

13. Merlet J.-P. Parallel manipulators part 2: Singular configurations and grassmann geometry, *Technical report, INRIA, Sophia Antipolis, France, 1989*, Vol. 8 (5), pp. 45-56.
14. Merlet J.-P. Singular configurations of parallel manipulators and Grassmann geometry, *The International Journal of Robotics Research*, 1989, Vol. 8 (5), pp. 45-56.
15. Dönmez D., Akçalı I.D., Avşar E., Aydın A., Mutlu H. Determination of particular singular configurations of Stewart platform type of fixator by the stereographic projection method, *Inverse Problems in Science and Engineering*, 2021, Vol. 29 (13), pp. 2925-2943.
16. Slavutin M., Sheffer A., Shai O. A Complete Geometric Singular Characterization of the 6/6 Stewart Platform, *Journal of Mechanisms and Robotics*, 2018, Vol. 10 (4).
17. Merlet J.-P. Interval Analysis and Robotics, *Tracts in Advanced Robotics*, 2010, Vol. 66, pp. 147-156.
18. Malyshev D., Posypkin M., Rybak L., Usov A. Approaches to the determination of the working area of parallel robots and the analysis of their geometric characteristics, *Engineering Transactions*, 2019, Vol. 67, No. 3, pp. 333-345.
19. Rybak L.A., Gaponenko E.V., Malyshev D.I., Virabyan L.G. The algorithm for planning the trajectory of the 3-RPR robot, taking into account the singularity zones based on the method of non-uniform covering, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2019, Vol. 489, No. 1, 012060.
20. Rybak L., Malyshev D., Gaponenko E. Optimization Algorithm for Approximating the Solutions Set of Nonlinear Inequalities Systems in the Problem of Determining the Robot Workspace, *Communications in Computer and Information Science*, 2020, Vol. 1340, pp. 27-37.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Т.А. Дуюн.

**Мальшев Дмитрий Иванович** – Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова; e-mail: malyshev.d.i@ya.ru; г. Белгород, Россия; тел.: +79507134397; м.н.с.

**Рыбак Лариса Александровна** – e-mail: rlbgtu@gmail.com; тел.: +74722230530; д.т.н.; профессор; директор НИИ Робототехники и систем управления.

**Писаренко Антон Сергеевич** – e-mail: anton42@yandex.ru; тел.: +79803205616; инженер–исследователь.

**Черкасов Владислав Витальевич** – e-mail: odaguv99@gmail.com; тел.: +79805253793; инженер–исследователь.

**Malyshev Dmitry Ivanovich** - Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov; e-mail: malyshev.d.i@ya.ru; Belgorod, Russia; phone: +79507134397; junior researcher.

**Rybak Larisa Alexandrovna** - e-mail: rlbgtu@gmail.com; phone: +74722230530; dr. of eng. sc.; professor; Director of Research Institute of Robotics and Control Systems.

**Pisarenko Anton Sergeevich** - e-mail: anton42@yandex.ru; phone: +79803205616; research engineer.

**Cherkasov Vladislav Vitalevich** - e-mail: odaguv99@gmail.com; phone: +79805253793; research engineer.

УДК 62-93

DOI 10.18522/2311-3103-2022-1-162-172

**А.В. Логунов, А.Л. Береснев**

## **ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА ДЛЯ ДИАГНОСТИКА ДВИГАТЕЛЯ ВНУТРЕННЕГО СГОРАНИЯ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ**

*Работа посвящена проблеме диагностирования двигателя внутреннего сгорания транспортных средств эта проблема сейчас наиболее актуально из-за постоянного роста автопарка и ужесточения требований к безопасной эксплуатации. Своевременный и точный контроль состояния двигателя внутреннего сгорания способен предотвратить выход*

*из строя целых узлов транспортного средства, а также избежать таких серьезных последствий как дорожно-транспортное происшествие. С появлением современных технологий давно известный метод оценки состояния двигателя по звуку может стать самым передовым, поскольку исключается человеческий фактор, для обработки сигнала применяется вычислительная техника анализ звукового спектра в которой осуществляется с помощью искусственных нейронных сетей. Применение искусственных нейронных сетей для анализа звукового спектра нашло применение в распознавание речи и для диагностики заболеваний дыхательной системы. В статье рассмотрена неисправность одного из основных узлов двигателя внутреннего сгорания – подшипника. Представлены все возможные виды неисправностей подшипников и причины, по которым они возникают. Перечислены узлы и механизмы двигателя внутреннего сгорания в которых применяются подшипники. Описан алгоритм экспериментальной части. Выполнен эксперимент, включающий в себя преобразование полученных звуковых сигналов в спектрограммы и извлечение признаков с помощью которых выполняется классификация. Выполненная экспериментальная часть доказала возможность диагностирования двигателя внутреннего сгорания с применением искусственных нейронных сетей. Научная новизна состоит в том, что процесс диагностики становится автоматизированным, все звуки, снятые датчиками, обрабатывается в ЭВМ или в перспективе в специальном сканере, на дисплей выводится информация о состоянии тех или иных узлов, в отличие от традиционных методов где диагностика осуществляется визуально или на слух. Таким образом повышается точность диагностики и снижается общая трудоемкость за счет исключения частичной или полной разборки двигателя.*

