

Оригинальные статьи / Original articles

<https://doi.org/10.21869/2223-1560-2019-23-4-129-144>

Применение искусственных нейронных сетей для мониторинга состояния мехатронного подшипника жидкостного трения в условиях температурно-вязкостного клина

Е.П. Корнаева ¹ ✉, А.В. Корнаев ¹, Н.В. Корнаев ¹

¹ ФГБОУ ВО «Орловский государственный университет имени И.С. Тургенева», Наугорское шоссе, 20, Россия, г. Орел, 302020, Российская Федерация

✉ e-mail: lenoks_box@mail.ru

Резюме

Цель. Одним из основных условий возникновения жидкостного трения является условие наличия изменяющегося зазора, которое обычно именуют геометрическим клином, однако это условие не является обязательным и эффект геометрического клина может быть заменен клином вязкостным. Эффект вязкостного клина для ньютоновских жидкостей может быть вызван температурной неоднородностью, а для неньютоновских – дополнительной причиной может быть неоднородность поля тензора скоростей деформаций. Таким образом, управляя температурным полем в смазочном слое можно обеспечить дополнительную несущую способность в опоре жидкостного трения, кроме того появляется возможность минимизировать потерю мощности на трение. Целью данной работы является создание управляемого температурно-вязкостного клина в подшипнике жидкостного трения. Физическая реализация данного эффекта достигается с помощью многозонной подачи смазочного материала переменной температуры.

Методы. Используются методы планирования и организации эксперимента, анализ результатов проводился путем построения траекторий и АЧХ разверток колебаний. Для решения задачи сенсорного и программного определения состояния подшипника и условий смазки используются современные методы машинного обучения, а именно, разработана искусственная нейронная сеть прямого распространения с логистическими функциями активации, позволяющая по данным измерений виброперемещений ротора и давления жидкости в подшипнике определять способ подачи смазки. Как вспомогательные используются методы линейной алгебры и безусловной оптимизации.

Результаты. Разработана экспериментальная установка в виде роторно-опорной системы с многозонной подачей смазочного материала с информационно-измерительной системой, позволяющей получать виброперемещения ротора и давление подачи жидкости; для мониторинга состояния подшипника и условий смазки разработана математическая модель в виде искусственной нейронной сети прямого распространения с одним скрытым слоем.

Заключение. Искусственный температурно-вязкостный клин и многозонная подача смазочного материала в подшипник жидкостного трения оказывают значимое влияние на состояние гидромеханической системы. Это влияние с точностью более 95% удалось установить с помощью искусственной нейронной сети после обработки данных измерений виброперемещений ротора и давления жидкости в подшипнике.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть; логистическая регрессия; мехатроника; подшипник жидкостного трения; температурно-вязкостный клин

Благодарности: статья подготовлена в рамках выполнения Гранта Президента № МК-3394.2019.8 (формулировка задачи, построение математической модели ИНС, подготовка экспериментальной установки, планирование и проведение экспериментов в параграфах 1-3, 5), а также проекта РНФ № 16-19-00186 (анализ траекторий колебаний ротора в параграфе 4). Авторы выражают благодарность фондам за оказанную поддержку научных исследований. Авторы также выражают благодарность А.С. Фетисову, Н.В. Токмакову, А.Ю. Родичеву и А.И. Щелухову за помощь в подготовке и проведении эксперимента.

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

Для цитирования: Корнаева Е.П., Корнаев А.В., Корнаев Н.В. Применение искусственных нейронных сетей для мониторинга состояния мехатронного подшипника жидкостного трения в условиях температурно-вязкостного клина // Известия Юго-Западного государственного университета. 2019; 23(3): 129-144. <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2019-23-4-129-144>.

Статья поступила в редакцию 09.07.2019

Статья подписана в печать 02.08.2019

<https://doi.org/10.21869/2223-1560-2019-23-4-129-144>

Application of Artificial Neural Networks for Monitoring Conditions of Liquid Friction Mechatron Bearing under Temperature-Viscosity Wedge Conditions

Elena P. Kornaeva¹ ✉, Alexey V. Kornaev¹, Nikolay V. Kornaev¹

¹ Orel State University named after I.S. Turgenev, 20, Naugorskoe, Orel, 302020, Russian Federation

✉ e-mail: lenoks_box@mail.ru

Abstract

Purpose of research. One of the basic conditions for liquid friction occurrence is a variable gap, which is usually referred to as a geometric wedge. But this condition is not necessary and the effect of a geometric wedge can be replaced by a viscous wedge. The effect of a viscous wedge for Newtonian liquids can be caused by temperature non-uniformity. And non-uniformity of strain rate tensor can be an additional cause for non-Newtonian liquids. Thus, it is possible to provide an additional bearing capacity in the fluid friction support by controlling the tempering field in the lubricating layer. It is also possible to minimize friction power loss. The purpose of this work is to create controlled temperature-viscosity wedge in a fluid friction bearing. Physical realization of this effect is achieved by a multi-zone supply of variable temperature lubricant.

Methods. Experimental study planning and organization were used. Results analysis was carried out by means of paths construction and AFRC oscillatory patterns. Modern methods of machine learning are used in order to solve sensory and program determination problem of bearing and lubrication conditions. Artificial neural network of direct propagation with logistical activation functions has been developed. This network allows determining the method of lubricant supply from measurements of rotor vibration displacements and fluid pressure in the bearing. Methods of linear algebra and unconditional optimization methods are used as supplementary.

Results. Experimental apparatus in the form of rotor-support system with multizone lubricant supply with information-measuring system, which can receive rotor vibration displacement and liquid pressure supply has been developed. Mathematical model in the form of artificial neural network of direct distribution with one hidden layer was developed to monitor bearing and lubrication conditions.

Conclusion. Artificial temperature-viscosity wedge and multi-zone supply of lubricant to fluid friction bearing have a significant effect on hydro mechanical system. This effect, with an accuracy of more than 95%, was defined by an artificial neural network after processing the rotor vibration displacement and bearing fluid pressure measurements.

Keywords: artificial neural network; logistic regression; mechatronics; fluid friction bearing; temperature-viscosity wedge.

