

УДК 004.85

## АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ СИСТЕМЫ УЛЬТРАНИЗКОЧАСТОТНОЙ ВИБРОИЗОЛЯЦИИ ВЫСОКОТОЧНЫХ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ ПРИБОРОВ

© 2025 С. В. Бойко<sup>1a,2</sup>, А. Н. Прохоров<sup>2b</sup>, А. Н. Новоселов<sup>1c,2</sup>,  
Е. В. Карпов<sup>1d,2</sup>

<sup>1</sup>*Институт гидродинамики им. М. А. Лаврентьева СО РАН,  
просп. Лаврентьева, 15, Новосибирск 630090, Россия,*

<sup>2</sup>*Московский политехнический университет,  
Большая Семёновская, 38, Москва 107023, Россия*

E-mails: <sup>a</sup>boykosv.hydro@gmail.com, <sup>b</sup>prohorovan05@yandex.ru,  
<sup>c</sup>Aleksey.Novoselov@gmail.com, <sup>d</sup>evkarpov@mail.ru

Поступила в редакцию 07.08.2024 г.; после доработки 14.11.2025 г.;  
принята к публикации 03.12.2025 г.

Предложен алгоритм обучения активных механизмов для систем виброизоляции измерительных приборов, чувствительных к критическим вибрациям почти нулевых частот. Исследуется сравнительная эффективность обучения с помощью модели искусственной нейронной сети, разработка которой основана на алгоритмических методах Левенберга — Марквардта и обратного распространения ошибки. Валидность алгоритма обучения иллюстрируется для параметрической модели позиционного управления прототипом механизма с квазиулевой жёсткостью, с использованием сформированной репрезентативной базы экспериментальных данных. Результаты исследования могут найти применение при разработке и эксплуатации высокоточных и особой точности бортовых и наземных измерительных систем.

**Ключевые слова:** искусственная нейронная сеть, машинное обучение, вибрация почти нулевых частот, виброизолирующий механизм с квазиулевой жёсткостью.

DOI: 10.33048/SIBJIM.2025.28.403

### ВВЕДЕНИЕ

Ультранизкочастотные вибрации, т. е. включающие диапазон почти нулевых частот,  $0 < f \leq 1$  Гц, являются новой проблемой нелинейной механики. Такие структурные вибрации, усиливаемые техногенной вибрацией, стали критическим фактором, ограничивающим разработку и применение высокоточных и особой точности бортовых и наземных измерительных систем. Нерешённая проблема резко снижает качество и, во многих случаях, исключает возможность фундаментальных исследований и разработки систем нового поколения. Например, системы магнетронного напыления и рефлектометрического восстановления многослойных нанопленок, используемые для изготовления зеркал EUV-литографии, чувствительны к вибрации, начиная с  $f = 1$  Гц [1]. Конструкции солнечных панелей орбитальных станций вибрируют на частотах  $f \leq 0.1 - 0.5$  Гц [2]. Колебания на частотах  $f \geq 0.3 - 0.5$  Гц, генерируемые в оптических и ускорительных элементах электронных накопителей синхротронного излучения, превышают допустимые амплитуды в 100-1000 раз. Разработчики ускорителей для экспериментальных станций не могут достичь требуемых параметров пучков: эммитанс, размер пучка, рассеивание энергии и т. д. Для этого необходимо снизить вибрации до наноразмерных значений [3]–[5].

Виброизолирующие механизмы с квазиулевой жёсткостью (далее — ВИМ) открывают беспрецедентные возможности для повышения качества виброизоляции объектов в широком диапазоне частот, включая почти нулевые значения. Поскольку механизмы, основанные на методах демпфирования или динамического гашения колебаний, «не видят», в силу физических закономерностей, вибраций почти нулевых частот, а их эффективность начинается на частотах  $f \gg 1 - 2$  Гц [6]–[9]. Для виброизоляции на почти нулевых частотах, ВИМ требуют активного управления. Однако управление ВИМ требует небольшого количества каналов, активируемых для контроля внутренних параметров состояния ВИМ и обеспечения метастабильности системы виброизоляции при движении на таких частотах. Разрабатываемые активные ВИМ планируются как длительно необслуживаемые структурные элементы в составе измерительных систем. Поэтому разработка алгоритмов, программных и аппаратных средств управления с компонентами искусственного интеллекта (ИИ) представляется одной из перспективных задач создания и применения ВИМ в измерительных системах нового поколения.

Одним из интенсивно развивающихся направлений теории и стратегий ИИ является разработка крупномасштабных моделей машинного обучения объектов, связанных с обработкой больших баз данных [10, 11]. Оптимизаторы, используемые при обучении, демонстрируют высокую адаптивность к решению задач распознавания и визуализации образов, молекулярного моделирования, квантовой химии (см., например, [12, 13]). Глубокие нейронные сети менее подвержены переобучению. Вместе с тем, известные приложения для глубокого обучения объектов используют чрезмерно детализированные настройки. Поэтому должным образом обученные модели маломасштабных сетей могут дать результат, более приемлемый для практического применения при решении ряда перспективных прикладных задач [14].

Разработке алгоритмов и программных средств с использованием различных ИИ-стратегий для решения задач управления полуактивными и активными виброзащитными механизмами, основанными на методах демпфирования или динамического гашения вибраций, посвящено немало работ (см., например, [15]–[18]). Это, как правило, задачи повышения качества частотной фильтрации и цифровой обработки сигналов с датчиков внешних вибраций для ослабления колебаний объекта виброзащиты на инфранизких,  $f > 3 - 6$  Гц, средних,  $f = 30 - 50$  Гц, высоких,  $f > 100$  Гц, и более высоких,  $f > 1000$  Гц, частотах.

В статье рассматриваются вопросы разработки и реализации алгоритма адаптивного управления ВИМ на почти нулевых частотах  $0 < f \leq 1$  Гц, включая новые задачи моделирования, обучения и тестирования моделей искусственной нейронной сети (ИНС-моделей), генерирования набора внутренних параметров состояния для обучения ВИМ движению по заданному закону, с использованием экспериментальной базы данных параметрического и позиционного управления прототипом подобного ВИМ.

## 1. МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОБУЧЕНИЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

При определённом балансе значений внутренних параметров состояния ВИМ и обеспечении метастабильности системы виброизоляции вблизи почти нулевых частот, внешним вибрациям практически невозможно «пробиться» к объекту виброизоляции [19]. Для управления ВИМ нет необходимости в непрерывном мониторинге параметров внешних вибраций для ослабления резонансных амплитуд, в отличие от механизмов демпфирования или динамических гасителей. Задача управления ВИМ может быть решена с помощью «внутреннего наблюдателя» [20] за медленно меняющимся движением объекта, размещаемого на упругом основании квазиулевой жёсткости. Функцию такого «наблюдателя» могла бы выполнить маломасштабная ИНС-модель обучения ВИМ устойчивому движению в исследуемом диапазоне частот.

На рис. 1(а) представлена одна из схем управления ВИМ. Для генерации управляющих сигналов, ИНС-модель работает как обратная, т. е. входами являются выходные параметры:

амплитуда дрейфа, т. е. перемещений объекта виброизоляции относительно источника возмущения. Выходы ИНС-модели являются параметрами управляющего сигнала. В данном случае,  $X(p)$  — входное возмущение, на выходе — реакция (дрейф) объекта  $Y = F(X(p), t)$ , измеренная в заданной точке пространства дрейфа. Управление осуществляется с учётом временной задержки между итерациями контролируемых параметров и управляющего сигнала, чтобы получить фазовый параметр входа ИНС-модели.

