

УДК 519.6, 004.41, 62-13

DOI:

А.В. Корнаев, Н.В. Корнаев, Е.П. Корнаева, Л.А. Савин

ПОСТРОЕНИЕ ТРАЕКТОРИЙ ДВИЖЕНИЯ РОТОРА С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПРОГРАММНОГО МОДУЛЯ

Рассмотрена проблема разработки высоко-точной быстродействующей программы расчета траекторий движения роторов. На основе алгоритма Левенберга - Марквардта разработан программный модуль расчета реакций смазочного слоя подшипников жидкостного трения. Проведено сравнение линейных и нелинейных подходов к решению задач динамики роторов. Представлена количественная

оценка точности и быстродействия нейросетевого подхода по сравнению с классическими подходами к расчету динамики роторов.

Ключевые слова: роторные машины, подшипники жидкостного трения, уравнение Рейнольдса, несущая способность, матрица жесткости, матрица демпфирования, искусственные нейронные сети.

A.V. Kornaev, N.V. Kornaev, E.P. Kornaeva, L.A. Savin

FORMATION OF ROTOR MOTION PATH USING NEURONET PROGRAMMING MODULE

The increase of power efficiency and an information level of rotor machines requires the improvement of theoretical approaches to investigations. The problem in the development of a high-precision high-speed program for the motion path computation of rotors on liquid friction bearings is considered. On the basis of Levenberg-Merkwardt algorithm there is developed a program module for the computation of the reaction of a lubricating layer in liquid friction bear-

ings. A comparison of linear and non-linear approaches to the solution of rotor dynamics problems is carried out. A quantitative assessment of accuracy and performance of a neuronet approach in comparison with classic approaches to the computation of rotor dynamics is presented.

Key words: rotor machines, liquid friction bearings, Reynolds equation, carrying capacity, stiffness matrix, damping matrix, artificial neuronets.

Введение

Динамическое поведение ротора, опирающегося на подшипники жидкостного трения, определяется действием на него нестационарных возмущающих сил и реакций подшипников [1; 2]. Силовые реакции подшипников жидкостного трения определяются решением уравнений гидродинамики и зависят от многих конструктивных и функциональных особенностей опор, а также от условий протекания некоторых специфических физических процессов и явлений, таких как турбулентность, кавитация и др. [1; 2]. Количество входных факторов может достигать нескольких десятков [3]. При этом развитие техники по пути информатизации требует одновременного повышения точности и скорости вычислительных моделей. Одним из вариантов одновременного повышения точности и скорости расчета является совмещение детерминированных и стохастических

подходов к моделированию.

На сегодняшний день интенсивно развиваются методы и средства применения алгоритмов нейронных сетей, которые на основании имеющихся знаний об объекте исследования позволяют строить аппроксимационные многофакторные модели связи входных и выходных величин. Можно выделить три основных уровня создаваемых моделей. Модели первого уровня не имеют непосредственного взаимодействия с роторно-опорной машиной, их обучение происходит на основании уже имеющихся расчетных или экспериментальных данных. Известны работы, в которых подобные модели применяются для расчета распределенных характеристик, таких как поля давлений в смазочном слое [4; 5]. Следует отметить, что применение стохастических методов моделирования в исследовании динамики роторов позволяет

миновать стадию расчета распределенных характеристик подшипников жидкостного трения. Вместо этого можно сразу определять интегральные характеристики, например компоненты результирующей гидродинамической силы. Так, авторы работы [6] с помощью модели нейронной сети определили связь трех кинематических характеристик и двух компонент реакции смазочного слоя. При этом вычислительный эксперимент проводился для расчета траектории движения ротора при различных угловых скоростях. В результатах представлены синхронные, периодические, квазипериодические и хаотические расчетные траектории в интервале частоты вращения ротора от 1000 до 10000 об/мин. Авторы работы [6] постулируют ограниченность использования линеаризованных моделей для расчета задач динамики, однако не делают количественного сравнения результатов расчета линейных и нелинейных моделей. Таким образом, результаты этой значимой и интересной работы требуют дополнительной верификации. Следует отметить также ряд перспективных работ, в которых алгоритмы нейронных сетей применяют для учета сложных спе-

цифических явлений [7; 8] и оптимизации условий функционирования подшипников жидкостного трения [9]. Модели более высокого уровня способны обучаться в режиме онлайн посредством обработки данных измерений. Наиболее популярным приложением таких моделей является применение нейронных сетей для мониторинга дефектов подшипниковых опор роторных машин [10; 11]. Модели наивысшего уровня сложности способны дополнительно осуществлять управляющее воздействие. На сегодняшний день это передовое направление применяется в решении задач управления магнитными подшипниковыми опорами [12]. Однако следует отметить, что зазор в магнитных подшипниках на порядок больше зазора в подшипниках жидкостного трения.

Целью данной работы является разработка, тестирование и количественная оценка точности и быстродействия нейросетевого программного модуля расчета результирующей гидродинамической силы в подшипниках жидкостного трения для решения задач нелинейной динамики роторно-опорных систем.

