

Makoeva Dana Gisovna – Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; e-mail: makoevadana@mail.ru; Nalchik, Russia; cand. of philol. sc.

Tlupov Islam Resuanovich – Scientific and Educational Center Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; e-mail: tlup94@mail.ru; Nalchik, Russia; post-graduate student of the Department of Multi-Agent Intellectual Robotics Systems.

Shogenov Aslanbek Olegovich – Scientific and Educational Center Kabardino-Balkarian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences; e-mail: qw20erty@mail.ru; Nalchik, Russia; post-graduate student of the Department of Multi-Agent Intellectual Robotics Systems.

УДК 004.896

DOI 10.18522/2311-3103-2025-5-93-103

В.И. Шлаев

МОДУЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ПРЕОБРАЗОВАТЕЛЕЙ ПО ЗАДАНЫМ АМПЛИТУДНО-ЧАСТОТНЫМ ХАРАКТЕРИСТИКАМ

Рассматривается решение задачи разработки преобразователей по заданным амплитудно-частотным характеристикам. Основная проблема заключается в проведении большого количества измерительных мероприятий с изменением параметров преобразователей для достижения необходимых амплитудно-частотных характеристик, что приводит к большим временным и ресурсным затратам на разработку. Проводится анализ основных параметров преобразователей, влияющих на заданные амплитудно-частотные характеристики. Анализируются существующие подходы, методы и алгоритмы при создании преобразователей требуемых характеристик. Описывается разработка модуля прогнозирования параметров электромеханических преобразователей, основанного на заданных амплитудно-частотных характеристиках. Задачи исследования включают создание структурно-параметрической и математической моделей для расчета характеристик преобразователей на стадии проектирования. Описывается алгоритм обучения модели на основе экспериментальных данных, полученных в ходе проведения измерений. Использование методов машинного обучения для предсказания параметров приводит к минимизации количества проводимых экспериментов и снижению затрат на разработку преобразователей. Предложенный подход основывается на использовании зависимости между конструктивными параметрами преобразователей и их частотными характеристиками. Для повышения точности прогнозирования применяется алгоритм градиентного бустинга. Представлены этапы подготовки данных для обучения модели. Описывается процесс обучения модели. Результаты демонстрируют значительное сокращение времени моделирования преобразователей: применение модуля позволяет ускорить процесс в несколько раз по сравнению с экспериментальным подходом. Прогнозирование характеристик на основе модели обеспечивает сопоставимую точность при большем объеме данных. Выводы исследования подтверждают эффективность предлагаемого подхода в разработке преобразователей, снижая временные и финансовые затраты, повышая точность моделирования и применимость в условиях ограниченных ресурсов.

Электромеханический преобразователь; амплитудно-частотная характеристика; прогнозирование параметров; машинное обучение; математическое моделирование; градиентный бустинг; оптимизация проектирования.

V.I. Shlaev

THE MODULE FOR PREDICTING CONVERTER PARAMETERS BASED ON SPECIFIED AMPLITUDE-FREQUENCY CHARACTERISTICS

The article discusses the solution of the problem of developing converters based on specified amplitude-frequency characteristics. The main problem is to carry out a large number of measuring measures with changes in the parameters of the transducers to achieve the necessary amplitude-frequency characteristics, which leads to high time and resource costs for development. The analysis of the main parameters of the converters affecting the specified amplitude-frequency characteristics is carried out. The existing approaches, methods and algorithms for creating converters of the required characteristics are analyzed. The development of a module for predicting the parameters of electromechanical converters based on specified amplitude-frequency characteristics is described. The research objectives include the creation of structural-parametric and mathematical models for calculating the characteristics of converters at the design stage. An

algorithm for training a model based on experimental data obtained during measurements is described. The use of machine learning methods to predict parameters minimizes the number of experiments performed and reduces the cost of developing converters. The proposed approach is based on the use of the relationship between the design parameters of the converters and their frequency characteristics. The gradient boosting algorithm is used to increase the accuracy of forecasting. The stages of data preparation for model training are presented. The learning process of the model is described. The results demonstrate a significant reduction in the modeling time of the converters: the use of the module makes it possible to speed up the process several times compared with the experimental approach. Predicting characteristics based on a model provides comparable accuracy with a larger amount of data. The findings of the study confirm the effectiveness of the proposed approach in the development of converters, reducing time and financial costs, increasing the accuracy of modeling and applicability in conditions of limited resources.

Electromechanical converter; amplitude-frequency response; parameter prediction; machine learning; mathematical modeling; gradient boosting; design optimization.

Введение. Проблема создания преобразователей с заданными характеристиками путем множественных экспериментальных исследований заключается в трудоемкости [1–3]. Каждое изменение конструкции или материалов требует проведения новых испытаний, что увеличивает временные и финансовые затраты на разработку. Кроме того, экспериментальные методы не всегда позволяют предсказать поведение датчика в реальных условиях эксплуатации, особенно если рабочие параметры сильно зависят от внешних факторов, таких как температура или давление. В результате использование большого числа физических испытаний для подбора оптимальных параметров не только замедляет процесс проектирования, но и делает его менее эффективным [4–7].

Формальная постановка задачи. Целью данной работы является разработка математической модели, позволяющей прогнозировать характеристики преобразователей на этапе проектирования. Для этого предлагается использование методов машинного обучения, основанных на анализе экспериментальных данных, что позволит снизить количество физических испытаний и оптимизировать параметры устройств.

