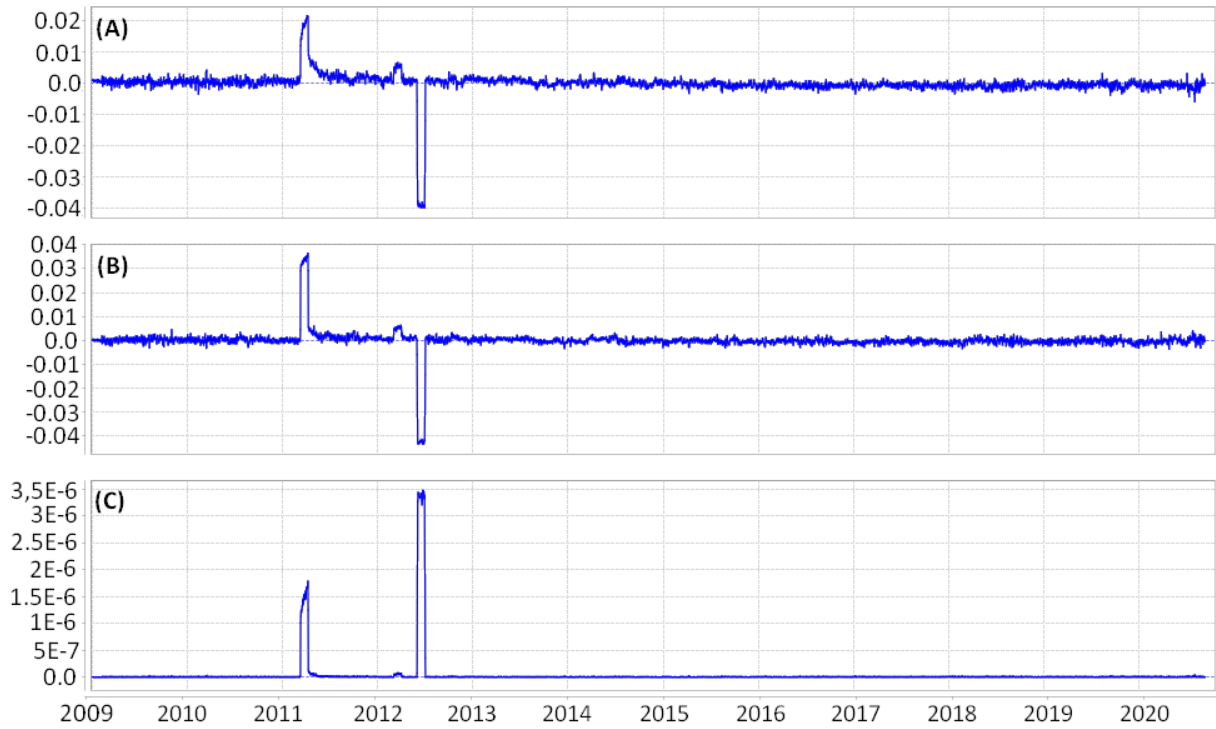


Рис. 4. Временные ряды полей в точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д. (А) - поле дивергенции F_1 (мм/сутки), (В) - поле ротора F_2 (мм/сутки), (С) - поле квадрата сдвиговых деформаций F_3 (мм/сутки)

$$f_5(t) = \frac{\overline{rot_2}(t) - \overline{rot_1}(t - T_2)}{\sigma(rot)}. \quad (6)$$

F_6 — поле изменений во времени значений квадрата сдвиговых деформаций.

Значения поля $f_6(t)$ вычисляются аналогично значениям поля F_4 и F_5 ,

$$f_6(t) = \frac{\overline{sh_2}(t) - \overline{sh_1}(t - T_2)}{\sigma(sh)}. \quad (7)$$

На рисунке 5 показаны временные ряды полей F_4 , F_5 и F_6 в точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д.

Поля F_7 , F_8 и F_9 представляют пространственные корреляции изменений скорости деформаций в скользящем окне 75×75 км. При таком размере окна коэффициенты корреляции оцениваются приблизительно по 70–80 узлам сетки этих полей.

F_7 — поле пространственных корреляций полей F_4 и F_5 .

F_8 — поле пространственных корреляций полей F_4 и F_6 .

F_9 — поле пространственных корреляций полей F_5 и F_6 .

Временные ряды полей корреляций в точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д. показаны на рисунке 6.

Поля корреляций F_7 , F_8 и F_9 несут информацию о пространственной связи между значениями изменений скорости различных пар типов деформаций. Поля минимальных или максимальных значений полей корреляции объединяют эту информацию. Более успешный прогноз землетрясений был получен по полю F_{10} минимальных значений полей корреляций F_7 , F_8 и F_9 .

F_{10} — поле минимума значений корреляций:

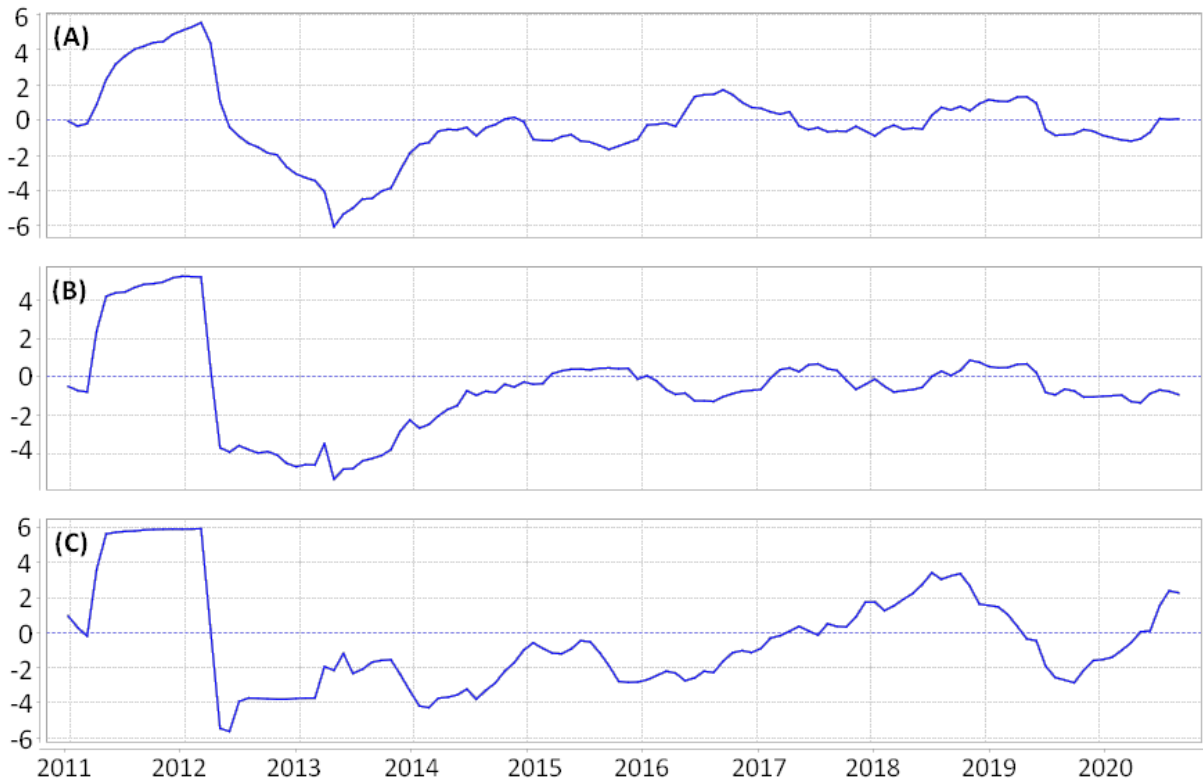


Рис. 5. Временные ряды полей в точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д. (A) — поле F_4 изменений во времени дивергенции, (B) — поле F_5 изменений во времени ротора, (C) — поле F_6 изменений во времени квадрата сдвиговых деформаций.

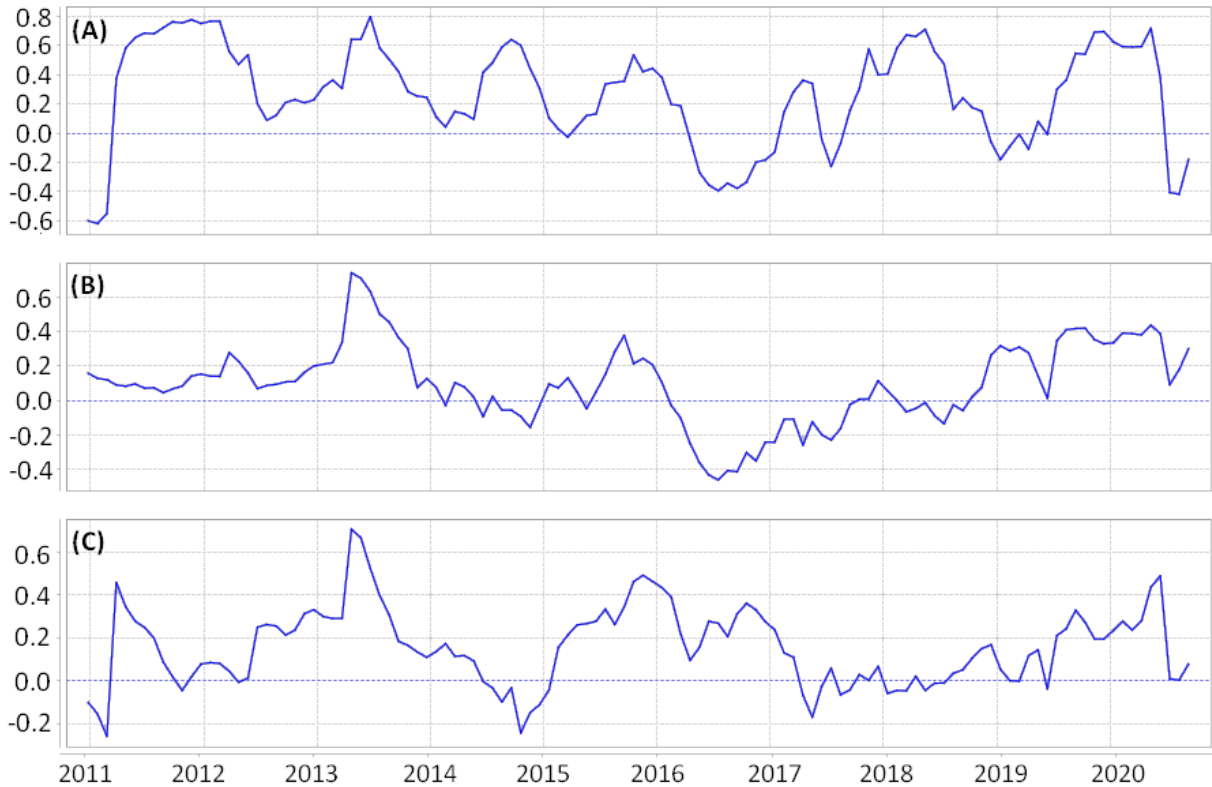


Рис. 6. Временные ряды полей в точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д. (A) — поле F_7 пространственных корреляций полей F_4 и F_5 , (B) — поле F_8 пространственных корреляций полей F_4 и F_6 , (C) — поле F_9 пространственных корреляций полей F_5 и F_6 .

$$f_{10}(t) = \min(f_7(t), f_8(t), f_9(t)). \quad (8)$$

\mathbf{F}_{11} — поле отношения минимума корреляций к полю изменений квадрата сдвиговых деформаций \mathbf{F}_6 :

$$f_{11}(t) = f_{10}(t)/f_6(t). \quad (9)$$

\mathbf{F}_{12} — поле абсолютных значений отношения минимума корреляций к полю изменений квадрата сдвиговых деформаций \mathbf{F}_6 :

$$f_{12}(t) = |f_{11}(t)|. \quad (10)$$

Временные ряды полей \mathbf{F}_{10} , \mathbf{F}_{11} , \mathbf{F}_{12} в точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д показаны на рисунке 7.

