

Научная статья
Статья в открытом доступе
УДК 614.446
doi: 10.30987/2658-6436-2023-2-40-49

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЕРОЯТНОСТИ ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ

Наталья Вячеславовна Суханова

«МГТУ «СТАНКИН», г. Москва, Россия, Институт конструкторско-технологической информатики РАН, г. Москва, Россия

n_v_sukhanova@mail.ru, <http://orcid.org/0000-0001-7324-0409>

Аннотация. Цель исследования – разработка модели для прогнозирования вероятности землетрясений. Задача, решению которой посвящена статья – применение теории вероятностей и математической статистики к прогнозированию землетрясений. Методы исследования – моделирование, искусственные нейронные сети. Новизна работы – разработан комплекс из математической модели на цепи Маркова и нейросетевой модели. Результаты исследования – разработана модель с гибкой адаптивной структурой нейронной сети. Выводы – комплекс моделей позволяет дать прогноз вероятности землетрясения.

Ключевые слова: вероятность землетрясений, моделирование, модульная вычислительная система, искусственные нейронные сети

Для цитирования: Суханова Н.В. Разработка нейросетевой модели для прогнозирования вероятности землетрясений // Автоматизация и моделирование в проектировании и управлении. 2023. №2 (20). С. 40-49. doi: 10.30987/2658-6436-2023-2-40-49.

Original article

Open Access Article

DEVELOPING A NEURAL NETWORK MODEL FOR PREDICTING THE PROBABILITY OF EARTHQUAKES

Natalia Vyacheslavovna Sukhanova

Moscow State University of Technology «STANKIN», Moscow, Russia

Institute for Design-Technological Informatics of the Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

n_v_sukhanova@mail.ru, <https://orcid.org/0000-0001-7324-0409>

Abstract. The aim of the study is to develop a model for predicting the probability of earthquakes. The article is devoted to the problem of applying the probability theory and mathematical statistics to earthquake forecasting. Research methods are modelling, artificial neural networks. The novelty of the work is developing a complex of a mathematical model on the Markov chain and a neural network model. The study results in generating a model with a flexible adaptive structure of the neural network. The findings state that a set of models allows predicting the probability of an earthquake.

Keywords: the probability of earthquakes, modelling, modular computing system, artificial neural networks

For citation: Sukhanova N.V. Developing a neural network model for predicting the probability of earthquakes. Automation and modeling in design and management, 2023, no. 2 (20). pp. 40-49. doi: 10.30987/2658-6436-2023-2-40-49.

Введение

Землетрясение 6 февраля 2023 г. в Турции и Сирии привело к десяткам тысяч человеческих жертв и разрушениям городов [1]. За этим землетрясением последовали серии землетрясений в других сейсмически активных районах, расположенных на всей поверхности планеты Земля. В ближайшее время ожидается активизация и усиление сейсмических и вулканических процессов [2]. Землетрясение является опасной чрезвычайной ситуацией и наносит большой ущерб. Предотвратить землетрясение невозможно, по крайней мере, на современном уровне развития науки. Прогнозирование землетрясений является важной и актуальной

задачей. Цель прогнозирования – уменьшить риск и возможный ущерб, выявить потенциально опасные территории, учитывать риски при размещении промышленных объектов и застройке населенных пунктов.

Известны методы мониторинга и прогнозирования землетрясений на основе данных о длительных многолетних наблюдениях за сейсмической активностью в отдельных регионах. В разных странах имеются свои службы контроля за сейсмической активностью. Предлагается строить прогноз на основе учета данных о сейсмической активности не только соседних, но и отдаленных районов, а в перспективе – построить модель для прогнозирования землетрясений на всей поверхности планеты Земля. Такая глобальная модель отличается сложностью и требует больших вычислительных ресурсов.

Методы искусственного интеллекта и искусственные нейронные сети применяются в автоматизированных информационных системах и системах управления для обработки больших объемов информации, создания моделей и прогнозирования на основе оценки текущей ситуации [3, 4]. Предлагается создать нейронную сеть для прогнозирования вероятности землетрясений. Традиционные нейронные сети с жесткой структурой не подходят для решения этой задачи. Сейсмическая обстановка постоянно меняется и требует создавать и обучать новые нейронные сети на основе текущих оперативных данных. Синтез и обучение большой нейронной сети связаны с затратами времени и средств. Необходима модель для прогнозирования риска землетрясений на основе нейронных сетей с новыми свойствами:

- с гибкой адаптивной структурой;
- с возможностью обучения отдельных фрагментов;
- возможностью подключения дополнительных обученных фрагментов к нейронной сети.