На рис. 1(b) представлена ИНС-модель, которая может быть использована для реализации, в общем случае, процессов как параметрического, так и позиционного управления ВИМ.

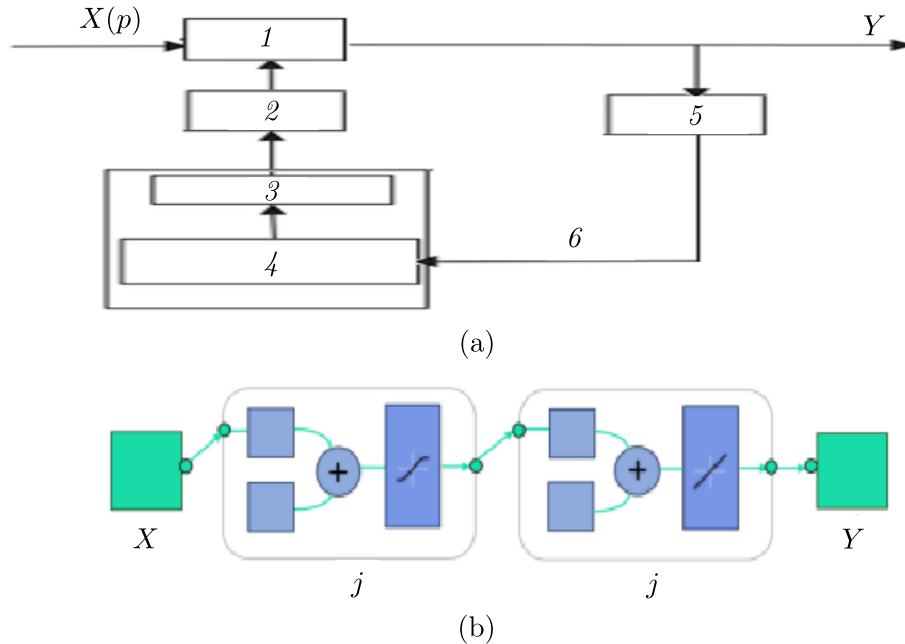


Рис. 1. Моделирование и обучение ИНС:

(а) блок-схема модуля позиционного управления ВИМ:

1 — объект виброизоляции, 2 — активатор, 3 — ИНС, 4 — оценка задержки сигнала, 5 — модуль контроля сигнала позиционной ошибки, 6 — амплитуда относительных перемещений и частота колебаний объекта;

(б) ИНС-модель обучения ВИМ адаптивному управлению

Это многослойная сеть прямого распространения, имеющая вход, скрытые слои нейронов и выходной слой. Каждый нейрон сети выполняет две операции: вычисляет взвешенную сумму входных сигналов, а затем преобразует полученное значение с помощью функции активации  $y(a)$ , где  $a$  — взвешенная сумма входных сигналов. В данной работе, в архитектуре ИНС прямого распространения функция активации нейронов в скрытых слоях моделируется сигмоидальной функцией

$$y(a) = \frac{1}{1 + \exp(-a)}.$$

Сигмоидальная функция активации вводит нелинейность в ИНС-модель и ограничивает выходной сигнал нейрона диапазоном  $[0, 1]$ , что позволяет сети обучаться моделированию сложных нелинейных зависимостей между входными (например, амплитудой и частотой возмущения) и желаемыми выходными данными (желаемыми параметрами управляющего сигнала). Сигмоидные функции дифференцируемы, что позволяет использовать алгоритмы обратного распространения ошибки для обучения сети. На выходном слое применяется линейная функция активации:

$$y(a) = a,$$

которая не имеет ограничений на выходное значение, что важно в тех случаях, когда параметры управляющего сигнала могут принимать широкий диапазон значений.

Комбинация сигмоидальной активации в скрытых слоях и линейной активации на выходе обеспечивает достаточную гибкость для моделирования сложных взаимосвязей и генерации управляющих сигналов широкого диапазона.

Входной сигнал  $X_j$  обрабатывается функцией активации  $F$  для получения выходного сигнала нейрона. На входе модели задают значения амплитуд перемещения ( $x_1$ ) и частот ( $x_2$ ) возмущения, на выходе получают скорректированные значения относительного перемещения  $Y$  (дрейфа) объекта. Таким образом, «идеальный» управляющий сигнал должен повторить движение объекта на упругом основании, т. е. на поддрессоренной платформе ВИМ, связанной с неподдрессоренной платформой параметрическими элементами квазиулевого жёсткости. Количество скрытых слоёв и нейронов в каждом скрытом слое определяется путём анализа наилучших значений при расчёте наименьшей среднеквадратической ошибки (MSE) для проверочных наборов данных.

Алгоритм обучения состоит в определении значений весовой функции на основе базы данных (примеров), образующих обучающее множество для ИНС-модели, имеющей  $n$  входов и  $m$  выходов, с использованием  $N$  обучающих примеров [21]. Степень соответствия параметров модели данным множества задаётся функционалом качества обучения:

$$E(\omega) = \sum_{i=1}^N (F(x_i, \omega) - y_i)^2, \quad (1)$$

где  $x_i$  – входной вектор из  $i$ -го примера,  $y_i$  – вектор ожидаемых значений,  $\omega$  – вектор весов.

По завершении определённого этапа обучения, ИНС становится способна к управлению ВИМ в режиме реального времени. На начальном этапе обучения, применён подход валидации ИНС-модели. Для коррекции значений примеров с использованием базы экспериментальных данных и последующей оптимизации, а затем, для настройки программы обучения, применён метод Левенберга – Марквардта [22]. Метод является одним из наиболее эффективных для минимизации значений квадратичных отклонений. Он сочетает в себе преимущества методов градиентного спуска и наискорейшего спуска, что позволяет достичь высокой скорости расчёта и быстрой сходимости алгоритма. Это делает его особенно подходящим для задач, требующих точной настройки параметров и быстрой реакции на изменения входных данных. В качестве альтернативного подхода к моделированию обучающей ИНС-модели, применён метод обратного распространения ошибки [23]. Метод широко используется из-за универсальности и эффективности решения задач классификации и регрессии. Обратное распространение ошибки позволяет корректировать веса нейронной сети на основе разницы между предсказанными и фактическими значениями, тем самым минимизируя функцию потерь.

## 2. ТЕСТИРОВАНИЕ ИНС-МОДЕЛИ И НАЧАЛЬНОЕ ОБУЧЕНИЕ ВИМ

Для моделирования процесса управления случайным, медленно меняющимся движением ВИМ реализован и протестирован алгоритм обучения с помощью ИНС-модели. Цель обучения: определение возможности точного запоминания и восстановления заданной криволинейной (тестовой) траектории поддрессоренной платформы ВИМ. Для оценки качества обучения использован мгновенный функционал  $E(\omega)$ , согласно (1), при этом задавался входной сигнал вида:

$$x(t) = A \sin(\omega_* t + \phi) + K,$$

где  $A$ ,  $\omega_*$ ,  $\phi$ ,  $K$  – неизвестные амплитуда, частота, фаза и постоянный член возмущения траектории, соответственно.