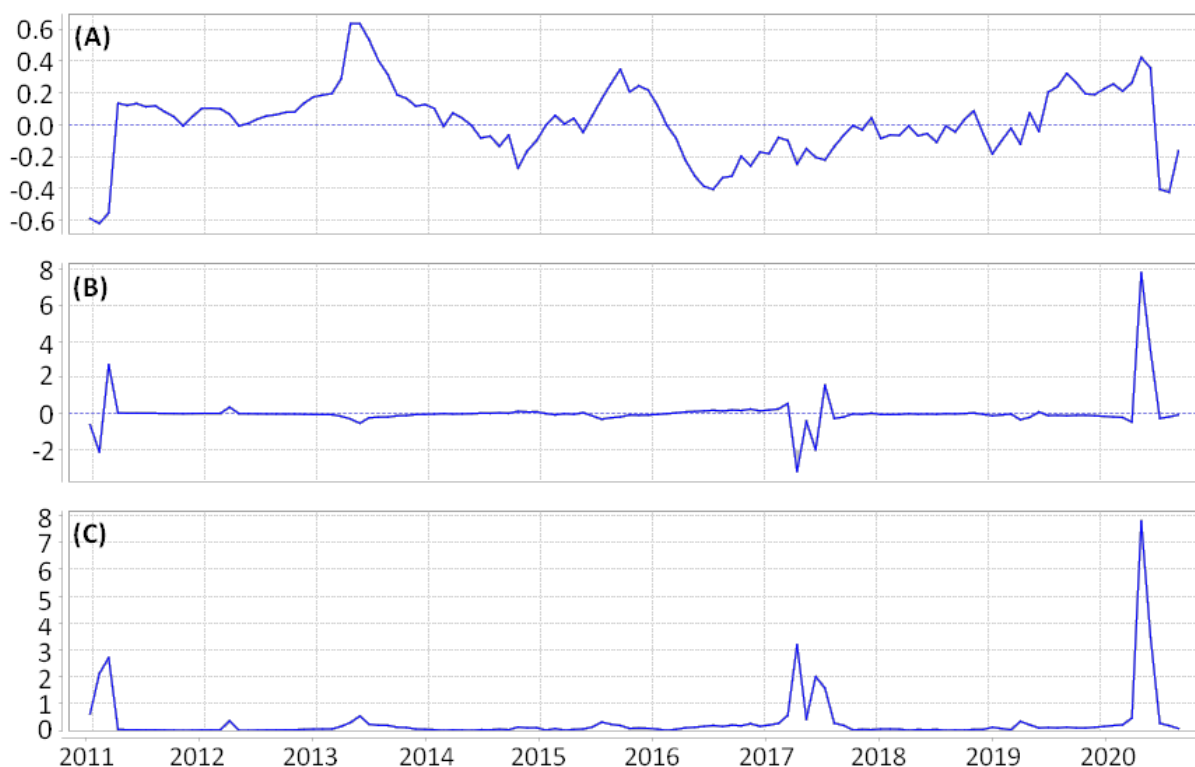


Рис. 7. Временные ряды полей в точке 35.45° с.ш., 139.2° в.д. (А) — поле \mathbf{F}_{10} минимума значений пространственных корреляций полей \mathbf{F}_7 , \mathbf{F}_8 , \mathbf{F}_9 , (В) — поле \mathbf{F}_{11} отношения значений поля \mathbf{F}_{10} к значениям поля изменений квадрата сдвиговых деформаций \mathbf{F}_6 , (С) — поле \mathbf{F}_{12} абсолютных значений поля \mathbf{F}_{11} .

3.4. Вычисление полей признаков по каталогу землетрясений

Сейсмологические данные представлены каталогом землетрясений Japan Meteorological Agency [25, 26]. Для вычисления полей признаков использовались землетрясения с магнитудами $m \geq 2.0$, с глубинами гипоцентров $H \leq 160$ км, на временном интервале 02.06.2002–26.07.2020.

- \mathbf{S}_1 — 3D поле плотности эпицентров землетрясений.
- \mathbf{S}_2 — 3D поле средних магнитуд землетрясений.

- S_3 — 3D поле изменений во времени плотности эпицентров, соответствующих минимальным значениям (отрицательные аномалии).
- S_4 — 3D поле изменений во времени плотности эпицентров, соответствующих максимальным значениям (отрицательные аномалии).
- S_5 — 3D поле положительных временных аномалий средних магнитуд землетрясений.
- S_6 — 2D поле плотности эпицентров землетрясений: ядерное сглаживание на интервале 02.06.2002–26.02.2011 гг. с параметром $R = 50$ км.
- S_7 — 3D поле квантилей плотности эпицентров землетрясений на интервале от начала анализа до начала обучения 02.06.2002–26.02.2011, которые соответствуют значениям плотности эпицентров землетрясений в текущий момент времени.

Оценивание 3D полей S_1 и S_2 выполняется с помощью метода локальной ядерной регрессии. Ядерная функция для q -го землетрясения имеет вид $K_q = [ch^2(r_q/R)^2 ch^2(t_q/T)]^{-1}$, где $r_q < R_\epsilon$, $t_q < T_\epsilon$ — расстояние и временной интервал между q -м эпицентром землетрясения и узлом сетки 3D поля, $\epsilon = 2$, $R = 50$ км, $T = 100$ суток для S_1 и $R = 100$ км, $T = 730$ суток для S_2 . Для оценивания полей S_3 , S_4 , S_5 используется статистика Стьюдента, которая определяется для каждого узла сетки как отношение разности средних значений поля для текущего момента времени на T_2 сутках и для фонового прошлого на T_1 сутках к оценке среднеквадратичного отклонения этой разности. Положительное значение в полях S_3 , S_4 , S_5 появляются, если среднее временного ряда на текущем интервале значительно превышает среднее значение на предыдущем интервале.