Объект исследования – сейсмическая активность. Предмет исследования – прогнозирование землетрясений. Цель исследования – разработка нейросетевой модели для прогнозирования вероятности землетрясений. Задачи научного исследования:

- анализ методов прогнозирования землетрясений;
- анализ существующих автоматизированных систем для мониторинга сейсмической активности;
- разработка нейросетевой модели для прогнозирования вероятности землетрясений;
- интеграция нейросетевой модели и автоматизированных систем мониторинга сейсмической активности.

Модели и методы

Землетрясение может сопровождаться изменениями в физических процессах, происходящих в литосфере, атмосфере, магнитосфере планеты, появлением «триггеров» или «предвестников» за некоторое время до или после его начала [5, 6]. Появление «триггеров» или «предвестников» не является необходимым и достаточным признаком, указывающим на возможность близкого по времени землетрясения [7, 8].

Данные о землетрясении обрабатывают с использованием известных статистических методов, зависимости между данными выявляют путем расчета коэффициента взаимной корреляции. На вход автоматизированной системы подают данные от датчиков и определяют следующие выходные результаты о землетрясении: место; время начала; высвобождаемая энергия, магнитуда.

Краткосрочный прогноз землетрясений проводится по косвенным признакам и отличается низкой достоверностью результатов. Попытки прогнозирования землетрясений в рамках детерминистского подхода дают недостоверные и неточные оценки. На основе негативной оценки полученных результатов был сделан вывод, что прогнозировать землетрясения на ближайшую перспективу в принципе невозможно [5, 6].

Предлагается использовать методы теории вероятностей, математической статистики и случайных процессов для прогнозирования вероятности землетрясений [9].

Известно, что землетрясения происходят в случайных областях планеты, в случайные моменты времени, со случайной магнитудой [5, 6]. Будем рассматривать землетрясение как

событие, зависящее от случая, т.е. как случайное событие, которое происходит с некоторой вероятностью. Это случайное событие имеет характеристики – место, время и магнитуду, которые также являются случайными величинами и описываются функциями распределения вероятностей.

Разделим поверхность планеты на отдельные области. Для каждой области сделаем прогноз вероятности землетрясения. Задача прогнозирования сводится к оценке вероятности землетрясения с магнитудой больше 3, а не к определению точных данных о том, где, когда, с какой магнитудой произойдет землетрясение.

У случайного события землетрясения есть два возможных исхода – есть землетрясение и нет землетрясения. Вероятность каждого исхода определим по экспериментальным данным.

Определим вероятность землетрясения $P1(t)$ как отношения количества землетрясений $n(t)$ к числу наблюдений N на заданном временном интервале t .

$$P1(t) = n(t)/N, \quad (1)$$

где $P1(t)$ – вероятность землетрясения; $n(t)$ – количество землетрясений; N – число наблюдений на заданном временном интервале t . Наблюдения производятся с заданной периодичностью.

Землетрясения происходят с разной частотой на разных территориях. В сейсмически активных районах землетрясения могут происходить по несколько раз за сутки. В других районах землетрясений не было в течение длительного времени. Если землетрясений не было, $n(t) < 1$, то $p(t) < 1/N$.

Для районов с низкой сейсмической активностью землетрясение является редким событием и происходит с малой вероятностью $p(t) < 0,1$. Известен метод прогнозирования числа редких событий $n(t)$ за время t на основе гипотезы о статистическом распределении вероятностей по закону Пуассона [9]. Для проверки гипотезы о Пуассоновском законе распределения необходимо рассчитать критерий согласия экспериментальных данных с теоретическим законом распределения [9]. Вероятность $n(t)$ землетрясений в данном районе можно определить по известной формуле [9]:

$$P\{x = n(t)\} = \lambda^{n(t)} \cdot \exp(-\lambda) / (n(t)!), \quad (2)$$

где $\lambda = N \cdot p$ – оценка среднего числа землетрясений; N – число наблюдений; p – вероятность обнаружить землетрясение в одном наблюдении.

Принимаются следующие предположения [9]:

1. Случайные события землетрясения происходят с постоянной средней интенсивностью.

2. Случайные события землетрясения происходят независимо друг от друга.

3. Среднее значение Пуассоновской случайной величины x равно ее дисперсии.

Магнитуда землетрясения является случайной величиной, распределенной на интервале возможных значений. Функция распределения вероятностей магнитуды землетрясения определяется по экспериментальным данным с помощью известных статистических методов. По функции распределения магнитуды землетрясения определим вероятность того, что магнитуда землетрясения будет больше 3: $P2(t) =$ вероятность $\{M > 3\}$.