При производстве электромеханических преобразователей, основной упор делается на резонансную частоту- частоту, при которой преобразователь достигает своей максимальной чувствительности и эффективности. На этой частоте амплитудный отклик устройства наиболее высокий, что позволяет преобразователю улавливать слабые сигналы с минимальными потерями. За пределами данной частоты чувствительность обычно снижается. В иных случаях преобразователи разрабатываются с упором на полосу пропускания – диапазон частот, в котором преобразователь сохраняет стабильную и высокую чувствительность. В настоящее время разработка и производство преобразователей физической энергии в электрическую, таких как гидрофоны и вибродатчики, зачастую осуществляется методом множественных экспериментов. Этот процесс включает многократные тестирования и корректировки параметров, чтобы достичь необходимых характеристик, таких как резонансная частота, чувствительность и ширина полосы пропускания.

Проблема в том, что такой подход является затратным и трудоемким. Каждое изменение конструкции или материалов требует проведения новых испытаний, что увеличивает временные и финансовые затраты на разработку. Кроме того, экспериментальные методы не всегда позволяют предсказать поведение датчика в реальных условиях эксплуатации, особенно если рабочие параметры сильно зависят от внешних факторов, таких как температура или давление.

В результате использование большого числа физических испытаний для подбора оптимальных параметров не только замедляет процесс проектирования, но и делает его менее эффективным. Поэтому существует необходимость в создании новых методов и моделей, которые позволяли бы предсказать характеристики преобразователей на стадии проектирования, минимизируя количество экспериментальных проверок и снижая затраты.

Разработка модели алгоритма и программного обеспечения. Рассмотрим основные параметры преобразователей, которые влияют на частотные характеристики. Для проектирования преобразователей с необходимыми частотными характеристиками [8–11] требуется учитывать несколько общих параметров, которые влияют на полосу пропускания устройства.

Частотная характеристика преобразователя определяется его резонансными свойствами и общей реакцией на входные колебания. Ее изменение напрямую связано с конструктивными и материальными параметрами изделия. Ключевым законом для резонансных систем является соотношение (1).

$$f_c = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k}{m}} \quad (1)$$

где k – эффективная жёсткость системы, а m – эффективная масса. Рост массы снижает резонансную частоту, а увеличение жёсткости – повышает её.

Основными характеристиками являются:

1. Материалы – механические свойства материалов корпуса и мембраны, такие как плотность, упругость, акустическая проводимость. Плотность влияет на массу: $f \propto \frac{1}{\sqrt{\rho}}$.

Упругий модуль определяет жёсткость: $f \propto \sqrt{E}$. Акустическая проводимость влияет на ширину полосы: высокая проводимость расширяет полосу, снижая пиковое усиление.

2. Размеры – линейные размеры чувствительного элемента и корпуса преобразователя. Габариты преобразователя и его элементов определяют акустические резонансные частоты. Например для длинных полых корпусов или трубок первых порядков резонансы выполняется соотношение $\frac{\lambda}{4}$: $f_c \approx \frac{c}{4L}$, где c – скорость звука, L – характерный размер канала. В объёмных резонаторах (типа Гельмгольца) основная резонансная частота задается формулой (2).

$$f_H = \frac{c_0}{2\pi} \sqrt{\frac{S}{CL_{eff}}} \quad (2)$$

где S – площадь сечения горловины, L_{eff} – ‘эффективная длина канала (с учетом коррекции концов), V – объем резонатора, а c_0 – скорость звука. Отсюда видно, что увеличение размеров корпуса уменьшает частоту, а увеличение горловины или уменьшение ее длины – повышает. Аналогично, линейные размеры чувствительного элемента влияют на собственную жёсткость: более длинные или большие плиты низкочастотнее из-за меньшей жёсткости на растяжение/сжатие. Таким образом геометрия и размеры согласуются с материальными свойствами, определяя полный спектр резонансов системы

3. Масса – общая масса устройства, которая влияет на его резонансные частоты. Увеличение массы движущихся элементов (корпус, мембрана, рули и т.д.) снижает резонансную частоту (из(1)). Поэтому большие по массе и объёму преобразователи имеют более низкие резонансы, тогда как облегчённые – более высокие. Увеличение массы можно использовать для целенаправленного сдвига полосы вниз. Например, в вибродатчиках добавление груза в точках крепления понижает резонанс.

4. Геометрия – форма и конструкция корпуса, которые определяют направление и диапазон чувствительности. Форма влияет на моды колебаний и распределение массы. Компактная форма повышает жёсткость, увеличивая частоту. Объёмные формы или полости, напротив, снижают частоту.

5. Способ установки – тип крепления влияет на граничные условия: жёсткое крепление увеличивает частоту, гибкое – снижает. Монтирование через демпфирующие элементы уменьшает жёсткость и сдвигает полосу вниз.

Моделирование таких преобразователей "вручную" – сложный и трудоемкий процесс, требующий множества измерений и экспериментов для точной настройки и калибровки параметров. Поскольку влияние каждого из параметров на частотные характеристики может быть нелинейным и взаимозависимым, традиционные методы требуют значительных ресурсов. Чтобы упростить этот процесс и сократить количество экспериментов, целесообразно разработать общую математическую модель, в которую будут заложены зависимости амплитудно-фазовых частотных характеристик от перечисленных параметров.

В обобщенном виде общую математическую модель частотной характеристики представима как (3).

$$f_c = F(M, L, W, G, S) = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k_{eff}(M, L, G, S)}{m_{eff}(M, W, G, S)}} \quad (3)$$

где

f_c – целевая полоса пропускания или частотная характеристика преобразователя,

M – параметры материалов (например, плотность, акустическая проводимость),

L – размеры устройства,

W – масса преобразователя,

G – геометрия корпуса,

S – способ установки,

k_{eff} и m_{eff} – эффективные жесткость и масса, зависящие от указанных параметров.

Каждый из параметров влияет на частотную характеристику преобразователя согласно их физическим свойствам.

