СЖАТИЕ ВИБРОСИГНАЛОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Вергэль И.В., Климчук А.И.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Леванцевич В.А. – ст. преподаватель

В работе исследуются методы сжатия вибрационных сигналов с применением нейросетевого автоэнкодера. Проведено сравнение с классическими алгоритмами *zlib* и *lzma*, показано преимущество ИИ-подхода при обработке компонентов сигнала. Рассмотрена модель разложения сигнала на периодическую и шумоподобную составляющие. Результаты демонстрируют потенциал методов сжатия на основе искусственного интеллекта.

Вибрационные сигналы, или вибросигналы широко применяются в технической диагностике оборудования, позволяя контролировать состояние механизмов без остановки производственного процесса. С помощью анализа вибросигналов можно выявить такие дефекты, как дисбаланс, износ подшипников, ослабление креплений, резонансные явления и другие неисправности на ранней стадии. Это особенно важно для таких отраслей, как промышленность, энергетика, авиация, железнодорожный транспорт и строительство. Регулярный мониторинг вибросигналов позволяет значительно повысить надёжность эксплуатации оборудования, оптимизировать графики технического обслуживания и снизить издержки [1].

С развитием технологий интернета вещей и внедрением большого числа сенсоров в производственные системы резко возрос объём собираемой информации. В этих условиях становится всё более актуальной задача распределённой обработки вибросигналов. Современные вычислительные архитектуры предполагают, что первичная обработка выполняется непосредственно на устройствах, установленных на объекте. Такие устройства могут выявлять ключевые характеристики сигнала и передавать уже агрегированные или сжатые данные в облачные хранилища. Облачные технологии, в свою очередь, предоставляют инфраструктуру для хранения, масштабируемой обработки и интеллектуального анализа данных, позволяя специалистам в удалённом режиме получать диагностическую информацию, строить прогнозы о техническом состоянии объектов [2].

Однако, передача больших объёмов вибрационных данных в облачные хранилища сопряжена с рядом проблем, включая ограниченную пропускную способность каналов связи и стоимость хранения. Поэтому эффективное сжатие данных становится важным этапом всей системы. Основной задачей сжатия является уменьшение объёма информации при сохранении диагностически значимых характеристик сигнала. В классических подходах сжатие реализуется либо без потерь, когда исходный сигнал может быть точно восстановлен, либо с потерями, где допускается удаление избыточной или слабозначимой информации.

Особый интерес представляет подход к сжатию, основанный на разложении вибросигнала на периодическую и шумоподобную составляющие [3]. Этот метод удобен для цифровой обработки, поскольку позволяет разделить сигнал на регулярную компоненту, обусловленную вращением или повторяющимися событиями в механизме, и нерегулярную, описывающую случайные или трудно предсказуемые воздействия. В общем виде вибрационный сигнал можно представить как сумму двух составляющих:

$$x(nt_d) = p(nt_d) + s(nt_d) \quad (1)$$

где $p(nt_d)$ – периодическая составляющая вибрационного сигнала,
 $s(nt_d)$ – шумоподобная составляющая вибрационного сигнала
 t_d – интервал дискретизации.

Периодическая часть может быть представлена как сумма гармоник, каждая из которых характеризуется своей амплитудой, частотой и фазой. Такое разложение описывается выражением:

$$x(nt_d) = \sum_{m=1}^L A_m \cos(2\pi k_m f_o n t_d - \varphi_m) + s(nt_d) \quad (2)$$

где f_o – частота вращения ротора или вала привода (оборотная частота),

k_m – кратность m -ой гармоники, включенной в периодическую составляющую, относительно f_o ,

A_m – амплитуда m -ой гармоники,

φ_m – начальная фаза m -ой гармоники,

L – число гармоник, выбранных для периодической составляющей вибросигнала.

Благодаря выделению периодической составляющей можно эффективно описывать сигнал небольшим числом параметров, что существенно снижает объём передаваемой информации. Значения шумоподобной составляющей, могут быть представлены в целочисленном виде уменьшенной разрядности.