Определим вероятность опасного землетрясения как вероятность совместного наступления двух событий – землетрясения и магнитуды больше 3:

$$P(t) = P1(t) \cdot P2(t), \quad (3)$$

где $P1(t)$ – вероятность землетрясения (1); $P2(t) =$ вероятность $\{M > 3\}$.

Для оценки вероятности землетрясений требуется собирать, хранить и обрабатывать большие объемы информации с помощью автоматизированных информационных систем. Развитие методов искусственного интеллекта позволяет использовать их для создания сложных моделей и прогнозирования землетрясения. Предлагается разработать модель для прогнозирования вероятности землетрясений на основе искусственных нейронных сетей.

Анализ информационных систем для мониторинга сейсмической активности

Анализ структуры и функций существующих автоматизированных информационных систем для мониторинга сейсмической активности приведен в табл. 1, см. столбцы 2 – 4 [10 – 14] (рис. 1). Проведено сравнение этих систем и разработанной нейросетевой модели для прогнозирования вероятности землетрясений (табл. 1, столбец 5).

Таблица 1

Анализ автоматизированных систем для сбора и анализа данных о сейсмической активности

Table 1

Analysis of automated systems for collecting and analyzing data on seismic activity

Система	Автоматизированная система мониторинга сейсмической активности [10]	Автоматизированная система вертикального зондирования ионосферы [11 – 13]	Автоматизированная система мониторинга потока нейтронов и заряженных частиц низких энергий [14]	Разработанная нейросетевая модель для прогнозирования вероятности землетрясений
1	2	3	4	5
Функции	Сбор, хранение и анализ данных со сейсмодатчиков. Визуализация результатов в форме сейсмограммы	Сбор, хранение и анализ данных о состоянии ионосферы	Сбор, хранение и анализ данных о потоках нейтронов и заряженных частиц низких энергий	Прогнозирование вероятности землетрясений
Методы	Статистические методы	Статистические методы	Статистические методы	Методы искусственного интеллекта
Обработка данных	On-line	On-line	On-line	В реальном времени
Технические средства, входящие в информационную систему	Сервер, Internet, сеть wi-fi, сейсмометры	Ионозонды, приемопередающая аппаратура радиосигналов коротковолнового диапазона, космические станции на околоземной орбите, сеть передачи данных по радиоканалу, сервер	Счетчики нейтронов и заряженных частиц, регистраторы, сеть передачи данных, сервер	Датчики, модули искусственной нейронной сети, сеть передачи данных
Устройства регистрации сейсмической активности	Сейсмометры[10]	Ионозонды [11 – 13]	Сцинтилляционные детекторы ядерных излучений, счетчики потока нейтронов и заряженных частиц низких энергий [14]	Датчики систем [10 – 14]
Структура информационной системы	Распределенный сбор данных, централизованная обработка	Распределенный сбор данных, централизованная обработка	Распределенный сбор данных, централизованная обработка	Динамическая структура, изменяемые связи между модулями

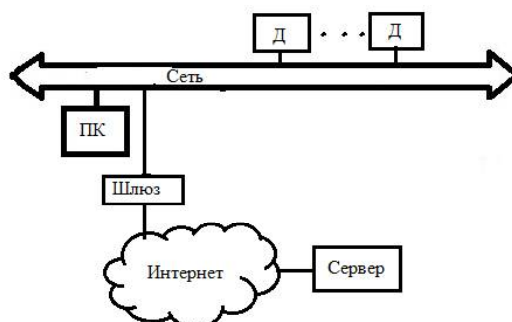


Рис. 1. Автоматизированная информационная система для мониторинга сейсмической активности:

ПК – персональный компьютер; Д – датчики

Fig. 1. Automated information system for monitoring seismic activity:

ПК – personal computer; Д – sensors

Результаты

Разработан комплекс из математической модели на цепи Маркова и нейросетевой модели для прогнозирования вероятности землетрясений.

Цепь Маркова для оценки вероятности землетрясений. Предложена математическая модель для оценки сейсмической активности (рис. 2). В предложенной математической модели использована цепь Маркова с конечным множеством состояний [15]. В графической модели цепи Маркова имеются кружки и дуги. Кружками изображены состояния, связанные с наступлением случайного события S_i . Направленными дугами изображается наступление случайного события S_i с вероятностью P_i . В цепи Маркова есть начальное S_0 и конечное S_j состояния. В соответствии с этой моделью с течением времени происходит переход из начального состояния S_0 (отсутствия сейсмической активности) в конечное состояние S_j (регистрации землетрясения).