Представленная модель позволяет задать зависимости между основными характеристиками преобразователя и его частотными характеристиками. Для повышения точности и автоматизации проектирования предлагается обучить модель на основе искусственного интеллекта. Данные, полученные из уже проведенных экспериментов и измерений, будут использоваться для обучения модели. На основе данных ИИ сможет формировать рекомендации по оптимальным параметрам для достижения заданной полосы пропускания. Для обучения модели используются данные, полученные при проведении измерений по контролю качества соответствующих изделий. Таким образом, предлагается по заданному пользователем диапазону частот выводить оптимальные для преобразователя параметры, описанные (3). Для обучения модели необходимо подготовить данные. Для этого выполняется поиск спектральных характеристик, описанный в обработке сигналов при проведении измерений контроля качества. К этим данным прибавляются параметры измерений и преобразователей, описанных в (1). Таким образом подготовленные данные могут быть представлены в виде таблицы в файле с расширением *.csv (рис. 1).

	Material	Geometry	Installation Method	Mass (g)	Size_X (cm)	Size_Y (cm)	Size_Z (cm)	AFC_Max_Frequency (Hz)	AFC_Bandwidth
1	Aluminum	Cone-shaped	Bolted	33.14	3.35	2.93	2.66	932.3	126.8,-11.31
2	Steel	Cubic	Glued	51.85	8.65	8.51	1.35	250.3	191.5,-16.61
3	Titanium	Cylindrical	Bolted	30.43	8.77	4.78	1.32	340.6	67.2,-10.08
4	Aluminum	Cylindrical	Bolted	76.95	7.95	6.19	8.48	156.9	183.6,-6.74
5	Aluminum	Cone-shaped	Clamped	92.73	2.52	8.86	6.32	815.9	191.0,-10.05
6	Titanium	Cubic	Welded	48.14	8.4	8.77	4.22	659.6	68.4,-6.68
7	Aluminum	Spherical	Welded	40.79	7.92	4.34	9.05	383.4	155.8,-18.67
8	Aluminum	Cylindrical	Welded	96.54	6.37	2.88	1.63	247.4	63.0,-2.48
9	Steel	Cone-shaped	Glued	50.04	4.03	7.98	9.82	136.1	152.8,-1.22
10	Aluminum	Cubic	Bolted	54.01	3.36	4.9	6.55	250.1	163.9,-7.64
11	Polymer	Cone-shaped	Welded	41.65	2.1	2.73	2.65	508.0	64.5,-2.37
12	Titanium	Spherical	Clamped	91.86	5.59	9.14	7.11	322.5	148.9,-17.37
13	Steel	Cylindrical	Welded	61.21	6.27	2.78	7.87	333.1	166.2,-4.05
14	Steel	Cone-shaped	Welded	78.6	4.23	1.23	4.86	888.0	84.5,-17.62
15	Polymer	Cone-shaped	Bolted	83.06	5.28	1.18	8.75	563.6	50.2,-11.84
16	Titanium	Cone-shaped	Bolted	40.77	4.27	6.6	2.36	756.3	36.6,-13.52
17	Titanium	Spherical	Bolted	49.03	6.77	6.96	3.51	132.1	123.6,-8.29
18	Steel	Cone-shaped	Glued	86.36	9.11	3.8	1.84	428.6	196.1,-13.97
19	Aluminum	Spherical	Glued	42.69	2.45	3.85	2.9	531.3	169.1,-7.25
20	Steel	Spherical	Welded	81.45	4.43	4.06	3.15	267.8	98.5,-12.65
21	Titanium	Spherical	Bolted	94.63	2.27	7.12	9.26	208.2	116.6,-2.78
22	Polymer	Cylindrical	Welded	66.09	6.62	1.52	1.7	883.3	70.3,-7.32
23	Steel	Cylindrical	Clamped	76.75	7.56	9.36	4.85	945.5	49.4,-15.69
24	Titanium	Cone-shaped	Clamped	82.46	9.39	3.0	5.79	170.9	106.8,-13.28
25	Steel	Cone-shaped	Bolted	86.05	3.51	10.0	9.09	414.1	103.4,-3.05
26	Aluminum	Cylindrical	Bolted	45.55	9.55	2.54	9.98	962.5	113.9,-12.27
27	Steel	Cubic	Clamped	14.61	1.57	7.94	7.78	174.8	191.5,-9.28
28	Steel	Cylindrical	Bolted	46.17	6.43	3.01	9.74	679.3	128.7,-7.02
29	Titanium	Spherical	Glued	70.64	1.51	1.73	8.08	975.0	129.0,-13.04
30	Titanium	Cylindrical	Glued	50.53	9.04	8.37	9.67	980.4	43.0,-14.12
31	Titanium	Spherical	Bolted	77.41	5.77	8.73	7.37	524.1	199.4,-10.49
32	Steel	Cone-shaped	Clamped	42.13	7.02	4.63	1.72	246.5	159.1,-15.7
33	Aluminum	Cubic	Welded	67.13	8.48	7.32	4.62	281.9	177.9,-14.32
34	Polymer	Cone-shaped	Bolted	26.78	2.35	6.01	6.82	900.6	94.6,-18.76
35	Polymer	Spherical	Bolted	77.44	1.35	8.68	4.16	920.5	110.4,-13.92
36	Titanium	Spherical	Welded	59.11	8.91	3.84	3.46	647.1	114.0,-13.59
37	Titanium	Spherical	Bolted	28.37	3.83	5.71	6.2	789.6	54.9,-0.76
38	Steel	Cubic	Welded	36.27	2.16	5.37	9.4	765.9	144.1,-8.21
39	Polymer	Cylindrical	Clamped	77.37	5.22	4.19	1.31	695.6	182.5,-4.25
40	Titanium	Cone-shaped	Glued	53.43	6.38	9.02	7.32	844.5	49.5,-19.09
41	Aluminum	Cone-shaped	Clamped	29.44	1.28	2.49	7.5	716.5	35.5,-17.87
42	Aluminum	Cylindrical	Glued	37.05	3.47	2.35	9.68	580.6	152.9,-3.71
43	Titanium	Cone-shaped	Welded	74.36	1.3	6.19	9.38	313.3	69.2,-7.53
44	Titanium	Cubic	Glued	96.14	4.78	6.92	7.86	769.5	132.3,-16.18
45	Polymer	Cone-shaped	Clamped	48.44	9.06	2.75	5.68	526.1	145.2,-11.9
46	Polymer	Spherical	Glued	52.76	9.84	4.52	2.84	365.3	77.9,-9.23
47	Steel	Cylindrical	Welded	90.82	6.73	9.52	5.91	821.8	166.7,-3.13
48	Polymer	Cubic	Glued	57.25	2.45	3.22	7.89	727.0	119.0,-18.79
49	Aluminum	Cylindrical	Bolted	73.66	9.15	7.02	3.06	943.6	176.4,-8.07
50	Titanium	Cubic	Clamped	33.7	2.42	7.62	9.11	889.4	182.4,-5.62