Программные средства оптимизации ИНС-модели для обучения ВИМ разработаны на языке Python, для создания графического интерфейса использована библиотека PyQt5 [24], [25]. С помощью разработанных программных средств реализованы альтернативные варианты алгоритма обучения на основе методов оптимизации Левенберга-Марквардта (с расчётом матрицы Якобиана) и обратного распространения ошибки. Для предотвращения проблем регрессии [26] учитывался подбор гиперпараметров, отслеживалась метрика и переобучение (см. примеры табл. 1 и табл. 2).

Таблица 1

Расчётные параметры  
(метод оптимизации Левенберга — Марквардта)

Графики	кривая 1	кривая 2	кривая 3	кривая 4	кривая 5	кривая 6
$\lambda$	1.6	1.6	1.25	0.62	0.49	0.85
$\tau_{\max}$	1000	1000	100	300	169	33
$\alpha$	0.6	0.7	0.5	0.43	0.9	0.82
MSE	0.08	0.77	1.34	2.99	0.04	0.13
Точность, %	93.93	86.39	91.08	82.01	62.2	37.77

В табл. 1 приняты следующие обозначения:  $\lambda$  — коэффициент затухания,  $\tau_{\max}$  — максимальное число итераций,  $\alpha$  — параметр регуляризации,  $MSE$  — минимальное среднеквадратичное отклонение.

Таблица 2

Расчётные параметры  
(метод оптимизации обратного распространения ошибки)

Графики	1	2	3	4	5	6	7	8
$X$	1	1	1	1	1	1	1	1
$j_1$	5	5	5	5	15	15	15	15
$j_2$	5	5	5	5	15	15	15	15
$Y$	1	1	1	1	1	1	1	1
эпоха	1000	4000	2200	2000	4000	5300	7500	4000
$\eta$	0.001	0.015	0.02	0.05	0.01	0.018	0.026	0.02
$p$	0.1	0.1	0.01	0.2	0.01	0.015	0.01	0.01
MSE	0.011	0.01	0.008	8.1e+76	0.0004	0.004	0.0003	0.0015

В табл. 2 обозначены:  $X$  — входной слой,  $j_1$  и  $j_2$  — скрытые слои,  $\eta$  — скорость обучения. Параметр  $p$  контролирует степень «зашумления» обучения путём определения вероятности, с которой каждый нейрон временно исключается из работы (dropout).

При оптимизации методом Левенберга — Марквардта воспроизводимость результатов обеспечивалась установкой фиксированного параметра генератора случайных чисел ( $\text{seed}=42$ ) при разделении данных на обучающую (60%), валидационную (20%) и тестовую (20%) выборки, что позволило обеспечить независимую оценку ИНС-модели (рис. 2(с)).

График 1 (см. табл. 1) на рис. 2(а) демонстрирует работу модели для заданных условий, а также малые значения ошибки (см. рис. 2(с)) моделирования траектории движения объекта. На каждом шаге итераций, при обновлении параметров ИНС, алгоритм улучшал прогноз, приближая их значения к экспериментальным данным (см. точки на рис. 2(а)). На обучающем наборе функция потерь быстро снижается до 100 итераций (синяя кривая на рис. 2(с)), далее следовала стагнация. Это указывает на эффективную работу на обучающих данных. Функция потерь снижается в начале в валидационном наборе (зелёная кривая на рис. 2(с)) и стабилизируется на более высоком уровне. Для предотвращения деградации производительности на

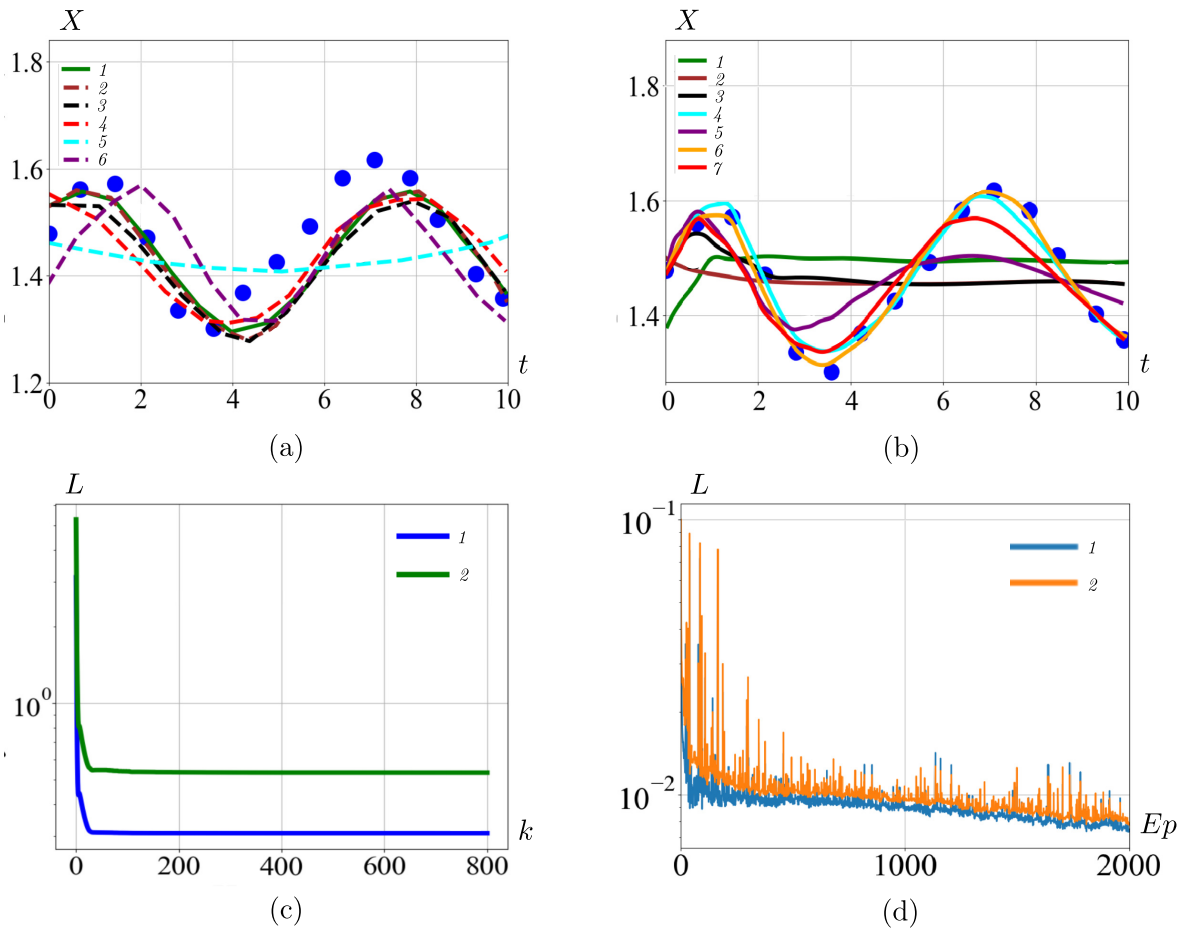


Рис. 2. Тестирование ИНС-моделей на основе методов:

- (а) Левенберга — Марквардта (графики 1–6);  
 (б) обратного распространения ошибки (графики 1–7) — расчетные данные в сравнении с экспериментальной выборкой (синие круги);  
 Кривые обучения (с): зависимость функции потерь  $L$  от номера итерации  $k$  для обучающей (график 1) и валидационной (график 2) выборок для методов Левенберга — Марквардта и обратного распространения ошибки соответственно;  
 (д) зависимость функции потерь  $L$  от порядкового номера эпохи  $Ep$ .

