

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ОСТАТОЧНОГО СРОКА СЛУЖБЫ ГИДРАВЛИЧЕСКОГО НАСОСА С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

А.М. Гареев
А.Б. Прокофьев
Ю.П. Рыжкова
Д.М. Стадник

Самарский национальный
исследовательский университет
имени академика С. П. Королёва

Московское шоссе, 34,
г. Самара, Российская Федерация,
443086

gareyev@ssau.ru

В настоящей статье рассматривается алгоритм формирования выборки для машинного обучения в целях фиксации тенденции совокупного ухудшения характеристик гидравлического насоса (кумулятивная деградация – cumulative degradation), которое отражается на эффективности его работы и проявляется в виде падения объемного КПД.

Для генерации данных используется имитационная модель типовой станции подачи рабочей жидкости в технологических комплексах, разработанная в программе SimulationX. Описаны переходные процессы изменения давления в системе, из анализа которых прослеживается тенденция снижения средней составляющей сигнала давления, что используется в качестве диагностического признака – индикатора состояния системы. А также рассматривается пример, описывающий возможность оценки остаточного срока службы системы на основе данных, характеризующих прошлое состояние системы, и может быть адаптирован при формировании более сложной базы с учетом применения искусственных нейронных сетей.

Ключевые слова: гидравлическая система; надежность; неисправное состояние; динамические процессы; рабочая жидкость; кумулятивная деградация; искусственные нейронные сети

1 Введение

Гидравлические системы (ГС) зачастую выполняют ключевые функции в составе сложных технических объектов [1], что делает задачу обеспечения их надёжности весьма актуальной. Одним из важных вопросов в дисциплине "Надежность и диагностика" является прогнозирование остаточного срока службы системы (Remaining Useful life (RUL)). Обеспечение требуемого уровня надёжности ГС достигается, в первую очередь, применением современных подходов, базирующихся на методах машинного обучения. Данные методы позволяют реализовать упреждающий подход, при котором можно заблаговременно обнаружить возможный отказ еще на этапе их зарождения, а также прогнозировать динамику изменения технического состояния системы. Для реализации методов машинного обучения необходимо иметь соответствующие

массивы данных - обучающие выборки, составленные на основе моделирования динамических процессов в гидравлических системах или их экспериментальных исследований в исправном и неисправном состояниях при управляющем и возмущающих воздействиях.

Существуют два класса методов оценки RUL: методы на основе моделирования физических процессов разрушения (обычно применяются на уровне материала или компонента) и методы на основе данных, которые в последнее время становятся популярными ввиду возможности быстрой разработки алгоритмов накопления, хранения и обработки информации [1]. Обычно методы на основе данных включают линейную/нелинейную регрессии, модели авторегрессии-скользящего среднего (ARMA), искусственные нейронные сети, системы нечеткой логики и др [2].

2 Исследование динамических процессов в ГС

Исследование динамических процессов в ГС посредством моделирования является важным этапом при разработке систем диагностирования, так как позволяет решить следующие задачи:

- выявить ключевые особенности работы узлов ГС;
- провести сравнительный анализ влияния неисправностей в ГС на его характеристики;
- определить места установки и количество датчиков в ГС;
- сформировать базу данных в виде массивов значений параметров ГС, полученных при различных его состояниях (в случае успешной верификации).

При моделировании динамических процессов в ГС в настоящей работе были включены в расчет следующие эффекты / допущения:

- трубопроводы рассматриваются как RLC элементы, то есть учитываются емкость, инерционность и активные потери;

- учитываются пульсации расхода шестеренного насоса;
- электродвигатель моделируется как апериодическое звено с постоянной времени 0,2 с.

На рисунке 1 представлен увеличенный фрагмент переходных процессов изменения производительности насоса, который показывает характер изменения пульсационной составляющей сигнала. Его анализ показывает, что первая зубцовая частота составляет 500 Гц, амплитуда пульсаций действительной производительности (расхода) насоса меньше теоретической, а их форма несколько изменена из-за наличия внутренних утечек и задержки сигнала изменения давления во внутренних полостях насоса. Проводя измерения расхода в высокочастотной области можно сравнивать текущие формы (профили) пульсаций с исходными (эталонными) и проводить на основе этого анализ диагностического состояния насоса.