Рис. 1. Фрагмент подготовленных данных

Для задач прогнозирования параметров, когда уже собраны данные о преобразователях с разными характеристиками (материал, геометрия, масса, способ установки и т.д.) и известны их амплитудно-фазовые характеристики (АФЧХ) или спектры сигналов оптимальным является использование градиентного бустинга, например в реализации CatBoost.

На рис. 2 представлен структурный алгоритм функционирования модуля машинного обучения, используемого для прогнозирования параметров преобразователей. Алгоритм включает следующие этапы:

1. Загрузка данных. Входной CSV-файл содержит записи с параметрами преобразователей (материалы, размеры, масса, геометрия, способ установки) и соответствующими амплитудно-частотными характеристиками (АЧХ). Эти данные могут быть получены в ходе лабораторных измерений или из предыдущих проектных разработок.
2. Предобработка данных. На данном этапе проводится очистка от пропущенных или аномальных значений, устранение выбросов, а также нормализация числовых признаков. Категориальные признаки (например, способ установки) кодируются в числовой формат.
3. Разделение на обучающую и тестовую выборки. Данные разделяются на тренировочную выборку (обычно 70–80% от общего объема) и тестовую (оставшиеся 20–30%) для оценки обобщающей способности модели.
4. Выбор модели и гиперпараметров. В качестве основной модели используется градиентный бустинг на решающих деревьях (CatBoost), способный эффективно обрабатывать как числовые, так и категориальные признаки. На этом шаге задаются параметры глубины деревьев, скорости обучения, количества итераций и другие метрики.
5. Обучение модели. Производится итеративная оптимизация параметров на тренировочных данных. После каждой итерации измеряется ошибка на валидационной выборке, и модель сохраняется в виде бинарного файла *.pkl для последующего использования.
6. Оценка точности. Модель проверяется на тестовой выборке по метрикам MAE, MSE, R^2 . В случае неудовлетворительных результатов – гиперпараметры пересматриваются.
7. Прогнозирование. После финальной настройки обученная модель готова к использованию для предсказания параметров по заданной частотной характеристике (или наоборот).

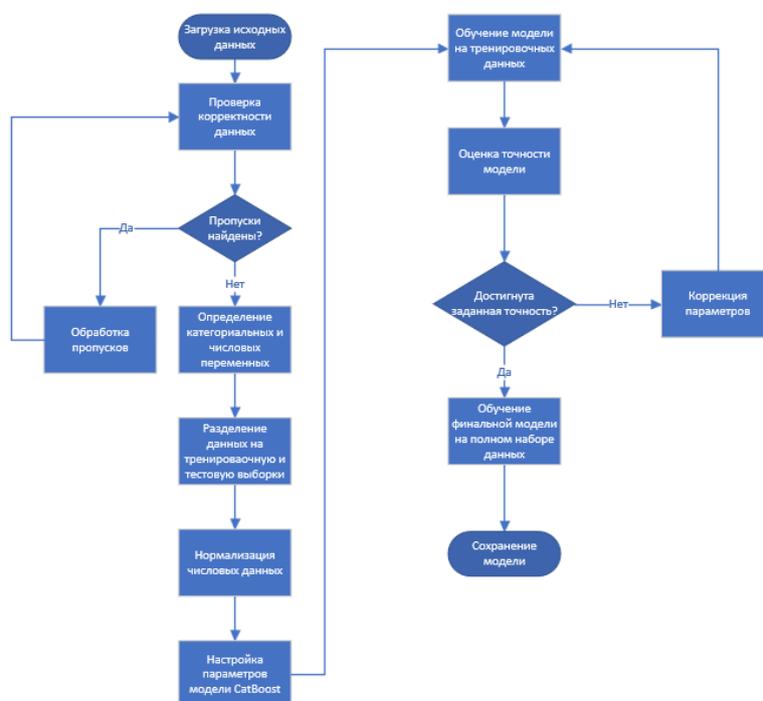


Рис. 2. Алгоритм модели машинного обучения

Алгоритм использования обученной модели примитивна, по заданному диапазону частот с использованием внутренних механизмов алгоритма машинного обучения происходит вывод результатов прогнозирования.

Для задачи базовых параметров преобразователей, в программном модуле-измерителе, необходимо воспользоваться клавишей задачи параметров преобразователей (рис. 4) [12, 13]. Где имеется возможность загрузки конфигурирующего файла в формате *.csv. В файле *.csv содержатся обработанные результаты измерений, используемые для обучения модели. Фрагмент измеренных АФЧХ на определенных частотах для группы преобразователей с заданными параметрами (3) представлен на рис. 3.