Для прогноза по сейсмологическим данным использовались два поля, которые оказались эффективными при прогнозе землетрясений и их магнитуд на Камчатке и в Эгейском регионе [18].

$S_8 = S_1/(S_7 + 0.001)$ поле отношений значений плотности эпицентров землетрясений к значениям квантилей плотности эпицентров.

S_9 — поле, аналогичное полю S_3 , отрицательных временных изменений плотности эпицентров, текущий интервал временного ряда $T_2 = 365$ суток, предыдущий интервал $T_1 = 1095$ суток.

Аномальные значения поля S_8 соответствуют пространственно-временным областям сейсмического процесса, в которых значения плотности эпицентров землетрясений достаточно велики, но значительно меньше значений плотности эпицентров на интервале от начала анализа до начала обучения.

Аномальные значения поля S_9 соответствуют пространственно-временным областям сейсмического процесса, в которых средние значения плотности эпицентров землетрясений на интервале T_2 значительно меньше средних значений поля на интервале T_1 . Эти изменения выделяют аномальные области, в которых после активизации сейсмического процесса наступает затишье. Временные ряды поля S_9 имитируют процесс подготовки сильного землетрясения, предложенный ЛНТ (AUF) модели, предложенной в работе [27].

3.5. Прогноз землетрясений

Прогноз целевых землетрясений дается с шагом 30 суток. Интервал обучения начинается 01.01.2011 г. и заканчивается перед моментом очередного прогноза, начиная с 20.11.2015 г. Интервал составляет 20.11.2015–10.09.2020 гг. В области анализа в этот интервал попадает 14 эпицентров с магнитудами $m \geq 6.0$. Параметрами цилиндра тревоги являются радиус цилиндра $R = 16$ км и его образующая $T = 91$ суток.

Наилучший прогноз целевых землетрясений по данным GPS получен по полю F_{12} абсолютных значений отношения минимума коэффициентов корреляций инвариантов поля деформа-

ций поверхности земли в скользящем прямоугольном окне со стороной 75 км \mathbf{F}_{10} к значениям поля изменений квадрата сдвиговых деформаций \mathbf{F}_6 . В таблице 1 показаны результаты прогноза для каждого тестового события с магнитудой $m \geq 6.0$. Прогноз является успешным, если эпицентр целевого события попадает в зону тревоги со значением объема тревоги $V \leq 0.20$. На рисунке 8 показаны зависимости $U(V)$ вероятности успешного прогноза землетрясений U от объема тревоги V , полученные при использовании поля \mathbf{F}_{12} , и поля пространственной плотности эпицентров землетрясений \mathbf{S}_6 . Отдельные итоговые результаты прогноза сведены в таблицу 2. Можно видеть, что вероятность прогноза по данным GPS при объеме тревоги $V \leq 0.20$ значительно выше вероятности прогноза по случайному полю и по полю пространственной плотности эпицентров землетрясений \mathbf{S}_6 .

Проверим статистическую значимость отличия прогноза по данным GPS от прогноза по случайному полю. Вероятность прогноза по случайному полю равна объему тревоги. Из таблицы 1 видно, что целевые события с номерами 2, 3 и 4 являются зависимыми. Однако все 9 успешных прогноза относятся к событиям, которые можно считать независимыми. Тогда результаты прогноза подчиняются биномиальному распределению. При объеме тревоги $V = 0.2$, согласно таблице 1, мы получили из $Q = 14$ прогнозов $Q^* = 9$ успешных прогнозов по полю \mathbf{F}_{12} , вычисленному по данным GPS и $Q^{**} = 5$ успешных прогнозов по полю пространственной плотности эпицентров землетрясений \mathbf{S}_6 . При этом вероятность успешного случайного прогноза $p = 0.2$. По этим данным наблюдаемый уровень значимости для равен 5×10^{-5} . Следовательно, гипотеза о том, что прогноз по данным GPS является случайным отвергается с уровнем значимости 4×10^{-5} , который соответствует 8 успешным прогнозам. Наблюденный уровень значимости при прогнозе 5 событий по полю \mathbf{S}_6 равен 0.044. При уровне значимости 0.13, который соответствует 4 успешным прогнозам, гипотеза о том, что этот прогноз является случайным, не может быть отвергнута.

Гипотеза о том, что прогноз по данным GPS не отличается от прогноза по данным пространственной плотности землетрясений \mathbf{S}_6 также отвергается. Действительно, вероятность успешного прогноза по полю \mathbf{S}_6 равна $p = 0.36$. По этим данным наблюдаемый уровень значимости для $Q^* = 9$ успешных прогнозов по полю \mathbf{F}_{12} равен 0.0076. Следовательно, гипотеза о том, что прогноз по данным GPS является случайным, отвергается с уровнем значимости 0.0294, который соответствует 8 успешным прогнозам.

