

УДК 621.43+629.3.05+004.9

DOI: <https://doi.org/10.17816/0321-4443-106169>

Оригинальное исследование



Оценка возможности применения искусственных нейронных сетей для самодиагностики двигателя внутреннего сгорания с отключением цилиндров

А.В. Химченко, Н.И. Мищенко, О.В. Савчук

Автомобильно-дорожный институт ГОУВПО «Донецкий национальный технический университет», Горловка, ДНР, Россия

АННОТАЦИЯ

Обоснование. Системы управления двигателями и автомобилями должны иметь средства объективного контроля в виде самодиагностики. В особенности это актуально для новых конструкций и технологий управления бензиновым двигателем внутреннего сгорания, таких как отключение цилиндров на режиме частичной нагрузки. В работе дана оценка возможности самодиагностики отключения цилиндров в автомобильном бесшатунном двигателе с кривошипно-кулисным механизмом с помощью искусственных нейронных сетей.

Целью являлось определение возможности создания искусственной нейронной сети, распознающей по характеру изменения сигналов с датчиков, установленных на опорах двигателя: какие цилиндры в данный момент находятся в работе, а какие отключены независимо от частоты вращения коленчатого вала.

Методы. В исследовании рассматривались искусственные нейронные сети топологии LSTM и BiLSTM. Для получения сигналов датчиков использовалась имитационная модель двигателя, выполненная в Simulink. Проведенные численные эксперименты позволили получить данные, имитирующие показания датчиков, и обучить искусственные нейронные сети для определения номеров и количества отключенных цилиндров. Численные эксперименты проводились на основе полнофакторного планирования. Для обучения и тестирования искусственных нейронных сетей использовались различные планы, что позволило тестировать сеть на данных, существенно отличающихся от данных обучения. Тестирование проходило на большом количестве случайных последовательностей режимов отключения цилиндров.

Результаты. Полученные результаты показывают высокую степень распознавания номеров отключенных цилиндров уже за несколько десятков градусов поворота коленчатого вала при переходе на соответствующий режим. Для сети LSTM точность определения режима составила выше 99% как в режиме передачи последовательности данных, так и в потоковом режиме. Топология BiLSTM показала точность при определении режима в виде последовательности выше 99,9%, но при потоковой передаче данных она существенно снижалась.

Заключение. Применение рассмотренных типов сетей перспективно в системах управления двигателями и автомобилями.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети; самодиагностика; двигатель внутреннего сгорания; кривошипно-кулисный механизм; отключение цилиндров.

Для цитирования:

Химченко А.В., Мищенко Н.И., Савчук О.В. Оценка возможности применения искусственных нейронных сетей для самодиагностики двигателя внутреннего сгорания с отключением цилиндров // Тракторы и сельхозмашины. 2022. Т. 89, № 3. С. 175–186. DOI: <https://doi.org/10.17816/0321-4443-106169>

DOI: <https://doi.org/10.17816/0321-4443-106169>

Original study article

Evaluation of the possibility of using artificial neural networks for self-diagnosis of an internal combustion engine with cylinder deactivation

Arkady V. Khimchenko, Nicolay I. Mishchenko, Oleg V. Savchuk

Automobile and Road Institute of the Donetsk National Technical University, Gorlovka, DPR, Russia

ABSTRACT

BACKGROUND: Engine and vehicle control systems must have means of objective control in the form of self-diagnosis. This is especially true for new designs and technologies for controlling a gasoline internal combustion engine, such as deactivating cylinders in partial load mode. The paper gives an assessment of the possibility of self-diagnosis of cylinder shutdown in an automobile crank-guide engine without connecting rods using artificial neural networks.

AIMS: Determination of the possibility of creating an artificial neural network that recognizes which cylinders are currently in operation and which are disabled, based on the nature of the change in the signals from the sensors installed on the engine mounts and independent on the crankshaft speed.

METHODS: The study considered artificial neural networks of the LSTM and BiLSTM topology. An engine simulation model made in Simulink was used in order to obtain sensor signals. The conducted numerical experiments made it possible to obtain data, which simulates the sensors readings, and to train artificial neural networks to determine the order numbers and quantity of deactivated cylinders. Numerical experiments were carried out on the basis of full-factorial design. Various designs of experiments were used for training and testing of artificial neural networks, which made it possible to test the network on data that differed from the training data significantly. Testing took place on a large number of random sequences of cylinder deactivation modes.

RESULTS: The obtained results show a high degree of recognition of the order numbers of deactivated cylinders just after several tens of degrees of the crankshaft rotation while switching to the corresponding mode. For the LSTM network, mode detection accuracy was above 99% in both the data sequence transfer mode and the data streaming mode. Accuracy of the BiLSTM topology was over 99.9% in the data sequence transfer mode, but significantly decreased in the data streaming mode.

CONCLUSIONS: The use of considered types of networks in engine and car control systems is promising.

Keywords: *artificial neural networks; self-diagnostics; internal combustion engine; crank-guide mechanism; cylinder deactivation.*

Cite as:

Khimchenko AV, Mishchenko NI, Savchuk OV. Evaluation of the possibility of using artificial neural networks for self-diagnosis of an internal combustion engine with cylinder deactivation. *Tractors and Agricultural Machinery*. 2022;89(3):175–186. DOI: <https://doi.org/10.17816/0321-4443-106169>

Received: 11.04.2022

Accepted: 05.06.2022

Published: 15.07.2022

ВВЕДЕНИЕ

Энергетический кризис в Евросоюзе и Соединенных Штатах Америки в 2021–2022 годах показал, что в ближайшее время двигатели внутреннего сгорания (ДВС) продолжат занимать свою нишу в числе силовых агрегатов на автомобильном транспорте. Более того, в связи с недостаточным количеством тяжелой нефти в ряде стран большую долю рынка будут продолжать занимать бензиновые автомобильные двигатели. По крайней мере, для легковых автомобилей они имеют преимущества, так как позволяют получить соответствие автомобиля ужесточающимся нормам в отношении токсичности отработавших газов.

Как известно, одним из перспективных путей повышения топливной экономичности и снижения токсичности отработавших газов является регулирование степени сжатия [1] и отключение части цилиндров [2–4], в том числе, путем остановки поршней [3]. Эти способы хорошо реализуются в двигателе с кривошипно-кулисным механизмом (ККМ) [5].

Технология отключения цилиндров в автомобильном бензиновом двигателе с ККМ, предлагаемая в Автомобильно-дорожном институте ДОННТУ, отличается от существующих тем, что позволяет останавливать поршни при вращающемся коленчатом вале в любом количестве и с любым заданным алгоритмом отключения цилиндров.

При работе любой системы управления необходимо иметь объективный независимый контроль выполнения подаваемых команд. В частности, при отключении цилиндров необходимо иметь точную информацию о том, что тот или иной цилиндр действительно отключен и остановлен. Особенно, если процесс отключения не может произойти мгновенно, а требует определенных затрат времени [6]. Информацию можно получать по показаниям отдельных внешних датчиков или их совокупности. В случае, если команда на отключение не поступала, а оно произошло, такую работу нельзя считать удовлетворительной. Необходима диагностическая система, которая будет выявлять подобные режимы работы. Они могут быть как штатными, так и являться неисправностью.