валидационном наборе внедрена ранняя остановка обучения. Точность, определяющая критерий завершения программы, составила  $\varepsilon = 10^{-8}$ . Тенденция к снижению ошибки отражает успешность алгоритма обучения относительно минимизации невязки в процессе обучения. Преимуществами метода являются Левенберга — Марквардта адаптивность и способность эффективно преодолевать локальные минимумы.

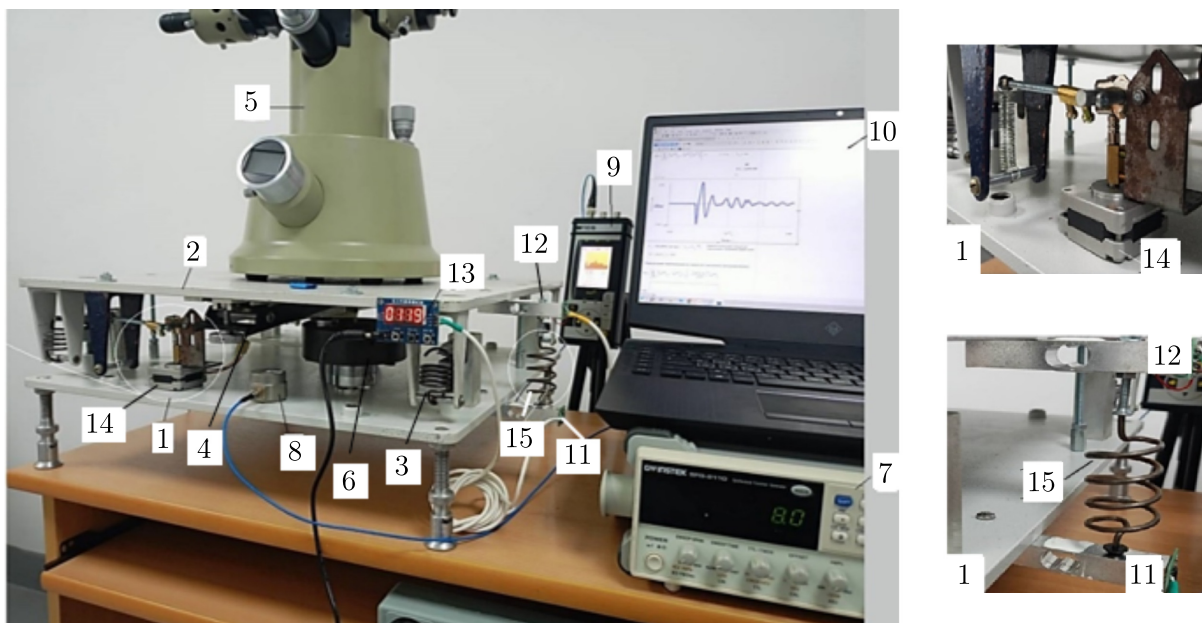
Метод обратного распространения ошибки позволил существенно, до 98.32%, повысить точность вычислений (см. рис. 2(b)). В расчётах был выбран оптимальный размер скрытого слоя — два ( $j_1$  и  $j_2$ ), каждый из них содержал по 15 нейронов и один выходной слой ( $Y$ ) (см. табл. 2). При увеличении количества нейронов в скрытых слоях существенно увеличивалось время вычислений. При неизменном числе итераций и увеличении числа нейронов наблюдался рост функционала  $E(\omega)$ .

Анализ графиков потерь (см. рис. 2(d)) показывает, что кривые, отражающие показатели как на обучающей, так и валидационной выборках, демонстрируют снижение с каждым новым этапом обучения. Модель успешно осваивает представленные данные. График валидационных потерь выглядит более «возмущённым», что, связано с тем, что валидационный

набор данных меньше и более чувствителен к обучению. Однако переобучение не было за счёт введения функции ранней остановки (early stopping). Если метрика не улучшилась за заданное число итераций, то обучение прерывалось. Минимум MSE зафиксирован  $\eta = 0.02$ , максимум — при  $\eta = 0.001$ . Dropout используется только в функции прямого прохода, а не как часть регуляризации при обновлении весов.

Таким образом, для обучения ИНС использовалась простая реализация градиентного спуска (SGD), без необходимости в более сложных алгоритмах, например, Adam, RMSProp или L-BFGS [10], [11]. Для реализации и контроля использовался фиксированный шаг и большое число эпох. Удаление регуляризации и сложных критериев остановки делает предложенный алгоритм обучения более понятным и легко воспроизводимым, что важно для анализа и отладки параметров управления ВИМ. Модель успешна в обучении, но критически важно следить за потерями на валидационном наборе, чтобы обеспечить хорошую обобщающую способность. Алгоритм позволяет также принимались меры для предотвращения переобучения модели.

Далее представлены примеры, демонстрирующие работоспособность ИНС-модели на основе метода обратного распространения ошибки применительно к задаче обучения ВИМ с одной степенью свободы. В примерах использована выборка из базы экспериментальных данных параметрического и позиционного управления масштабной моделью системы виброизоляции, разработанной и многократно испытанной на основе прототипа ВИМ [27]. На рис. 3(а) показан стенд для тестирования модели обучения ВИМ, который включает неподдрессоренную 1 и поддрессоренную 2 платформы. Платформы связаны между собой параметрическим элементом квазиулевого жёсткости, состоящим из пружин 3 и 4 с регулируемой положительной  $k_{(+)}$  и отрицательной  $k_{(-)}$  жёсткостью, соответственно.



(a)

(b)

Рис. 3. Стенд имитации процесса обучения ВИМ: (а) компоновка стенда; (б) контур коррекции жёсткости параметрического элемента ВИМ и относительной позиции объекта виброизоляции при движении в вертикальном направлении.

В качестве объекта виброизоляции использован высокоточный измерительный прибор 5 (интерферометр). Эффект квазиулевого жёсткостью достигается совместной работой пружин 3 и 4. Эффект квазиулевого жёсткостью достигается совместной работой пружин 3 и 4. Регу-

лируя, с помощью активатора в контуре коррекции параметров, и поддерживая баланс жесткостей пружин, достигают квазиулевой суммарной (квазиулевой) жёсткости параметрического элемента:  $k_{(+)} + k_{(-)} \rightarrow \min$ . В результате, собственные частоты системы виброизоляции могут достигать почти нулевых,  $f_0 \rightarrow 0$  (Гц), значений, на которых движется платформа 2 без потери устойчивости. Поэтому внешние вибрации от источника 6, размещённого на неподдресоренной платформе 1, не передаются на объект, установленный на платформе 2. Внешние вибрации задают генератором 7, измеряют датчиком 8 и анализируют виброметром 9. Процессы возбуждения и измерения вибраций осуществляют с помощью программного обеспечения, установленного на управляющем компьютере 10.

На рис. 3(b) показан один из вариантов контура коррекции параметров ВИМ, включающего элементы управления и контроля суммарной жёсткости пружин 3 и 4 параметрического элемента ВИМ и контроля дрейфа позиции объекта виброизоляции. Основные структурные элементы контура: тензодатчики положения 11 и 12 платформ 1 и 2, индикатор 13 (точность определения величины дрейфа до 0.1 мкм), активатор 14 (шаговый, реверсный микроэлектродвигатель постоянного тока с короткой, безынерционной кинематической цепью связи с платформой 2), пружинный регулятор 15 для прецизионной настройки параметрического элемента.