Таблица 1. Результаты прогноза землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$ по полю \mathbf{F}_{12} и полю \mathbf{S}_6

№	Дата	Время	Долгота	Широта	Магнитуда целевого землетрясения	Объем тревоги для прогноза по полю \mathbf{F}_{12}	Объем тревоги для прогноза по полю \mathbf{S}_6
1	14.01.2016	06:25:33	142.80	41.97	6.7	0.115	0.231
2	14.04.2016	15:26:34	130.81	32.74	6.5	0.228	0.484
3	14.04.2016	18:03:46	130.78	32.70	6.4	0.158	0.484
4	15.04.2016	19:25:05	130.76	32.76	7.3	0.228	0.484
5	21.10.2016	08:07:22	133.86	35.38	6.6	0.164	1.000
6	24.11.2016	00:23:36	141.35	37.18	6.2	0.444	0.008
7	28.12.2016	15:38:49	140.57	36.72	6.3	0.023	0.019
8	08.04.2018	19:32:30	132.59	35.19	6.1	0.141	0.847
9	18.06.2018	01:58:34	135.62	34.84	6.1	0.630	0.741
10	07.07.2018	14:23:48	140.59	35.17	6.0	0.049	0.159
11	08.01.2019	15:39:30	131.17	30.57	6.0	0.028	0.333
12	18.06.2019	16:22:19	139.48	38.61	6.7	0.144	1.000
13	19.04.2020	23:39:05	142.10	38.89	6.2	0.052	0.025
14	24.06.2020	23:39:05	141.11	35.55	6.1	0.813	0.027

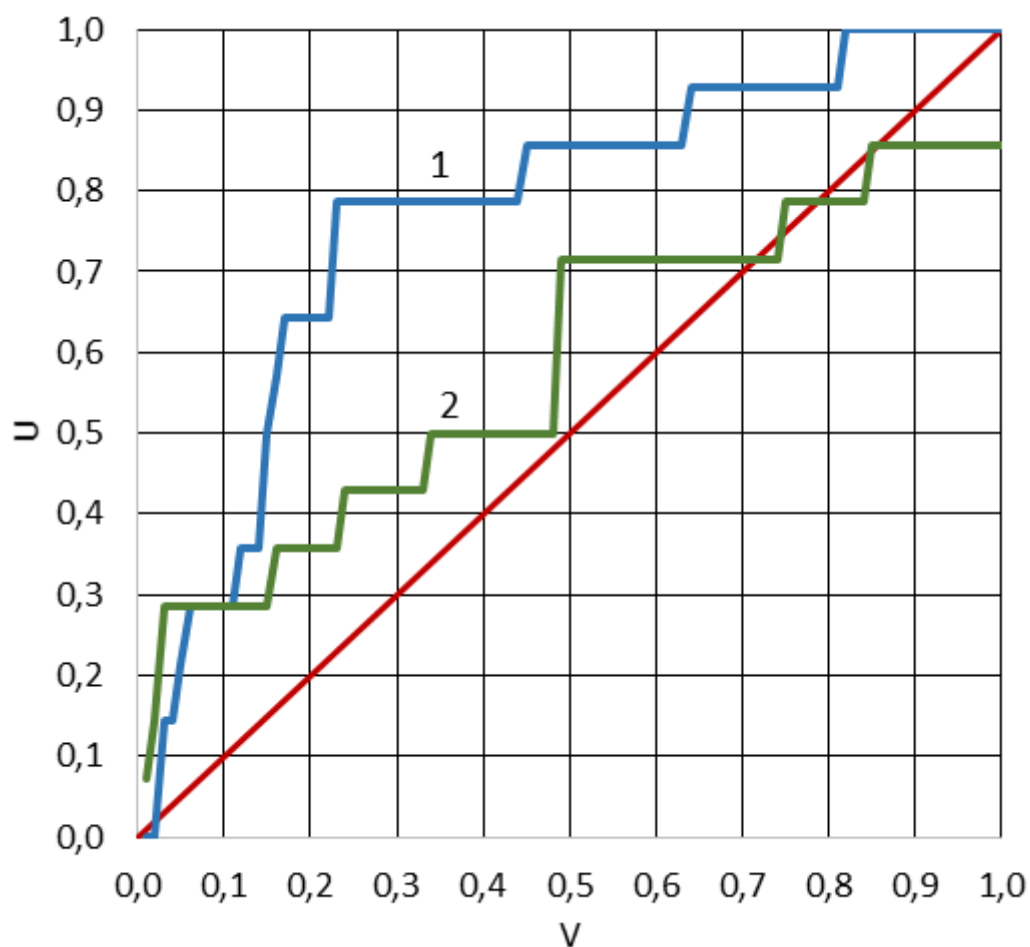


Рис. 8. Зависимости $U(V)$ вероятности успешного прогноза землетрясений U от объема тревоги V : (1) прогноз по полю F_{12} ; (2) прогноз по полю F_6 .

Таблица 2. Вероятности прогноза землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$

Объем тревоги	Поле F_{12}		Пространственное поле плотности эпицентров S_6	
	Число успешных прогнозов	Вероятность успешного прогноза	Число успешных прогнозов	Вероятность успешного прогноза
0.01	0	0.00	0	0.00
0.05	3	0.21	4	0.29
0.10	4	0.29	4	0.29
0.15	7	0.50	4	0.29
0.20	9	0.64	5	0.36

Рассмотрим результаты прогноза целевых землетрясений с участием полей признаков, вычисленным по данным каталогов землетрясений. Прогнозное поле тревоги вычисляется в той же сетке и с теми же параметрами цилиндров тревоги, что и для рассмотренных выше результатов прогноза по полям GPS. Для прогноза выбраны два поля признаков: поле $S_8 = S_1/(S_7 + 0.001)$ и поле отрицательных временных изменений плотности эпицентров S_9 . Результаты прогноза целевых землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$ по полям сейсмологических признаков S_8 и S_9 , и по полям S_8 и S_9 , к которым добавлено поле F_{12} показаны в таблице 3. На рисунке 9 показаны зависимости $U(V)$, полученные при использовании полей S_8 и S_9 и полей S_8 , S_9 и F_{12} . В таблице 4 показаны вероятности успешного прогноза для нескольких значений объема тревоги. Из таблиц 3 и 4 можно видеть, что результаты прогноза по полям S_8 , S_9 , F_{12} практически не отличаются от прогноза по полям S_8 , S_9 .