Современное развитие искусственных нейронных сетей [7], в особенности опыт применения их в вопросах классификации [8], позволяет предположить, что именно этот математический метод позволяет реализовать функцию самодиагностики в ДВС. Естественно, применение не ограничивается только системами управления двигателями, а может быть расширено для оценки работы других узлов и агрегатов автомобилей [9, 10].

На практике система самодиагностирования двигателя или автомобиля может представлять собой набор нейронных сетей, каждая из которых отвечает за выполнение определенных функций [11–14]. Центральная

диагностическая нейронная сеть, обрабатывая информацию с отдельно взятых сетей, обобщает и принимает общее решение. Очевидно, в такой ситуации необходимо создание искусственных нейронных сетей, которые могут диагностировать отдельные проблемы в работе двигателя или определять его режимы работы.

ЦЕЛЬ ИССЛЕДОВАНИЯ

При работе двигателя в случае отключения одного или нескольких цилиндров изменяется воздействие двигателя на кузов автомобиля [15]. Информацию об этом воздействии можно получить с помощью датчиков силы или датчиков ускорения, установленных на опорах двигателя. Естественно, на величину усилий будет влиять не только инерционная составляющая, но и нагрузочный режим работы двигателя.

Имеющиеся в наличии на данный момент времени у авторов отлаженные имитационные модели [16] позволяют получать значения сил, действующих в шарнирах крепления двигателя.

Как показали исследования, характер изменения сил существенно зависит от того, какие из цилиндров на данный момент отключены, а следовательно, с высокой вероятностью они могут быть распознаны искусственной нейронной сетью. В данном исследовании мы ограничились только оценкой изменения силы инерции при отключении цилиндров и ее воздействия на опоры двигателя.

При разных частотах вращения коленчатого вала воздействие на опоры двигателя будет различным.

В этом случае *целью работы* является определение возможности создания искусственной нейронной сети, распознающей по характеру изменения сигналов с датчиков, установленных на опорах двигателя, какие цилиндры в данный момент находятся в работе, а какие отключены независимо от частоты вращения коленчатого вала.

Для реализации поставленной цели в работе решались следующие задачи:

- выбрать тип искусственной нейронной сети;
- получить данные для обучения и тестирования нейронной сети;
- создать и обучить диагностическую нейронную сеть;
- оценить точность определения работающих цилиндров в различных условиях.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Выбор сети, учитывая требования к ней, был практически очевиден. Искусственная нейронная сеть должна распознавать характерные особенности сигнала как некоторых данных, поступающих в определенной последовательности. Кроме того, желательно, чтобы нейронная сеть могла обрабатывать данные в потоке,

непосредственно поступающие с датчиков в системе самодиагностики. Очевидно, что это должна быть рекуррентная нейронная сеть.

Простейшие рекуррентные нейронные сети прямого распространения были отброшены как недостаточно точные. На сегодняшний день хорошо известны искусственные нейронные сети с долгой краткосрочной памятью LSTM. Они прекрасно себя показали в классификации последовательностей данных, например, в распознавании речи. Поэтому выбор был остановлен именно на этом типе сети.

В некоторой степени выбор стоял между однонаправленной или двунаправленной архитектурой. Хотя желание получать информацию для системы диагностики в потоке данных и ставит под сомнение применение iLSTM, окончательный ответ на этот вопрос может дать только эксперимент с двумя типами искусственных нейронных сетей.

Отдельно стоит вопрос о количестве нейронов и (или) скрытых слоев (модулей LSTM). Не без оснований считается, что ответ на данный вопрос может дать только экспериментальный подбор параметров нейронной сети. Однако, как показывает опыт применения сетей прямого распространения [17], связь между задачей, ожидаемым результатом и размером сети имеется. Логические рассуждения при понимании функций определенных блоков или нейронов позволяют, по крайней мере, оценить границы будущего выбора или экспериментов с параметрами искусственной нейронной сети. Так, в сети LSTM каждый скрытый модуль имеет свою память, а их количество определяет глубину сигнала, который может храниться.

Так как на установившемся режиме картина изменения сигнала с датчиков должна меняться с периодом в 2 оборота (720° п.к.в.), то количество нейронов определяется частотой подачи сигнала на сеть. В условиях проведения исследования при отсутствии процессов сгорания и газообмена в двигателе период сигналов датчиков составляет один оборот коленчатого вала. Таким образом, для качественного определения режима отключения цилиндров при регистрации сигналов через 2° п.к.в. может быть достаточно 180 скрытых модулей, а количество нейронов в слое определяется количеством сигналов на входе.

Получение и подготовка данных для обучения диагностирующей сети

Создание и обучение искусственной нейронной сети, подготовка данных и их обработка проводились с использованием программных продуктов компании Mathworks: Matlab и Simulink. В этой статье мы опустим вопросы, связанные с применением технологии в данных программных продуктах, за исключением тех, которые требуются для пояснения особенностей полученного результата.

Исследуемый двигатель с кривошипно-кулисным механизмом имеет три точки крепления. На имитационной модели в Simulink были предусмотрены датчики, снимающие показания силы, действующей на кузов автомобиля, в местах крепления двигателя. Таким образом, имеется возможность регистрировать на каждом датчике три сигнала по соответствующим осям. Общее количество регистрируемых сигналов – 9. Для будущей нейронной сети это 9 входов, по которым она должна определять режим работы. Имитационная модель предусматривала возможность изменять частоту вращения коленчатого вала и отключать каждый цилиндр при необходимости.

При вращении коленчатых валов и возвратно-поступательном движении кривошипно-кулисного механизма с поршнями на опоры двигателя будут передаваться силы инерции. Очевидно, что амплитуда сил будет зависеть от частоты вращения коленчатого вала. Форму сигнала будет определять количество остановленных поршней и номера отключенных цилиндров. Это связано с тем, что форма сигнала зависит от того, какой конкретно цилиндр отключен в данный момент времени: первый, второй или, например, четвертый. Данные выводы были сделаны при предварительных исследованиях [15] на неравновешенном образце экспериментального двигателя. После проведения уравнивания на этапе моделирования с использованием предлагаемой в работе [18] методики суммарные силы при работе всех цилиндров 4-цилиндрового двигателя с кривошипно-кулисным механизмом становятся ничтожно малы даже на жестких опорах. Это хорошо видно на рис. 1. В двигателе с кривошипно-кулисным механизмом такая же картина будет наблюдаться при любом количестве цилиндров, так как теоретически этот двигатель может быть полностью уравновешен даже в одноцилиндровом варианте.

Изменение формы сигнала при отключении одного или нескольких цилиндров связано с появлением неравновешенности двигателя из-за остановки части поступательно движущихся масс. Этот эффект также легко определяется визуально на графиках, показанных на рис. 2. Необходимо, чтобы этот эффект увидела и искусственная нейронная сеть.

Приведенные выше графики были получены в результате подготовки данных для обучения искусственной нейронной сети. Для этого был проведен численный модельный эксперимент в соответствии с разработанным планом полного факторного эксперимента. На рис. 2 в легенде указаны номера отключенных цилиндров. Если цилиндр не отключен, на месте его номера стоит цифра 0.