Acknowledgements: the article was prepared as part of the implementation of the Presidential Grant No. MK-3394.2019.8 (formulation of the problem, construction of the mathematical model of the ANN, preparation of the test rig, planning and conducting experiments in paragraphs 1-3, 5), as well as the RSF project No. 16-19-00186 (analysis of the rotor oscillation trajectories in paragraph 4). The authors are grateful to the foundations for their support of scientific research. The authors also thank A.S. Fetisov, N.V. Tokmakov, A.Yu. Rodichev and A.I. Shchelohov for help in preparing and conducting the experiment.

Conflict of interest. The Authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

For citation: Kornaeva E. P., Kornaeve A. V., Kornaeve N. V. Application of Artificial Neural Networks for Monitoring Conditions of Liquid Friction Mechatron Bearing under Temperature-Viscosity Wedge Conditions Alloys. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*. 2019, 23(4): 129-144 (In Russ.). <https://doi.org/10.21869/2223-1560-2019-23-4-129-144>.

Received 09.07.2019

Accepted 02.08.2019

Введение

Контактное взаимодействие движущихся деталей является наиболее распространенной причиной износа. Бесконтактные сопряжения позволяют разделить движущиеся детали посредством промежуточной жидкой или газообразной рабочей среды и действия гидродинамических сил, или посредством электромагнитного поля и действия электромагнитных сил. В данной работе исследуются опоры жидкостного трения роторных машин. Одним из основных условий возникновения жидкостного трения является условие наличия изменяющегося зазора, которое обычно именуют геометрическим клином. Можно показать, что это условие не является обязательным и эффект геометрического клина может быть за-

менен клином вязкостным или плотностным [1]. Исследование подобных эффектов известно из работ А. Фогга (1946 г.), У. Коупа [1]. Позднее этот эффект был объяснен Д. Доусоном в большей мере термическим расширением деталей сопряжения, а Дж. Янг в своих исследованиях показал, что для получения значительной несущей способности необходимы большие градиенты температур и очень тонкие слои жидкости [1, 2]. Тем не менее, исследования в этой области не прекратились [3]. Эффект вязкостного клина для ньютоновских жидкостей может быть вызван температурной неоднородностью, а для неньютоновских дополнительной причиной может быть неоднородность поля тензора скоростей деформаций. В работах [4, 5] авторами теоретически и экспериментально обоснована принци-

пиальная возможность создания дополнительной несущей способности и снижения коэффициента трения для легких роторов на подшипниках жидкостного трения. Данная работа является продолжением работ [4, 5] с расширением возможности создания дополнительной несущей способности смазочного слоя на основе интеллектуальной диагностики состояния роторно-опорной системы и управления вязкостью.

Для исследования сложных гидродинамических эффектов на современном уровне необходимо привлечение высокоточных средств мониторинга и распознавания состояния гидромеханических систем по комплексу измеряемых параметров [6-8]. Основной целью данной работы является разработка и тестирование программных средств мониторинга состояния роторно-опорной системы на основе искусственных нейронных сетей (ИНС).

Материалы и методы

Математические основы решения задачи диагностики с использованием искусственных нейронных сетей

Рассматриваемая задача классификации относится к типу задач обучения с учителем [9]. То есть, для разработки программы-классификатора необходима обучающая выборка, данные в которой правильно разделены на классы.

Принцип классификации сначала рассматривается на примере двух классов, а после обобщается. В качестве переменной отклика выступает дискрет-

ная величина, принимающая два значения $Y = \{0;1\}$. Например, это одно из двух положений насадки для подачи смазочного материала в подшипник жидкостного трения. Для случая одного входного фактора, например, давления в смазочном слое, задачу классификации можно представить графически, как это сделано на рис. 1 (а). Из рисунка видно, что каждому значению входного фактора $U = (u_i)$ из обучающей выборки (u_i, y_i) соответствует отклик в виде нуля или единицы. Задача сводится к аппроксимации этих данных, так называемой логистической регрессией, представленной на рис. 1 (б).

Перед аппроксимацией значения фактора преобразовывается в вид $z = f(u)$ так, чтобы один класс соответствовал отрицательным значениям видоизмененного фактора, а другой – положительным. В качестве аппроксимирующей функции удобно выбрать непрерывную функцию вида [9]:

$$H_0(u) = (1 + \exp(-z(u)))^{-1}, \quad (1)$$

которая принимает значения в интервале $[0;1]$. Тогда принадлежность i^{2o} объекта к конкретному классу определяется функцией (1) в соответствии с правилом:

«если $H_0(u_i) \geq 0.5$, то $y_{i_{теор}} = 1$, иначе $y_{i_{теор}} = 0$ ».

Граница классов определяется соотношением $H_0(u) = 0.5$, что соответствует нулевому значению функции $z(u) = 0$.

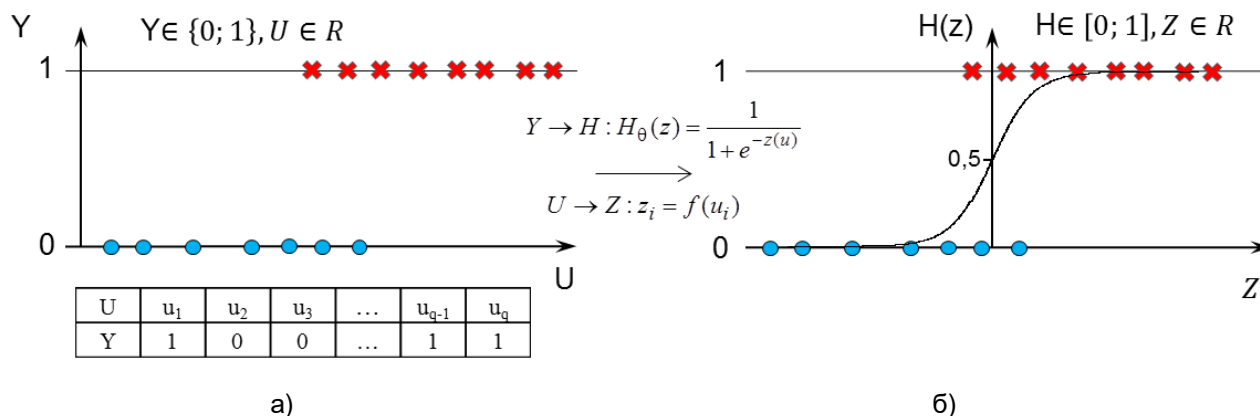


Рис. 1. Задача классификации: а – принадлежность элементов выборки к одному из двух классов; б – логистическая регрессия для аппроксимации классов в терминах видоизмененного фактора Z

