

Использование методов искусственного интеллекта для оценки технического состояния движительно-рулевой колонки (ДРК) по вибрационным характеристикам

В. В. Макаров*

*Крыловский государственный научный центр. Россия,
196158, Санкт-Петербург, Московское шоссе, д. 4*

(Статья поступила 11.07.2017; Подписана в печать 13.09.2017)

Дана подробная характеристика основных источников повышенной вибрации в ДРК. Рассчитаны основные частоты источников вибрации ДРК. По результатам испытаний на заводе изготовителе проведена идентификация источников вибрации. С помощью нейросетевых методов разработан алгоритм диагностики технического состояния ДРК по вибрационным характеристикам.

PACS: 43.40.+s

УДК: 534.1

Ключевые слова: движительно-рулевая колонка, вибрационные характеристики, нейронная сеть, алгоритм диагностики.

ВВЕДЕНИЕ

В последнее время в области диагностики технического состояния механических систем наблюдается большой интерес к методам искусственного интеллекта, они могут использоваться независимо или же служить дополнением к традиционным методам статистического анализа. Нейросетевой подход успешно используется для линейных и сложных нелинейных зависимостей и особенно эффективен в разведочном анализе данных, когда необходимо выяснить, имеются ли зависимости между данными переменными.

В настоящей работе делается попытка применения методов нейронных сетей для анализа технического состояния ДРК по вибрационным характеристикам.

Главной причиной успешного использования нейронных сетей является простота их использования и понятность с интуитивной точки зрения, т.к. они основаны на примитивной биологической модели нервной системы. В будущем использование и развитие таких нейробиологических моделей может привести к созданию мыслящих компьютеров и экспертных систем.

Идея использования нейронных сетей родилась в результате попыток воспроизвести способность биологических нервных систем обучаться и исправлять ошибки, моделируя низкоуровневую структуру мозга. Нейронные сети учатся на примерах. Пользователь подбирает обучающую выборку, а затем запускает алгоритм обучения, который автоматически воспринимает структуру данных. При этом от пользователя требуется какой-то набор эвристических знаний о том, как следует отбирать и подготавливать данные, выбирать нужную архитектуру сети и интерпретировать результаты [1].

1. ВИБРОДИАГНОСТИКА ДРК С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Алгоритм оценки технического состояния ДРК состоит из следующих блоков (рис. 1):

- источник вибросигналов (ИВ), система вибродатчиков (ВД), установленных для контроля изнашивающихся элементов ДРК;
- блок преобразования (БП);
- блок обработки информации о техническом состоянии (БОИТ);
- блок вывода диагностической информации (БВИ).

Блок преобразования представляет собой устройство или комплекс устройств, предназначенных для преобразования исходного сигнала с вибродатчиков в удобный для цифровой обработки формат (БПФ–спектр, отфильтрованный сигнал и т.д.).

Блок обработки информации о техническом состоянии — блок, служащий для определения технического состояния ДРК по заданным признакам. В качестве этого блока служит нейронная сеть, которая обучена на выявление ряда неисправностей.

Блок вывода диагностической информации — устройство или ряд устройств для вывода протокола мониторинга ДРК. В роли этого блока может выступать экран ПК, принтер, или электронный архив.

Главными объектами контроля ДРК являются элементы валопровода, подверженные износу, т.е. зубчатые зацепления, подшипники и уплотнительные узлы. Замена этих деталей требует постановки судна в док, разборки корпуса ДРК, и обходится довольно дорого. Поэтому необходимо иметь возможность выявить и устранить все возможные дефекты на начальной стадии их развития [2].

Основные источники вибрации в ДРК проявляются на частотах:

1. частота вращения входного вала верхнего редуктора — $f_{вп1} = f_{гэд}$;