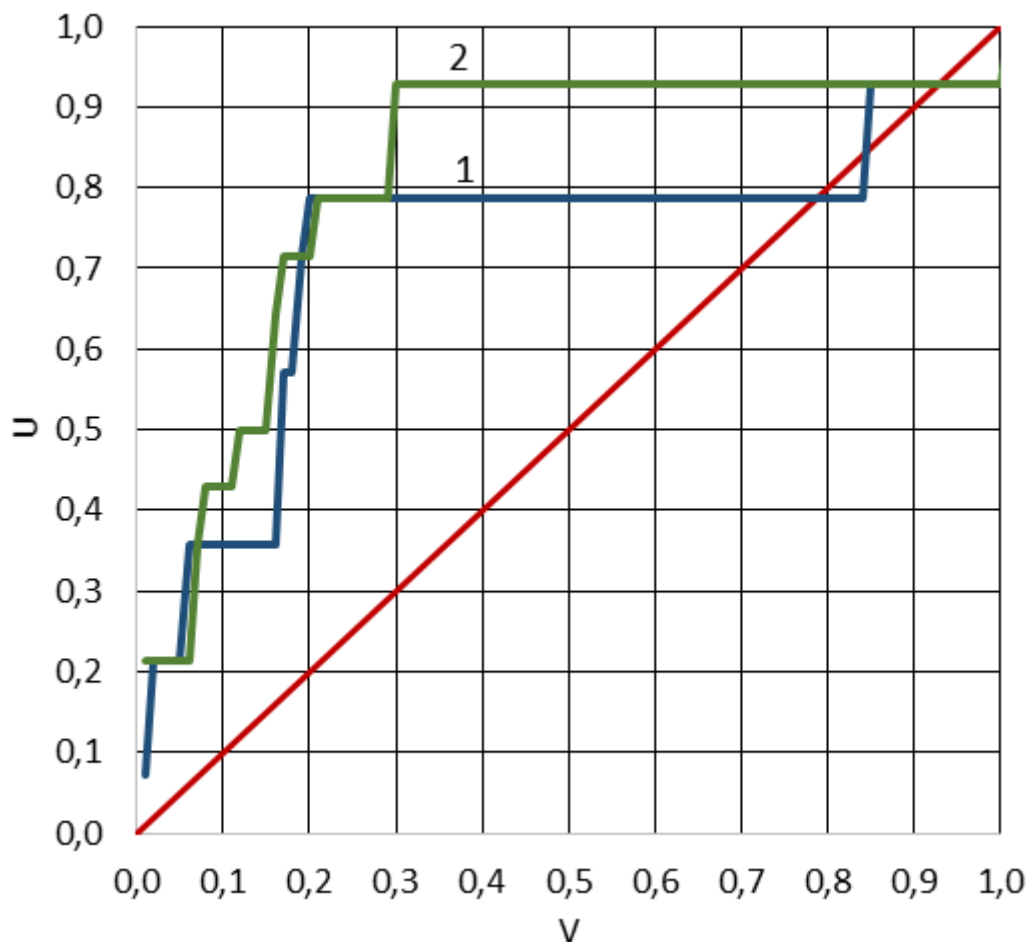


Рис. 9. Зависимости $U(V)$ вероятности успешного прогноза землетрясений U от объема тревоги V , полученные при использовании (1) полей S_8 и S_9 и (2) полей S_8 , S_9 и F_{12} .

4. ДИСКУССИЯ

Мы рассмотрели экспериментальные результаты анализа эффективности использования данных космической геодезии для прогноза землетрясений. Критерием эффективности являются результаты прогноза сильных землетрясений, полученные с помощью метода минимальной области тревоги. Показано, что вероятность прогноза землетрясений с магнитудами

Таблица 3. Результаты прогноза землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$ по полю F_{12} и полю S_6

№	Дата	Время	Долгота	Широта	Магнитуда целевого землетрясения	Объем тревоги для прогноза по полю F_{12}	Объем тревоги для прогноза по полю S_6
1	14.01.2016	06:25:33	142.80	41.97	6.7	0.193	0.162
2	14.04.2016	15:26:34	130.81	32.74	6.5	0.163	0.156
3	14.04.2016	18:03:46	130.78	32.70	6.4	0.163	0.061
4	15.04.2016	19:25:05	130.76	32.76	7.3	0.163	0.156
5	21.10.2016	08:07:22	133.86	35.38	6.6	1.000	1.000
6	24.11.2016	00:23:36	141.35	37.18	6.2	0.001	0.009
7	28.12.2016	15:38:49	140.57	36.72	6.3	0.051	0.004
8	08.04.2018	19:32:30	132.59	35.19	6.1	0.847	0.297
9	18.06.2018	01:58:34	135.62	34.84	6.1	0.057	0.202
10	07.07.2018	14:23:48	140.59	35.17	6.0	0.186	0.064
11	08.01.2019	15:39:30	131.17	30.57	6.0	0.188	0.072
12	18.06.2019	16:22:19	139.48	38.61	6.7	0.847	0.294
13	19.04.2020	23:39:05	142.10	38.89	6.2	0.018	0.002
14	24.06.2020	23:39:05	141.11	35.55	6.1	0.018	0.112

Таблица 4. Вероятности прогноза землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$

Объем тревоги	Поля признаков S_8, S_9		Поля признаков S_8, S_9, F_{12}	
	Число успешных прогнозов	Вероятность успешного прогноза	Число успешных прогнозов	Вероятность успешного прогноза
0.01	1	0.07	3	0.21
0.05	3	0.21	3	0.21
0.10	5	0.36	6	0.43
0.15	5	0.36	7	0.50
0.20	11	0.79	1	0.71

$m \geq 6.0$ по данным GPS статистически значимо выше, чем вероятность прогноза по случайному полю и по полю пространственной плотности землетрясений. Полученный результат требует дополнительной проверки. Это обусловлено тем, что материал анализа ограничен относительно малым временным интервалом наблюдений, одним регионом анализа и малым числом целевых землетрясений.