Рис. 4 демонстрирует результаты (примеры) моделирования, с помощью стенда, упругих характеристик параметрического элемента ВИМ, включая участок квазиулевой жёсткости.

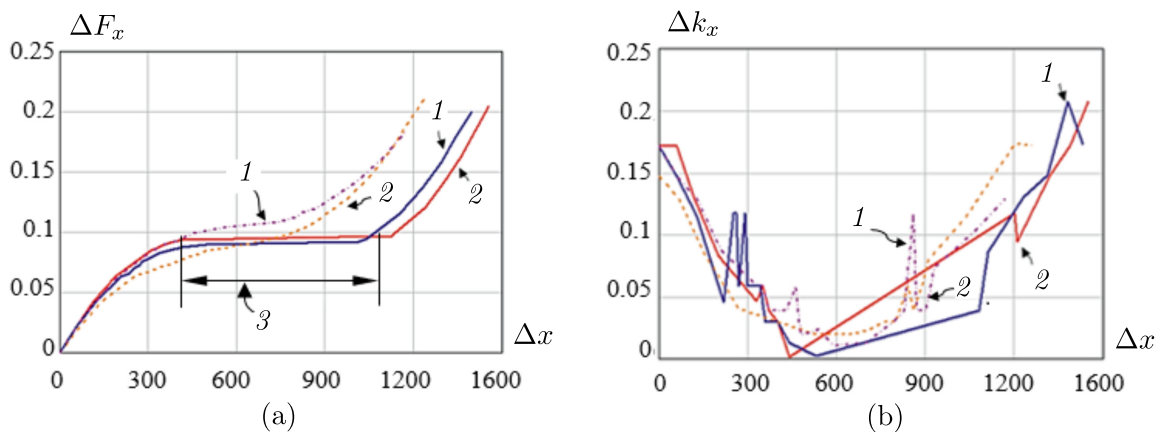


Рис. 4. Упругие характеристики ВИМ: (а) силовая, (б) жесткостная.

Графики 1 и 2 — прямой и обратный ход платформы 2; 3 — участок квазиулевой жесткости

Рис. 4(а) показывает (см. сплошные линии), что ВИМ способен иметь участок предельно малой (квазиулевой) жёсткости. Это следует из анализа рис. 4(б) (см. также сплошные линии), на котором представлены данные об изменении жёсткости параметрического элемента, получаемые автоматически (программными средствами) по результатам измерений. Из рис. 4(а) также следует, что жёсткость может быть как предельно малой положительной, т. е.  $k_{(+)} + k_{(-)} \rightarrow +\min$  (режим мягкого виброизолятора), так и предельно малой отрицательной, т. е.  $k_{(+)} + k_{(-)} \rightarrow -\min$  (режим мягкого упора). Поэтому, для обеспечения метастабильности системы виброизоляции на почти нулевых частотах, если ВИМ настроен на режим виброизолятора, необходимо его активное управление, не допускающее инверсии знака квазиулевой жёсткости.

В табл. 3 представлены исходные данные (примеры) для расчёта упругих характеристик параметрического элемента ВИМ и собственных частот системы виброизоляции.

Анализ результатов расчётов позволил выбрать оптимальную архитектуру и исходные значения параметров ИНС-модели для обучения ВИМ. Из табл. 3 следует (см. набор 3), что, размер скрытого слоя равен четырём, а каждый слой включает по 15 нейронов. При этом скорость обучения составила  $\eta = 0.6 \cdot 10^{-3}$  для  $\sim 35000 - 76000$  эпох и значений параметра

Таблица 3

Сравнение архитектур ИНС-модели для обучения ВИМ

	Набор 1				Набор 2				Набор 3			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
$X, Y$	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$j_1$	18	16	20	16	10	15	13	14	15	15	15	15
$j_2$	15	18	17	19	11	13	13	15	15	15	15	15
$j_3$	16	18	17	18	-	-	-	-	15	15	15	15
$j_4$	20	15	19	15	-	-	-	-	15	15	15	15
$j_5$	19	18	17	16	-	-	-	-	-	-	-	-
Эпохи	12363	9898	6000	19765	7119	1373	4860	5923	34992	26880	74652	75890
$\eta$	0.005	0.009	0.0003	0.0005	0.005	0.002	0.004	0.004	0.0006	0.0006	0.0006	0.0006
$p$	0.01	0.04	0.0	0.0	0.02	0.05	0.05	0.04	0.01	0.02	0.04	0.03
%	95.69	92.88	93.99	94.76	78.26	78.22	79.55	78.22	98.12	98.12	98.12	98.12

$p = 0.01 - 0.04$ , соответственно.

На рис. 5 показаны результаты (примеры) применения ИНС-модели для обучения ВИМ устойчивому движению системы виброизоляции вблизи почти нулевых частот.

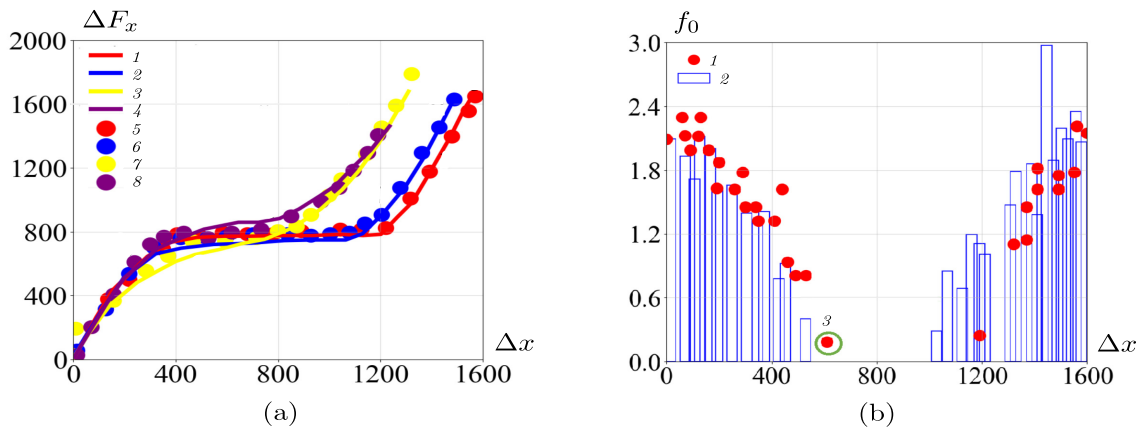


Рис. 5. Сравнительные упругие (а) и частотные (б) характеристики (примеры) системы виброизоляции при настройке на стенде (а) графики 1–4 и обучении ВИМ с помощью ИНС-модели: (а) графики 5–8; (б) точечный график: 1 – ИНС; 3 – частота системы виброизоляции  $f_0 \leq 0.16$  Гц; 2 – экспериментальные данные

На данном (начальном) этапе обучения проведены обучающие серии, по 400 экспериментов в каждой. Было применено масштабирование для предобработки экспериментов. Для сдвига  $f_0$ -спектра собственных частот модели системы виброизоляции к следующему наименьшему возможному значению была использована линейная функция сглаживания настраиваемых параметров. Данные были разделены на обучающую (60%), валидационную (20%) и тестовую (20%) выборки. Для предотвращения переобучения сети применялась ранняя остановка, срабатывающая на начальном этапе увеличения потерь с ростом числа эпох. Воспроизводимость результатов обеспечивалась установкой фиксированного параметра генератора случайных чисел ( $seed=42$ ).