*Двигатель внутреннего сгорания; диагностика; звук; искусственная нейронная сеть.*

**A.V. Logunov, A.L. Beresnev**

#### **APPLICATION OF THE NEURAL NETWORK APPROACH TO DIAGNOSE THE INTERNAL COMBUSTION ENGINE OF VEHICLES**

*The work is devoted to the problem of diagnosing the internal combustion engine of vehicles this problem is now the most relevant due to the constant growth of the car fleet and the tightening of requirements for safe operation. Timely and accurate control of the internal combustion engine is able to prevent the failure of entire vehicle assemblies, as well as to avoid such serious consequences as a traffic accident. With the advent of modern technologies the long-known method of engine condition estimation by sound can become the most advanced, since the human factor is excluded, for signal processing the computer technique is applied, the analysis of a sound spectrum in which is carried out by means of artificial neural networks. The application of artificial neural networks for analyzing the sound spectrum has found application in speech recognition and for diagnosing diseases of the respiratory system. The article deals with the failure of one of the main parts of internal combustion engine - the bearing. All possible types of bearing faults and the reasons why they occur are presented. The nodes and mechanisms of the internal combustion engine in which bearings are used are listed. The algorithm of the experimental part is described. The experiment which includes transformation of the received sound signals into spectrograms and extraction of features with the help of which the classification is carried out, is executed. The executed experimental part has proved the possibility of diagnosing of the internal combustion engine by means of artificial neural networks. Scientific novelty lies in the fact that the diagnostic process becomes automated, all the sounds taken by sensors are processed in a computer or in the future in a special scanner, the display shows information about the state of certain nodes, unlike traditional methods where the diagnosis is carried out visually or by ear. Thus, the diagnostic accuracy increases and the overall labor intensity decreases due to the exclusion of partial or complete engine disassembly.*

*Combustion engine; diagnostics; sound; artificial neural network.*

**Введение.** Диагностика и обнаружение неисправностей современных автомобилей является не простой задачей из-за сложной конструкции [1, 2]. Самым сложно диагностируемым узлом автомобиля является двигатель внутреннего сгорания (ДВС), состоящий из множества механизмов, узлов и систем, которые взаимодействуя между собой, обеспечивают преобразование энергии, выделяемой при

сторании топлива во вращательное движение коленчатого вала. Одними из наиболее ответственных механизмов силовой установки являются подшипники, применяемые в газораспределительном механизме [3]; в качестве опоры коленчатого вала; устанавливаются в шатунах; в сцеплении; в системе охлаждения для водяного насоса; так же в различном навесном оборудовании генераторы, насосы гидросилителя руля, компрессоры кондиционера и т.д.

**Виды неисправностей подшипников.** Из-за того, что рабочие условия редко бывают идеальными, подшипники не реализуют своих потенциальных возможностей с точки зрения ресурса. Далее приведем основные виды повреждения подшипников и их причины:

- ◆ Усталостные разрушения поверхности связаны с проблемами смазки, такими как неподходящая смазка и низкая ее вязкость. При развитии дефекта поверхность дорожки отслаивается и растрескивается, подшипник начинает шуметь и излишне нагреваться;

- ◆ Выкрашивание поверхности, появляется растрескивание и сколы поверхности возникают по причине плохой посадки вала, искривлениями корпуса и неправильной установкой, т.е. условиями, вызывающими слишком высокие циклические напряжения;

- ◆ Абразивный износ, мелкая абразивная пыль является обычной причиной такого отказа. Эта пыль может попасть в подшипник при установке, через плохие уплотнения или с грязной смазкой;

- ◆ Атмосферная коррозия, вызывается влагой, которая попадает в подшипник из атмосферы;

- ◆ Бриннелирование, на поверхности колец появляются регулярно следующие друг за другом выемки, возникает по причине высоких статических или ударных нагрузок, неправильной технологии установки подшипника, сильных механических ударов;

- ◆ Натирпы появляются на торцах цилиндрических роликов могут возникать из-за нерасчетной осевой нагрузки на подшипник. Также это может быть следствием неправильной сборки подшипника или недостаточной смазки;