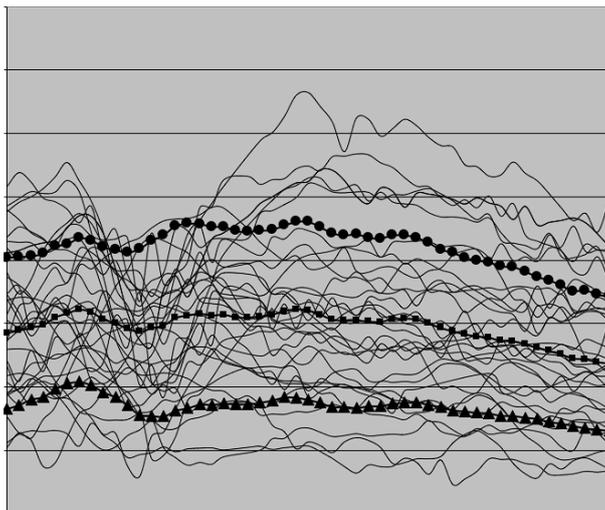


Рис. 3. Фрагмент результатов измерений

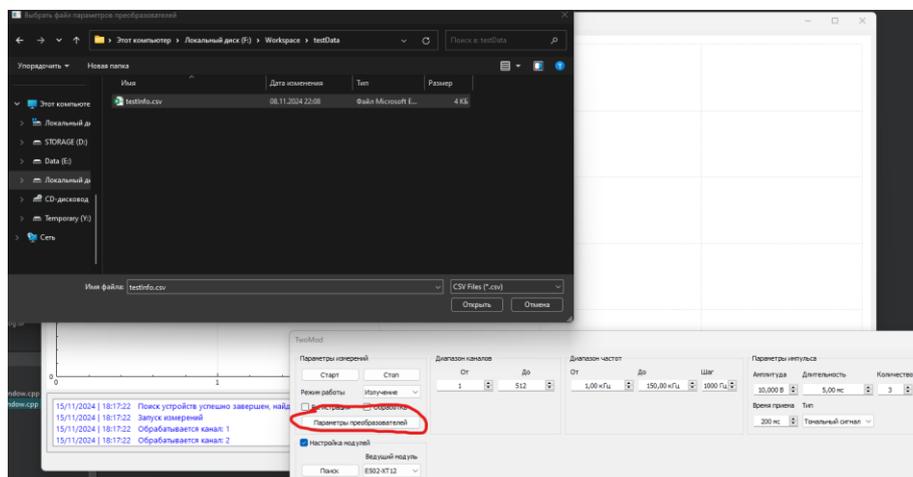


Рис. 4. Выбор параметров преобразователей

Для составления прогноза необходимо запустить модуль прогнозирования.

На рис. 5 показан графический интерфейс программного модуля прогнозирования, разработанного с использованием технологий C++/Qt и Python. Имеется возможность ввода пользователем диапазона частот, в пределах которого требуется подобрать параметры преобразователя. Это может быть, например, центральная резонансная частота или диапазон рабочей полосы. Кнопка «Старт» используется для запуска процесса прогнозирования. При первом запуске открывается диалоговое окно для выбора файла дан-

ных: – CSV-файл: запускается процесс обучения новой модели по этим данным. PKL-файл: используется ранее обученная модель. При выборе CSV-файла начинается обучение модели на основе текущих параметров. При выборе модели в формате PKL – производится прямое прогнозирование. После выполнения прогноза таблица заполняется вычисленными параметрами преобразователя (например, материал, масса, геометрия), соответствующими заданной частотной характеристике.

Материал	Геометрия	Способ установки	Масса (г)	Размер X (см)	Размер Y (см)	Размер Z (см)	Частота резонанса (Гц)	Частота пропускания (Гц)	Чувствительность	Точность прогнозирования
Алюминий	Цилиндрическая	Сварное	58.23	4.55	3.87	2.9	12235.1	1323.5	-10.44	94.2...
Сталь	Цилиндрическая	Сварное	34.51	8.12	4.3	7.51	11234.2	1123.4	-12.68	93.5
Сталь	Кубическая	Склеенное	44.87	5.63	6.98	9.1	12132.5	1213.3	-13.68	93.2
Алюминий	Кубическая	Склеенное	72.44	3.42	5.99	8.42	10845.6	1084.6	-13.11	92.1
Полимер	Кубическая	Склеенное	41.73	7.34	2.97	4.24	10425.7	1070.2	-9.53	91.2
Титан	Сферическая	Болтовое	52.97	5.2	4.45	8.03	13640.5	1364.1	-15.02	90.4
Полимер	Цилиндрическая	Спаянное	63.17	6.57	4.88	3.21	12623.8	1262.4	-14.32	89.3
Сталь	Сферическая	Болтовое	48.83	7.17	6.59	2.73	11472.5	1147.3	-7.82	88.6
Сталь	Конусоидальная	Спаянное	38.51	8.02	7.6	5.17	11556.7	1155.7	-14.56	87.8...
Алюминий	Конусная	Склеенное	69.42	4.78	5.24	4.92	11472.5	1147.3	-7.82	87.2

Рис. 5. Пример использования модуля прогнозирования

Оценка результатов. Результаты использования модуля прогнозирования, позволяют разработчику преобразователей минимизировать время на подбор параметров преобразователя для достижения искомой полосы пропускания или диапазона частот. Таким образом происходит сокращение времени моделирования преобразователей. При проведении измерений макета смоделированных преобразователей, с использованием измерительного модуля, результаты измерений используются для обучения модели прогнозирования, что способствует увеличению точности дальнейших предсказаний.

Зависимость между использованием модели искусственного интеллекта и моделированием, путем проведения экспериментов можно выразить через время, необходимое для достижения определенной точности (например, минимальной ошибки MAE).

Вводятся обозначения.

T_{total}^{exp} – общее время эксперимента.

T_{total}^{model} – общее время использования модели

MAE_{exp} – ошибка при экспериментальном подходе.

MAE_{model} – ошибка при использовании модели.

N – количество комбинаций параметров в экспериментах.

M – количество запросов для модели.

