

УДК 621.43.001

СПОСОБЫ АДАПТИВНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОСТАТОЧНОГО РЕСУРСА ДВС

**Е.А. Серикова, ассистент, к.т.н.,
А.В. Бажинов, профессор, д.т.н., ХНАДУ**

Аннотация. Рассмотрены различные подходы к созданию адаптивной модели прогнозирования остаточного ресурса цилиндропоршневой и кривошипно-шатунной групп двигателя внутреннего сгорания.

Ключевые слова: прогнозирование, адаптивные методы, остаточный ресурс, двигатель внутреннего сгорания, искусственные нейронные сети.

СПОСОБИ АДАПТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАЛИШКОВОГО РЕСУРСУ ДВЗ

**О.А. Серікова, асистент, к.т.н.,
О.В. Бажинов, професор, д.т.н., ХНАДУ**

Анотація. Розглянуто різні підходи до створення адаптивних моделей прогнозування залишкового ресурсу циліндро-поршневої та кривошипно-шатунної груп двигуна внутрішнього згорання.

Ключові слова: прогнозування, адаптивні методи, залишковий ресурс, двигун внутрішнього згорання, штучні нейронні мережі.

METHODS OF ICE RESIDUAL LIFE PROGNOSTICATION

**E. Serikova, Assistant, Candidat of Technical Science,
A. Bazhinov, Professor, Doctor of Technical Science, KhNAHU**

Abstract. Different approaches to adaptive models creation for piston-cylinder-unit and crank gear residual life prognostication is considered

Key words: prognostication, adaptive models, residual life, internal combustion engine, artificial neural networks

Введение

Решение задачи прогнозирования остаточного ресурса (ОР) двигателя внутреннего сгорания (ДВС) предполагает решение двух подзадач: идентификацию текущего технического состояния двигателя по диагностическим параметрам и, собственно, прогнозирование – оценку времени (пробега), в течение которого диагностические параметры достигнут предельного состояния.

Главная сложность при прогнозировании остаточного ресурса заключается в том, что

реальные условия эксплуатации транспортного средства не остаются неизменными на протяжении периода эксплуатации. Зависимость величины изношенности от пробега имеет нелинейный характер и определяется множеством трудноучитываемых факторов: дорожно-транспортными условиями, конструктивными особенностями двигателя и автомобиля, атмосферно-климатическими условиями внешней среды, уровнем культуры эксплуатации и мастерством вождения. Кроме того, нужно учитывать, что интенсивность изнашивания различна в зоне прира-

ботки, зоне постепенного изнашивания и в зоне прогрессирующего изнашивания.

При этом после окончания приработки интенсивность изнашивания динамически нагруженных сопряжений (втулка верхней головки шатуна – поршневой палец, шатунные подшипники) увеличивается в зависимости от пробега, а саморазгружающихся (гильза цилиндра – поршневое кольцо) уменьшается.

В связи с этим возникает необходимость в разработке новых методов прогнозирования технического состояния сопряжений ДВС, которые бы использовали гибкий математический инструментарий, способный периодически самообучаться на протяжении всего периода эксплуатации и тем самым учитывать комплексное влияние факторов, определяющих скорость изнашивания сопряжений.

Анализ публикаций

Строго говоря, некоторая степень адаптивности присуща и традиционным способам построения математических моделей износа сопряжений по экспериментальным данным. При прогнозировании остаточного ресурса изменение параметра характеризуется некоторой экстраполяционной функцией и средним квадратическим отклонением этой функции от фактического изменения параметра. Аппроксимирующая функция определяется по изменению параметра этого элемента в прошлом в зависимости от характера изменения диагностического параметра.

Известно множество функций изменения параметра: линейная (М.М. Хрущев, К.В. Крагельский), степенные (В.М. Михлин, А.А. Сельцер, К.Ю. Скибневский), экспоненциальные (Ф.Н. Авдонькин, Г.В. Дружинин), дробно-линейные (В.И. Пал), многочленные (Н.Я. Говорущенко).

Повысить степень адаптации прогнозных математических моделей можно путем использования аппарата искусственных нейронных сетей (ИНС) вместо аппроксимирующих и экстраполирующих функций. Нейросетевые модели обладают рядом достоинств, которые обуславливают их широкое использование в задачах анализа и прогнозирования, а именно:

– отсутствие необходимости построения математической модели анализируемого процесса;

– способность восстанавливать нелинейные функциональные зависимости между изучаемыми параметрами;

– эффективная работа в условиях неполноты исходной информации;

– возможность использования малых обучающих выборок;

– быстрый отклик обученной ИНС на поступление текущей информации;

– учет неограниченного количества влияющих факторов;

– адаптивность модели обеспечивается путем самообучения [1].