*E-mail: v-makarov@yandex.ru

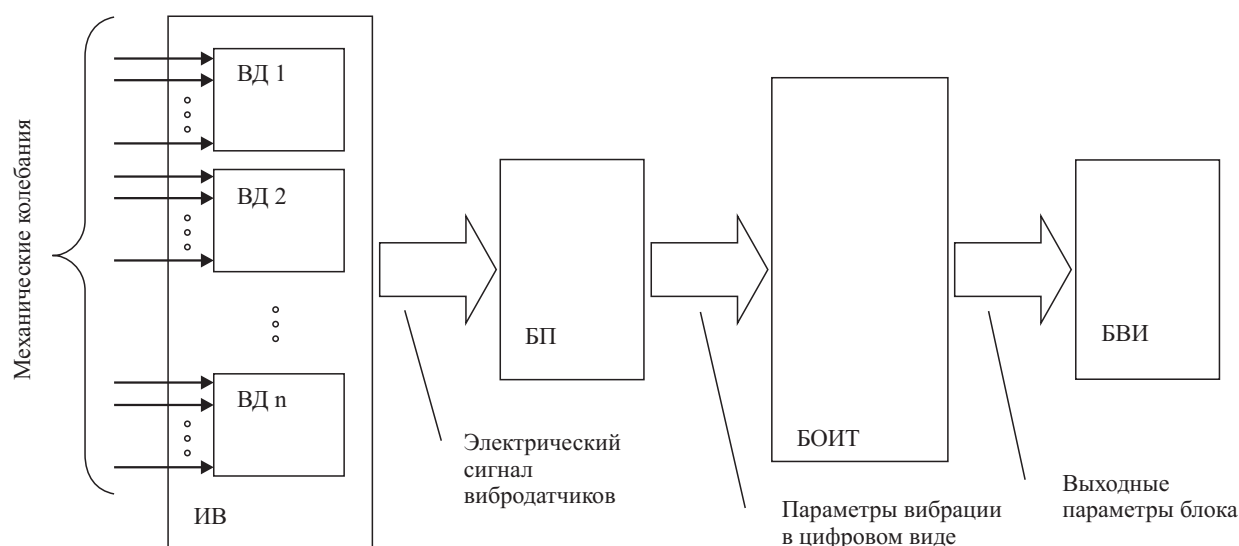


Рис. 1: Структура системы вибродиагностики ДРК

2. частота вращения выходного вала верхнего редуктора — $f_{вр2} = f_{вр1}/k_1$;
3. частота вращения входного вала нижнего редуктора — $f_{вр2} = f_{вр3}$;
4. частота вращения выходного вала нижнего редуктора — $f_{вр4} = f_{вр2}/k_2$;
5. зубцовая частота верхнего редуктора — $f_{зуб1} = f_{вр1} \cdot n_1$;
6. зубцовая частота нижнего редуктора — $f_{зуб2} = f_{вр2} \cdot n_2$;
7. подшипниковые частоты.

Здесь $f_{гэд}$ обозначена частота вращения ГЭД, $k_1 = 1.57$ — коэффициент редукции ВР, понижающая передача), $k_2 = 3.07$ — коэффициент редукции НР, понижающая передача. Разработаем нейронную сеть, которая выявляет следующие виды технических неполадок ДРК:

1. небаланс масс валов ДРК;
2. задевания и затираания элементов ДРК;
3. дефект зубчатой передачи;
4. дефект внешнего кольца подшипников ДРК;
5. дефект внутреннего кольца подшипников ДРК;
6. дефект тела качения подшипников ДРК.

Формируем обучающую выборку в виде набора входных векторов $X\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, которым соответствуют

выходные вектора $D\{d_1, d_2, \dots, d_m\}$, где n и m — количество нейронов во входном и выходном слое сети. В качестве параметров $x_1, x_2, \dots, x_n$ входных векторов берутся амплитуды виброускорения на наиболее значимых частотах спектра вибрации [2].

Для валов ДРК наиболее значимыми частотами являются $f_{вр1}, 2f_{вр1}, 3f_{вр1}, f_{вр2}, 1/2f_{вр1}, 3/2f_{вр1}, 1/2f_{вр2}, 3/2f_{вр2}, 1/2f_{вр3}, 3/2f_{вр3}$.

Для зубчатых передач наиболее значимыми частотами являются $f_{зуб1}, f_{зуб2}, f_{зуб1} - f_{вр1}, f_{зуб1} + f_{вр1}, f_{зуб2} - f_{вр2}, f_{зуб2} + f_{вр2}$.

Для подшипников ДРК наиболее значимыми частотами являются f, f, f .

В качестве выходных векторов берутся диагностические признаки ДРК вида $D\{d_1, d_2, \dots, d_m\}$, где d_1 — техническое состояние «норма», d_2 — небаланс масс вала редуктора, d_3 — задевание и затираание элементов друг о друга, d_4 — дефект зубчатой передачи верхнего редуктора, d_5 — дефект внешнего кольца подшипника, d_6 — дефект внутреннего кольца подшипника, d_7 — дефект тела качения. Для каждого вибродатчика, размещенного на образце ДРК необходимо создать и обучить свою нейронную сеть. Тогда входные вектора и диагностические признаки отдельных экспертов (нейронных сетей) примут вид: вектор $X\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, которому соответствует выходной вектор, где n и m — количество нейронов во входном и выходном слое сети.

В качестве примера рассмотрим диагностические признаки для датчика №1, установленного для контроля технического состояния верхнего редуктора: d_1 — техническое состояние ведущего вала «норма», d_2 — техническое состояние «небаланс масс» ведущего вала, d_3 — техническое состояние «затираание и задевание элементов», d_4 — дефект зубчатой передачи верхнего редуктора, d_5 — дефект внешнего кольца подшипника П1, d_6 — дефект внутреннего кольца подшипника П1, d_7 — дефект тела качения подшипника П1, d_8 — де-