Fig. 1. Classification: a - membership of the sample in one of two classes; b – logistic regression for approximation of class

На рисунке 2(а) представлен случай с линейной границей $z(\mathbf{U}) = \theta_j u_j^1$ между классами для случая двух переменных. В общем случае, граница между классами может быть нелинейной, тогда ее можно описывать полиномами различных степеней, например на рисунке 2(б) изображена граница $z(\mathbf{U}) = 0$ в виде полинома второй степени:

$$z(\mathbf{U}) = \theta_0 + \theta_1 u_1 + \theta_2 u_2 + \theta_3 u_1^2 + \theta_4 u_2^2. \quad (2)$$

Последнее выражение, как и полином любой степени, можно преобразовать к линейному виду посредством замены [10]:

$$z(\mathbf{U}) = \theta_j u_j, \quad j = \overline{0, N}, \quad u_0 = 1, \quad (3)$$

вводя новые факторы: $u_3 = u_1^2$, $u_4 = u_2^2$, где N - итоговое количество факторов.

Так как значения исходных факторов известны, то определить значения

новых факторов не представляет сложности. Для полиномов старших степеней, в том числе и со смешанными слагаемыми, уравнение границы может быть преобразовано к виду (3). При этом функция ошибки должна быть модифицирована, чтобы избежать так называемого эффекта переобучения [9].

После указанных преобразований, для представления вычислений весовых коэффициентов в матричном виде можно ввести матрицу значений факторов χ , состоящую из матрицы планирования, дополненную новыми факторами, в том числе и единичным столбцом.

$$\chi = \begin{pmatrix} 1 & u_{11} & u_{12} & u_{11}^2 & u_{12}^2 \\ 1 & u_{21} & u_{22} & u_{21}^2 & u_{22}^2 \\ 1 & u_{31} & u_{32} & u_{31}^2 & u_{32}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & u_{Q1} & u_{Q2} & u_{Q1}^2 & u_{Q2}^2 \end{pmatrix},$$

где Q – объем обучающей выборки;

¹ Здесь и далее используется правило Эйнштейна суммирования по индексам и исключение Лурье.

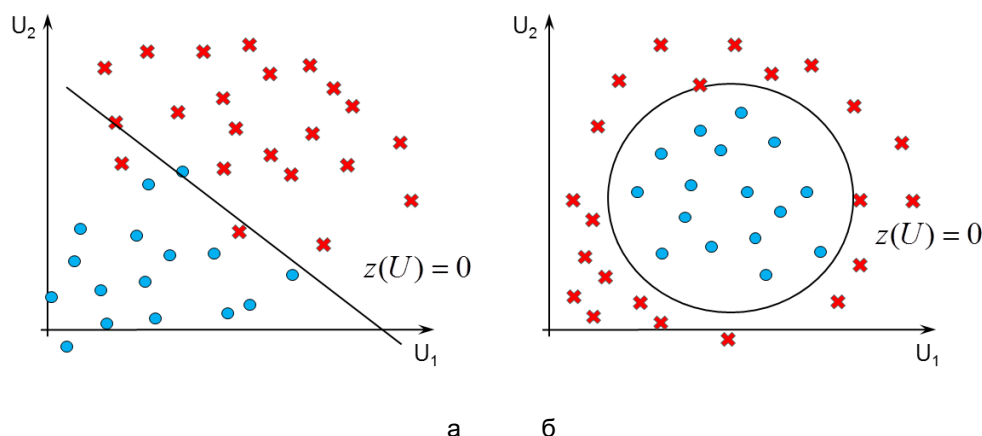


Рис. 2. Границы классов в двухфакторном пространстве: а – линейная граница; б – нелинейная граница

Fig. 2. Class boundaries in two-factor space: а – linear border; б – nonlinear border

Вычисление значений в дополнительных столбцах матрицы χ для полинома произвольной степени d от двух факторов можно записать в виде (здесь и далее используется синтаксис GNU Octave¹):

```
«for i = 1:d
    for j = 0:i
         $\chi(:, \text{end}+1) = (u1.^{(i-j)}) .* (u2.^j);$ 
    end
end».
```

Для рассматриваемой в данной работе задачи количество классов превышает два, поэтому для классификации была использована нейронная сеть, архитектура которой представлена на рисунке 3. Входной слой содержит $N_{inp} + 1$ нейронов, где N_{inp} – количество факторов. В выходном слое сети количество нейронов равно количеству классов, а значения в каждом нейроне соответствуют значению логистической функ-

ции типа (1) для каждого элемента выборки объемом Q . Таким образом, на выходе получается матрица размерности $[Q \times N_{out}]$, столбцы которой соответствуют номеру класса, а значения в них (1) соответствуют степени принадлежности этому классу. Другими словами для многоклассовой классификации с помощью нейронной сети как и в случае с простой логистической регрессией реализуется простой принцип «один против всех» [9]. Скрытый слой представлен $N_{hid} + 1$ нейроном. Сумматор скрытого слоя представляет собой линейную комбинацию входных значений с учетом фиктивного фактора $u_0 = 1$ ф.(3). Сумматор выходного слоя – также линейная комбинация значений в $N_{hid} + 1$ нейроне, включая фиктивный с единичным значением. В качестве функции активации на скрытом и выходном слое используется «сигмоида» типа (1).

¹ GNU Octave. URL: [http:// www.gnu.org/ software/octave](http://www.gnu.org/software/octave) (дата обращения 01.07.2019).