T_{exp} – время одного эксперимента.

T_{train} – время обучения модели.

T_{pred} – время одного предсказания.

Получаем зависимости времени: для экспериментов (4), для модели (5) и зависимость общего времени (6).

$$T_{total}^{exp} = N * T_{exp} \quad (4)$$

$$T_{total}^{model} = T_{train} + M * T_{pred} \quad (5)$$

$$\frac{T_{total}^{model}}{T_{total}^{exp}} = \frac{T_{train} + M * T_{pred}}{N * T_{exp}} \quad (6)$$

Если $M \ll N$ и $T_{pred} \ll T_{exp}$, то $T_{total}^{model} \ll T_{total}^{exp}$, что делает использование модели значительно быстрее.

Зависимость ошибок. Для экспериментов точность напрямую зависит от количества протестированных комбинаций параметров (7)

$$MAE_{exp}(N) \propto \frac{1}{\sqrt{N}}. \quad (7)$$

Для модели точность зависит от объема данных, на которых она обучена (8).

$$MAE_{model}(D) = \frac{a}{\sqrt{D}} + b. \quad (8)$$

При одинаковом объеме данных, модель и эксперименты могут достичь схожей точности, но время использования модели гораздо меньше.

В результате получается зависимость эффективности времени и точности (9).

$$\frac{MAE_{model}(D)}{MAE_{exp}(N)} \approx \frac{T_{train} + M * T_{pred}}{N * T_{exp}}. \quad (9)$$

Т.е. с увеличением объема данных модель становится точнее, а общее время использования остается значительно меньше.

Рассмотрим использование данных соотношений на практике.

При $N = 1000$ – количество комбинаций параметров, $T_{exp} = 1$ час – время одного эксперимента.

$T_{train} = 10$ часов – время обучения модели.

$M = 1000$ – количество предсказаний(запросов).

$T_{pred} = 0.01$ часа (36 секунд) – время одного предсказания.

В результате расчетов можно сделать выводы: время использования модели в 50 раз быстрее:

$$\frac{T_{total}^{model}}{T_{total}^{exp}} = \frac{1000}{20} = 50.$$

На старте модель менее точная из-за дополнительной ошибки $b = 0.5$. Однако с увеличением данных ошибка модели приближается к экспериментальной, таким образом если $D = 10000$, то $MAE_{model}(D) = \frac{a}{\sqrt{D}} + b = \frac{5}{\sqrt{10000}} + 0.5 = 0.55$.

Таблица 1

Сравнение моделей

Метод	Время обучения, ч	MAE, Гц	MSE, (Гц) ²	R ²
Эксперименты	1000 ч	0.10	0.015	0.92
CatBoost (ML)	10	0.55	0.50	0.65
CatBoost (ML)	30 (расшир. данные)	0.15	0.03	0.90

Расчет ошибок. Для экспериментов расчет ошибок проводится по (10).

$$MAE_{exp}(N) = \frac{k}{\sqrt{N}}, \quad (10)$$

где $k = 5$ – эмпирический коэффициент.

Таким образом время составит.

Экспериментальный подход:

$$T_{total}^{exp} = N * T_{exp} = 1000 * 1 = 1000 \text{ часов.}$$

Использование модели:

$$T_{total}^{model} = T_{train} + M * T_{pred} = 10 + 1000 * 0.01 = 20 \text{ часов.}$$

Ошибки составят.

Для экспериментов:

$$MAE_{exp}(N) = \frac{k}{\sqrt{N}} = \frac{5}{\sqrt{1000}} \approx 0.158.$$

Для модели:

$$MAE_{model}(D) = \frac{a}{\sqrt{D}} + b = \frac{5}{\sqrt{1000}} + 0.5 \approx 0.658.$$

График ошибок представлен на рис. 6.

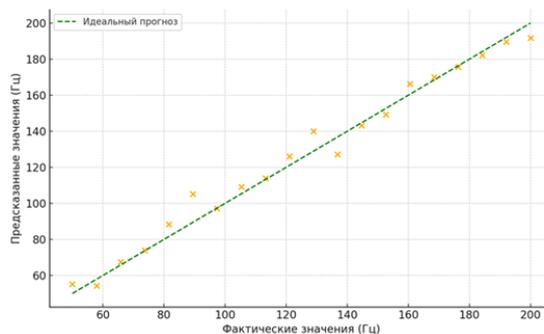


Рис. 6. График ошибок при использовании программного модуля

Заключение. Разработанная математическая модель и программный модуль на основе машинного обучения позволяют сократить затраты времени и ресурсов при проектировании электромеханических преобразователей (табл. 1). Например, при проведении 1000 измерений, использование программного модуля позволяет ускорить процесс проектирования в 50 раз. В сравнении с традиционными экспериментальными методами [14–20], предложенный подход демонстрирует существенное преимущество за счет минимизации количества физических испытаний. Анализ временных затрат показывает, что использование машинного обучения ускоряет процесс разработки в десятки раз, сохраняя при этом высокий уровень точности прогнозирования параметров. С увеличением объема обучающих данных модель становится еще более точной, что делает ее применение перспективным для автоматизации и оптимизации проектирования в данной области. Практическое применение программного модуля позволяет ускорить процесс проектирования преобразователей требуемых частотных характеристик.

Исследования выполнены в рамках проекта No FSFS-2024-0012.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Белоусов В.А., Козлов С.Н. Разработка электромеханических преобразователей с заданными амплитудно-частотными характеристиками // Вестник технических наук. – 2022. – № 3. – С. 58-64.
2. Громов А.И., Сидоров П.В. Анализ параметров электромеханических преобразователей на основе пьезоэлектрических материалов // Научные труды МГТУ им. Н.Э. Баумана. – 2021. – Т. 85, № 2. – С. 112-119.
3. Иванов В.М., Петров А.К. Оптимизация характеристик электромеханических преобразователей для вибрационных систем // Известия высших учебных заведений. Машиностроение. – 2023. – № 5. – С. 27-35.
4. Зайцев О.Л., Михайлов С.П. Методика расчета амплитудно-частотных характеристик электромеханических преобразователей // Электротехнический журнал. – 2020. – № 4. – С. 41-48.
5. Смирнов Д.Н., Кузнецов Л.А. Современные технологии проектирования электромеханических систем // Вестник инженерных наук. – 2022. – Т. 10, № 1. – С. 88-95.