При планировании экспериментов в качестве факторов были приняты 5 независимых переменных: частота вращения коленчатого вала и 4 категориальные переменные – это состояния включения цилиндров в работу. Для каждого из цилиндров в имитационную модель подавалось значение фактора «0», соответствующее

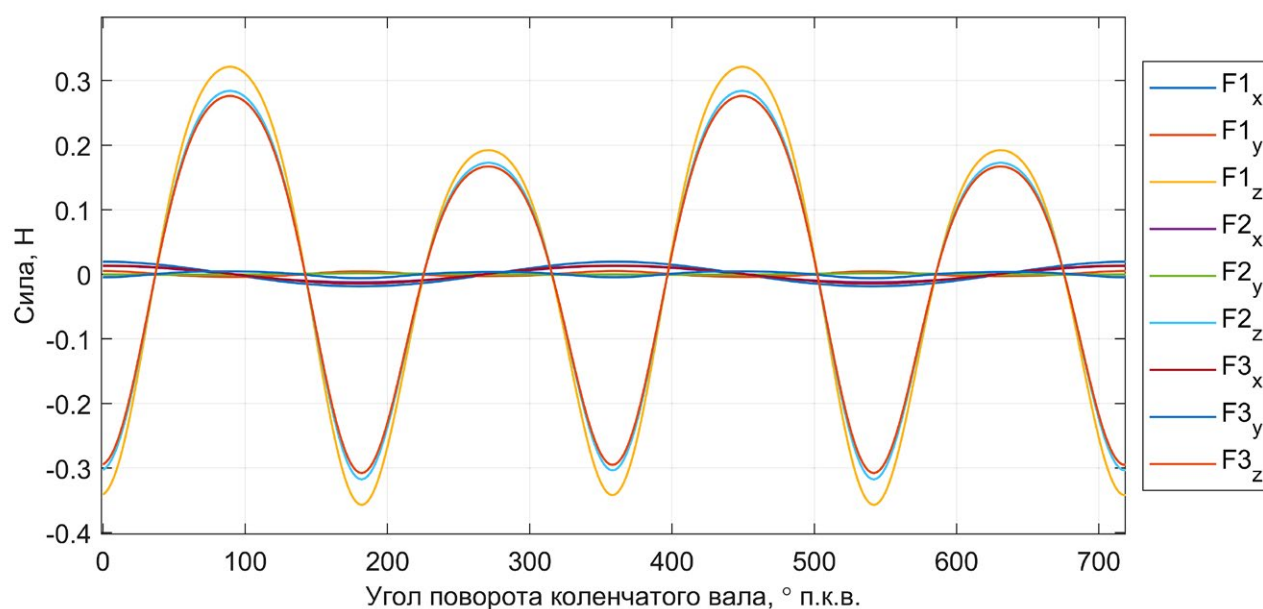


Рис. 1. Графики сил, действующих на кузов автомобиля в жестких опорах двигателя, при частоте вращения коленчатого вала $n = 4000 \text{ мин}^{-1}$.

Fig. 1. Graphs of forces acting on the vehicle body at rigid engine mounts at crankshaft speed $n = 4000 \text{ мин}^{-1}$.

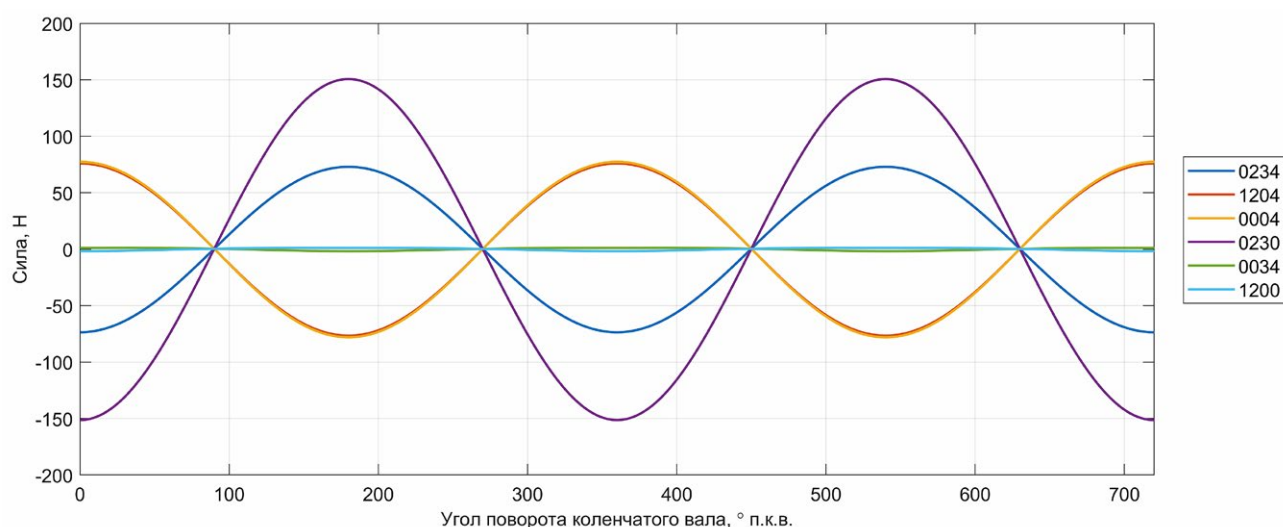


Рис. 2. Пример изменения графика силы, действующей на кузов автомобиля в одной из опор, при отключении цилиндров и частоте вращения коленчатого вала $n = 4000 \text{ мин}^{-1}$.

Fig. 2. An example of a change in the graph of the force acting on the vehicle body at one of the mounts, when cylinder deactivation is on and the crankshaft speed $n = 4000 \text{ мин}^{-1}$.

включенному состоянию или «-1» – выключенному. При выключенном цилиндре происходил разрыв кинематической связи поршня и штока с кулисой, а поршневая группа удерживалась в положении, соответствующем нижней мертвой точке. Частота вращения коленчатого вала непрерывна во всей области определения. Интервал изменения в данном эксперименте был принят от 800 до 6000 мин^{-1} .

Так как целью исследования является получение данных для обучения сети, желательно иметь максимальное заполнение факторного пространства. Учитывая

существенные затраты времени на проведение моделирования и возможные большие объемы информации с регистрационными данными, количество уровней варьирования частоты вращения коленчатого вала было ограничено числом 9. Промежуточные значения были равномерно распределены во всем диапазоне варьирования (рис. 3).

В соответствии с планом был проведен эксперимент. Сигналы, соответствующие силам, передающимся через опоры двигателя, регистрировались в течение 3 оборотов коленчатого вала. Максимальный шаг моделирования был установлен на уровне 2° п.к.в.

После проведения эксперимента для обучения сети сигналы были предварительно обработаны. Обработка данных и обучение нейронных сетей проходили в несколько этапов. При этом выявлялась оптимальная технология, которая позволяет получить возможность быстро определять новый режим при изменении количества работающих цилиндров. Так как LSTM сети обрабатывают последовательности данных, необходимо, чтобы эти последовательности шли с одинаковым временным шагом или в качестве отдельного входа в сеть надо отправлять информацию о времени между шагами данных в сигнале. Для упрощения задачи на этом этапе исследований все сигналы были приведены к одинаковому шагу 2 °п.к.в., независимо от частоты вращения коленчатого вала. Это позволило получить одинаковое количество точек для каждого сигнала на один оборот. Неравномерные во времени сигналы приведут, естественно, к усложнению задачи. Однако этот вариант в данной работе не рассматривался.