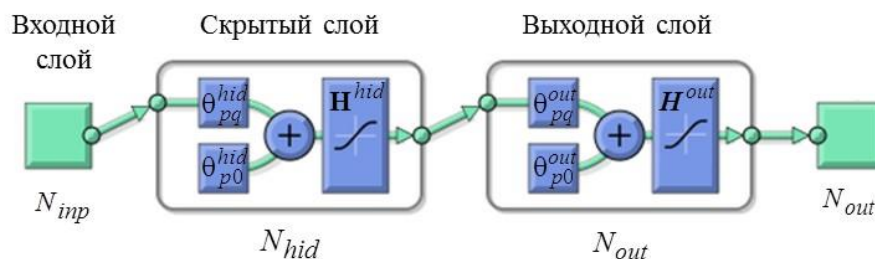


Рис. 3. Архитектура ИНС для решения задачи классификации

Fig. 3. ANN architecture for solving the classification problem

Неизвестные весовые коэффициенты для каждого слоя l представлены в виде матриц $\theta^{(l)} = (\theta_{pq}^{(l)})$, $l = 1, 2$, где индекс p соответствует номеру нейрона текущего слоя l , а q - предыдущего $l - 1$.

Функция активации на скрытом слое рассчитывается как сигмоида (1) от линейной комбинации входов:

$$\mathbf{H}^{hid}(\theta^{hid}, \chi) = H_{\theta}(\chi(\theta^{hid})^T), \quad (4)$$

где \mathbf{H}^{hid} – матрица размерностью $[Q \times L]$ значений в нейронах скрытого слоя для каждого элемента выборки;

θ^{hid} – матрица весовых коэффициентов размерностью $[L \times (N + 1)]$ для скрытого слоя.

Функция активации на выходном слое рассчитывается как сигмоида (1) от линейной комбинации нейронов скрытого слоя, дополненного единичным членом:

$$\mathbf{H}^{out}(\theta^{hid}, \theta^{out}, \chi) = H_{\theta}(\tilde{\mathbf{H}}^{hid}(\theta^{out})^T), \quad (5)$$

где \mathbf{H}^{out} – матрица размерностью $[Q \times K]$ значений в нейронах скрытого слоя для каждого элемента выборки;

$\tilde{\mathbf{H}}^{hid}$ – матрица размерностью $Q \times (L + 1)$ значений в нейронах скрыто-

го слоя для каждого элемента выборки, дополненная единичным столбцом;

θ^{out} – матрица весовых коэффициентов размерностью $[K \times (L + 1)]$ для выходного слоя.

Процедура прямого распространения для расчета значений выходного слоя \mathbf{H}^{out} выполняется по формулам (4) – (5), при этом начальные значения весовых коэффициентов $\theta^{(l)}$ задаются с помощью равномерно распределенной случайной величины $R \sim (0; 1)$.

Дальнейшая процедура вычисления весовых коэффициентов представляет собой задачу безусловной оптимизации функции ошибки, которая для логистической регрессии с учетом процедуры регуляризации может быть представлена в виде:

$$\begin{aligned} J(\theta^{hid}, \theta^{out}) = & -\frac{1}{Q}(\tilde{y}_{ip}(\ln H_{pi}^{out}) + \\ & + (1 - \tilde{y}_{ip})(\ln(1 - H_{pi}^{out}))) + \\ & + \frac{\lambda}{2Q}(\theta_{pq}^{hid}\theta_{pq}^{hid} + \theta_{pq}^{out}\theta_{pq}^{out}) \rightarrow \min, \quad (6) \end{aligned}$$

где $p = \overline{1, K}$ – номера классов;

H_{pi}^{out} – компоненты матрицы \mathbf{H}^{out}

со значениями на выходном слое как сложная функция (5) от коэффициентов скрытого и выходного слоев;

$\tilde{Y}_{ip} = (\tilde{y}_{ip})$, $\tilde{y}_{ip} = (y_{ip} \equiv p)$ – известные значения классов из множества $\{0;1\}$, $i = \overline{1, Q}$;

λ – коэффициент регуляризации.

Процедура определения неизвестных весовых коэффициентов для большого количества факторов выполняется численно методом градиентного спуска. Компоненты градиента функции ошибки (6) могут быть представлены в виде:

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial \theta_{p0}^{out}} = \frac{1}{Q} \delta_{pi}^{out} \tilde{H}_{iq}^{hid}, \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{pq}^{out}} = \frac{1}{Q} (\delta_{pi}^{out} \tilde{H}_{iq}^{hid} + \lambda \theta_{pq}^{out}), \end{cases} \quad (7)$$

где $\delta_{ip}^{out} = (H_{ip}^{out} - \tilde{Y}_{ip})$, $\tilde{Y}_{ip} = (\tilde{y}_{ip})$, $\tilde{y}_{ip} = (y_i \equiv p)$, $p = \overline{1, K}$, $q = \overline{1, L+1}$, $i = \overline{1, Q}$.

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial \theta_{p0}^{hid}} = \frac{1}{Q} \hat{\delta}_{pi}^{hid} \chi_{iq}, \\ \frac{\partial J}{\partial \theta_{pq}^{hid}} = \frac{1}{Q} (\hat{\delta}_{pi}^{hid} \chi_{iq} + \lambda \theta_{pq}^{hid}), \end{cases} \quad (8)$$

где $\delta_{iq}^{hid} = \delta_{ip}^{out} \theta_{pq}^{out}$, $i = \overline{1, Q}$, $p = \overline{1, L+1}$,

$\hat{\delta}_{ip}^{hid} = \delta_{ip}^{hid} H_{ip}^{hid} (1 - H_{ip}^{hid})$, $p = \overline{2, L+1}$,

$i = \overline{1, Q}$, $q = \overline{1, N+1}$.

Итерационная процедура выполнялась с помощью стандартной функции «fminunc()», библиотеки «GNU Octave». Аргументами функции «fminunc()» являются значения компонент градиента функции ошибки (7) – (8) и значение функции ошибки (6), вычисляемые на предыдущем шаге.

Экспериментальная установка

Экспериментальная работа выполнялась на оборудовании проблемной научно-исследовательской лаборатории «Моделирование гидромеханических систем» Орловского государственного университета имени И.С. Тургенева. Экспериментальная установка представляет собой модель роторно-опорной системы со сменными опорами. В данном случае в левой опоре устанавливались подшипник качения и контактное уплотнение, в правой опоре – мехатронный подшипник жидкостного трения как на рисунке 4. Смазка подшипника жидкостного трения водой осуществлялась подачей жидкости из двух гидроаккумуляторов в торцевую часть подшипника и ротора через крышку со специальной насадкой, разделяющей потоки из двух гидроаккумуляторов. Разделение потоков необходимо для создания условий температурно-неоднородной смазки, как это показано на рисунке 5. Привод ротора обычно осуществлялся от асинхронного двигателя, но в данном эксперименте с целью снижения помех в сети использовался электропривод с планетарным редуктором и автономным электропитанием.