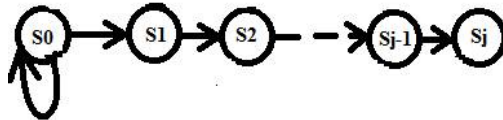


Рис. 2. Цепь Маркова для оценки сейсмической активности
Fig. 2. Markov chain for estimating seismic activity

Выделено множество состояний в цепи Маркова $\{S_0, S_1, \dots, S_j\}$, где имеется начальное состояние S_0 – начальное (отсутствие сейсмической активности) и промежуточные состояния, например, S_1 – сейсмическая активность на интервале наблюдения 100 лет; S_2 – сейсмическая активность на интервале наблюдения 10 лет; S_3 – сейсмическая активность на интервале наблюдения 1 год; S_4 – сейсмическая активность на интервале наблюдения 3 месяца; S_5 – сейсмическая активность на интервале наблюдения 1 месяц; S_6 – сейсмическая активность на интервале наблюдения 1 неделя; $S_{(j-1)}$ – сейсмическая активность на интервале наблюдения 1 день; конечное состояние S_j – регистрация землетрясения.

Имеются переходы из одного состояния в другое. Переходы из одного состояния в другое характеризуются величиной вероятности. Вероятность перехода за время t можно оценить по статистическим данным о сейсмической активности. Цепь Маркова позволяет получить зависимости вероятности каждого состояния от времени. Математическая модель цепи Маркова является упрощенной и не учитывает взаимные связи между землетрясениями в разных районах.

Нейросетевая модель для прогнозирования вероятности землетрясений. Предложена новая нейросетевая модель для прогнозирования вероятности землетрясений. Эта модель может быть интегрирована с автоматизированными системами мониторинга сейсмической активности [10 – 14]. В разработанной модели использованы нейронные сети с новой коммутаторной структурой (рис. 3) [16, 17].

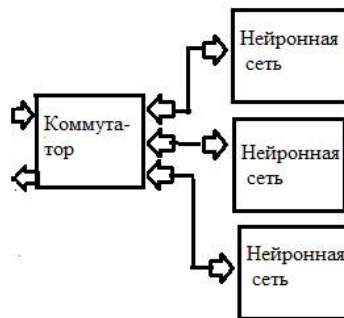


Рис. 3. Коммутаторные нейронные сети
Fig. 3. Switch neural networks

Нейросетевая модель реализована на большой обученной нейронной сети. Большая обученная нейронная сеть разделена на фрагменты, которые реализованы как взаимосвязан-

ные подсети. Каждый фрагмент нейронной сети моделирует вероятность землетрясения в отдельном районе. Связи между фрагментами имитируют взаимные влияния землетрясений в сейсмически активных районах. Подсети соединены между собой с помощью коммутаторов (см. рис. 3). Коммутаторы позволяют подсоединять к модели дополнительные обученные подсети и дополнять модель при появлении актуальных данных о сейсмической активности в новых районах. В свою очередь, эти подсети также имеют коммутаторную структуру. Подсети разделены на более мелкие части – домены. Домены – это группы взаимосвязанных нейронов. В доменах нейроны соединены между собой с помощью коммутаторов.

Нейросетевая модель для оценки вероятности землетрясений реализована с помощью аппаратно-программных средств как модульная вычислительная система (рис. 4) [18, 19]. В модульную вычислительную систему входят аппаратные модули искусственных нейронных сетей. Коммутаторы позволяют подсоединять и отсоединять отдельные модули и фрагменты нейронных сетей. Нейросетевая модель динамически изменяет свою структуру и адаптируется к потоку данных.

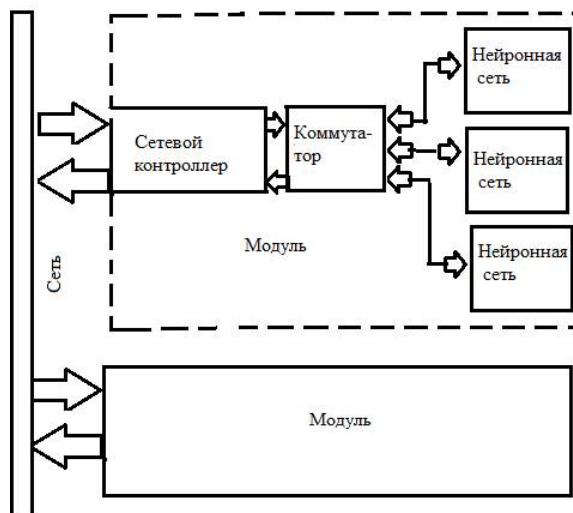


Рис. 4. Модульная вычислительная система
Fig. 4. Modular computing system

Данные для обучения нейросетевой модели:

- территория, где ведется наблюдение за сейсмической активностью (страна, область, город, район), выделенные области для построения прогноза;
- интервалы времени наблюдения;
- данные о сейсмической активности за предшествующие интервалы времени.