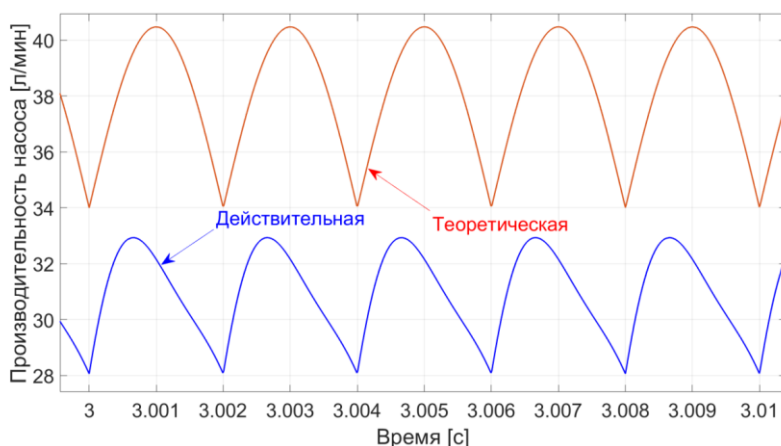


Рисунок 1. Графики пульсаций расхода шестеренного насоса

Наличие неисправностей в системе приводят к деформации её динамического портрета, который представляет собой совокупность переходных процессов изменения параметров. Вариации неисправностей могут приводить к различным величинам отклонений по отношению к исходной системе. При этом

важным является необходимость выбора из всей совокупности изменяющихся параметров только тех, которые обладают наибольшей информативностью. Для решения этой задачи необходимо провести сравнительный анализ переходных процессов, полученных при различных условиях ее "нагрузки". В качестве сигнала управления можно использовать

источник белого шума с нормальным распределением (рисунок 2). Время между

срабатываниями распределителя составляет 1,5 с.

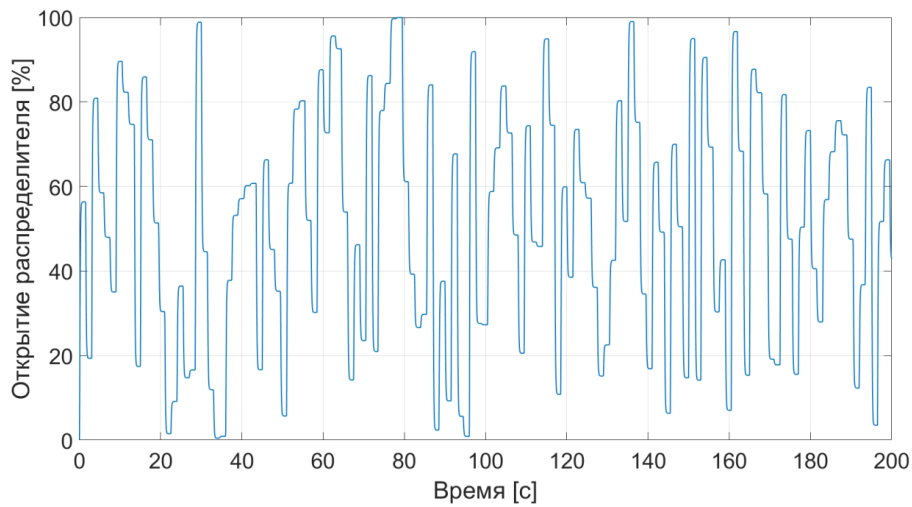


Рисунок 2. Временная реализация открытия пропорционального распределителя по случайному закону с равномерным распределением в ГС

На рисунке 3 показан пример анализа одного из полученных результатов. Видно, что утечка жидкости оказывает влияние на динамический портрет исправной ГС: изменяются стационарные (установившиеся) значения параметров, при этом их градиенты меняются незначительно. Ключевой особенностью, которую можно выявить при анализе процессов с данной неисправностью, является их в некоторой степени эквидистантное смещение по отношению к характеристикам ГС в

исправном состоянии. Очень важным фактором является величина утечки. Распознавание (определение) утечки на реальной установке, значение которой находится в пределах погрешности датчика, может оказаться затруднительным. В качестве наиболее информативных параметров, по которым можно выявить различия, являются давление на выходе из насоса (или в полости пневмогидроаккумулятора) и расход через распределитель.