На рис. 5(а) (см. точечные графики ИНС1–ИНС4) показаны результаты применения ИНС-модели для воспроизведения упругих характеристик параметрического элемента ВИМ, включая участки с инверсией знака квазиуравнения жёсткости. Результаты представлены в срав-

нении с экспериментальными данными (см. сплошные линии) для четырёх режимов настройки параметрического элемента: два — для прямого и два — для обратного хода платформы 2 стенда на рис. 3. Скорость обучения составила  $\eta = 6 \cdot 10^{-4}$ , при этом размер скрытого слоя равен четырём, а каждый слой включает 15 нейронов (см. набор в табл. 3).

Рис. 5(b) иллюстрирует (точечный график) данные расчёта собственных частот  $f_0$  системы виброизоляции в сравнении с экспериментальными данными (гистограмма) и, соответственно, оценку качества виброизоляции с помощью управляемого ВИМ при движении вблизи нулевых частот. Скорость обучения была установлена на уровне  $\eta = 5 \cdot 10^{-4}$  для 80000 – 90000 эпох, а скрытый слой состоял из 4 слоёв, каждый из которых включал по 15 нейронов (см. табл. 4).

Таблица 4

Сравнение архитектур ИНС для модели ВИМ  
(частотные характеристики)

X, Y	1	2	3	4	5	6	7	8
	1	1	1	1	1	1	1	1
$j_1$	9	15	8	15	14	11	15	15
$j_2$	14	12	11	14	15	15	15	15
$j_3$	-	4	14	-	15	14	15	15
$j_4$	-	-	-	-	14	10	15	15
Эпохи	79125	76854	59899	51872	60941	56734	54684	87923
$\eta$	0.0003	0.0004	0.036	0.0005	0.0004	0.0006	0.0004	0.0005
p	0.01	0.04	0.03	0.03	0.02	0.03	0.02	0.01
%	70.12	78.50	85.17	84.50	89.50	93.71	96.70	98.12

В процессе обучения (см. рис. 6(a,b)) наблюдается уменьшение MSE с ростом числа эпох. Модели эффективно обучаются, повышается точность. Значения потерь быстро падают до четвёртого режима, приближаясь к нулю при  $\geq 2000$  эпох, с небольшими колебаниями, что свидетельствует о хорошей стабильности. Для всех моделей точность растёт с увеличением эпох и, достигнув плато, стабилизируется на уровне, близком к 100% ( $\approx 98.12\%$ ).

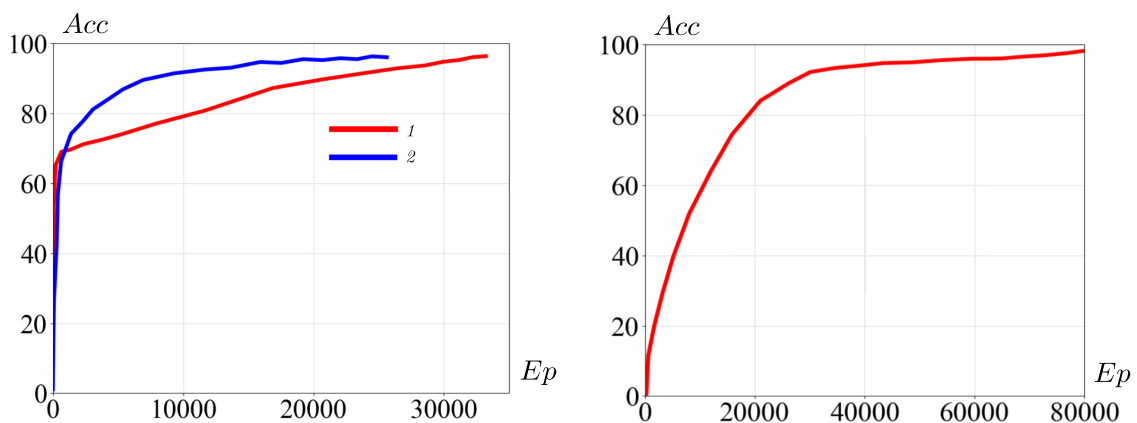


Рис. 6. Зависимость точности обучения  $Acc$  от порядкового номера эпохи  $Ep$  при настройке параметров состояния ВИМ и системы виброизоляции:

(a) прямого (1) и обратного (2) хода платформы 2; (b) собственных колебаний системы

Анализ результатов на рис. 5 и рис. 6 показывает, в частности, что разработанная ИНС-модель способна достаточно точно: 1) воспроизводить упругие характеристики ВИМ, включая

участок квазиулевой жёсткости; 2) отслеживать изменения жёсткости параметрического элемента ВИМ, включая инверсию знака жёсткости; 3) реализовать алгоритм управления движением ВИМ в исследуемом диапазоне частот, включая почти нулевые значения. Кроме того, применение ИНС-модели даёт возможность сместить собственную частоту системы виброизоляции до  $f_0 \leq 0.16$  Гц. Результаты расчётов вполне коррелируются с экспериментальными данными, полученными на масштабных моделях системы виброизоляции на основе прототипа ВИМ:  $f_0 < 0.2$  Гц [27].

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассмотрен подход к решению вибрационной проблемы, критической для ряда высокоточных измерительных систем, с помощью виброизолирующих механизмов с квазиулевой жёсткостью. Подобные механизмы с активным параметрическим и позиционным управлением являются безальтернативными, в известной степени, техническими средствами ультранизкочастотной виброизоляции, включая почти нулевые частоты,  $0 \leq f \leq 1$  Гц, к которым высокочувствительны данные системы. Для решения проблемы разработан и протестирован алгоритм обучения виброизолирующих механизмов с помощью модели искусственной нейронной сети, основанной на методах Левенберга-Марквардта и обратного распространения ошибки. Реализация алгоритма на начальном этапе обучения механизма с одной степенью свободы показала эффективность обучения, в частности, точность воспроизведения параметров управления механизмом превышает 98%. Далее планируются разработка и реализация алгоритмов обучения механизмов со многими степенями свободы с целью приближения объектов разработки к условиям практического использования.

## ФИНАНСИРОВАНИЕ РАБОТЫ

Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского научного фонда (проект № 23-19-00258). Других источников финансирования проведения или руководства данным конкретным исследованием не было.

## КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ

Авторы данной работы заявляют, что у них нет конфликта интересов.