При анализе полей, вычисленным по данным GPS, наиболее информативным для прогноза землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$ оказалось поле \mathbf{F}_{12} , значения которого равны модулю отношения минимальных значений пространственных корреляций изменений инвариантов поля скорости деформаций к изменениям квадрата сдвиговых деформаций во времени. Вычисление поля \mathbf{F}_{12} потребовало ряд преобразований исходных данных: преобразование временных рядов координат приемных станций в поля компонент скорости горизонтальных смещений, вычисление полей инвариантов скоростей и полей изменений инвариантов скоростей во времени, вычисление полей корреляций и, наконец, вычисление и анализ информативности полей минимальных и максимальных значений корреляций. Параметрами преобразований данных являлись временной интервал оценивания суточных скоростей смещений, размеры пространственных и временных окон сглаживания и окон оценивания коэффициентов корреляции, временные интервалы для вычисления изменений инвариантов полей изменения скоростей и другие. Выбор параметров, как и выбор самих полей признаков требует проведение специальных исследований. В данной работе такие исследования не проводились. Типы преобразований исходных данных в поля признаки и параметры преобразований выбирались на основе качественных соображений о способах очистки сигналов от шумов, восстановлении пропущенных значений, выявления информации о пространственных и временных свойствах геодинамических процессов. Мы полагаем, что поле \mathbf{F}_{12} несет информацию о согласованности процессов изменения скоростей различных типов деформаций в пространстве и о величине изменения квадрата сдвиговой деформации. При моделировании прогноза землетрясений мы анализировали несколько типов подобных полей. Для них вероятности успешного прогноза землетрясений U при объеме тревоги $V = 0.2$ оказались равными от 0.5 – 0.57. Вероятность успешного прогноза землетрясений по полю \mathbf{F}_{12} при этом же объеме тревоги $U = 0.64$. На выбор этого поля повлияло также то, что, для него вероятность успешного прогноза не изменяется при небольших изменениях параметров прогноза области тревоги: при изменении радиуса цилиндра тревоги R от 12 до 18 км и при изменении образующей цилиндра тревоги от 61 до 91 суток.

Наилучший результат прогноза землетрясений по сейсмологическим данным получен для поля признаков \mathbf{S}_8 и \mathbf{S}_9 . Ранее поля этого типа показали хорошие результаты прогноза землетрясений для Камчатки и Эгейского региона [18]. Аномальные значения поля \mathbf{S}_8 выделяют пространственно-временные области, в которых плотность эпицентров землетрясений достаточно велика, но значительно меньше плотности эпицентров на 10-летнем интервале от начала анализа до начала обучения. Аномальные значения поля \mathbf{S}_9 выделяют пространственно-временные области, в которых после трехлетней активизации сейсмического процесса наступает сейсмическое затишье.

Добавление к полям \mathbf{S}_8 и \mathbf{S}_9 поля \mathbf{F}_{12} практически не изменило результатов прогноза. Известно, что при машинном обучении добавление новых признаков может как улучшать, так и ухудшать вероятность успешного прогноза на данных, не участвовавших в обучении. Поэтому полученный при моделировании результат не следует интерпретировать как отсутствие в поле \mathbf{F}_{12} информации, дополняющей поля \mathbf{S}_8 и \mathbf{S}_9 . Этот вопрос требует дополнительных исследований на новых данных.

При получении результатов прогноза землетрясений мы использовали опыт наших предыдущих исследований по оцениванию связи данных о горизонтальных смещениях поверхности

земли с сейсмичностью [15, 28] и по применению метода минимальной области тревоги к прогнозу магнитуд землетрясений [18].

5. ВЫВОДЫ

Анализ эффективности прогноза землетрясений по данным космической геодезии выполнен с помощью метода минимальной области тревоги. Моделирование проведено на данных Японского региона для прогноза землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$ и глубинами гипоцентров до 60 км.

Проведено сравнение результатов прогноза по полю пространственной плотности эпицентров землетрясений, пространственно-временным полям признаков, вычисленных только по данным GPS, полям, вычисленным по данным каталогов землетрясений и полям, объединяющим оба типа этих данных. Показано, что согласованность процессов изменения скоростей различных типов деформаций в пространстве в комбинации с величиной изменения квадрата сдвиговой деформации поверхности земли по данным GPS может являться предвестником сильных землетрясений. Показано, что вероятность прогноза землетрясений с магнитудами $m \geq 6.0$ по данным GPS статистически значимо выше, чем прогноз по случайным данным и прогноза по полю пространственной плотности землетрясений. Вероятность успешного прогноза землетрясений по сейсмологическим данным выше вероятности прогноза по данным GPS. Добавление полей, вычисленным по данным GPS, к полям, вычисленным по каталогу землетрясений, практически не изменяет вероятность прогноза.

Полученные результаты являются предварительными и требуют дополнительных исследований на данных, относящихся к другим сейсмоактивным регионам.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Sobolev G. A., Ponomarev A. V. Earthquake physics and precursors // Publishing house Nauka, Moscow. – 2003.
2. Zavyalov A. D. Intermediate term earthquake prediction // Nauka, Moscow Zhang, LY, XB Mao, and AH Lu (2009), Experimental study of the mechanical properties of rocks at high temperature, Sci. China Ser. E. – 2006. – Т. 52. – №. 3. – С. 641-646.
3. Kosobokov V. G., Kejlis-Borok V. I. Prognoz zemletrjasenij: osnovy, realizacija, perspektivy. – GEOS, 2005.
4. Kossobokov V., Shebalin P. Earthquake prediction // Nonlinear dynamics of the lithosphere and earthquake prediction. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2003. – С. 141-207.
5. Corbi F. et al. Machine learning can predict the timing and size of analog earthquakes // Geophysical Research Letters. – 2019. – Т. 46. – №. 3. – С. 1303-1311.
6. Murai S., Araki H. Earthquake prediction using GPS: a new method based on GPS network triangles // GIM International. – 2003. – Т. 17. – №. 10. – С. 34-37.
7. Murai S., Araki H. Prediction of earthquake and volcanic eruption using GPS // Asian Journal of Geoinformatics. – 2004. – Т. 4. – №. 3. – С. 85-90.
8. Borghi A. et al. GPS monitoring and earthquake prediction: a success story towards a useful integration // Tectonophysics. – 2009. – Т. 465. – №. 1-4. – С. 177-189.
9. Murai S. Can we predict earthquakes with GPS data? // International Journal of Digital Earth. – 2010. – Т. 3. – №. 1. – С. 83-90.
10. Klein E. et al. A comprehensive analysis of the Illapel 2015 Mw8. 3 earthquake from GPS and InSAR data // Earth and Planetary Science Letters. – 2017. – Т. 469. – С. 123-134.