6. Ковалев Ю.П., Егоров Н.С. Разработка алгоритмов синтеза амплитудно-частотных характеристик электромеханических преобразователей // Научные записки кафедры электротехники. – 2023. – № 2. – С. 77-84.
7. Федоров А.В., Лебедев М.Г. Инновационные подходы к проектированию электромеханических преобразователей в системах автоматизированного управления // Автоматизация и электроника. – 2021. – № 6. – С. 103-109.
8. Веселов О.В., Веселов А.О. Моделирование электромеханических систем: учеб. пособие. Владимир. гос. ун-т им. А.Г. и Н.Г. Столетовых. – Владимир: Изд-во ВлГУ, 2021. – 404 с. – ISBN 978-5-9984-1219-6.
9. Ермоленко Е.Ю., Веселов О.В. Оценка эффективности функционирования электромеханических систем методом иерархической декомпозиции с использованием параллельных моделей диагностирования в пространстве состояний // Автоматизация в промышленности. – 2007. – № 7. – С. 46-50.
10. Ольшевский В.В. Статистические методы в гидролокации. – 2-е изд. – Л.: Судостроение 1983. – 280 с.
11. Розанов И.А., Сотников А.А. Имитационное моделирование гидроакустических сигналов на промежуточной частоте // Наука и Образование МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электронный журнал. – 2016. – № 12. – С. 279-299.
12. Shlaev V.I., Bilchuk M.V., Tyasto S.A. Development of a Switching Circuit for the Operation of a Multichannel System in Reception and Emission Modes // 2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM), Sochi, Russia, 2021. – P. 461-465.
13. Шаев В.И., Бильчук М.В., Тясто С.А. Программный комплекс для автоматизации процесса регистрации данных многоканальной системы электрических сигналов // Международная научная конференция «Самарские чтения (в память об академике А.А. Самарском (SR-2021))», Москва, 22-25 декабря 2021 г. – С. 246-247.
14. Александров К.В., Титов Р.И. Применение методов машинного обучения для анализа характеристик датчиков // Инженерный журнал. – 2023. – № 7. – С. 122-130.
15. Мартынов Е.С., Григорьев А.П. Исследование влияния материалов на амплитудно-частотные характеристики преобразователей // Электромеханика и автоматизация. – 2022. – № 4. – С. 67-74.
16. Власов Н.Д., Чернышов О.В. Оптимизация проектирования вибрационных датчиков на основе математического моделирования // Вестник приборостроения. – 2021. – № 5. – С. 98-105.
17. Романов А.В., Юдин С.П. Автоматизированное проектирование пьезоэлектрических преобразователей // Научный вестник электроники. – 2020. – № 3. – С. 35-42.
18. Семенов В.К., Климович Е.Н. Алгоритмы машинного обучения в моделировании динамических систем // Вестник вычислительной техники. – 2023. – № 2. – С. 144-152.
19. Лебедев В.А., Кузьмин Д.П. Разработка программного обеспечения для моделирования характеристик электромеханических систем // Автоматизация и моделирование. – 2022. – № 1. – С. 55-62.
20. Тихонов Ю.М., Сорокин Н.И. Применение искусственного интеллекта для оптимизации проектирования акустических датчиков // Журнал прикладной математики и информатики. – 2021. – № 6. – С. 88-96.

REFERENCES

1. Belousov V.A., Kozlov S.N. Razrabotka elektromekhanicheskikh preobrazovateley s zadannymi amplitudno-chastotnymi kharakteristikami [Development of electromechanical converters with specified amplitude-frequency characteristics], *Vestnik tekhnicheskikh nauk* [Bulletin of Technical Sciences], 2022, No. 3, pp. 58-64.
2. Gromov A.I., Sidorov P.V. Analiz parametrov elektromekhanicheskikh preobrazovateley na osnove p'ezoelektricheskikh materialov [Analysis of parameters of electromechanical converters based on piezoelectric materials], *Nauchnye trudy MGTU im. N.E. Baumana* [Scientific works of Bauman Moscow State Technical University], 2021, Vol. 85, No. 2, pp. 112-119.
3. Ivanov V.M., Petrov A.K. Optimizatsiya kharakteristik elektromekhanicheskikh preobrazovateley dlya vibratsionnykh sistem [Optimization of characteristics of electromechanical transducers for vibration systems], *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Mashinostroenie* [News of higher educational institutions. Mechanical engineering], 2023, No. 5, pp. 27-35.
4. Zaytsev O.L., Mikhaylov S.P. Metodika rascheta amplitudno-chastotnykh kharakteristik elektromekhanicheskikh preobrazovateley [Methodology for calculating the amplitude-frequency characteristics of electromechanical converters], *Elektrotekhnicheskii zhurnal* [Electrotechnical journal], 2020, No. 4, pp. 41-48.
5. Smirnov D.N., Kuznetsov L.A. Sovremennyye tekhnologii proektirovaniya elektromekhanicheskikh sistem [Modern technologies for designing electromechanical systems], *Vestnik inzhenernykh nauk* [Bulletin of Engineering Sciences], 2022, Vol. 10, No. 1, pp. 88-95.