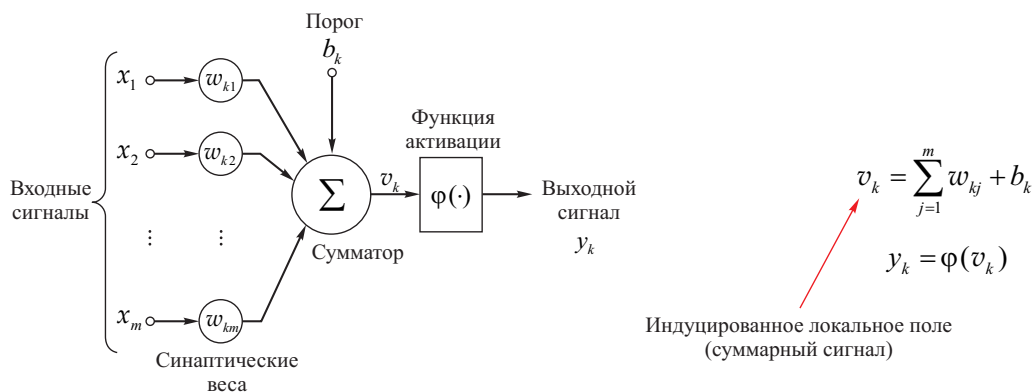


Рис. 2: Математическая модель нейрона

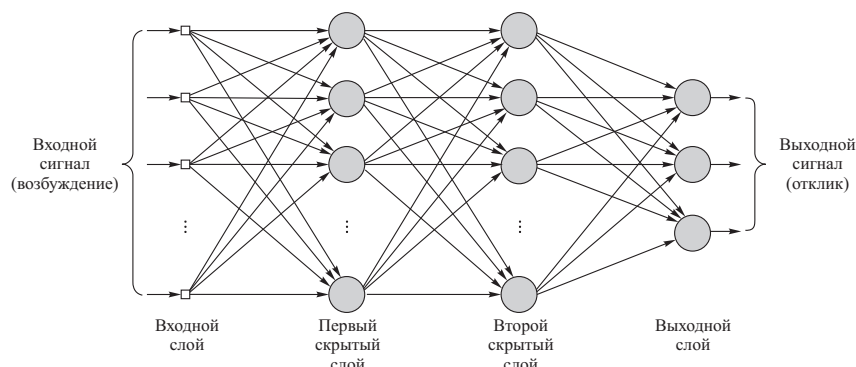


Рис. 3: Архитектура многослойного персептрона, имеющего два скрытых слоя

фект внешнего кольца подшипника П2, d_9 — дефект внутреннего кольца подшипника П2, d_{10} — дефект тела качения подшипника П2.

Математическую модель нейрона можно представить в следующем виде [3]:

Нейрон обладает следующими свойствами:

1. Преобразование входного сигнала в выходной точно определено для всех значений входного сигнала.
2. По $x_1, \dots, x_n$ однозначно восстанавливаем y .

Другими словами, имея входные сигналы — однозначно определяем выходной сигнал по формуле $y_k = \phi(v_k)$. В результате обучения нейронной сети происходит корректировка синаптических весов до тех пор, пока не будет достигнут желаемый результат.

Построим нейронную сеть на многослойном персептроне. Многослойный персептрон (MLP) представляет собой сеть прямого распространения, где каждый нейрон текущего слоя связан со всеми нейронами предыдущего, каждая связь имеет свой синаптический вес. Архитектура многослойного персептрона показана на рис. 3.

На рис. 4 показан процесс обучения и тестирования нейронной сети для датчика № 1. В качестве критерия

обучения предлагается использовать график изменения суммарной квадратичной ошибки сети [3].



Рис. 4: График изменения суммарной квадратичной ошибки сети

Суммарная квадратичная ошибка вычисляется по формуле [3]:

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

$$SOS = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^P \sum_i (d_k^i - y_k^i)^2.$$

Здесь P — обучающее множество образцов, k — k -е множество обучающих образцов, i — номер выхода нейронной сети, d — выходное значение нейронной сети, y — выходное значение, заданное в процессе обучения.

Проведен анализ и идентификация основных источников вибрации ДРК.

Разработан и протестирован алгоритм нейронной сети на базе многослойного персептрона, идентифицирующий техническое состояние изнашивающихся элементов ДРК.

-
- [1] Галушкин А. И. Нейронные сети: основные теории. 2015. М. С. 39.
[2] Мышинский Э. Л. Борьба с вибрацией и шумом в инженерной практике. 2011. С. 208.

- [3] Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Пер. с англ. М.: Горячая линия–Телеком. 2001.

Use of methods of artificial intelligence for assessment of technical condition of the propulsion and steering column (PSC) according to vibration characteristics

V. V. Makarov

Krylov State Research Centre. St. Petersburg, 196158, Russia
E-mail: v-makarov@yandex.ru

The detailed characteristic of the main sources of the increased vibration in PSC is done. Basic frequencies of sources of vibration of PSC are calculated. By results of stand tests identification of sources of vibration is carried out. By means of neural network methods the algorithm of diagnostics of technical condition of PSC according to vibrational characteristics is developed.

PACS: 43.40.+s

Keywords: propulsion and steering column; vibration characteristics; neural network; diagnostics algorithm.

Received 11 July 2017.

Сведения об авторе

Макаров Владислав Вячеславович — инженер; тел.: (812) 415-48-90, e-mail: v-makarov@yandex.ru.