Рисунок 3. Переходные процессы изменения давления в пневмогидроаккумуляторе для исправной и неисправной ГС

3 Исследование характеристик насоса

В настоящей работе также рассматривается алгоритм формирования выборки для машинного обучения, позволяющий определить совокупное ухудшение характеристик насоса (кумулятивная деградация - cumulative degradation), которое отражается на эффективности его работы и проявляется в

виде падения объемного КПД [3]. Для генерации данных используется имитационная модель типовой станции подачи рабочей жидкости в технологических комплексах, разработанная в программе SimulationX. Подробное описание системы приведено в работе [4]. В качестве входных данных используются значения объемного КПД, графики изменения которых представлены на рисунке 4.

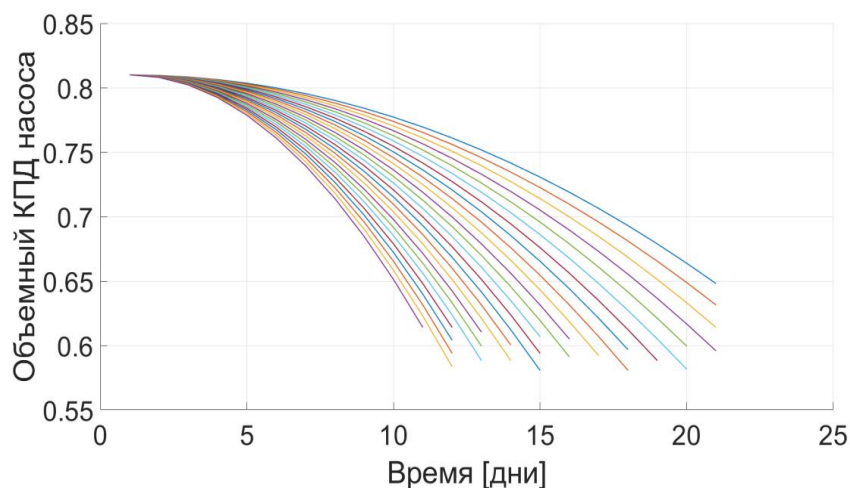


Рисунок 4. Изменение объемного КПД шестеренного насоса вследствие его кумулятивной деградации

В результате моделирования с учетом значений объемного КПД насоса, представленных выше, получены переходные процессы изменения давления в системе (рисунок 5). При этом в качестве возмущающего воздействия, оказываемого

со стороны распределительной и исполнительной подсистем, используется срабатывание пропорционального распределителя по случайному закону. График представляет собой совокупность выборок с продолжительностью записи 200 с и наложенных на одну временную шкалу.

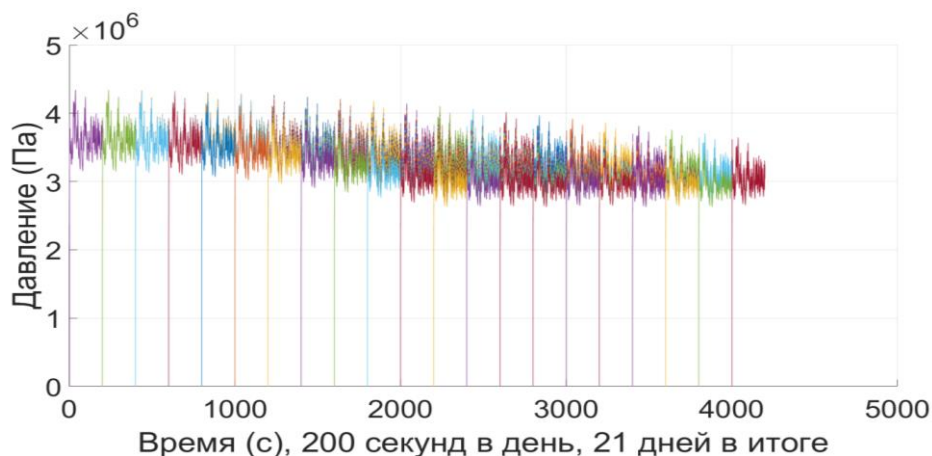


Рисунок 5. Изменение давления в системе при снижении объемного КПД насоса

Из анализа графика на рисунке 5 прослеживается тенденция снижения средней составляющей сигнала давления, что может быть использовано в качестве диагностического признака - индикатора

состояния системы. На рисунке 6 представлен график изменений средних значений, полученных для каждой выборки сигнала давления.