В последние годы активно развиваются методы сжатия с использованием искусственного интеллекта. Одним из таких подходов является использование нейросетевых автоэнкодеров, которые обучаются на множестве сигналов и позволяют создавать компактное представление входных данных с возможностью их восстановления.

Обучение нейросетевой модели для сжатия происходит на основе набора типичных вибрационных сигналов, которые используются для обучения автоэнкодера в режиме реконструкции. Модель учится кодировать сигнал в компактное пространство признаков (латентное пространство), а затем восстанавливать сигнал из этого представления. Количество признаков (размер латентного пространства) напрямую влияет на степень сжатия: меньше признаков – выше степень сжатия, но потенциально хуже качество восстановления. Увеличение числа признаков повышает точность восстановления, но увеличивает объём выходного файла. Поэтому важно найти баланс между степенью сжатия и приемлемой точностью восстановления.

Качество восстановления оценивается через метрику ошибки, например среднеквадратичную ошибку между исходным и восстановленным сигналами. Ошибку можно уменьшить за счёт:

- более глубоких и сложных архитектур автоэнкодера;
- предварительной нормализации и фильтрации сигналов;
- увеличения числа обучающих данных;
- адаптации модели под конкретные типы вибраций и оборудования.

Для оценки эффективности различных алгоритмов сжатия было разработано программное средство реализующие автоэнкодер, который работает в режиме уменьшения ошибки реконструкции (менее 1%). При обучении автоэнкодера для расширения набора данных было использовано сто сгенерированных файлов сигналов, каждый из которых дополнительно представлен в виде периодической и шумоподобной составляющих. В результате было получено триста наборов данных сигналов.

Был проведён эксперимент, включающий сравнение трёх подходов: классические алгоритмы `zlib` и `Lzma`, а также с помощью автоэнкодера.

`LZMA` – алгоритм основанный на схеме сжатия данных по словарю дополненный интервальным кодированием, который кодирует все символы сообщения в одно число.

`Zlib` – алгоритм сжатия без потерь, использует комбинацию алгоритмов `LZ77` и Хаффмана. `LZ77` работает согласно принципу скользящего окна, учитывает уже ранее встречавшуюся информацию, то есть информацию, которая уже известна для кодировщика и декодировщика (второе и последующие вхождения некоторой строки символов в сообщении заменяются ссылками на её первое вхождение). Алгоритм Хаффмана позволяет по вероятности появления символов в сообщении, описать процедуру построения кодов переменной длины, состоящих из целого количества бит. Символам с большей вероятностью ставятся в соответствие более короткие коды.

В таблице 1 отражена степень сжатия (отношение размера исходного файла к сжатому) для различных типов сигналов.

Таблица 1 – Степень сжатия различных типов сигналов

Тип сигнала	ИИ	zlib	LZMA
Исходный	15.44	1.09	1.12
Периодический	15.36	2.85	10.48
Шумоподобный	15.36	1.08	1.10

Из таблицы видно, что нейросетевая модель обеспечивает более высокую степень сжатия по сравнению с классическими методами и может быть использована для сжатия вибросигналов.

Список использованных источников:

1. Бранцевич, П. Ю. Оценка технического состояния механизмов вращательным движением на основе анализа вибрационных характеристик пусков и выбегов / П. Ю. Бранцевич. – Минск : Четыре четверти, 2021. – 236 с.
2. М.А. Шарапов., А.В. Левенец // Информационные Технологии XXI Века. 2023. с 71-74. Режим доступа: https://www.elibrary.ru/download/elibrary_53737268_90436074.pdf. Дата доступа: 30.03.2025.
3. Бранцевич, П. Ю. Анализ вибрационных сигналов методом разложения на периодическую и шумоподобную составляющие / П. Ю. Бранцевич // Современные методы и приборы контроля качества и диагностики состояния объектов: сб. ст. 9-й Междунар. науч.-техн. конф. / Научный совет Межд. ассоциации академий наук по неразрушающему контролю и техн. диагностике: М. Е. Лустенков (гл. ред.) [и др.]. – Могилев: Белорус.-Рос. ун-т, 2024. – С. 56-62.