## ЛИТЕРАТУРА

1. *Lee C.M., Karpov E.V., Goverdovskiy V.N., Larichkin A.Yu., Brovkina Ju.I., Prokhorov A.N* Parametric control of quasi-zero stiffness mechanisms for vibration isolation at near-zero frequencies // *J. Vibration and Control*. 2024. V. 1; DOI: 10.1177/10775463241239381
2. *Li D., Liu W.* Vibration control for the solar panels of spacecraft: Innovation methods and potential approaches // *Internat. J. Mech. System Dynamics*. 2023. V. 4. P. 300–330.
3. *Kongtawong S., Chubar O., Shaftan T.* Simulation of synchrotron radiation from electron beams affected by vibrations and drifts // *Phys. Rev. Accelerators and Beams*. 2022. V. 25. Article number 024601; DOI:10.1103/PhysRevAccelBeams.25.024601
4. *Lee C.-M., Goverdovskiy V.N., Tolochko B.P., Antokhin E.I., Prokhorov A.N, Larichkin A.Yu.* A new concept of vibration protection systems with «quasi-zero» stiffness and a new challenge to use such systems // *Proceed. 26th International Congress on Sound and Vibration (ICSV26)*, Montreal, Canada, 2019.
5. *Serluca M., Aimard B., Balik G., Caron B., Brunetti L., Dominjon A., Jeremie A.* Vibration analysis and control in particle accelerator // *Proceed. FCC-ee MDI workshop CERN, France-Swiss*, 2018.
6. *Wang M., Xiong J., Fu S. et al.* An active vibration isolation and compensation system for improving optical image quality: modeling and experiment // *Micromachines*. 2023. V. 14. P. 1387; DOI: 10.3390/mi14071387

7. *Burdzik R., Khan D.* An overview of the current state of knowledge and technology on techniques and procedures for signal processing, analysis, and accurate inference for transportation noise and vibration // *Measurement*. 2025. V. 252. Article number 117314; DOI: 10.1016/j.measurement.2025.117314
8. *Wang F., Zheng S., Huang C.* Research and application of vibration isolation platform based on nonlinear vibration isolation system // *J. Sensors*. 2023. V. 1. P. 1–17; DOI:10.1155/2023/9967142
9. *Herzog R.* Active versus passive vibration absorbers // *J. Dynamic Systems, Measurement and Control*. 1994. V. 116. P. 367–371; DOI: 10.1115/1.2899231
10. *Sun X., Xu Z.* Hybrid optimization approaches for deep learning: Integrating reinforcement learning and evolutionary algorithms // *J. Machine Learning Research*. 2023. V. 24, N 1. P. 1–25.
11. *Qian X., Xiaodan W., Lei L., Yafei S.* Dynamic bound adaptive gradient methods with belief in observed gradients // *Pattern Recognition*. 2025. V. 168. P. 111819; DOI:10.1016/j.patcog.2025.111819
12. *Zhang Z., Yuan G., Qin Z., Luo Q.* An improvement by introducing LBFGS idea into the Adam optimizer for machine learning // *Expert Syst. Appl.* 2026. V. 296. Article number 129002; DOI:10.1016/j.eswa.2025.129002
13. *Alridha H.A., Abd Alsherify F.H., Al-Khafaji Z.* A Review of Optimization Techniques: Applications and Comparative Analysis // *J. Computer Sci. Math.* 2024. V. 5, N 2. P. 122–134; DOI:10.52866/ijcsm.2024.05.02.011
14. *Song M.-H.* Trainability and Generalization of Small-Scale Neural Networks. PhD-thesis. University of Illinois, Urbana, USA. 2019.
15. *Li S., Zhang N., Tao Z.* A kind of vibratory isolation algorithms based on neural network // *Proceed. Internat. Conf. «Geo-Informatics in Resource Management and Sustainable Ecosystem»*. 2016. P. 128–136; DOI: 10.1007/978 – 3 – 662 – 49155 – 3<sub>12</sub>
16. *Ghahremani A., Hamid Khaloozadeh H., Ghahremani P.* Adaptive sliding neural network-based vibration control of a nonlinear quarter car active suspension system with unknown dynamics // *Vibroengineering Procedia*. 2018. V. 17, N 10. P. 67–72; DOI: 0.21595/vp.2018.19871
17. *Han S.-Y., Dong J.-F., Zhou J., Chen Y.-H.* Adaptive fuzzy PID control strategy for vehicle active suspension based on road evaluation // *Electronics*. 2022. V. 921. Article number 11060921.
18. *Yang K., Tong W., Zhou X.* Active vibration isolation of a monostable nonlinear electromagnetic actuator using machine learning adaptive feedforward control // *Chaos, Solitons and Fractals*. 2025. V. 192. P. 116035.
19. *Lee C.-M., Goverdovskiy V. N.* *Vibration Protection Systems. Negative and Quasi-Zero Stiffness.* Cambridge University Press, 2021. DOI:10.1016/j.chaos.2025.116035.
20. *Zhang L.J., Das T., Yu X.Y.* Neural network-based control and active vibration mitigation in a fully-flexible arm space robot under elastic base influence: A luenberger observer approach // *Internat. J. Comput. Intelligence Systems*. 2023. V. 2, N 2. P. 197–208; <https://doi.org/10.56578/jisc020402>.
21. *Xia Y., Ghasempour Ah.* *Active Vibration Suppression Using Neural Networks.* The World Congress on Engrg. V. II. London, U.K., 2009.
22. *Kaygorodtseva A.A., Shutov A.V.* Inspection of ratcheting models for pathological error sensitivity and overparametrization // *Meccanica*. 2022. V. 57, N 8. P. 1975–2000; DOI: 10.1007/s11012-022-01533-5
23. *Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J.* Learning representations by back-propagating errors // *Nature*. 1986. V. 323. P. 533–536.
24. *Kirsan A.S., Takano K., Mansurina S.T.Z.* EksPy: A new Python framework for developing graphical user interface based PyQt5 // *Internat. J. Electrical and Comput. Engrg.* 2024. V. 14, N 1. P. 520–531; DOI:10.11591/ijece.v14i1.pp520-531
25. *Saabith S., Vinothraj T., Fareez M.* A review on python libraries and ides for data science // *Internat. J. Research Engrg. Sci.* 2021. V. 9, N 11. P. 36–53.
26. *He R., Li B., Li F., Qingqing S.* A Review of Feature Engineering Methods in Regression Problems // *Academic J. Natural Sci.* 2024. V. 9, N 11. P. 32–40; DOI: 10.5281/zenodo.13905622
27. *Говердовский В.Н., Ли Ч.-М., Прохоров А.Н., Ларичкин А.Ю., Полубояров В. А.* Способ виброизоляции и механизм для реализации способа. РФ патент № 2753061, 2021.

UDC 004.85

**AN ALGORITHM FOR LEARNING THE MECHANISMS  
OF ULTRA-LOW FREQUENCY VIBRATION ISOLATION  
OF HIGH-PRECISION MEASURING SYSTEMS**

© 2025 S. V. Boiko<sup>1,2a</sup>, A. N. Prokhorov<sup>2b</sup>, A. N. Novoselov<sup>1,2c</sup>,  
E. V. Karpov<sup>1,2d</sup>

*Lavrentyev Institute of Hydrodynamics SB RAS,  
Acad. Lavrentyev pr., 15, Novosibirsk 630090, Russia,  
Moscow Polytechnic University,  
Bol'shaya Semenovskaya st., 38, Moscow 107023, Russia*

E-mails: <sup>a</sup>boykosv.hydro@gmail.com, <sup>b</sup>prohorovan05@yandex.ru,  
<sup>c</sup>Aleksey.Novoselov@gmail.com, <sup>d</sup>evkarpov@mail.ru

Received 07.08.2024, revised 14.11.2025, accepted 03.12.2025

**Abstract.** This paper presents an algorithm for learning the active mechanisms for vibration isolation systems of measuring instruments sensitive to critical vibrations at near-zero frequencies. The comparative effectiveness is studied for the learning using a model of artificial neural network under development based on the algorithmic methods of Levenberg-Marquardt and error back propagation. The validity of the learning algorithm is illustrated for a parametric model of positional control by using a prototype mechanism with quasi-zero stiffness, for which a representative database of experimental data has been formed. The results of the study can be used for developing and operating the high-precision and ultra-high-precision on-board and ground-based measuring systems.