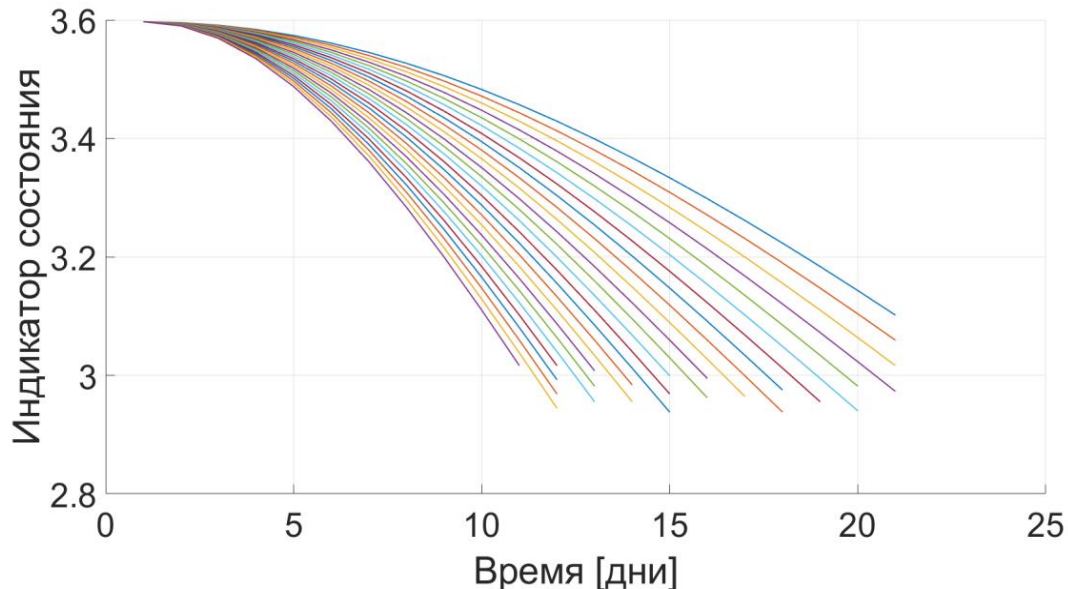


Рисунок 6. Изменение средних значений давления в системе по мере деградации характеристик насоса

В процессе функционирования системы представленные выше результаты могут дополняться новыми данными. Таким образом формируется база данных, характеризующих изменение состояния исследуемой системы или аналогичных систем, функционирующих в разных условиях (набор данных для обучения). На основе этих данных для прогнозирования RUL тестируемой системы может быть использована стохастическая экспоненциальная модель деградации, которая позволяет экстраполировать прошлое поведение системы с целью предсказания ее будущего состояния [5]:

$$h(t) = \varphi + \theta(t) \cdot \exp\left(\beta(t) \cdot t + \varepsilon(t) - \frac{\sigma^2}{2}\right),$$

где $h(t)$ – индикатор состояния, как функция от времени; φ – постоянная (может быть

инициализирована как нижняя или верхняя граница допустимой области переменной деградации в зависимости от знака θ); θ и β – случайные параметры, определяющие скорость изменения модели (θ – логнормальное распределение; β – нормальное (гауссово) распределение: на каждом шаге по времени коэффициенты θ и β обновляются до последующего значения, основываясь на предыдущем наблюдении); ε – белый гауссов шум с математическим ожиданием равным нулю и дисперсией σ^2 .

В качестве примера рассматривается тестовая система, у которой индикатор состояния меняется в соответствии с зелеными маркерами на рисунке 7. В качестве порогового значения, характеризующего наступление предотказного состояния, используется значение индикатора состояния 3.15.