- ◆ Задиры на поверхности вызываются относительно большими частицами материала, которые попадают в подшипник и двигаются по дорожкам при движении;

- ◆ Выбоины поверхности частицы, попав на дорожку качения оставляют случайные насечки, в районе которых возникает концентрация напряжений и разрывы масляной пленки, что приводит к усталостному выкрашиванию металла и появлению выбоин;

- ◆ Перегрев возникает по причине недостаточной смазкой, трением наружного кольца о вращающийся вал, излишним обжимом наружного кольца при установке в корпус;

- ◆ Фреттинг-коррозия основной причиной повреждения подшипника, является несоосность колец;

- ◆ Разрушение из-за дисбаланса;

- ◆ Раскалывание, раздробление деталей причиной является большая перегрузка подшипника;

- ◆ Повреждение сепаратора, причиной выхода из строя сепаратора является его изгиб из-за неправильной сборки, загрязнения или редкой смазки [4].

Неисправный подшипник может привести к выходу из строя оборудования или ДВС в целом, поэтому своевременное определение неисправности поможет избежать дорогостоящего ремонта. Главным признаком поломки подшипника является появление постороннего звука при его вращении, а поскольку автомобиль-

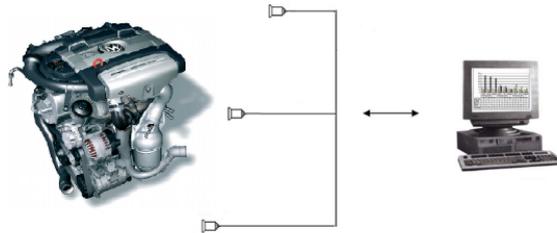
ный ДВС при работе издает десятки звуков, определить источник звука, излучаемый неисправным подшипником, практически невозможно не применив частичную или полную разборку [5–11].

**Постановка задачи.** Главной задачей работы – является разработка такого способа диагностики, который позволит выделить звук работы неисправного подшипника.

Чтобы решить поставленную задачу необходимо придерживаться следующего алгоритма:

- ◆ Первым этапом необходимо записать звук;
- ◆ Следующим этапом будет преобразование полученного сигнала в спектрограммы, это преобразование необходимо для извлечения функций;
- ◆ Далее извлекаем признаки из спектрограммы: спектральный центроид, MFCC, частоту пересечения нуля, частоты цветности и спад спектра.
- ◆ Обрабатываем и разбиваем данные на наборы для обучения и тестирования;
- ◆ Далее создаем модель нейронной сети, которая поможет идентифицировать неисправность;
- ◆ Оцениваем точность модели;

**Описание эксперимента.** На поверхности ДВС закрепляется пьезоэлектрические датчики (рис. 1), которые подсоединяются к микрофонному входу звуковой карты компьютера. Звук с работающего двигателя записывается в память.



*Рис. 1. Схематичное представление диагностики ДВС с помощью виброакустического анализа*

Экспериментальная обработка аудиосигнала подшипника выполняется с помощью высокоуровневого языка программирования общего назначения Python. Для эксперимента получены 4 аудиосигнала (2 – неисправного подшипника, 2 – исправного), все дорожки – это монофонические аудиофайлы 22 кГц, длительностью по 10 секунд в формате .wav.

Каждый аудиосигнал состоит из множества признаков. Спектральные (частотные) признаки получают путем преобразования временного сигнала в частотную область с помощью преобразования Фурье. Анализ научных публикаций, в которых отражены результаты исследований голоса и звучащей речи, а также существующих систем распознавания звуков и музыки, помог определить ряд важных признаков аудиосигнала, которые позволят решить нашу задачу, рассмотрим эти признаки подробнее.

Частотные компоненты, представляющие собой образ функции в частотной области, которые распределены по частотному спектру и представлены в виде пиков; спектральный центроид; спектральный спад; скорость пересечения нуля мел-частотные коэффициенты; цветность.

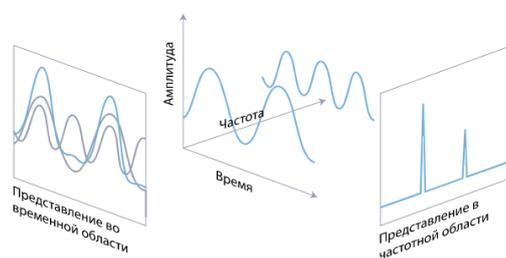


Рис. 2. График звукового сигнала

Опишем весь процесс извлечения признаков на примере одного аудиосигнала неисправного подшипника.