11. Liu Y. et al. Combining GPS+ GLONASS observations to improve the fixing percentage and precision of long baselines with limited data // *Advances in space research*. – 2016. – Т. 57. – №. 5. – С. 1258-1267.
12. Wang Q. et al. Earthquake prediction based on spatio-temporal data mining: an LSTM network approach // *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing*. – 2017.
13. Li N., Kong X., Lin L. Anomalies in continuous GPS data as precursors of 15 large earthquakes in Western North America during 2007-2016 // *Earth Science Informatics*. – 2020. – Т. 13. – №. 1. – С. 163-174.
14. Kuzikov S. I., Mukhamediev S. A. Structure of the present-day velocity field of the crust in the area of the Central-Asian GPS network // *Izvestiya, Physics of the Solid Earth*. – 2010. – Т. 46. – №. 7. – С. 584-601.
15. Sobolev G. A. et al. Dynamics of interaction between fields of seismicity and surface deformations (Bishkek geodynamic test area) // *Izvestiya, Physics of the Solid Earth*. – 2010. – Т. 46. – №. 10. – С. 817-838.
16. Gitis V. G., Derendyaev A. B. Web-Based GIS platform for automatic prediction of earthquakes // *International Conference on Computational Science and Its Applications*. – Springer, Cham, 2018. – С. 268-283.
17. Gitis V. G., Derendyaev A. B. Machine Learning Methods for Seismic Hazards Forecast // *Geosciences*. – 2019. – Т. 9. – №. 7. – С. 308.
18. Gitis V., Derendyaev A. The Method of the Minimum Area of Alarm for Earthquake Magnitude Prediction // *Frontiers in Earth Science*. – 2020. – Т. 8. – С. 482.
19. Bishop C. *Artificial hells: Participatory art and the politics of spectatorship*. – Verso Books, 2012.
20. Kotsiantis S. B., Zaharakis I., Pintelas P. Supervised machine learning: A review of classification techniques // *Emerging artificial intelligence applications in computer engineering*. – 2007. – Т. 160. – №. 1. – С. 3-24.
21. Khan S. S., Madden M. G. A survey of recent trends in one class classification // *Irish conference on artificial intelligence and cognitive science*. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2009. – С. 188-197.
22. Metz C. E. Basic principles of ROC analysis // *Seminars in nuclear medicine*. – WB Saunders, 1978. – Т. 8. – №. 4. – С. 283-298.
23. Bradley A. P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms // *Pattern recognition*. – 1997. – Т. 30. – №. 7. – С. 1145-1159.
24. Blewitt G., Hammond W. C., Kreemer C. Harnessing the GPS data explosion for interdisciplinary science // *Eos*. – 2018. – Т. 99. – С. 1-2.
25. Okada Y. et al. Recent progress of seismic observation networks in Japan—Hi-net, F-net, K-NET and KiK-net— // *Earth, Planets and Space*. – 2004. – Т. 56. – №. 8. – С. xv-xxviii.
26. Obara K. et al. A densely distributed high-sensitivity seismograph network in Japan: Hi-net by National Research Institute for Earth Science and Disaster Prevention // *Review of scientific instruments*. – 2005. – Т. 76. – №. 2. – С. 021301.
27. Mjachkin V. I. et al. Two models for earthquake forerunners // *Earthquake Prediction and Rock Mechanics*. – Birkhauser, Basel, 1975. – С. 169-181.
28. Gitis V., Derendyaev A. Spatio-temporal analysis of earth's surface deformation by GPS and InSAR Data // *International Conference on Computational Science and Its Applications*. – Springer, Cham, 2014. – С. 237-251.

Analysis of the efficiency of using space geodesy data for earthquake prediction

V.G. Gitis, A.B. Derendyaev, K.N. Petrov

The efficiency of using space geodesy data for earthquake prediction by the method of the minimum area of alarm is estimated. The results were obtained where forecasting earthquakes in Japan with magnitudes $m \geq 6.0$ and hypocenter depths up to 60 km, which occurred in 2016–2020. The forecast results from GPS data are compared with the results of a random forecast, a forecast based on the spatial density of earthquake epicenters, a forecast based on spatio-temporal seismological data, and a forecast based on combined GPS and seismological data. It is shown that the consistency of the processes of changing the rates of various deformations of the earth's surface in combination with the value of the change in the rate of the square of the shear strain can be a precursor of strong earthquakes. It is shown that the probability of forecasting earthquakes with magnitudes $m \geq 6.0$ according to GPS data is statistically significantly higher than the probability of forecasting from a random field and from the field of spatial density of earthquakes. The probability of a successful prediction of earthquakes using seismological data is higher than the probability of forecasting using GPS data. Adding fields calculated from GPS data to fields calculated from the earthquake catalog practically does not change the forecast probability. The obtained results are preliminary and require additional research in other seismically active regions.

KEYWORDS: Space geodesy data, GPS time series, earthquake prediction, space-time fields, minimum alarm volume method.