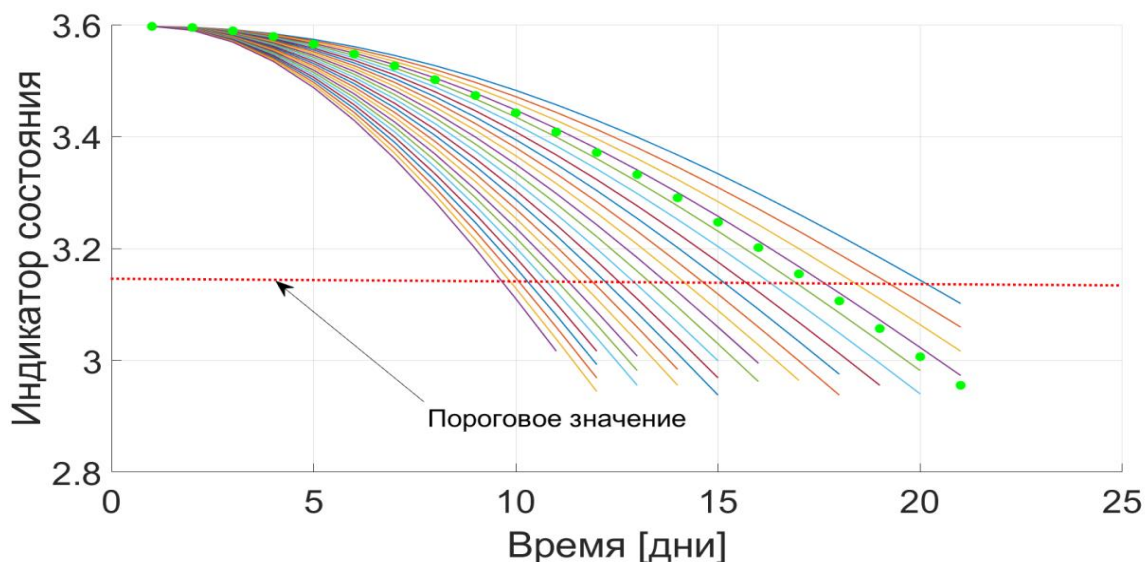


Рисунок 7. Изменение средних значений давления в тестируемой системе (маркеры, выделенные зеленым цветом)

Ниже представлено краткое описание алгоритма, который позволяет предсказать значение RUL для тестируемой системы в процессе поступления новых данных с интервалом 1 день.

4 Описание алгоритма

Имеются данные с устройств (систем), представляющие собой зависимости индикаторов состояния от времени (train data). Каждая матрица в ансамбле характеризует изменение состояния устройства (системы) от работоспособного до отказа. На основе этих данных обучается модель `exponentialDegradationModel` и определяются параметры модели (Theta, Beta и Rho).

Устанавливается пороговое значение индикатора состояния, при достижении которого считается, что устройство (система) находится в предотказном состоянии. Также устанавливается пороговое значение детектора обнаружения неисправности при анализе индикатора состояния устройства (системы).

Имеется также тестовая выборка - зависимость индикатора состояния от

времени для тестовой системы (устройства). Эти данные "прокручиваются" внутри алгоритма пошагово и обновляют модель `exponentialDegradationModel`. В случае, если значение детектора превышает пороговое значение, то происходит предсказание RUL для тестовой выборки.

На рисунках 8-10 представлены результаты расчета в виде изменения коэффициентов используемой модели деградации и значений остаточного срока службы системы от времени. Алгоритм обнаружил изменение наклона при передаче данных на третий день. При этом в этот день прогнозируемый остаточный срок службы (RUL) тестируемой системы составлял 294,29 часов (около 12 дней). Вместе с этим реальный RUL составляет 14 дней, что попадает в доверительный интервал. Далее прогнозируемый RUL снижается по мере поступления новых данных. При приближении к пороговому значению границы доверительного интервала сужаются, а точность прогнозирования повышается (например, на девятый день прогнозируемый RUL составляет 159.96 ч=6.7 дней, при этом истинный RUL составляет 8 дней).