1. Спектральный центроид – является мерой, используемой в цифровой обработке сигналов для характеристики спектров, указывает на какой частоте сосредоточена энергия спектра или, другими словами, где расположен «центр масс» для звука. Схож со средневзвешенным значением:

$$f_c = \frac{\sum_k S(k)f(k)}{\sum_k S(k)},$$

где  $S(k)$  – спектральная величина элемента разрешения  $k$ , а  $f(k)$  – частота элемента  $k$ .

Для вычисления спектрального центроида каждого фрейма в сигнале применим библиотеку `librosa.feature.spectral_centroid`:

результат построения:

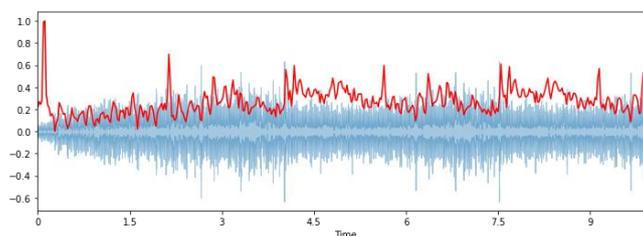


Рис. 3. Результат построения графика спектрального центроида

На графике ярко выражен рост частот в начале спектра.

2. Спектральный спад – это мера формы сигнала, представляющая собой частоту, в которой высокие частоты снижаются до 0. Чтобы получить ее, нужно рассчитать долю элементов в спектре мощности, где 85 % ее мощности находится на более низких частотах применим библиотеку `librosa.feature.spectral_rolloff` для вычисления частоты спада каждого фрейма в сигнале:

результат построения:

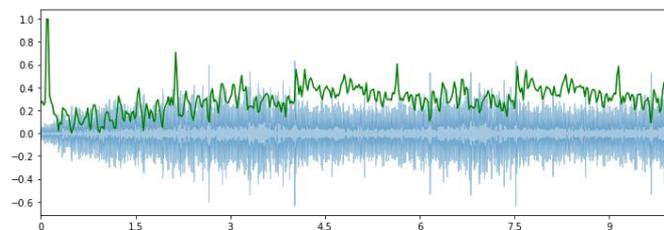


Рис. 4. Результат построения графика спектрального спада

3. Скорость пересечения нуля – скорость изменения знака вдоль сигнала, то есть скорость, с которой сигнал изменяется с положительного на отрицательный или обратно. Эта функция широко используется как для распознавания речи, так и для извлечения музыкальной информации.

Рассчитаем частоту перехода через нуль для нашего примера на Python: результат построения:

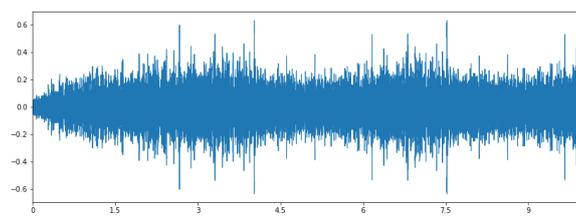


Рис. 5. График сигнала

увеличение масштаба:

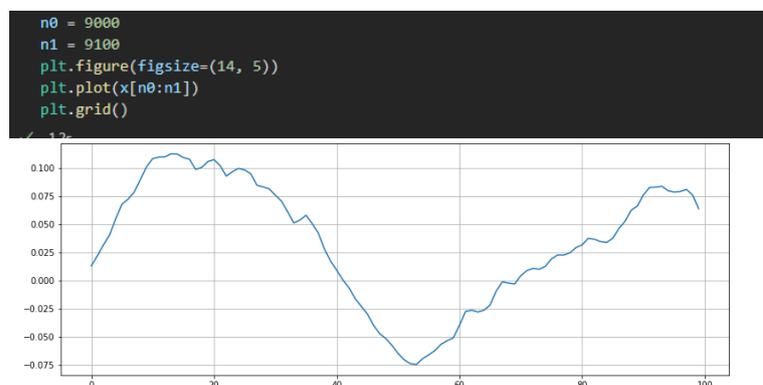


Рис. 6. Увеличенный график сигнала

Из полученного графика видно, что прохождение через нуль произошло два раза.

5. Аналогичным образом вычисляем мел-частотные кепстральные коэффициенты (MFCC) и признаки цветности. Мел-частотные коэффициенты представляют собой небольшой набор признаков (обычно около 10–20), которые кратко описывают общую форму спектральной огибающей. Результатом вычислений стали 20 MFCC из более чем 97 кадров.

Признак цветности – это мощное представление аудиосигнала, в котором весь спектр проецируется на 12 элементов разрешения, представляющих 12 различных полутонов. Признак или вектор цветности обычно представлен вектором признаков из 12 элементов, в котором указано количество энергии каждого высотного класса {C, C#, D, D#, E, ..., B} в сигнале. Используется для описания меры сходства между музыкальными произведениями [12–15].