Нейросетевой подход был реализован авторами при создании моделей износа цилиндропоршневой (ЦПГ) и кривошипно-шатунной групп (КШГ) ДВС, подробно описанный в [2, 3]. Оценка степени износа ЦПГ и КШГ осуществлялась по значениям диагностических параметров – компрессии в цилиндрах P_k и давлению масла в главной масляной магистрали P_m соответственно. Оценка величины P_k выполнялась косвенным образом по величине тока стартера I_{st} при учете напряжения аккумуляторной батареи U_{ab} , частоты вращения коленчатого вала n_{kv} , температуры T_m масла, измеряемых в процессе пуска двигателя при отключенных системе зажигания и топливopодачи. Синтез и настройка моделей износа заключались в аппроксимации нелинейных зависимостей $P_k = f(I_{st}, U_{ab}, n_{kv}, T_m)$ и $P_m = f(T_m, n_{kv}, \chi_{KSG})$, где χ_{KSG} – степени износа КШМ, при помощи нейронных сетей. Применение нейронных сетей дало возможность расширить количество учитываемых факторов и адаптировать разработанный метод оценки технического состояния к конструктивным и индивидуальным особенностям двигателя.

Цель и постановка задачи

Целью данной статьи является разработка алгоритма адаптивного прогнозирования остаточного ресурса ДВС, позволяющего учи-

тывать изменяющиеся во времени условия эксплуатации и изменяющуюся скорость изнашивания сопряжений и базирующегося на периодически обновляемой информации о текущем состоянии сопряжений.

Учет влияющих факторов при линейном прогнозировании

Для учета влияющих на интенсивность изнашивания сопряжений факторов можно применять разные подходы. Один из них связан с гипотезой о том, что средняя скорость движения автомобиля является интегральным показателем, который в неявном виде учитывает внешние условия эксплуатации конкретного транспортного средства.

В этом случае учет этих условий осуществляется использованием коэффициента k_L [4], зависящего от ожидаемого в дальнейшем нагрузочно-скоростного режима эксплуатации транспортного средства

$$k_L = \frac{1,1 \cdot V_a}{V_{opt} \sqrt[3]{(1 + \beta)}},$$

где V_{opt} – оптимальная скорость движения автомобиля, $V_{opt} \approx 0,7 \cdot V_{max}$; β – коэффициент загрузки.

Этот способ прогнозирования, например, был использован в [3] для нахождения ОР КШГ. При этом исходили из того, что каждое возможное износное состояние КШГ при определенном нагрузочно-скоростном режиме в момент времени t_i характеризуется тремя значениями давления масла ($P_m(t_i)$; $P_{mmax}(t_i)$; $P_{min}(t_i)$), где $P_m(t_i)$ – текущее значение, $P_{mmax}(t_i)$ – давление при нулевом износе и $P_{min}(t_i)$ – предельно допустимое значение давления при максимальном износе. Для легкового автомобиля значения коэффициента загрузки принимались $\beta \in \{0,25; 0,5; 0,75; 1,0\}$ в зависимости от количества пассажиров [5]. Расчет остаточного ресурса осуществлялся согласно выражению

$$L_{OST}^{KSM}(t_i) = L_{max} k_L \left(\frac{P_m(t_i) - P_{mmin}(t_i)}{P_{mmax}(t_i) - P_{mmin}(t_i)} \right).$$

Степень адаптивности данного способа невысока, т.к. в этом случае расчет ОР сопряжения выполняется исходя из предположения о неизменности скорости изнашивания сопряжения на период прогноза. Кроме того, коэффициенту β присваиваются только несколько довольно условных значений, что довольно грубо описывает реальные условия эксплуатации транспортного средства.

Прогнозирование по изменению диагностического параметра в эксплуатации

В реальности изменение диагностического параметра P на период прогноза происходит нелинейно и определяется, в том числе, и величиной пробега. В связи с этим возникает задача построения модели изменения P с увеличением наработки $L_{тек}$, которая сводится к аппроксимации нелинейной зависимости $P = f(L_{тек})$. Для решения этой задачи можно использовать традиционные методы аппроксимации нелинейных зависимостей, либо применить искусственные нейронные сети или другие известные способы.

С помощью созданной модели текущее значение диагностического параметра экстраполируется до момента достижения им предельного значения, исходя из чего определяется и величина ОР сопряжения. Модель изменения параметра может быть создана по результатам долговременных наблюдений за изменением данного диагностического параметра в эксплуатационных условиях и требует представительной выборки автомобилей определенной марки.

Степень адаптивности этого способа выше, чем у предыдущего. Однако очевидные организационные трудности делают этот способ не пригодным для реального применения на практике.

Алгоритм адаптивного прогнозирования

Более прост в реализации третий способ, заключающийся в том, что из значений измеряемого с определенной периодичностью диагностического параметра по мере увеличения наработки создается массив. Этот массив представляет собой временной ряд изменения параметра $P_0, P_1, \dots, P_{n-1}, P_n$. По данным значениям можно выполнить экстраполяцию

значения P_{n+1} . Следующий шаг – экстраполяция элемента P_{n+2} – осуществляется в окне, содержащем n предыдущих элементов ряда. Таким образом, каждый следующий элемент ряда экстраполируется в скользящем окне шириной n элементов. В момент достижения параметром предельного состояния экстраполяция прекращается. По количеству выполненных шагов определяется остаточный ресурс сопряжения.