Вихретоковые преобразователи «АЕ051.00.07» в сочетании с устройством согласования «D210А-С.05.05» использовались для измерения виброперемещений ротора в двух взаимно перпендикулярных направлениях в диапазоне расстояний 0,1 – 2,1 мм с погрешностью не более 5% после обработки сигнала в устройстве согласо-

ния. Для преобразования аналогового сигнала в цифровой использовалось шасси «NI cDAQ 9178» с модулем «NI 9205», которое подключается к пользовательскому компьютеру. Для измерения давления в области подачи жидкости в подшипник использовался датчик «Б-3». Также система измерений включала поточные расходомеры «YF-S201», сер-

воклапаны «EV260B» и датчики температуры «LM135Z», однако в данном эксперименте они не использовались.

С помощью разработанной программы измерение виброперемещений ротора и давления подачи жидкости производилось в режиме реального времени с частотой записи показаний первичных преобразователей 1000-8000 Гц.

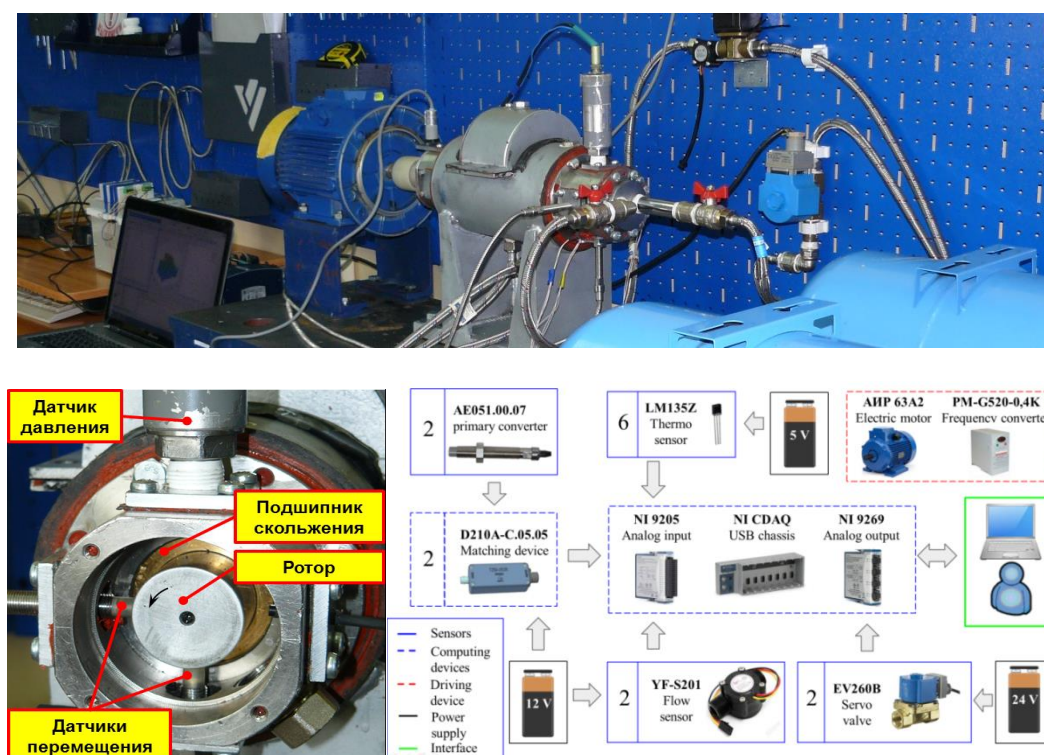


Рис. 4. Фотография установки (сверху), мехатронный подшипник жидкостного трения (слева снизу) и схема информационно-измерительной системы (справа снизу)

Fig. 4. Test rig photo (top), mechatronic fluid friction bearing (bottom left) and information measuring system diagram (bottom right)

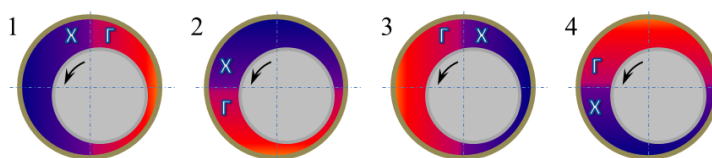


Рис. 5. Температурно-неоднородная смазка подшипника жидкостного трения для четырех положений насадки зонной подачи жидкости в подшипник

Fig. 5. Temperature-inhomogeneous lubrication of the fluid friction bearing for four positions of the nozzle of the zone fluid supply to the bearing

План натурных исследований включал 3 эксперимента. В первом эксперименте оба гидроаккумулятора были заполнены холодной водой температурой $24 \pm 0,5$ °С. Во втором эксперименте один гидроаккумулятор был заполнен холодной водой, а другой – горячей ($51 \pm 0,5$ °С). В третьем эксперименте оба гидроаккумулятора были заполнены горячей водой. Каждый эксперимент включал 13-15 опытов при различных положениях насадки зонной подачи. Одно из четырех возможных положений крышки определяло способ подачи смазочного материала и выбиралось для каждого опыта с помощью генератора случайных чисел. Каждый опыт продолжался около 10 с, в течение которых с частотой 1000 Гц производилась запись показаний двух датчиков виброперемещений и датчика давления. Опыты проводились на одной зарядке гидроаккумуляторов.

Результаты и их обсуждение

Анализ траекторий движения ротора

Известны следующие основные причины колебаний роторов [10]: 1) резонансные колебания на критических частотах; 2) параметрические колебания, связанные, например, с движением тел вращения в подшипниках качения; 3) самовозбуждающиеся колебания благодаря внутренним свойствам демпфирования ротора; 4) самовозбуждающиеся колебания в смазочном слое подшипников жидкостного трения; 5) вибрации, вызванные течением. Первый

тип колебаний серьезно проявляется в несбалансированных роторах при достижении критических частот вращения. Второй присущ роторам с подшипниками качения. Третий обычно наблюдается на роторах сборной конструкции и проявляется в возникновении вибраций в элементах сопряжений деталей ротора. Четвертый тип колебаний наиболее опасен, обычно возникает на удвоенной критической частоте и сопровождается высокими амплитудами, причем колебания не исчезают с ростом частоты вращения. Такое явление в зарубежной литературе называется «oil whip» [11-13]. Смазочный слой может являться причиной дробно-частотных колебаний. Например, следствием переизбытка смазочного материала является полускоростной вихрь, то есть колебания на частоте, равной половине частоты вращения. Так как причиной является избыток жидкости, то для решения проблемы появления полускоростного вихря необходимо создать условия оттока жидкости из конфузурной области в осевом направлении. В этой связи на практике применяют подшипники с отношением длины к диаметру не более 0,25: $L/D \leq 0,25$. Пятый тип колебаний обычно совпадает по частоте с собственной частотой ротора.