На данном этапе извлеченных признаков достаточно для анализа, теперь необходимо заняться построением модели нейронной сети и определением какой аудиосигнал относится к неисправной детали, а какой к исправной.

**Экспериментальная часть.** Для работы с нейронными сетями используется бесплатный сервис Google Colab, предоставляющий GPU и TPU в качестве среды выполнения.

В первую очередь нужно преобразовать аудиофайлы в изображения формата PNG (спектрограммы). Затем из них нужно извлечь значимые характеристики: MFCC, спектральный центроид, скорость пересечения нуля, частоты цветности, спад спектра. После извлечения признаки можно добавить в файл CSV, чтобы ANN можно было использовать для классификации.

Ниже приведены полученные спектрограммы для всех четырех аудиосигналов:

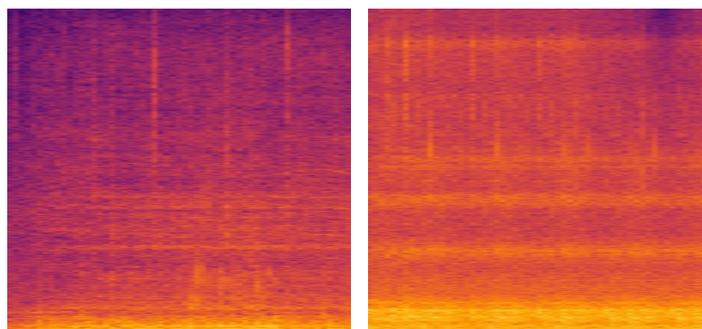


Рис. 7. Спектрограммы неисправных подшипников № 1 и № 2

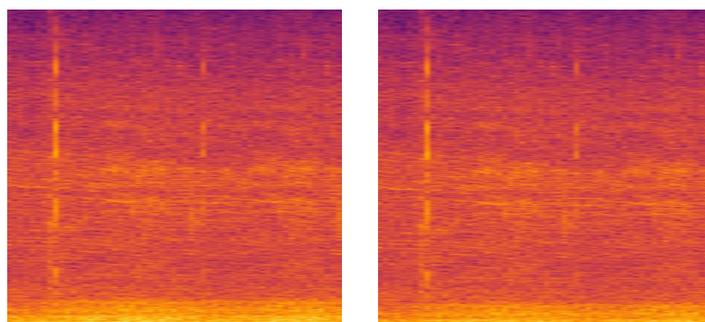


Рис. 8. Спектрограммы исправных подшипников № 3 и № 4

Извлекаем признаки из спектрограммы: MFCC, спектральный центроид, частоту пересечения нуля, частоты цветности и спад спектра.

Выполняем предварительную обработку данных, которая включает загрузку данных CSV, создание меток, масштабирование признаков и разбику данных на наборы для обучения и тестирования.

```
data = pd.read_csv('dataset.csv')
data.head()
# Удаление ненужных столбцов
data = data.drop(['filename'],axis=1)
# Создание меток
genre_list = data.iloc[:, -1]
encoder = LabelEncoder()
y = encoder.fit_transform(genre_list)
# Масштабирование столбцов признаков
scaler = StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(np.array(data.iloc[:, :-1], dtype = float))
# Разделение данных на обучающий и тестовый набор
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2)
```

Рис. 9. Окно программы Google Colab разделение данных для обучения и тестирования

Создаем модель ANN:

```
model = Sequential()
model.add(layers.Dense(256, activation='relu', input_shape=(X_train.shape[1],)))
model.add(layers.Dense(128, activation='relu'))
model.add(layers.Dense(64, activation='relu'))
model.add(layers.Dense(10, activation='softmax'))
model.compile(optimizer='adam',
              loss='sparse_categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
```

оценим точность модели нейросети:

```
Epoch 1/100
1/1 [=====] - 1s 818ms/step -
loss: 2.4139 - accuracy: 0.3333
-----
Epoch 100/100
1/1 [=====] - 0s 8ms/step -
loss: 2.4556e-05 - accuracy: 1.0000
```

С целью экономии места представлены 1 и 100 эпохи оценки точности, после 100 эпох точность составляет 1. Такой высокий результат объясняется малым количеством экспериментальных образцов.

В таблице представлены разбитые на наборы данные для обучения и тестирования, а также результат моделирования работы нейросети.