На начальном этапе обучения сигналы были сформированы в пакеты, соответствующие одному опыту. То есть в пакете имелось 9 сигналов с 3-х датчиков по трем осям, каждый длиной 540° п.к.в. Были проведены пробные обучения на необработанных значениях сигналов и на нормированных. Необработанные значения имеют большую разницу в амплитудах при одинаковых работающих цилиндрах и разных частотах вращения коленчатого вала. Нормирование

несколько выравнивало амплитуды. Оно осуществлялось по формуле:

$$h_i = m_\lambda \cdot (m_l - m_a) \quad (1)$$

где $F_{xyz i}$ – сигналы проекций сил на соответствующую ось для i -го режима (опыта); $n_{кв i}$ – частота вращения коленчатого вала на i -м режиме.

Таким образом, силы приводились к частоте вращения коленчатого вала 1000 мин⁻¹.

Обучение на нормированных значениях происходило быстрее, что позволило при меньшем числе нейронов получить максимальную точность. В первичном варианте полученные в 144 опытах сигналы в виде 9 рядов данных рассматривались как отдельные пакеты по 9 рядов, соответствующих 540° п.к.в. В таком случае обучение проходило качественно со 100% распознаванием тестовых данных. Однако при тестировании сети на сигналах, полученных соединением нескольких в один с последовательными переходами, определение работающих цилиндров нельзя было считать успешным. Поэтому в дальнейшем каждый набор сигналов с одинаковой частотой вращения коленчатого вала случайным образом соединялся в последовательный пакет. В процессе обучения пакет переформировывался и последовательность включения и отключения цилиндров менялась случайным образом.

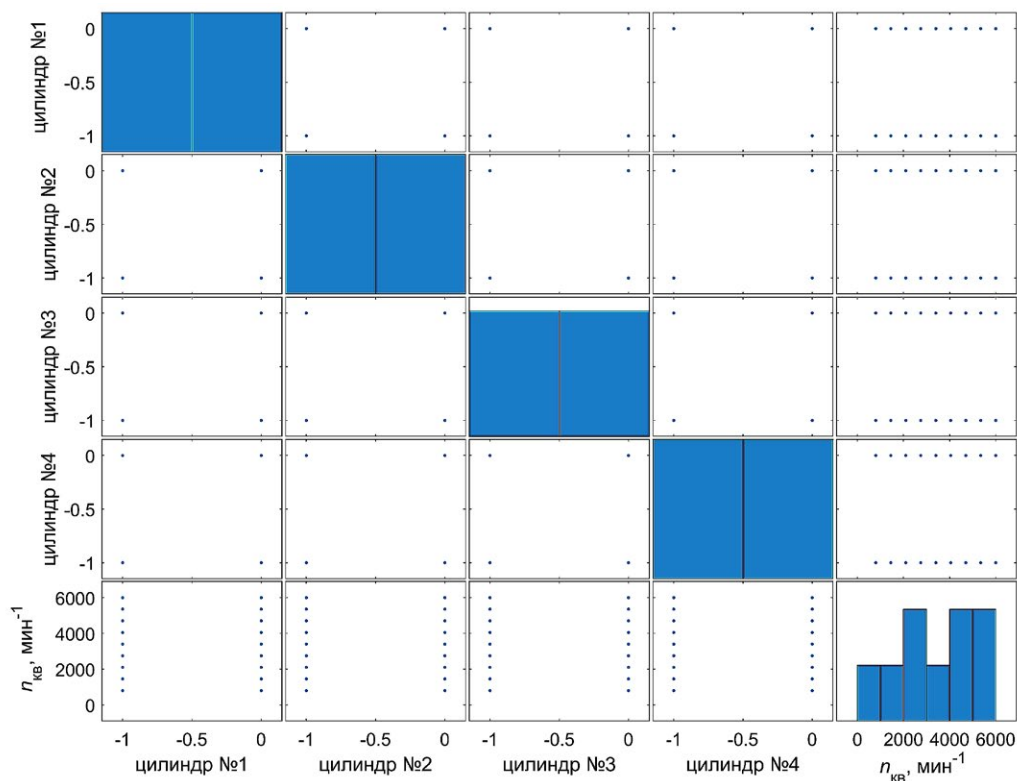


Рис. 3. Диаграмма рассеивания факторов в плане эксперимента.

Fig. 3. Scatterplot of factors distribution in the design of the experiment.

Данные для тестирования были получены аналогичным образом. Эксперименты проводились по 2-м независимым планам, но с меньшим количеством значений частот вращения – по 4 и 5 точек соответственно. Это позволило получить результаты моделирования сигналов датчиков на частотах вращения, не совпадающих с данными обучения.

Обучение искусственных нейронных сетей и анализ результатов

Создание искусственной нейронной сети, как и ее обучение, выполнялось с использованием Deep Learning Toolbox, входящего в состав пакета Matlab компании Mathworks. После создания предварительных тестовых сетей и их обучения решено было остановиться на архитектуре сетей со 180-ю и 360-ю скрытыми модулями LSTM (рис. 4).

Обучение происходило поэтапно. При достижении достаточно высокого результата, более 95%, обучение останавливалось. После повторной переподготовки пакетов обучение продолжалось с новым случайным порядком следования режимов отключения цилиндров. Такая технология позволила избежать переобучение сети и исключить из памяти порядок следования сигналов. В итоге удалось добиться точности, близкой к 100%.

При подготовке тестовых данных в первом плане эксперимента присутствовали 2 частоты вращения, при которых проводилось обучение. Это минимальное значение 800 мин⁻¹ и максимальное 6000 мин⁻¹. Длина сигнала при регистрации была сокращена до 2 оборотов коленчатого вала.

Определение количества и номеров работающих цилиндров осуществлялось в двух режимах работы сети:

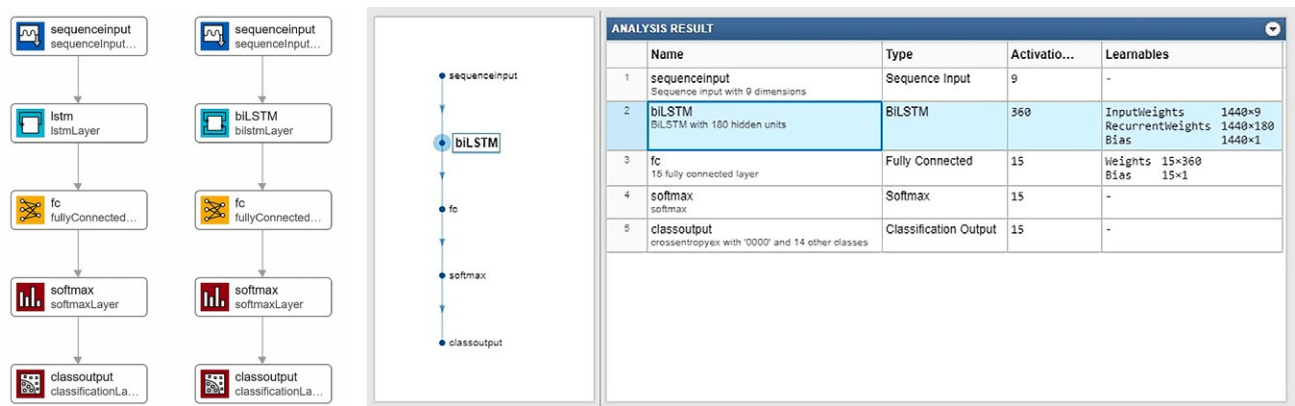


Рис. 4. Архитектура сравниваемых сетей.
Fig. 4. Architecture of compared networks.