**Keywords:** artificial neural network, machine learning, vibration, near-zero frequencies, vibration isolating mechanism with quasi-zero stiffness.

DOI: 10.33048/SIBJIM.2025.28.403

REFERENCES

1. Lee C.M., Karpov E.V., Goverdovskiy V.N., Larichkin A.Yu., Brovkina Ju.I., Prokhorov A.N. Parametric control of quasi-zero stiffness mechanisms for vibration isolation at near-zero frequencies. *J. Vibration and Control*, 2024, Vol. 1; DOI: 10.1177/10775463241239381
2. Li D., Liu W. Vibration control for the solar panels of spacecraft: Innovation methods and potential approaches. *Internat. J. Mech. System Dynamics*, 2023, Vol. 4, pp. 300–330.
3. Kongtawong S., Chubar O., Shaftan T. Simulation of synchrotron radiation from electron beams affected by vibrations and drifts. *Phys. Rev. Accelerators and Beams*, 2022, Vol. 25, Article number 024601; DOI:10.1103/PhysRevAccelBeams.25.024601
4. Lee C.-M., Goverdovskiy V.N., Tolochko B.P., Antokhin E.I., Prokhorov A.N., Larichkin A.Yu. A new concept of vibration protection systems with «quasi-zero» stiffness and a new challenge to use such systems. *Proceed. 26th International Congress on Sound and Vibration (ICSV26)*, Montreal, Canada, 2019.
5. Serluca M., Aimard B., Balik G., Caron B., Brunetti L., Dominjon A., Jeremie A. Vibration analysis and control in particle accelerator. *Proceed. FCC-ee MDI workshop CERN*, France-Swiss, 2018.

6. Wang M., Xiong J., Fu S. et al. An active vibration isolation and compensation system for improving optical image quality: modeling and experiment. *Micromachines*, 2023, Vol. 14, pp. 1387; DOI: 10.3390/mi14071387
7. Burdzik R., Khan D. An overview of the current state of knowledge and technology on techniques and procedures for signal processing, analysis, and accurate inference for transportation noise and vibration. *Measurement*, 2025, Vol. 252, Article number 117314; DOI: 10.1016/j.measurement.2025.117314
8. Wang F., Zheng S., Huang C. Research and application of vibration isolation platform based on nonlinear vibration isolation system. *J. Sensors*, 2023, Vol. 1, pp. 1–17; DOI:10.1155/2023/9967142
9. Herzog R. Active versus passive vibration absorbers. *J. Dynamic Systems, Measurement and Control*, 1994, Vol. 116, pp. 367–371; DOI: 10.1115/1.2899231
10. Sun X., Xu Z. Hybrid optimization approaches for deep learning: Integrating reinforcement learning and evolutionary algorithms. *J. Machine Learning Research*, 2023, Vol. 24, No. 1, pp. 1–25.
11. Qian X., Xiaodan W., Lei L., Yafei S. Dynamic bound adaptive gradient methods with belief in observed gradients. *Pattern Recognition*, 2025, Vol. 168, pp. 111819; DOI:10.1016/j.patcog.2025.111819
12. Zhang Z., Yuan G., Qin Z., Luo Q. An improvement by introducing LBFGS idea into the Adam optimizer for machine learning. *Expert Syst. Appl.*, 2026, Vol. 296, Article number 129002; DOI:10.1016/j.eswa.2025.129002
13. Alridha H.A., Abd Alsherify F.H., Al-Khafaji Z. A Review of Optimization Techniques: Applications and Comparative Analysis. *Iraqi J. Computer Sci. Math.*, 2024, Vol. 5, No. 2, pp. 122–134; DOI:10.52866/ijcsm.2024.05.02.011
14. Song M.-H. *Trainability and Generalization of Small-Scale Neural Networks*, PhD-thesis. University of Illinois, Urbana, USA. 2019.
15. Li S. , Zhang N., Tao Z. A kind of vibratory isolation algorithms based on neural network. *Proceed. Internat. Conf. «Geo-Informatics in Resource Management and Sustainable Ecosystem»*, 2016, pp. 128–136; DOI: 10.1007/978 – 3 – 662 – 49155 – 3 \_12
16. Ghahremani A., Hamid Khaloozadeh H., Ghahremani P. Adaptive sliding neural network-based vibration control of a nonlinear quarter car active suspension system with unknown dynamics. *Vibroengineering Procedia*, 2018, Vol. 17, No. 10, pp. 67–72; DOI: 0.21595/vp.2018.19871
17. Han S.-Y., Dong J.-F., Zhou J. , Chen Y.-H. Adaptive fuzzy PID control strategy for vehicle active suspension based on road evaluation. *Electronics*, 2022, Vol. 921, Article number 11060921.
18. Yang K. , Tong W., Zhou X. Active vibration isolation of a monostable nonlinear electromagnetic actuator using machine learning adaptive feedforward control. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2025, Vol. 192, pp. 116035.
19. Lee C.-M., Goverdovskiy V. N. *Vibration Protection Systems. Negative and Quasi-Zero Stiffness*. Cambridge University Press, 2021. DOI:10.1016/j.chaos.2025.116035.
20. Zhang L.J., Das T., Yu X.Y. Neural network-based control and active vibration mitigation in a fully-flexible arm space robot under elastic base influence: A luenberger observer approach. *Internat. J. Comput. Intelligence Systems*, 2023, Vol. 2, No. 2, pp. 197–208; <https://doi.org/10.56578/jisc020402>.
21. Xia Y., Ghasempoor Ah. *Active Vibration Suppression Using Neural Networks. The World Congress on Engrg.*, V. II. London, U.K., 2009.
22. Kaygorodtseva A.A., Shutov A.V. Inspection of ratcheting models for pathological error sensitivity and overparametrization. *Meccanica*, 2022, Vol. 57, No. 8, pp. 1975–2000; DOI: 10.1007/s11012-022-01533-5
23. Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 1986, Vol. 323, pp. 533–536.
24. Kirsan A.S., Takano K., Mansurina S.T.Z. EksPy: A new Python framework for developing graphical user interface based PyQt5. *Internat. J. Electrical and Comput. Engrg.*, 2024, Vol. 14, No. 1, pp. 520–531; DOI:10.11591/ijece.v14i1.pp520-531
25. Saabith S., Vinothraj T., Fareez M. A review on python libraries and ides for data science. *Internat. J. Research Engrg. Sci.*, 2021, Vol. 9, No. 11, pp. 36–53.

26. He R., Li B., Li F., Qingqing S. A Review of Feature Engineering Methods in Regression Problems. *Academic J. Natural Sci.*, 2024, Vol. 9, No. 11, pp. 32–40; DOI: 10.5281/zenodo.13905622
27. Goverdovskii V.N., Li CH.-M., Prokhorov A.N., Larichkin A.YU., Poluboyarov V. A. *Sposob vibroizolyatsii i mekhanizm dlya realizatsii sposoba* [A vibration isolation method and a mechanism for implementing the method]. Patent № 2753061, Russia, 2021.