Входные данные для нейросетевой модели:

- текущие данные о сейсмической активности;
- горизонт прогноза.

Выходные данные:

- прогноз вероятности землетрясения на перспективу.

Интеграция нейросетевой модели в автоматизированные информационные системы мониторинга сейсмической активности

Пример интеграции нейросетевой модели с существующими автоматизированными информационными системами мониторинга сейсмической активности [10 – 14] приведен на рис 6.

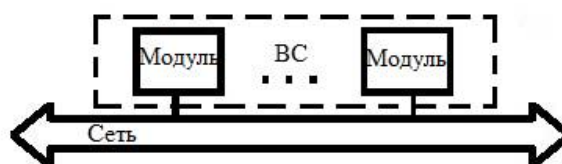


Рис. 5. Модульная вычислительная система
Fig. 5. Modular computing system

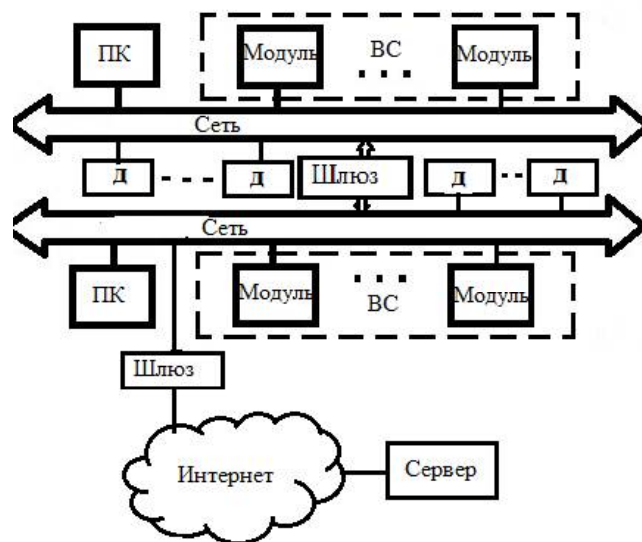


Рис. 6. Интеграция модульной вычислительной системы с автоматизированными информационными системами сбора и анализа данных о сейсмической активности:

ВС – модульная вычислительная система; ПК – персональные компьютеры; Д – датчики; Модуль – модули коммутаторных нейронных сетей

Fig. 6. Integration of a modular computing system with automated information systems for collecting and analyzing data on seismic activity:

ВС - modular computing system; ПК – personal computers; Д – sensors; Модуль – modules of switchboard neural networks

На рис. 6 показаны две автоматизированные информационные системы. В состав каждой из автоматизированных систем входят датчики, локальные сети, персональные компьютеры, глобальная сеть Интернет и сервер. Автоматизированные информационные системы дополнены шлюзами для преобразования протоколов локальных сетей и модулями искусственных нейронных сетей с коммутаторной архитектурой. Обработка информации в модулях нейронной сети проводится параллельно, в реальном времени. Взаимодействие и взаимосвязь модулей нейронной сети образует вычислительную систему с возможностями искусственного интеллекта. Модули искусственных нейронных сетей расширяют функциональные возможности существующих автоматизированных информационных систем (см. рис. 6).

Выводы

1. Сбор информации, анализ данных о сейсмической активности и прогнозирование вероятности землетрясения является важной и актуальной задачей. Предлагается рассматривать землетрясение как случайное событие и использовать методы искусственного интеллекта для прогнозирования его вероятности.

2. Проведен анализ методов прогнозирования землетрясений [5, 6]. Данные указывают на зависимости между сейсмически активными районами на поверхности планеты Земля.

3. Разработан комплекс из математической модели на цепи Маркова и нейросетевой модели для прогнозирования вероятности землетрясений. Нейросетевая модель может быть интегрирована с системами мониторинга сейсмической активности [10 – 14]. Нейросетевая модель реализована на базе модульной вычислительной системы [18, 19]. В модульную вычислительную систему входят модули искусственных нейронных сетей с особой коммутаторной структурой [16, 17]. Коммутаторы позволяют подсоединять и отсоединять отдельные модули. Фрагменты нейронных сетей должны быть предварительно обучены на обучающей выборке. Предложенная нейросетевая модель способна динамически изменять структуру и адаптироваться к потоку входных данных.