Таблица

filename	chroma_stft	rmse	spectral_centroid
bearing1.wav	0.4233435094356537	0.09819794446229935	1335.7908870526746
bearing2.wav	0.38575297594070435	0.1195993423461914	1004.2208908491176
bearing3.wav	0.49449190497398376	0.01362406276166439	2371.9399163994094
bearing4.wav	0.49449190497398376	0.01362406276166439	2371.9399163994094

продолжение таблицы

rolloff	zero_crossing_rate	mfcc	label
2972.8004226508374	0.04304430391166282	-162.22679138183594	badsound
1310.3923841657045	0.038296811850461895	-173.9340057373047	badsound
5541.244091007506	0.09866889795034642	-298.5201721191406	goodsound
5541.244091007506	0.09866889795034642	-298.5201721191406	goodsound

В таблице сведены значения вычисленных признаков всех аудиосигналов, в колонке *label* представлен результат классификации: bearing1.wav и bearing2.wav – **badsound**, а bearing3.wav и bearing4.wav – **goodsound**, заранее было известно, что подшипники №1 и №2 неисправны, а подшипники №3 и №4 исправны, таким образом представленная модель нейронной сети смогла верно классифицировать аудиосигналы.

**Заключение.** В результате работы удалось определить какие неисправности бывают у подшипников, где они применяются в ДВС автомобиля, разработать алгоритм, при помощи которого стало возможным классифицировать аудиосигналы

подшипников, а также выполнить эксперимент. В эксперименте выполнен анализ аудиосигналов 4х подшипников: двух исправных и двух неисправных, извлечены важные признаки, а также была реализована модель нейронной сети, позволяющая классифицировать аудиофайлы, какие относятся к неисправным подшипникам, а какие к исправным.

В перспективе представленный алгоритм позволит классифицировать различные аудиосигналы ДВС и выделять среди общего количества сигнал неисправного узла [16–20]. Также для широкого практического применения необходимо создать целую базу аудиосигналов для обучения нейросети, поскольку в данный момент количество экспериментальных образцов недостаточно для точной оценки.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Шароглазов Б.А., Фарафонов М.Ф., Клементьев В.В. Двигатели внутреннего сгорания: теория, моделирование и расчёт процессов // Теория рабочих процессов и моделирование процессов в двигателях внутреннего сгорания. – 2005.
2. Шатров М.Г. Шум автомобильных двигателей внутреннего сгорания: учеб. пособие. – М.: МАДИ, 2014.
3. Соловьев Д.В., Огороднов С.М. Газораспределительный механизм двигателя. – Н. Новгород, 2011.
4. [http://www.vibration.ru/obnar\\_defekt.shtml](http://www.vibration.ru/obnar_defekt.shtml) - вибродиагностика для начинающих.
5. Береснев А.Л., Береснев М.А. Виброакустический метод диагностики двигателя внутреннего сгорания // Теоретический и прикладной научно-технический журнал мехатроника, автоматизация, управление. – 2010. – № 6 (111). – С. 27-32.
6. Czech P., Lazarz B., Madej H., Wojnar G. Vibration diagnosis of car motor engines // Actatechnica corviniensis – bulletin of engineering. – 2010.
7. Scheffer C., Girdhar P. Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance // Newnes. – 2004.
8. Patel V.N., Tandon N., Pandey R. K. Hindawi publishing corporation advances in acoustics and vibration // Experimental study for vibration behaviors of locally defective deep groove ball bearings under dynamic radial load. – 2014.
9. Burdzik R., Doleček R. Research of vibration distribution in vehicle constructive // Perner's contacts. – 2012. – P. 16-26.
10. Wang X. Vehicle noise and vibration refinement, woodhead publishing limited. – Cambridge, 2010.
11. Deulgaonkar, V.R. Review and Diagnostics of noise and vibrations in automobiles // International journal of modern engineering research (IJMER). – Vol. 1, No. 2. – P-242-246.
12. Жеретинцев И.А., Глушков С.В., Жеретинцева Н.Н. Нейросетевая методика технической диагностики двигателей внутреннего сгорания по спектральному анализу шумовых характеристик // Вестник морского государственного университета. – 2010. – № 37.
13. Patrick Sincebaugh, William Green. A neural network based diagnostic test system for armored vehicle shock absorbers expert systems with applications // Expert Systems with Applications. – 1996. – Vol. 11, No. 2. – P. 237-244.
14. Круг П.Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры: учеб. пособие по курсу «Микропроцесоры». – М.: Изд-во МЭИ, 2002.
15. Бураков М.В. Нейронные сети и нейроконтроллеры: учеб. пособие. – СПб.: ГУАП, 2013.
16. Логунов А.В., Береснев А.Л. Возможности виброакустического исследования и диагностики подвески транспортных средств // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 1 (218). – С. 165-174.
17. Логунов А.В., Береснев А.Л. Возможность диагностики двигателя внутреннего сгорания подвижных объектов по виброакустическим сигналам // Управление социально-экономическими системами: направления развития, вызовы и возможности: Сб. материалов научного семинара. – 2021. – С. 163.
18. Логунов А.В., Конн В.Ю., Береснев А.Л. Диагностика автомобильного двигателя внутреннего сгорания по виброакустическим сигналам // Научные исследования и разработки последнего десятилетия взаимодействие прошлого и современного: Сб. статей. – Ростов-на-Дону, 2019. – С. 77-80.