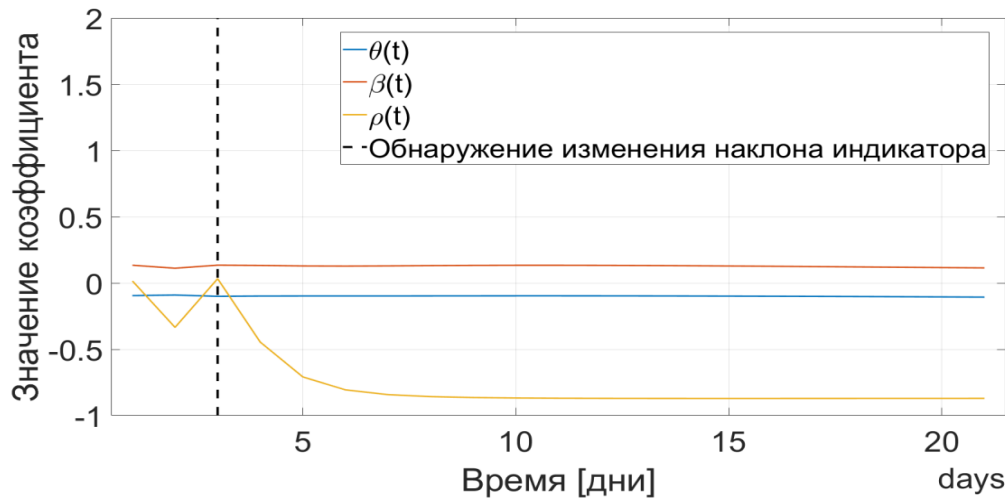


Рисунок 8. График изменения коэффициентов экспоненциальной модели деградации во времени

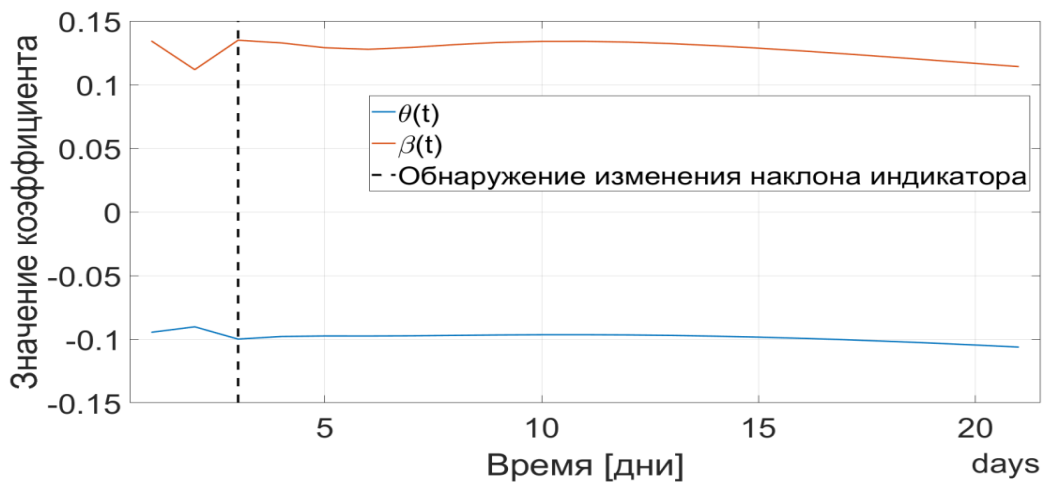


Рисунок 9. Увеличенный фрагмент графика для коэффициентов theta и rho

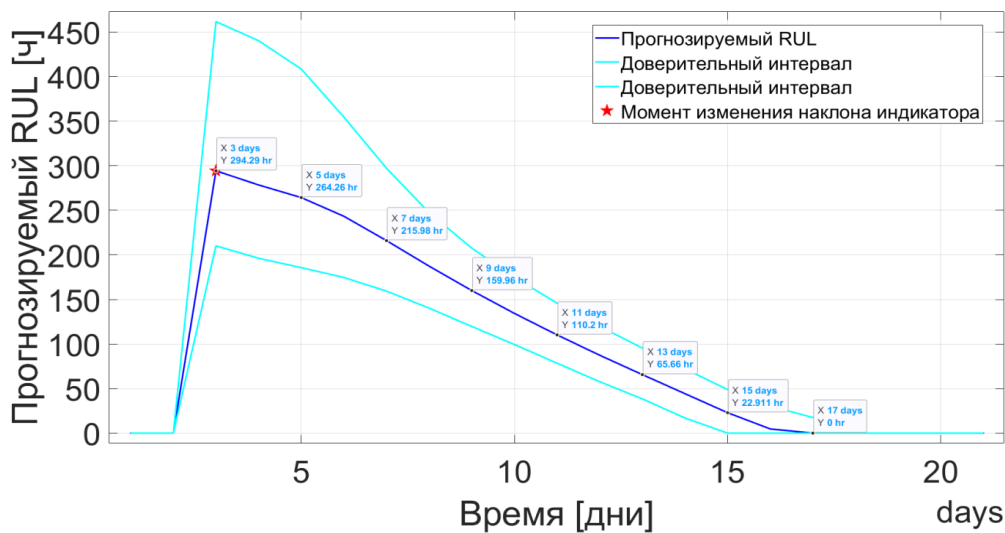


Рисунок 10. Изменение прогнозируемого остаточного срока службы системы во времени

Представленный пример демонстрирует возможность оценки остаточного срока

службы системы на основе данных, характеризующих прошлое состояние системы, и может быть адаптирован под

более сложные законы деградации с учетом применения искусственных нейронных сетей.