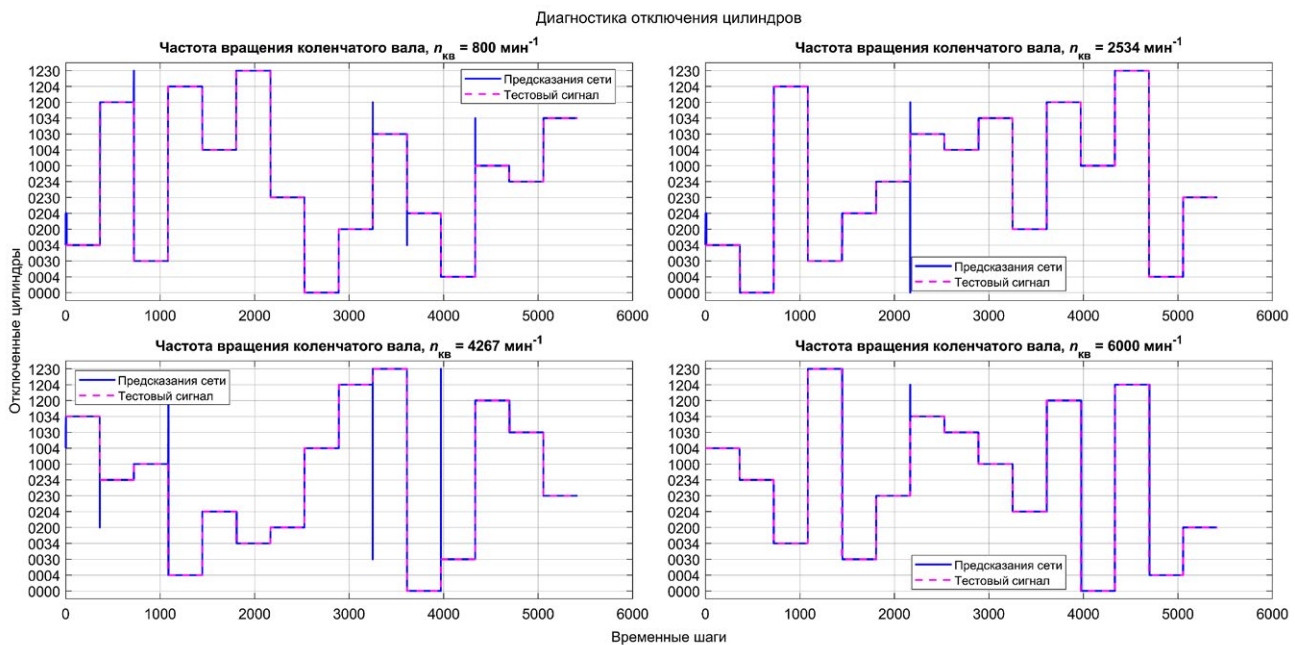


Рис. 5. Тестовая диагностика отключения цилиндров при разных частотах вращения коленчатого вала при оценке сигнала LSTM сетью.
Fig. 5. Test diagnostics of cylinder deactivation at different crankshaft speeds while evaluating the signal by the LSTM network.

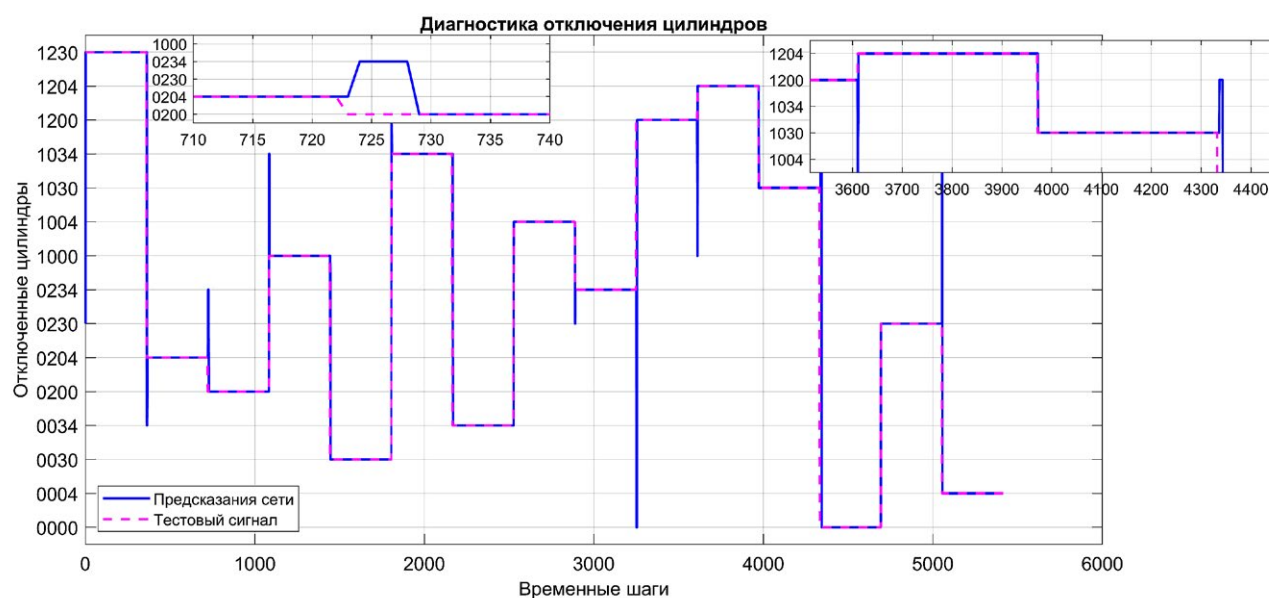


Рис. 6. Пример ошибок при диагностике отключения цилиндров.

Fig. 6. Example of errors appearing during diagnostics of cylinder deactivation.