19. *Логунов А.В., Береснев А.Л.* Виброакустическая диагностика транспортных средств // Проблемы современной системотехники: Сб. научных статей. Вып. XIV. – Таганрог, 2020. – С. 118.
20. *Логунов А.В., Конн В.Ю., Береснев А.Л.* Виброакустическая диагностика автомобилей // Прикладные информационные системы в технологиях наземного транспорта (машиностроение): Матер. II Всероссийской научно-практической конференции с международным участием. – Таганрог, 2020. – С. 65.

#### REFERENCES

1. *Sharoglazov B.A., Farafontov M.F., Klement'ev V.V.* Dvigateli vnutrennego sgoraniya: teoriya, modelirovanie i raschet protsessov [Internal combustion engines: theory, modeling and calculation of processes], *Teoriya rabochikh protsessov i modelirovanie protsessov v dvigatelyakh vnutrennego sgoraniya* [Theory of working processes and modeling of processes in internal combustion engines], 2005.
2. *Shatrov M.G.* Shum avtomobil'nykh dvigateley vnutrennego sgoraniya: ucheb. posobie [Noise of automobile internal combustion engines: textbook]. M.: MADI, 2014.
3. *Solov'ev D.V., Ogorodnov S.M.* Gazoraspredelitel'nyy mekhanizm dvigatelya [Gas distribution mechanism of an engine]. Nizhniy Novgorod, 2011.
4. Available at: [http://www.vibration.ru/obnar\\_defekt.shtml](http://www.vibration.ru/obnar_defekt.shtml) - vibrodiagnostics for beginners.
5. *Bepesnev A.L., Bepesnev M.A.* Vibroakusticheskiy metod diagnostiki dvigatelya vnutrennego sgoraniya [Vibroacoustic method of internal combustion engine diagnostics], *Teoreticheskiy i prikladnoy nauchno-tekhnicheskii zhurnal mekhatronika, avtomatizatsiya, upravlenie* [Theoretical and applied scientific and technical journal of mechatronics, automation, control], 2010, No. 6 (111), pp. 27-32.
6. *Czech P., Lazarz B., Madej H., Wojnar G.* Vibration diagnosis of car motor engines, *Actatechnica corviniensis – bulletin of engineering*, 2010.
7. *Scheffer C., Girdhar P.* Practical machinery vibration analysis and predictive maintenance, *Newnes*, 2004.
8. *Patel V.N., Tandon N., Pandey R. K.* Hindawi publishing corporation advances in acoustics and vibration, *Experimental study for vibration behaviors of locally defective deep groove ball bearings under dynamic radial load*, 2014.
9. *Burdzik R., Doleček R.* Research of vibration distribution in vehicle constructive, *Perner's contacts*, 2012, pp. 16-26.
10. *Wang X.* Vehicle noise and vibration refinement, woodhead publishing limited. Cambridge, 2010.
11. *Deulgaonkar, V.R.* Review and Diagnostics of noise and vibrations in automobiles *International journal of modern engineering research (IJMER)*, Vol. 1, No. 2, pp. 242-246.
12. *Zherintsev I.A., Glushkov S.V., Zherintseva N.N.* Neyrosetevaya metodika tekhnicheskoy diagnostiki dvigateley vnutrennego sgoraniya po spektral'nomu analizu shumovykh kharakteristik [Neural network method of technical diagnostics of internal combustion engines by spectral analysis of noise characteristics], *Vestnik morskogo gosudarstvennogo universiteta* [Bulletin of the Maritime State University], 2010, No. 37.
13. *Patrick Sincebaugh, William Green.* A neural network based diagnostic test system for armored vehicle shock absorbers expert systems with applications, *Expert Systems with Applications*, 1996, Vol. 11, No. 2, pp. 237-244.
14. *Krug P.G.* Neyronnye seti i neyrokomp'yutery: ucheb. posobie po kursu «Mikroprotssory» [Neural networks and neurocomputers: tutorial on the course "Microprocessors"]. Moscow: Izd-vo MEI, 2002.
15. *Burakov M.V.* Neyronnye seti i neyrokontrollery: ucheb. posobie [Neural networks and neurocontrollers: tutorial]. Saint Petersburg: GUAP, 2013.
16. *Logunov A.V., Beresnev A.L.* Vozmozhnosti vibroakusticheskogo issledovaniya i diagnostiki podveski transportnykh sredstv [Possibilities of vibroacoustic study and diagnostics of vehicles suspension], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2021, No. 1 (218), pp. 165-174.
17. *Logunov A.V., Beresnev A.L.* Vozmozhnost' diagnostiki dvigatelya vnutrennego sgoraniya podvizhnykh ob'ektov po vibroakusticheskim signalam [Possibility of diagnostics of the internal combustion engine of moving objects by vibroacoustic signals], *Upravlenie sotsial'no-ekonomicheskimi sistemami: napravleniya razvitiya, vyzovy i vozmozhnosti: Sb. materialov nauchnogo seminara* [Management of socio-economic systems: directions of development, challenges and opportunities: Proceedings of a scientific seminar], 2021, pp. 163.