В данной работе измерение виброперемещений ротора производилось в двух взаимно перпендикулярных направлениях. По результатам измерений анализировались траектории, развертки колебаний и их амплитудно-частотные характеристики (рис. 6).

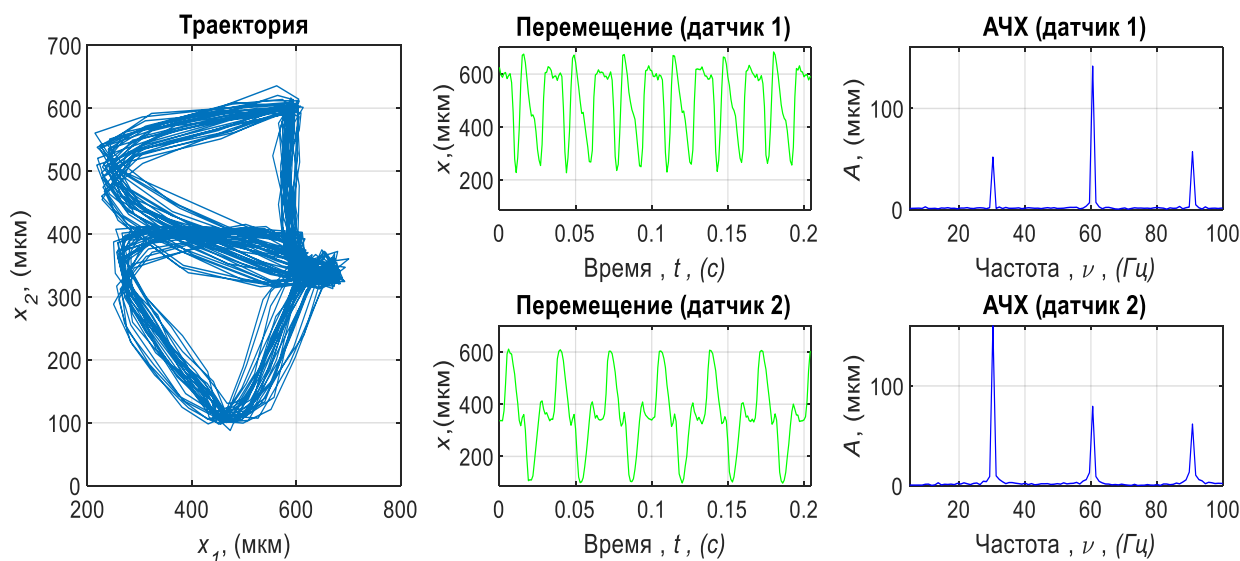


Рис. 6. Фрагмент траектории колебаний (слева), разверток по двум осям (посередине) и их амплитудно-частотные характеристики (справа)

Fig. 6. Fragment of the trajectory of oscillations (left), sweeps along two axes (in the middle) and their amplitude-frequency characteristics (right)

Из результатов, представленных на амплитудно-частотных характеристиках (АЧХ), видно, что колебания ротора являются полигармоническими. Первый пик АЧХ совпадает с частотой вращения, которая составляла около 28-30 Гц. Следующие пики кратны частоте вращения. Колебания наибольшей амплитуды происходили на частоте вращения и на удвоенной частоте вращения. Вероятно, они вызваны несбалансированностью ротора и внешним воздействием периодического характера, в данном случае действием электропривода с планетарным редуктором или вращением подшипника качения, установленного в левой опоре (рис. 4).

Так как план эксперимента включал 4 различных варианта расположения питающих камер, сменяющихся поворотом насадки зонной подачи, то в ре-

зультате анализа траекторий необходимо было определить влияние положения насадки на вид траекторий. На рисунке 7 представлена случайная выборка фрагментов траекторий с указанием положения насадки.

Анализ разверток и АЧХ колебаний не позволил выявить закономерностей влияния способа подачи смазочного материала на траектории колебаний. Возможно, что анализ осложнен наличием помех, наведенных датчиками друг на друга. Об этом свидетельствует «угловатая» форма траекторий.

Фильтрация сигналов не производилась намеренно, так как она может вести к потере важных данных. В следующем параграфе анализ траекторий выполняется с применением классификатора на основе ИНС.

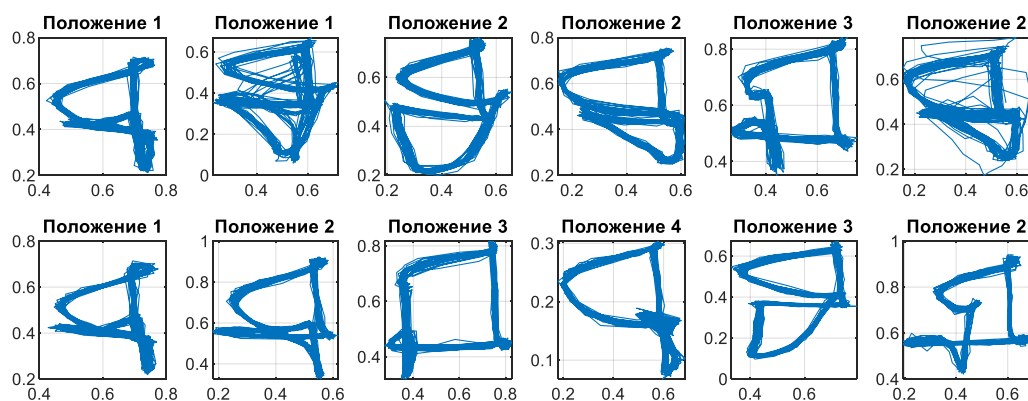


Рис. 7. Случайная выборка фрагментов траекторий движения ротора в различных опытах, полученных без фильтрации сигналов, при различных положениях крышки подачи смазочного материала