Заключение

Разработаны компьютерные модели в программном комплексе «Универсальный механизм» для численного определения собственных частот и форм малых колебаний плоского

манипулятора параллельной структуры с тремя степенями свободы как с абсолютно жёсткими, так и с упругими промежуточными звеньями в виде стержней. Небольшая разность (менее 3 %) численного и известного аналитического решения при определении собственных частот подтверждает достоверность результатов вычислительных экспериментов.

В предложенной компьютерной модели манипулятора каждый деформируемый стержень состоит из десяти абсолютно твёрдых тел, образующих между собой четырёхподвижные упругие соединения с двумя геометрическими связями, запрещающими относительные линейные перемещения перпендикулярно оси стержня. Коэффициенты изгибной, крутильной и продольной жёсткости в упругих соединениях определяются по известным формулам.

Замена абсолютно жёстких малоинерционных стержней упругими приводит к уменьшению собственных частот колебаний манипулятора с собственными формами, на которых платформа колеблется в горизонтальной плоскости движения звеньев. Значения этих собственных частот зависят от соотношения коэффициентов жёсткости привода и изгибной жёсткости стержней. Упругие элементы в стержнях и приводе образуют в каждой из трёх кинематических цепей, соединяющих платформу и стойку, последовательное соединение. Поэтому, если изгибная жёсткость стержней существенно превышает жёсткость привода, то эквивалентная жёсткость манипулятора в горизонтальной плоскости определяется жёсткостью привода. В этом случае дальнейшее увеличение жёсткости стержней, например увеличивая их диаметр, не приводит к изменению собственных частот колебаний.

Замена абсолютно жёстких малоинерционных стержней упругими приводит также к появлению новых трёх низших собственных частот с формами, на которых платформа колеблется в вертикальной плоскости, перпендикулярной плоскости движения жёстких звеньев манипулятора. Значения этих собственных частот не зависят от жёсткости привода и продольной жёсткости стержней, зависят от коэффициентов крутильной и изгибной жёсткости, увеличиваясь, например, в 4 раза при совместном росте коэффициентов изгибной и крутильной жёсткости стержней в 16 раз для манипулятора с вращательными кинематическими парами.

Выполнены расчёты собственных частот и форм для статически неопределимой кинематической схемы манипулятора с упругими малоинерционными звеньями и 5 вариантов схем самоустанавливающегося манипулятора без избыточных связей. Установлено, что значения трёх собственных частот с собственными формами, на которых платформа совершает движения в горизонтальной плоскости, не зависят от вида кинематических пар в кинематической схеме. Значения трёх собственных частот с собственными формами, на которых платформа совершает движения в вертикальной плоскости, существенно зависят от вида кинематической схемы.

Наибольшими значениями собственных частот обладает схема с вращательными кинематическими парами и избыточными связями. Среди самоустанавливающихся схем максимальными значениями собственных частот обладает схема с трёхподвижными сферическими кинематическими парами, расположенными между стержнями. Для данной схемы значение коэффициента крутильной жёсткости стержней не оказывает влияния на первые шесть собственных частот, поэтому в компьютерной модели можно учитывать только изгибную жёсткость стержней, а подвижные соединения между твёрдыми телами выполнять как сферические двухподвижные кинематические пары, нагруженные упругими парами сил. Для остальных кинематических схем в компьютерной модели необходимо учитывать изгибную и крутильную жёсткость стержней.

Для манипулятора с упругими малоинерционными стержнями установлено, что первые шесть собственных частот не зависят от инерционных и упругих свойств звеньев, колебания платформы на собственных формах в горизонтальной и вертикальной плоскостях независимы, а в каждой из плоскостей поступательное и вращательное движения платформы разделены. У манипулятора с упругими стержнями, масса которых сравнима с массой платформы, в нижней части спектра собственных частот присутствуют дополнительно три частоты, на собственных формах которых платформа совершает поступательные и вращательные движения в вертикальной плоскости, вследствие изгиба стержней. Таким образом, на первых девяти

ти собственных формах платформа совершает поступательные и вращательные движения в горизонтальной и вертикальной плоскостях

Список источников:

1. Сейсмолог: Можно лишь удивляться, что такого мощного землетрясения в Турции не было раньше // Электронный ресурс. Режим доступа – свободный. URL=<https://mir24.tv/news/16541095/seismolog-mozhno-lish-udivlyatsya-chto-takogo-moshchnogo-zemletryaseniya-v-turcii-ne-bylo-ranshe>.
2. Ставрополье на очереди? Дойдет ли череда землетрясений до края, рассказал ученый // Электронный ресурс. Режим доступа – свободный. URL=<https://stavropol.media/news/1453519/>
3. Суханова Н.В. Разработка нейросетевой модели для мониторинга заболеваемости и прогнозирования эффективности противоэпидемических мер // Вестник Брянского государственного технического университета. – 2020. – №10 (95). – с. 42-50.
4. Суханова Н.В. Разработка интеллектуальных автоматизированных систем управления в машиностроении // Научные технологии в машиностроении. – 2018. – №11 (89). – с. 42-48.
5. Короновский Н.В., Абрамов В.А. Землетрясения: Причины, последствия, прогноз // Соросовский Образовательный Журнал. – 1998. – № 12. – С. 71-78.
6. Короновский Н.В., Наймарк А.А. Землетрясение: возможен ли прогноз? // Наука и жизнь. – 2013. – №3. – с. 37-43.
7. Опасная близость. Триггером землетрясения могло стать расстояние до Луны // Электронный ресурс. Режим доступа – свободный URL=https://aif.ru/society/science/opasnaya_blizost_triggerom_zemletryaseniya_moglo_stat_rasstoyanie_do_luny.
8. Ильченко В.Л. Твердый лунный прилив – причина тектонического расслоения пород земной коры-мантийной оболочки и триггер большинства землетрясений // Триггерные эффекты в геосистемах. Тезисы VI Международной конференции (г. Москва, 21–24 июня 2022 г.). – с. 2.
9. Вентцель Е.С., Овчаров Л.А. Теория вероятностей и её инженерные приложения. 2-е изд. – М.: Высшая школа, 2000. – 480 с.
10. Системы сейсмического мониторинга: обзор, установка, настройка // Электронный ресурс. Режим доступа – свободный. URL=<https://habr.com/ru/post/125400/>
11. Родкин М.В., Липеровская Е.В. О различии физических механизмов разноточных землетрясений и характера их ионосферного отклика // с. 207-208. Электронный ресурс. Режим доступа – свободный. URL= <https://conf2022.idg.ras.ru/docs/Триггерные%20эффекты%20в%20геосистемах%202022%20-%20Тезисы.pdf>
12. Коваль С.А. Ионосферный мониторинг в интересах перспективных адаптивных систем дециметрового радиосвязи: современное состояние и перспективы развития // Системы управления, связи и безопасности. – 2020. – №4. – с. 73-100.

References:

1. Seismologist: One Can Only Be Surprised That There Was No Such Powerful Earthquake in Turkey Before [Internet]. Available from: <https://mir24.tv/news/16541095/seismolog-mozhno-lish-udivlyatsya-chto-takogo-moshchnogo-zemletryaseniya-v-turcii-ne-bylo-ranshe>
2. Is Stavropol Next in Line? Will a Series of Earthquakes Reach the Edge, the Scientist Said [Internet]. Available from: <https://stavropol.media/news/1453519/>
3. Sukhanova N.V. Neural Network Model Development for Disease Rate Monitoring and Prediction of Antiepidemic Measure Effectiveness. Bulletin of Bryansk State Technical University. 2020;10(95):42-50.
4. Sukhanova N.V. Development of Intelligent Automated Control Systems in Mechanical Engineering. Science Intensive Technologies in Mechanical Engineering. 2018.;11(89):42-48.
5. Koronovskii N.V., Abramov V.A. Earthquakes: Causes, Consequences, Prognosis. Soros Educational Journal. 1998;12:71-78.
6. Koronovsky N.V., Naimark A.A. Earthquake: Is It Possible to Predict? Science and Life. 2013;3:37-43
7. Dangerous Proximity. The Trigger of the Earthquake Could Be the Distance to the Moon. [Internet]. Available from: https://aif.ru/society/science/opasnaya_blizost_triggerom_zemletryaseniya_moglo_stat_rasstoyanie_do_luny
8. Ilchenko V.L. A Solid Lunar Tide is a Cause of Rock Tectonic Stratification of the Earth's Crust-Mantle Shell and the Trigger of Most Earthquakes. In: Abstracts of the 6th International Conference: Trigger Effects in Geosystems. 2022 Jun 21-24; Moscow: 2022. p. 2.
9. Venttsel E.S., Ovcharov L.A. Probability Theory and Its Engineering Applications. Moscow: Higher School; 2000.
10. Seismic Monitoring Systems: Overview, Installation, Tuning [Internet]. Available from: <https://habr.com/en/post/125400/>
11. Rodkin M.V., Liperovskaya E.V. On the Difference in Physical Mechanisms of Different Depth Earthquakes and Their Ionospheric Response Patterns [Internet]:207-208. Available from: <https://conf2022.idg.ras.ru/docs/Trigger%20effects%20in%20geosystems%202022%20-%20Abstracts.pdf>
12. Koval S.A. Ionospheric Monitoring for the Benefit of Perspective Adaptive Systems of a Decimeter Radio: Current State and Prospects of Development. Systems of Control, Communication and Security. 2020;4:73-100.