5 Заключение

Таким образом, результаты исследования возможности прогнозирования остаточного срока на основе предложенного алгоритма показали возможность обучения нейросетевого классификатора предотказного состояния насоса на основе анализа признаков (индикаторов состояния системы), извлеченных из сигналов, получаемых с датчиков и/или модельных данных.

Список использованных источников

[1] Sikorska, J.Z., Hodkiewicz, M., Ma, L. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by

industry (2011) *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25 (5), pp. 1803-1836.

[2] Guo, R., Li, Y., Zhao, L., Zhao, J., Gao, D. Remaining Useful Life Prediction Based on the Bayesian Regularized Radial Basis Function Neural Network for an External Gear Pump (2020) *IEEE Access*, 8, статья № 9112151, pp. 107498-107509.

[3] Mohamad Danish Anis. Towards Remaining Useful Life Prediction in Rotating Machine Fault Prognosis: An Exponential Degradation Model (2018) *IEEE International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis – Perth – Australia*. DOI: 10.1109/CMD.2018.8535765

[4] Gareev, A., Gimadiev, A., Popelnyuk, I., Stadnik, D., Sverbilov, V. Simulation of electro-hydraulic systems taking into account typical faults (2020) *BATH/ASME 2020 Symposium on Fluid Power and Motion Control, FPMC 2020*, статья № V001T01A045.

[5] Gebraeel, Nagi. "Sensory-Updated Residual Life Distributions for Components with Exponential Degradation Patterns." *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. Vol. 3, Number 4, 2006, pp. 382–393.

USING MACHINE LEARNING METHODS TO PREDICT HYDRAULIC PUMP REMAINING USEFUL LIFE

A.M. Gareev
A.B. Prokofiev
Yu.P. Ryzhkova
D.M. Stadnik

Samara National Research University
34, Moskovskoe shosse, Samara,
443086, Russian Federation

gareev@ssau.ru

This article discusses a sampling algorithm for machine learning in order to capture the trend of the cumulative deterioration of the characteristics of a hydraulic pump (cumulative degradation), which affects the efficiency of its operation and manifests itself in the form of a drop in volumetric efficiency. To generate data, a simulation model of a typical station for the supply of working fluid in technological complexes, developed in the SimulationX program, is used. The transient processes of pressure change in the system are described, from the analysis of which a tendency of a decrease in the average component of the pressure signal is traced, which is used as a diagnostic feature - an indicator of the state of the system. An example is also considered that describes the possibility of assessing the residual life of the system based on data characterizing the past state of the system, and can be adapted when forming a more complex base, taking into account the use of artificial neural networks.

Key words: *hydraulic system; reliability; faulty condition; dynamic processes; working fluid; cumulative degradation; artificial neural networks*

References

- [1] Sikorska, J.Z., Hodkiewicz, M., Ma, L. Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry (2011) *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25 (5), pp. 1803-1836.
- [2] Guo, R., Li, Y., Zhao, L., Zhao, J., Gao, D. Remaining Useful Life Prediction Based on the Bayesian Regularized Radial Basis Function Neural Network for an External Gear Pump (2020) *IEEE Access*, 8, article № 9112151, pp. 107498-107509.
- [3] Mohamad Danish Anis. Towards Remaining Useful Life Prediction in Rotating Machine Fault Prognosis: An Exponential Degradation Model (2018) *IEEE International Conference on Condition Monitoring and Diagnosis – Perth – Australia*. DOI: 10.1109/CMD.2018.8535765
- [4] Gareev, A., Gimadiev, A., Popelnyuk, I., Stadnik, D., Sverbilov, V. Simulation of electro-hydraulic systems taking into account typical faults (2020) *BATH/ASME 2020 Symposium on Fluid Power and Motion Control, FPMC 2020*, article № V001T01A045.
- [5] Gebraeel, Nagi. "Sensory-Updated Residual Life Distributions for Components with Exponential Degradation Patterns." *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*. Vol. 3, Number 4, 2006, pp. 382–393.