Fig. 7. Random sampling of fragments of the trajectories of the rotor in various experiments obtained without filtering the signals at various positions of the lubricant supply cover

Диагностика состояния роторно-опорной системы с помощью ИНС

Для диагностики состояния роторно-опорной системы посредством решения задачи классификации использовалась нейронная сеть с архитектурой, представленной на рис. 3. Использовалась ИНС прямого распространения с одним скрытым слоем размером N_{hid} , и выходным слоем размером N_{out} с 4 нейронами. Сигмоидная функция (1) использовалась в качестве функции активации в скрытом и в выходном слое. Входной слой нейронной сети в виде матрицы-столбца U формировался из данных измерений виброперемещений ротора и давления согласно плану вычислительного эксперимента (табл.). На выходе из нейронной сети определялась вероятность каждого из четырех возможных положений крышки. В качестве ответа ИНС выбиралось состояние с наибольшей вероятностью.

Для анализа точности решения задачи классификации была проведена серия вычислительных экспериментов, план и результаты которого представлены в таблице. Данные для проведения вычислительного эксперимента случайным образом изымались из данных физического эксперимента по измерению виброперемещений ротора и давления в подшипнике. По плану вычислительного эксперимента варьировалось количество обучающих выборок Q , их размер N_{inp} и состав, а также количество нейронов в скрытом слое N_{hid} . В каждом вычислительном эксперименте варьировался один из 4 факторов, остальные устанавливались на среднем уровне. Обучающие выборки разбивались на 3 части: $0.75Q$, $0.15Q$, $0.15Q$, для проведения обучения, валидации и тестирования ИНС соответственно.

Результаты вычислительного эксперимента по классификации
данных физического эксперимента с помощью ИНС

Results of a computational experiment to classify data from
a physical experiment using ANN

№	Варьируемые параметры ИНС (Variable ANN parameters)	Значения параметров (Parameter values)	Ошибка, % (Error, %)		
			Обучение (Training)	Валидация (Validation)	Тестирование (Testing)
1	Объем обучающих выборок, Q	3000	8.2	18.4	16.7
		6000	7.1	11.3	12.7
		9000	6.0	11.3	11.3
2	Количество нейронов в скрытом слое, N_{hid}	10	12.7	17.9	18.6
		15	7.1	11.3	12.7
		20	1.2	5.4	7.9
3	Количество нейронов во входном слое, N_{inp}	$U = [300, 1]$	6.5	12.8	15.6
		$U = [900, 1]$	7.1	11.3	12.7
		$U = [1500, 1]$	6.3	12	11.6
4	Состав матрицы входного слоя	$U = [X_1]$	13	18.6	20.7
		$U = [X_1 X_2]$	7.1	11.3	12.7
		$U = [X_1 X_2 p]$	1.7	3.8	4.2

Из результатов вычислительного эксперимента видно, что наибольшее влияние на точность оказали состав матрицы входного слоя и количество нейронов в скрытом слое. В меньшей мере повлияли объем обучающих выборок и количество нейронов во входном слое (в указанных в таблице диапазонах). Наилучший результат был получен в случае использования данных измерений всех трех датчиков. И наоборот, худший результат решения задачи классификации был получен при использовании результатов измерения с одного датчика виброперемещений. Таким образом, в результате проведения серии вычислительных экспериментов была достигнута точность 95,8 % в ре-

шении задачи классификации и диагностики состояния роторно-опорной системы. В ходе анализа результатов обучения, валидации и тестирования ИНС явления переобучения не было выявлено.

Выводы

Искусственный температурно-вязкостный клин и многозонная подача смазочного материала в подшипник жидкостного трения оказывают значимое влияние на состояние гидромеханической системы. Это влияние с точностью более 95% удалось установить с помощью искусственной нейронной сети после обработки данных измерений виброперемещений ротора и давления жидкости в подшипнике. Обычный ин-

женерный анализ амплитудно-частотных характеристик и разверток колебаний ротора не позволил выявить отличительных признаков для различных условий проведения эксперимента. Таким образом, искусственные нейронные сети являются действенным и доступным средством диагностики состояния роторных систем с подшипниками жидкостного трения. Используемая в данной работе комплектация оборудования не позволила определить количественный эффект влияния температурно-вязкостного клина на потери энергии в

опорах жидкостного трения. Этот вопрос будет исследован в дальнейшем.

Авторский вклад

Е.П. Корнаева выполнила постановку задач исследования, разработала математическую модель ИНС, выполнила анализ результатов экспериментов. А.В. Корнаев выполнил обзор работ, подготовил план эксперимента, произвел анализ траекторий в п. 4, совместно с Н.В. Корнаевым разработал программу для реализации ИНС, провел вычислительный эксперимент.

Список литературы

1. Wang Q.J., Chung Y.-H. Encyclopedia of tribology. New York: Springer Science + Business Media, 2013. 4192 p.
2. Young J. Thermal wedge effect in hydrodynamic lubrication // The Engineering Journal. 1962. Vol. 45. P. 46–54.
3. Meng Xi, Khonsari M.M. On the effect of viscosity wedge in microtextured parallel surfaces // Tribology International. 2017. Vol. 107. P. 116 – 124. <http://dx.doi.org/10.1016/j.triboint.2016.11.007>.
4. Kornaev A.V., Kornaeva E.P., Savin L.A. Theoretical premises of thermal wedge effect in fluid-film bearings supplied with a non-homogeneous lubricant // International Journal of Mechanics". 2017. Vol. 11. P. 197-203.
5. Корнаева Е.П., Корнаев А.В., Савин Л.А. Моделирование неизотермического течения вязкой жидкости в конфузорных каналах в условиях многозонной подачи смазочного материала // Известия Юго-Западного государственного университета. 2018. Т. 22, № 5(80). С. 109-118.
6. Xi. Li, Zhang W., Ding Q. Deep learning-based remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction // Reliability Engineering and System Safety. 2019. Vol.182. P. 208-218.
7. Wang X., Jiang B., Lu N., Zhang Ch. Dynamic fault prognosis for multivariate degradation process // Neurocomputing. 2018. no. 275. P. 1112-1120.
8. Сулимов В.Д., Шкапов П.М., Сулимов А.В. Геометрические структуры и вычислительная диагностика динамических систем с использованием гибридных алго-

ритмов // Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии. 2018. № 4-1 (330). С. 3-13.