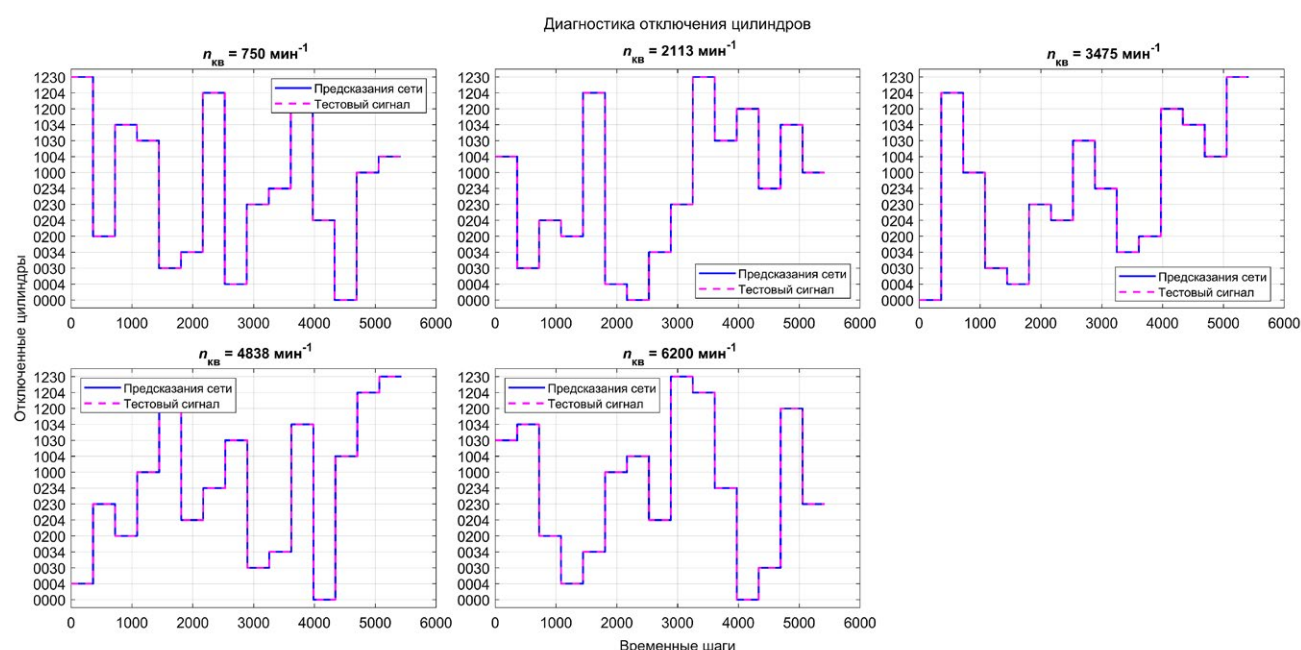


Рис. 7. Тестовая диагностика отключения цилиндров при разных частотах вращения коленчатого вала при оценке BiLSTM сетью сигнала в виде последовательности.

Fig. 7. Test diagnostics of cylinder deactivation at different crankshaft speeds while evaluating the signal, given as a sequence, by the BiLSTM network.

передачей сети полной последовательности данных и последовательной (поточной) передачей каждой отдельной точки с обновлением состояния сети.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Для топологии LSTM точность была выше 99% во всех случаях, а при передаче последовательностей различными способами на одних и тех же данных сеть LSTM

показывала одинаковый результат. Как видно на из графиков на рис. 5, количество ошибок примерно одинаковое как при частотах вращения, на которых искусственная нейронная сеть проходила обучение, так и на тех, которые видела впервые. Очевидно, ошибки появляются только в момент изменения количества работающих цилиндров.

На рис. 6 представлены графики, соответствующие скоростному режиму с наихудшими результатами

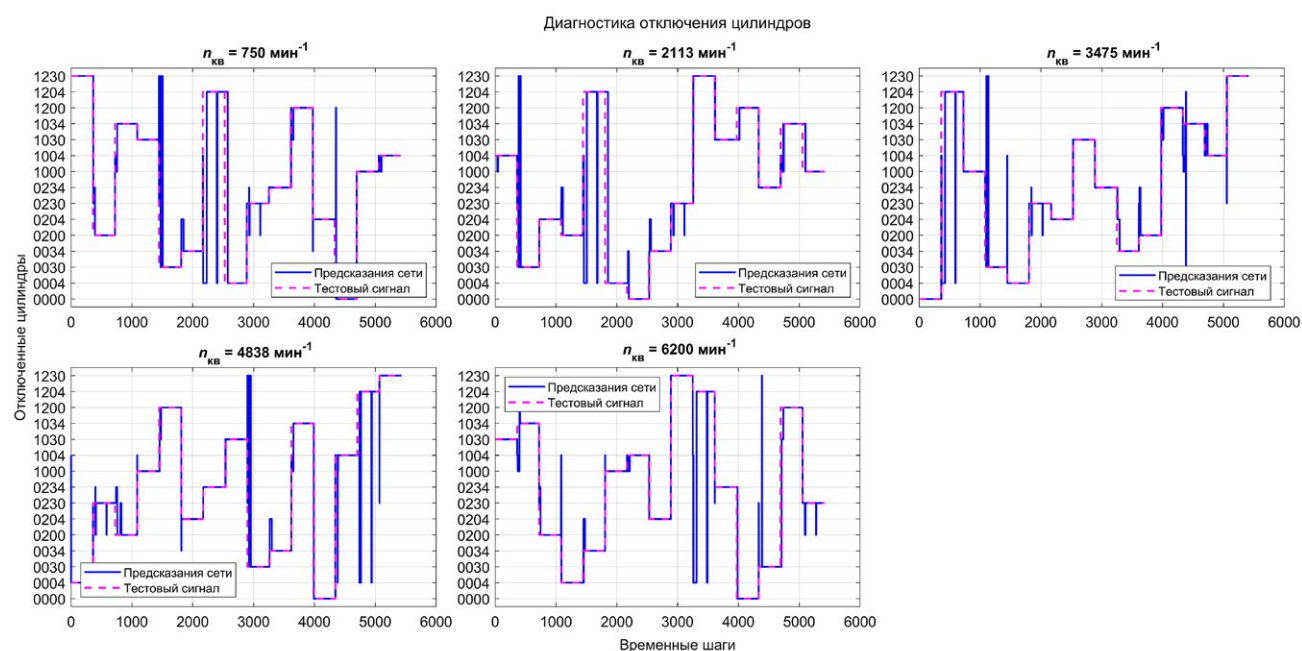


Рис. 8. Тестовая диагностика отключения цилиндров при разных частотах вращения коленчатого вала при потоковой оценке сигнала BiLSTM сетью.

Fig. 8. Test diagnostics of cylinder deactivation at different crankshaft speeds while streaming evaluation of the signal by the BiLSTM network.

распознавания. Видно, что критичными являются первые не более 10 точек, то есть 20° п.к.в. Очевидно, данных просто недостаточно для определения характера сигнала. Такое положение можно считать вполне приемлемым и, на наш взгляд, отнести к достаточно высокой точности распознавания перехода на следующий режим.

Полученные дополнительные тестовые данные при расширенном диапазоне частот вращения от 750 до 6200 мин⁻¹ показали ту же точность распознавания на всех режимах.

Несколько другие результаты были получены при использовании архитектуры BiLSTM. Точность обучения сети составила 100%. На тех же тестовых данных она показала фактически 100% распознавание в режиме передачи сети последовательности, то есть всей длины сигналов датчиков (рис. 7). В различных случаях ошибка не превышала 0,05%.

С другой стороны, данную сеть нельзя считать переученной, так как случайные изменения режимов отключения цилиндров, их последовательностей и частот вращения не приводили к ухудшению точности распознавания. Впрочем, этот результат был ожидаемым. Архитектура BiLSTM позволяет оценивать предыдущие данные на основе последующих. Это привело к проблемам в распознавании режимов в случае последовательной передачи данных сети (рис. 8). Оценка режима работы на основе потоковой передачи данных, как видно из графиков, имеет гораздо меньшую точность распознавания.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты проведенного исследования показали, что технология глубокого обучения позволяет обучать искусственные нейронные сети для распознавания режимов работы двигателя на основе данных различных датчиков. Это может быть использовано в системах управления автомобилями и двигателями внутреннего сгорания и представлять собой часть системы самодиагностики.