18. Logunov A.V., Konn V.Yu., Beresnev A.L. Diagnostika avtomobil'nogo dvigatelya vnutrennego sgoraniya po vibroakusticheskim signalam [Diagnosis of a car internal combustion engine by vibroacoustic signals], *Nauchnye issledovaniya i razrabotki poslednego desyatiletiya vzaimodeystvie proshlogo i sovremennogo: Sb. statey* [Scientific research and development of the past and present decade interaction: collected articles]. Rostov-on-Don, 2019, pp. 77-80.
19. Logunov A.V., Beresnev A.L. Vibroakusticheskaya diagnostika transportnykh sredstv [Vibroacoustic diagnostics of vehicles], *Problemy sovremennoy sistemotekhniki: Sb. nauchnykh statey* [Problems of modern system engineering collection of scientific papers]. Issue XIV. Taganrog, 2020, pp. 118.
20. Logunov A.V., Konn V.Yu., Beresnev A.L. Vibroakusticheskaya diagnostika avtomobiley [Vibroacoustic diagnostics of cars], *Prikladnye informatsionnye sistemy v tekhnologiyakh nazemnogo transporta (mashinostroenie): Mater. II Vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii s mezhdunarodnym uchastiem* [Applied information systems in land transport technologies (mechanical engineering). Proceedings of the II All-Russian Scientific and Practical Conference with international participation]. Taganrog, 2020, pp. 65.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н. А.И. Дордопуло.

**Логунов Артём Владимирович** – Южный федеральный университет; e-mail: artem-logunov@yandex.ru; г. Таганрог, Россия; тел.: +79054586468; аспирант.

**Береснев Алексей Леонидович** – e-mail: alex\_tr6@mail.ru; кафедра электротехники и механики; к.т.н.; доцент.

**Logunov Artem Vladimirovich** – Southern Federal University; e-mail: artem-logunov@yandex.ru; Taganrog, Russia; phone: +79054586468; postgraduate student.

**Beresnev Alexey Leonidovich** – e-mail: alex\_tr6@mail.ru; the departments electrical engineering and mechatronics; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 519:71/ 519.7

DOI 10.18522/2311-3103-2022-1-172-182

**А.А. Ткаченко, Д.Д. Девяткин**

## **ПРОЕКТИРОВАНИЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ И ОБЕСПЕЧЕНИЕ АВТОНОМНОСТИ ДЛЯ МОБИЛЬНОГО ДВУХКОЛЕСНОГО РОБОТА**

*Управление с прогнозированием (Model Predictive Control) – это усовершенствованный метод управления процессами, который используется при соблюдении набора ограничений. С инженерной точки зрения MPC-метод проектирования систем управления является привлекательным, т.к. является сравнительно простым при проектировании, в том числе для решения сложных производственных задач. Данный метод схож с классическим синтезом системы управления на основе линейно-квадратичного регулятора (LQR). Ключевое различие между MPC и LQR заключается в том, что управление с прогнозированием решает задачу оптимизации в пределах скользящего временного горизонта, в то время как линейно-квадратичный метод используется для решения той же задачи фиксированное временное окно. В работе рассматривается способ построения системы управления для двухколесного мобильного робота с использованием Model Predictive Control. Приведен процесс построения математической модели механической системы робота, а также выполнена линеаризация полученной модели. Представлены основные принципы построения системы управления на основе MPC для линейных систем без внешних возмущений, а также с использованием наблюдателя для оценки состояния модели при влиянии аддитивных белых гауссовских шумов. Рассмотрен вариант синтеза системы управления с накладываемыми ограничениями на входной сигнал. Также представлен способ определения положения двухколесного робота в пространстве с помощью системы технического зрения, которая основана на использовании искусственной нейронной сети. Приведена архитектура модели, использующаяся совместно со стереокамерой, с помощью которой реализуется построение карты глубины изображения. В качестве архитектуры нейронной сети используется,*