6. Kovalev Yu.P., Egorov N.S. Razrabotka algoritmov sinteza amplitudno-chastotnykh kharakteristik elektromekhanicheskikh preobrazovateley [Development of algorithms for the synthesis of amplitude-frequency characteristics of electromechanical converters], *Nauchnye zapiski kafedry elektrotehniki* [Scientific notes of the Department of Electrical Engineering], 2023, No. 2, pp. 77-84.
7. Fedorov A.V., Lebedev M.G. Innovatsionnye podkhody k proektirovaniyu elektromekhanicheskikh preobrazovateley v sistemakh avtomatizirovannogo upravleniya [Innovative approaches to the design of electromechanical converters in automated control systems], *Avtomatizatsiya i elektronika* [Automation and Electronics], 2021, No. 6, pp. 103-109.
8. Veselov O.V., Veselov A.O. Modelirovanie elektromekhanicheskikh sistem: ucheb. posobie. Vladim. gos. un-t im. A.G. i N.G. Stoletovykh [Modeling of electromechanical systems: textbook; Vladimir State University named after A. G. and N. G. Stoletov]. Vladimir: Izd-vo VIGU, 2021, 404 p. ISBN 978-5-9984-1219-6.
9. Ermolenko E.Yu. Veselov O.V. Otsenka effektivnosti funktsionirovaniya elektromekhanicheskikh sistem metodom ierarkhicheskoy dekompozitsii s ispol'zovaniem parallel'nykh modeley diagnostirovaniya v prostranstve sostoyaniy [Evaluation of the effectiveness of electromechanical systems by hierarchical decomposition using parallel diagnostic models in the state space], *Avtomatizatsiya v promyshlennosti* [Automation in industry], 2007, No. 7, pp. 46-50.
10. Ol'shevskiy V.V. Statisticheskie metody v gidrolokatsii [Statistical methods in sonar]. 2nd ed. Leningrad: Sudostroenie 1983, 280 p.
11. Rozanov I.A., Sotnikov A.A. Imitatsionnoe modelirovanie gidroakusticheskikh signalov na promezhutochnoy chastote [Simulation of sonar signals at an intermediate frequency], *Nauka i Obrazovanie MGTU im. N.E. Baumana. Elektronnyy zhurnal* [Science and Education of Bauman Moscow State Technical University. The electron. Journal], 2016, No. 12, pp. 279-299.
12. Shlaev V.I., Bilchuk M.V., Tyasto S.A. Development of a Switching Circuit for the Operation of a Multichannel System in Reception and Emission Modes, *2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM), Sochi, Russia, 2021*, pp. 461-465.
13. Shlaev V.I., Bil'chuk M.V., Tyasto. S.A. Programmnyy kompleks dlya avtomatizatsii protsessa registratsii dannykh mnogokanal'noy sistemy elektricheskikh signalov [A software package for automating the data registration process of a multichannel electrical signal system], *Mezhdunarodnaya nauchnaya konferentsiya «Samsarskie chteniya (v pamyat' ob akademike A.A. Samarskom (SR-2021))», Moskva, 22-25 dekabrya 2021 g.* [International scientific conference "Samara readings (in memory of Academician A.A. Samarsky (SR-2021)", Moscow, December 22-25, 2021], Spp 246-247.
14. Aleksandrov K.V., Titov R.I. Primenenie metodov mashinnogo obucheniya dlya analiza kharakteristik datchikov [Application of machine learning methods for analyzing sensor characteristics], *Inzhenernyy zhurnal* [Engineering Journal], 2023, No. 7, pp. 122-130.
15. Martynov E.S., Grigor'ev A.P. Issledovanie vliyaniya materialov na amplitudno-chastotnye kharakteristiki preobrazovateley [Investigation of the influence of materials on the amplitude-frequency characteristics of converters], *Elektromekhanika i avtomatizatsiya* [Electromechanics and automation], 2022, No. 4, pp. 67-74.
16. Vlasov N.D., Chernyshov O.V. Optimizatsiya proektirovaniya vibratsionnykh datchikov na osnove matematicheskogo modelirovaniya [Optimization of vibration sensor design based on mathematical modeling], *Vestnik priborostroeniya* [Bulletin of Instrument Engineering], 2021, No. 5, pp. 98-105.
17. Romanov A.V., Yudin S.P. Avtomatizirovannoe proektirovanie p'ezoelektricheskikh preobrazovateley [Computer-aided design of piezoelectric converters], *Nauchnyy vestnik elektroniki* [Scientific Bulletin of Electronics], 2020, No. 3, pp. 35-42.
18. Semenov V.K., Klimovich E.N. Algoritmy mashinnogo obucheniya v modelirovanii dinamicheskikh sistem [Machine learning algorithms in dynamic systems modeling], *Vestnik vychislitel'noy tekhniki* [Bulletin of Computing Technology], 2023, No. 2, pp. 144-152.
19. Lebedev V.A., Kuz'min D.P. Razrabotka programmnoy obespecheniya dlya modelirovaniya kharakteristik elektromekhanicheskikh sistem [Software development for modeling the characteristics of electromechanical systems], *Avtomatizatsiya i modelirovanie* [Automation and modeling], 2022, No. 1, pp. 55-62.
20. Tikhonov Yu.M., Sorokin N.I. Primenenie iskusstvennogo intellekta dlya optimizatsii proektirovaniya akusticheskikh datchikov [Application of artificial intelligence to optimize the design of acoustic sensors], *Zhurnal prikladnoy matematiki i informatiki* [Journal of Applied Mathematics and Computer Science], 2021, No. 6, pp. 88-96.

Шлаев Виктор Иванович – Московский государственный технологический университет «СТАНКИН»; e-mail: shl.vik.iv@gmail.com; г. Москва, Россия; тел.: 89271957909; аспирант.

Shlaev Victor Ivanovich – Moscow State University of Technology «STANKIN»; e-mail: shl.vik.iv@gmail.com; Moscow, Russia; phone: +79271957909; postgraduate student.