13. Кузьмин А.В., Канаев А.С. Средства вертикального радиозондирования ионосферы // Гелиогеофизические исследования. – 2012. – Вып. 2. – с. 72-82.

14. Максудов А.У. Мониторинг сейсмических предвестников для прогноза землетрясений // Computational nanotechnology. – 2016. – №1. – с. 52-61.

15. Кельберт М.Я., Сухов Ю.М. Вероятность и статистика в примерах и задачах. Т. II: Марковские цепи как отправная точка теории случайных процессов и их приложения. – М.: МЦНМО, 2010. – 295 с.

16. Кабак И.С., Суханова Н.В. Нейронная сеть. Патент РФ на полезную модель № 66831 приоритет 02.04.2007, опубликовано 27.09.2007, электронный бюл. №27, с. 1-2.

17. Кабак И.С., Суханова Н.В. Доменная нейронная сеть. Патент РФ на полезную модель №.72084 приоритет 03.12.2007 опубликовано 27.03.2008, электронный бюл. № 9, с. 1-3

18. Патент на полезную модель 75247 Российская Федерация МПК 7 G06F15/16 Модульная вычислительная система / Кабак И.С., Суханова Н.В.: заявитель и патентообладатель Кабак И.С., Суханова Н.В. – № 2008106859; заявл. 26.02.2008; опубл. 27.07.2008. – Бюл. № 21. – 2 с.

19. Патент на изобретение 2398281 Российская Федерация МПК 7 G06N 3/06 Многослойная модульная вычислительная система / Соломенцев Ю.М., Шептунов С.А., Кабак И.С., Суханова Н.В.: заявитель и патентообладатель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт конструкторско-технологической информатики Российской академии наук (ИКИ РАН). – № 2008143737; заявл. 07.11.2008; опубл. 27.08.2010. – Бюл. № 24. – 8 с.

Информация об авторах:

Суханова Наталия Вячеславовна – кандидат технических наук, доцент ФГБОУ ВО «МГТУ «СТАНКИН», с.н.с. Институт конструкторско-технологической информатики РАН, ИКИ РАН, ORCID 0000-0001-7324-0409

13. Kuzmin A.V., Kanaev A.S. Means of Vertical Radiosounding of the Ionosphere. Heliogeophysical Researches. 2012;2:72-82.

14. Maksudov A.U. Monitoring of Seismic Harbingers for the Forecast of Earthquakes. Computational Nanotechnology. 2016;1:52-61.

15. Kelbert M.Ya., Sukhov Yu.M. Probability and Statistics by Examples. In: Markov Chains: A Primer in Random Processes and Their Applications. Volume II. Moscow: Moscow Centre for Continuous Mathematical Education; 2010.

16. Kabak I.S., Sukhanova N.V. Neural Network. RF Patent For Utility Model. Patent No. 66831. 2007 Sep 27. p. 1-2.

17. Kabak I.S., Sukhanova N.V. Domain Neural Network. RF Patent for Utility Model. Patent No. 72084. 2008 Mar 27. p. 1-3

18. Kabak I.S., Sukhanova N.V. Modular Computing System 7 G06F15. RF Patent for Utility Model. Patent No. 75247. 2007 Jul 27.

19. Solomentsev Yu.M., Sheptunov S.A., Kabak I.S., Sukhanova N.V. Multilayer Modular Computing System 7 G06N 3/06. RF Patent for Invention. Federal State Budgetary Institution for Science Institute for Design-Technological Informatics of the Russian Academy of Sciences. Patent No. 2398281; 2010 Aug 27.

Information about authors:

Sukhanova Natalia Vyacheslavovna – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education Moscow State University of Technology «STANKIN», Senior Researcher of the Institute for Design-Technological Informatics of the Russian Academy of Sciences, IDTI RAS, ORCID 0000-0001-7324-0409

Статья поступила в редакцию 28.02.2023; одобрена после рецензирования 21.03.2023; принята к публикации 28.03.2023.

The article was submitted 28.02.2023; approved after reviewing 21.03.2023; accepted for publication 28.03.2023.

Рецензент – Аверченков А.В., доктор технических наук, профессор, Брянский государственный технический университет.

Reviewer – Averchenkov A.V., Doctor of Technical Sciences, Professor, Bryansk State Technical University.