Точность определения режима работы двигателя может быть достаточно высокой. В зависимости от применяемой сети и способов передачи данных погрешность определения составляет от сотых до десятых долей процента. В случае двунаправленной искусственной нейронной сети долгой краткосрочной памяти (BiLSTM) высокая точность 99,9% обеспечивается при передаче всей последовательности. Сетью LSTM с точностью более 99% определяются номера отключенных цилиндров как в режиме передачи последовательности данных, так и в режиме потоковой передачи. Для применения в автомобильных системах управления искусственные нейронные сети с архитектурой LSTM кажутся более предпочтительными, так как позволяют не хранить в памяти набор данных для распознавания режима.

Полученные результаты показывают перспективу широкого применения искусственных нейронных сетей в системах управления двигателями и автомобилями в качестве инструмента контроля и самодиагностики. В перспективе они могут заменить и существующие

системы, которые не в состоянии определить некоторые неисправности, например, связанные с временными изменениями характеристик датчиков в процессе эксплуатации.

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Вклад авторов. Все авторы подтверждают соответствие своего авторства международным критериям *ICMJE* (все авторы внесли существенный вклад в разработку концепции, проведение исследования и подготовку статьи).

Вклад распределен следующим образом: *А.В. Химченко* – обзор литературы, сбор и анализ литературных источников, создание моделей и обучение нейронных сетей, написание текста статьи; *Н.И. Мищенко* – обзор литературы, анализ литературных источников, анализ результатов, подготовка и редактирование статьи; *О.В. Савчук* – подготовка модели, проведение численного эксперимента, написание текста статьи.

Конфликт интересов. Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Источник финансирования. Авторы заявляют об отсутствии внешнего финансирования при проведении исследования.

ADDITIONAL INFORMATION

Authors' contribution. All authors confirm the compliance of their authorship with the international criteria *ICMJE* (all authors have made a significant contribution to the development of the concept, conduct research and preparation of the article).

The contribution is distributed as follows: *A.V. Khimchenko* – a review of literature, collecting and analyzing literary sources, creating models and training neural networks, writing the text of the article; *N.I. Mishchenko* – a review of literature, analysis of literary sources, analysis of results, preparation and editing of an article; *O.V. Savchuk* – preparation of the model, conducting a numerical experiment, writing the text of the article.

Competing interests. The authors declare that they have no competing interests.

Funding source. This study was not supported by any external sources of funding.

ЛИТЕРАТУРА

1. Мищенко Н.И., Химченко А.В., Крамарь С.Н., Супрун В.Л. Влияние силового механизма на работу двухтактного двигателя с кривошипно-камерной продувкой при регулировании степени сжатия // *Двигатели внутреннего сгорания*. 2004. № 1. С. 56–60.
2. Ying L., Kuznetsov A.G. The Effect of Cylinder Deactivation on Engine Performance. *Proceedings of the 2020 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon)2020*. 2020 October 06–09; Vladivostok, Russia. IEEE, 2020, pp. 1–5. doi: 10.1109/fareastcon50210.2020.9271303
3. Мищенко Н.И., Шляхов В.С., Супрун В.Л., и др. Автомобильные двигатели с отключением цилиндров, конструкции, анализ // *ВІСНИК СЕВНТУ*. 2011. № 122. С. 163–166.
4. Марков В.А., Варченко Ф.Б., Лотфуллин Ш.П. Метод улучшения эксплуатационных показателей автомобильного газового двигателя // *Известия высших учебных заведений. Машиностроение*. 2018. № 705. С. 38–44. doi:10.18698/0536-1044-2018-12-38-44
5. Мищенко Н.И., Химченко А.В., Юрченко Ю.В., и др. Новый бесшатунный двигатель для автомобиля // 8-е Луканинские чтения. Проблемы и перспективы развития автотранспортного комплекса; Январь 31, 2019; Москва. МАДИ, 2019. С. 383–396.
6. Химченко А.В., Мищенко Н.И., Дрючин Д.А., и др. Предварительная оценка возможности использования системы смазки серийного двигателя для питания гидропривода механизма остановки поршня // *Вести Автомобильно-дорожного института*. 2021. № 1. С. 15–26.
7. Ren J., Man Y., Shen W., Dong L. *Applications of Artificial Intelligence in Process Systems Engineering*. Elsevier, 2021.
8. Chigateri K.B., Suryavamshi S., Rajendra S. System for detecting car models based on machine learning // *Materials Today: Proceedings*. 2022. Vol. 52. P. 1697–1701. doi: 10.1016/j.matpr.2021.11.335
9. Altun O., Zhang D., Siqueira R., et al. Identification of dynamic loads on structural component with artificial neural networks // *Procedia Manufacturing*. 2020. Vol. 52. P. 181–186. doi: 10.1016/j.promfg.2020.11.032
10. Ghoniem M., Awad T., Mokhiamar O. Control of a new low-cost semi-active vehicle suspension system using artificial neural networks // *Alexandria Engineering Journal*. 2020. Vol. 59, N 5. P. 4013–4025. doi: 10.1016/j.aej.2020.07.007
11. Gonera J., Vrublevskiy O., Napiórkowski J. Modelling of floorpan wear in passenger vehicles using artificial neural networks // *Engineering Failure Analysis*. 2021. Vol. 127. doi: 10.1016/j.engfailanal.2021.105482
12. Bonfitto A., Feraco S., Tonoli A., Amati N. Combined regression and classification artificial neural networks for sideslip angle estimation and road condition identification // *Vehicle System Dynamics*. 2019. Vol. 58, N 11. P. 1766–1787. doi: 10.1080/00423114.2019.1645860
13. Velten K., Reinicke R., Friedrich K. Wear volume prediction with artificial neural networks // *Tribology International*. 2000. Vol. 33, N 10. P. 731–736. doi: 10.1016/s0301-679x(00)00115-8
14. Jones S.P., Jansen R., Fusaro R.L. Preliminary Investigation of Neural Network Techniques to Predict Tribological Properties // *Tribology Transactions*. 1997. Vol. 40, N 2. P. 312–320. doi: 10.1080/10402009708983660

15. Химченко А.В., Мищенко Н.И. Воздействие сил инерции на кузов автомобиля при отключении цилиндров остановкой поршня в экспериментальном двигателе // 9-е Луканинские чтения. Проблемы и перспективы развития автотранспортного комплекса: сборник докладов Международной научно-технической конференции; Январь 29, 2021; Москва. МАДИ, 2021, С. 442–456.

16. Химченко А.В., Мищенко Н.И., Петров А.И., и др. Модель четырехцилиндрового бесшатунного двигателя для исследования вибрации при отключении цилиндров // Материалы VI Международной научно-практической конференции «Научно-технические аспекты развития автотранспортного комплекса 2020»; Май 29, 2020; Горловка. АДИ ГОУ ВПО «ДОННТУ», 2020, С. 72–77.

17. Химченко А. В., Мищенко Н. И. Составление ездового цикла автомобиля путем аппроксимации отфильтрованных экспериментальных данных с помощью нейронных сетей // Вести Авто-мобильно-дорожного института. 2018. № 4. С. 3–13.

18. Химченко А.В., Мищенко Н.И., Пузаков А.В., Петров А.И. Методика уравнивания бесшатунного двигателя на этапе проектирования с использованием имитационного моделирования // Материалы VII Международной научно-практической конференции «Научно-технические аспекты развития автотранспортного комплекса 2021»; Май 25, 2021; Горловка. АДИ ГОУ ВПО «ДОННТУ», 2021, С. 89–94.