9. Goodfellow I., Bengio Yo., Courville A. Deep Learning. MIT Press., 2016; 802 p.

10. Hori Y. Hydrodynamic Lubricatio. Tokyo: Yokendo Ltd., 2006. 239 p.

11. Eling R., Wierik M., Ostayen R., Rixen D. Towards Accurate Prediction of Unbalance Response, Oil Whirl and Oil Whip of Flexible Rotors Supported by Hydrodynamic Bearings // Lubricants. 2016. Vol. 4. 18 p., <https://doi.org/10.3390/lubricants4030033>.

12. Yamamoto T. Linear and nonlinear rotordynamics. A modern treatment with applications. New York: John Wiley&Sons, 2001.

13. Childs D. Turbomachinery rotordynamics. Phenomena, modeling, and analysis. New York: John Wiley&Sons, 1993. ISBN 0-471-53840-X.

References

1. Wang Q.J., Chung Y.-H. Encyclopedia of tribology. New York: Springer Science + Business Media; 2013, 4192 p.

2. Young J. Thermal wedge effect in hydrodynamic lubrication. *The Engineering Journal*, 1962, vol. 45, pp. 46–54.

3. Meng Xi, Khonsari M.M. On the effect of viscosity wedge in microtextured parallel surfaces. *Tribology International*, 2017, vol. 107, pp. 116 – 124. <http://dx.doi.org/10.1016/j.triboint.2016.11.007>.

4. Kornaev, A.V., Kornaeva E.P., Savin L.A. Theoretical premises of thermal wedge effect in fluid-film bearings supplied with a non-homogeneous lubricant. *International Journal of Mechanics*, 2017, vol. 11, pp. 197-203.

5. Kornaeva E.P., Kornaev A.V., Savin L.A. Modelirovanie neizotermicheskogo techeniya vyazkoi zhidkosti v konfuzornykh kanalakhs v usloviyakh mnogozonnoi podachi smazochnogo materiala [Modelling of the Nonisothermal Current of Viscous Liquid in Konfuzorny Channels in the Conditions of Multizonal Giving Lubricant]. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta = Proceedings of the Southwest State University*, 2018, vol. 22, no. 5(80), pp. 109-118 (In Russ.).

6. Xi. Li, Zhang W., Ding Q. Deep learning-based remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction. *Reliability Engineering and System Safety*, 2019, vol.182, pp. 208-218.

7. Wang X., Jiang B., Lu N., Zhang Ch. Dynamic fault prognosis for multivariate degradation process. *Neurocomputing*, 2018, 275, pp. 1112-1120.

8. Sulimov V. D., Shkapov P. M., Sulimov A.V. Geometricheskie struktury i vychislitel'naya diagnostika dinamicheskikh sistem s ispol'zovaniem gibridnykh algoritmov [Geometric structures and numerical diagnostics of dynamic systems using hybrid algo-

rithms]. *Fundamental'nye i prikladnye problemy tekhniki i tekhnologii = Fundamental and applied problems of engineering and technology*, 2018, no. 4-1 (330), pp. 3-13 (In Russ.).

9. Goodfellow I., Bengio Yo., Courville A. Deep Learning. MIT Press, 2016, 802 p.

10. Hori Y. Hydrodynamic Lubricatio. Tokyo: Yokendo Ltd., 2006, 239 p.

11. Eling R., Wierik M., Ostayen R., Rixen D. Towards Accurate Prediction of Unbalance Response, Oil Whirl and Oil Whip of Flexible Rotors Supported by Hydrodynamic Bearings. *Lubricants*, 2016, vol. 4, 18 p. <https://doi.org/10.3390/lubricants4030033>.

15. Yamamoto T. Linear and nonlinear rotordynamics. A modern treatment with applications. New York, John Wiley&Sons, 2001.

13. Childs D. Turbomachinery rotordynamics. Phenomena, modeling, and analysis. New York; John Wiley&Sons, 1993. ISBN 0-471-53840-X.

Информация об авторах / Information about the Authors

Корнаева Елена Петровна, кандидат физико-математических наук, доцент кафедры информационных систем, ФГБОУ ВО «Орловский государственный университет имени И.С. Тургенева», г. Орёл, Российская Федерация, e-mail: lenoks_box@mail.ru, <http://orcid.org/0000-0003-0123-4004>, Researcher ID: N-1920-2016

Elena P. Kornaeva, Candidate of Phisico-Mathematical Sciences, Associate Professor of the information systems, Orel State University named after I.S. Turgenev, Orel, Russian Federation, e-mail: lenoks_box@mail.ru, <http://orcid.org/0000-0003-0123-4004>, Researcher ID: N-1920-2016

Корнаев Алексей Валерьевич, доктор технических наук, доцент, старший научный сотрудник ПНИЛ «Моделирование гидромеханических систем», ФГБОУ ВО «Орловский государственный университет имени И.С. Тургенева», г. Орёл, Российская Федерация, e-mail: rusakor@inbox.ru, <http://orcid.org/0000-0001-5121-6045>, Researcher ID: A-6168-2015

Alexey V. Kornaev, Doctor of Engineering Sciences, Senior Researcher, Modeling of Hydro and Mechanical Systems Research Laboratory, Orel State University named after I.S. Turgenev, Orel, Russian Federation, e-mail: rusakor@inbox.ru, <http://orcid.org/0000-0001-5121-6045>, Researcher ID: A-6168-2015

Корнаев Николай Валерьевич, аспирант кафедры мехатроники, механики и робототехники, ФГБОУ ВО «Орловский государственный университет имени И.С. Тургенева», г. Орёл, Российская Федерация, e-mail: rusnkor@bk.ru

Nikolay V. Kornaev, Post-Graduate Student, Department of Mechatronics, Mechanics and Robotics, Orel State University named after I.S. Turgenev, Russia, 302020, Orel, Naugorskoe, 20, e-mail: rusnkor@bk.ru