К недостаткам этого способа можно отнести зависимость качества экстраполяции от выбранной субъективно ширины скользящего

окна, искусственное ограничение количества информации, забывание старых данных.

Однако этот способ обладает более высокой степенью адаптивности, лучше учитывает новые тенденции, быстрее приспосабливается к изменившимся характеристикам условий эксплуатации.

В качестве иллюстрации последнего способа прогнозирования можно привести алгоритм прогнозирования остаточного ресурса ЦПГ, показанный на рис. 1.

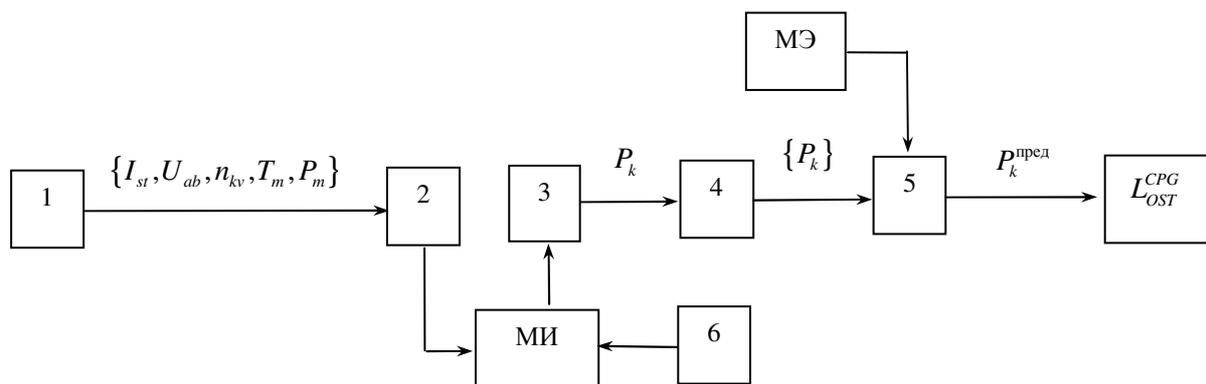


Рис.1. Алгоритм адаптивного прогнозирования остаточного ресурса ЦПГ

Алгоритм представляет собой последовательность следующих действий: 1 – формирование массива экспериментальных данных из величин $I_{st}, U_{ab}, n_{kv}, T_m, P_m$, полученных с датчиков, установленных на двигателе; 2 – выделение информативных признаков, заключающееся в том, что для последующей обработки выбираются только те значения параметров, которые отвечают максимальному значению тока стартера в фазах сжатия каждого цилиндра, а также данные проходят предварительную обработку (фильтрация, нормирование, прореживание); 3 – аппроксимация зависимости $P_k = f(I_{st}, U_{ab}, n_{kv}, T_m)$ при помощи предварительно синтезированной и обученной нейросетевой модели износа МИ; 4 – формирование временного ряда $\{P_k\}$ из значений P_k , рассчитываемых с заданной периодичностью; 5 – экстраполяция величины компрессии до предельного значения $P_k^{пред}$ и определение остаточного ресурса ЦПГ L_{OST}^{CPG} с помощью выбранной модели

экстраполяции МЭ; 6 – сигнал, при поступлении которого (с заданной периодичностью) происходит переобучение модели износа.

Двукратное использование в данном алгоритме нейронных сетей даёт высокую степень адаптивности способу прогнозирования, поскольку, во-первых, позволяет настраивать математическую модель износа на особенности конкретного двигателя; во-вторых, позволяет по мере увеличения наработки корректировать экстраполяционную модель изменения параметра до предельного значения, гибко реагируя на изменение скорости изнашивания сопряжений.

Выводы

Применение ИНС является одним из наиболее перспективных путей повышения адаптивных качеств математических моделей износа сопряжений и прогноза ресурса. Использование ИНС способствует улучшению метрологических характеристик вы-

полняемого прогноза, что, в конечном счете, способствует повышению надёжности, экологической безопасности и повышению эффективности эксплуатации автомобиля.

Литература

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ./ С. Хайкин. – 2-е издание. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
2. Бажинов А.В. Использование систем нейро-нечеткого вывода для оценки величины износа цилиндропоршневой группы ДВС / А.В. Бажинов, Е.А. Серикова // Вісник Східноукраїнського національного університету ім. В. Даля. – 2010. – №6. – С. 62–67.
3. Бажинов А.В. Використання штучної нейронної мережі для оцінки величини зносу кривошипно-шатунного механізму при прогнозуванні його залишкового ресурсу // О.В. Бажинов, О.А. Серікова // Вісник ЖДТУ. – 2010. – №2(53), том 2. – С. 3–10.
4. Бажинов А.В. Прогнозирование остаточного ресурса автомобильного двигателя / А.В. Бажинов. – Х.: ХГАДТУ, 2001. – 96 с.

Рецензент: В.П. Волков, профессор, д.т.н, ХНАДУ.

Статья поступила в редакцию 17 апреля 2012 г.