REFERENCES

1. Mishchenko NI, Khimchenko AV, Kramar' SN, Suprun VL. Vliyanie silovogo mekhanizma na rabotu dvukhtaktnogo dvigatelya s krivoshipno-kamernoi produvkoi pri regulirovanii stepeni szhatiya. *Dvigateli vnutrennego sgoraniya*. 2004;(1):56–60. (In Russ).

2. Ying L, Kuznetsov AG. The Effect of Cylinder Deactivation on Engine Performance. Proceedings of the 2020 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies (FarEastCon)2020. 2020 October 06–09; Vladivostok, Russia. IEEE; 2020, pp. 1–5. doi: 10.1109/fareastcon50210.2020.9271303

3. Mishchenko NI, Shlyakhov VS, Suprun VL, et al. Avtomobil'nye dvigateli s otklyucheniem tsilindrov, konstruksii, analiz. VISHIK SEVNTU. 2011;(122):163–166. (In Russ).

4. Markov VA, Barchenko FB, Lotfullin SR. Method of Improving Performance of Automobile Gas Engine A Technique for Improving the Performance of a Gas Engine. *Proceedings of Higher Educational Institutions. Machine Building*. 2018;(705):38–44. (In Russ). doi: 10.18698/0536-1044-2018-12-38-44

5. Mishchenko NI, Khimchenko AV, Yurchenko YV, et al. Novyi besshatunnyi dvigatel' dlya avtomobilya. Proceedings of the 8th Lukaninskie chteniya. Problemy i perspektivy razvitiya avtotransportnogo kompleksa; January 31, 2019; Moscow. MADI; 2019, pp. 383–396. (In Russ).

6. Khimchenko AV, Mishchenko NI, Driuchin DA. Possibility preliminary assessment of using the lubrication system of a serial engine to power the hydraulic drive of the piston stopping mechanism. *Bulletin of the Automobile and Highway Institute*. 2021;(1):15–26. (In Russ).

7. Ren J, Man Y, Shen W, Dong L. *Applications of Artificial Intelligence in Process Systems Engineering*. Elsevier; 2021.

8. Chigateri KB, Suryavamshi S, Rajendra S. System for detecting car models based on machine learning. *Materials Today: Proceedings*. 2022;52:1697–1701. doi: 10.1016/j.matpr.2021.11.335

9. Altun O, Zhang D, Siqueira R, et al. Identification of dynamic loads on structural component with artificial neural networks. *Procedia Manufacturing*. 2020;52:181–186. doi: 10.1016/j.promfg.2020.11.032

10. Ghoniem M, Awad T, Mokhiamar O. Control of a new low-cost semi-active vehicle suspension system using artificial neural networks. *Alexandria Engineering Journal*. 2020;59(5):4013–4025. doi: 10.1016/j.aej.2020.07.007

11. Gonera J, Vrublevskiy O, Napiórkowski J. Modelling of floorpan wear in passenger vehicles using artificial neural networks. *Engineering Failure Analysis*. 2021;127:105482. doi: 10.1016/j.engfailanal.2021.105482

12. Bonfitto A, Feraco S, Tonoli A, Amati N. Combined regression and classification artificial neural networks for sideslip angle estimation and road condition identification. *Vehicle System Dynamics*. 2019;58(11):1766–1787. doi: 10.1080/00423114.2019.1645860

13. Velten K, Reinicke R, Friedrich K. Wear volume prediction with artificial neural networks. *Tribology International*. 2000;33(10):731–736. doi: 10.1016/s0301-679x(00)00115-8

14. Jones SP, Jansen R, Fusaro RL. Preliminary Investigation of Neural Network Techniques to Predict Tribological Properties. *Tribology Transactions*. 1997;40(2):312–320. doi: 10.1080/10402009708983660

15. Khimchenko AV, Mishchenko NI. Vozdeistvie sil inertsi na kuzov avtomobilya pri otklyuchenii tsilin-drov ostanovkoi porshnya v eksperimental'nom dvigatele. Proceedings of the 9th Lukaninskie chteniya. Problemy i perspektivy razvitiya avtotransportnogo kompleksa: sbornik dokladov Mezhdunarodnoi nauchno-tekhnikeskoi konferentsii; January 29, 2021; Moscow. MADI; 2021, pp. 442–456. (In Russ).

16. Khimchenko AV, Mishchenko NI, Petrov AI, et al. Model' chetyrehtsilindrovogo besshatunnogo dviga-telya dlya issledovaniya vibratsii pri otklyuchenii tsilindrov. Proceedings of the 6th International science conference «Nauchno-tehnicheskie aspekty razvitiya avtotransportnogo kompleksa 2020»; May 29, 2020; Gorlovka. ADI GOU VPO «DONNTU»; 2020, pp. 72–77. (In Russ).

17. Khimchenko AV, Mishchenko NI. Formation of the automobile driving cycle by the approximation of experimental data using neural network. *Bulletin of the Automobile and Highway Institute*. 2018;(4):3–13. (In Russ).

18. Khimchenko AV, Mishchenko NI, Puzakov AV, Petrov AI. Metodika uravnoveshivaniya besshatunnogo dvigatelya na etape proektirovaniya s ispol'zovaniem imitatsionnogo modelirovaniya. Proceedings of the 7th International science conference «Nauchno-tehnicheskie aspekty razvitiya avtotransportnogo kompleksa 2021»; May 25, 2021; Gorlovka. ADI GOU VPO «DONNTU»; 2021, pp. 89–94. (In Russ).

ОБ АВТОРАХ

***Химченко Аркадий Васильевич,**

доцент, к.т.н.,
доцент кафедры автомобильного транспорта, начальник
научно-исследовательской части;
адрес: Россия, Донецкая Народная Республика, 84646,
г. Горловка, ул. Кирова 51;
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9340-4252>;
eLibrary SPIN: 4568-1757;
e-mail: himch.arkady@yandex.ru

Мищенко Николай Иванович,

профессор, д.т.н.,
заведующий кафедрой автомобильного транспорта;
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0390-1563>;
eLibrary SPIN: 6604-8459;
e-mail: mim2802@mail.ru

Савчук Олег Вячеславович,

бакалавр, магистрант;
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7295-4407>;
eLibrary SPIN: 4178-1038;
e-mail: pilgrimx2@gmail.com

***Автор для переписки**

AUTHORS' INFO

***Arkady V. Khimchenko,**

Associate Professor, Cand. Sci. (Engin.),
Associate Professor of the Automotive Transport Department,
Head of the Research Department;
address: 51 st. Kirova, Gorlovka, 84646,
Donetsk People's Republic, Russia;
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9340-4252>;
eLibrary SPIN: 4568-1757;
e-mail: himch.arkady@yandex.ru

Nikolay I. Mishchenko,

Professor, Dr. Sci. (Engin.),
Head of the Automotive Transport Department;
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0390-1563>;
eLibrary SPIN: 6604-8459;
e-mail: mim2802@mail.ru

Oleg V. Savchuk,

Bachelor Graduate student;
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7295-4407>;
eLibrary SPIN: 4178-1038;
e-mail: pilgrimx2@gmail.com

***Corresponding author**