1. Математическая модель динамики ротора на подшипниках жидкостного трения

Рассматривается жесткий симметричный ротор, опираемый по краям на одинаковые подшипники жидкостного

$$m \begin{bmatrix} dV_1/dt \\ dV_2/dt \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \end{bmatrix} + m\Delta\omega^2 \begin{bmatrix} \cos \omega t \\ \sin \omega t \end{bmatrix} + m \begin{bmatrix} 0 \\ -g \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где m - масса ротора, приходящаяся на одну опору; V_i - компоненты вектора скорости центра ротора ($i = 1, 2$); t - время; R_i - компоненты вектора результирующей

трения. Уравнение поперечных колебаний центра масс ротора можно представить в виде [1; 3; 13]

гидродинамической силы в подшипнике жидкостного трения; $m\Delta$ - дисбаланс ротора; ω - угловая скорость вращения ротора; g - ускорение свободного падения.

Реакция смазочного слоя определяется решением уравнения Рейнольдса для случая изотермического течения вязкой несжимаемой жидкости [1; 3]¹:

$$\frac{\partial}{\partial x_1} \left[\frac{h^3}{\mu} \frac{\partial p}{\partial x_1} \right] + \frac{\partial}{\partial x_3} \left[\frac{h^3}{\mu} \frac{\partial p}{\partial x_3} \right] = 6 \frac{\partial}{\partial x_1} (u_1 h) - 12u_2, \quad (2)$$

¹ Координаты и скорости центра масс ротора обозначаются прописными буквами, тогда как координаты и скорости движения сплошной среды обозначаются строчными буквами.

где $h = h(x_1)$ - функция радиального зазора; $u_i = u_i(x_1)$ - соответственно касательная и нормальная составляющие

скорости поверхности цапфы.

Функция радиального зазора $h(x_1)$ определяется геометрически (рис. 1):

$$h(x_1) = h_0 - X_1 \sin\left(\frac{2x_1}{D}\right) - X_2 \cos\left(\frac{2x_1}{D}\right), \quad (3)$$

где D - диаметр подшипника.

Значения скоростей U_i в точках на поверхности цапфы находятся по следующим кинематическим зависимостям:

$$u_1 = \frac{\omega D}{2} + V_1 \cos\left(\frac{2x_1}{D}\right) - V_2 \sin\left(\frac{2x_1}{D}\right), \quad (4)$$

$$u_2 = V_1 \sin\left(\frac{2x_1}{D}\right) + V_2 \cos\left(\frac{2x_1}{D}\right).$$

Определение поля давлений $p(x_1, x_3)$ в конкретный момент времени представляет собой краевую задачу решения уравнения Рейнольдса (2) с учетом (3), (4) со следующими граничными условиями: задано давление на торцах подшипника $p(x_1, 0) = p_0$,

$p(x_1, L_3) = p_1$, по координате x_1 выполняется условие сопряжения $p(0, x_3) = p(\pi D, x_3)$,

$\partial p / \partial x_1|_{x_3=0} = \partial p / \partial x_1|_{x_3=\pi D}$. Дополнительно используется граничное условие Гумбеля для учета разрыва смазочного слоя [1; 3].

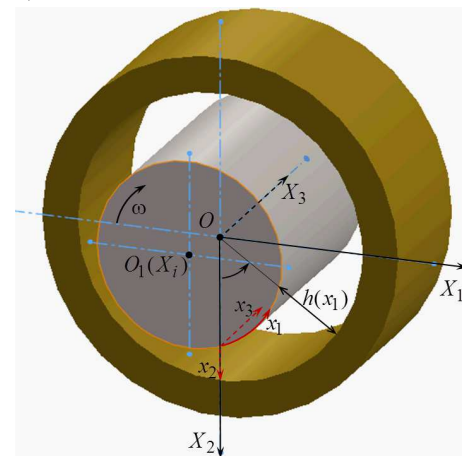


Рис. 1. Расчетная схема подшипника жидкостного трения [13]

Интегрируя поле давлений по поверхности шипа, можно определить проекции результирующей гидродинамической силы на оси X_i (рис. 1):

$$R_1 = - \int_0^{L_3} \int_0^{\pi D} p(x_1, x_3) \cos\left(\frac{2x_1}{D}\right) dx_1 dx_3, \quad (5)$$

$$R_2 = - \int_0^{L_3} \int_0^{\pi D} p(x_1, x_3) \sin\left(\frac{2x_1}{D}\right) dx_1 dx_3.$$

Здесь L_3 - длина подшипника.

Можно заметить, что уравнение Рейнольдса (2) не содержит времени как переменной, поэтому расчет реакции смазочного слоя выполняется на основании реше-

ния квазистационарного уравнения Рейнольдса в каждый момент времени для данных величин компонент перемещения и скорости центра ротора.

2. Имитационные модели расчета гидродинамической силы и динамики ротора

Программа расчета динамики ротора основана на численном решении явным методом Рунге-Кутты 4-го и 5-го порядков

точности [14] системы уравнений колебаний ротора (1). Рассматриваются три базовых подхода к расчету динамики ротора,

отличающиеся способом определения реакции смазочного слоя.

Первый подход, называемый методом траекторий [1; 3], основан на решении уравнения Рейнольдса (2) с последующим интегрированием поля давлений и определением компонент реакции смазочного слоя R_i (5). Такой подход считается эталонным ввиду высокой точности, однако он является низкопроизводительным в вычислительном плане, так как уравнение Рейнольдса приходится решать на каждом шаге по времени. Численное решение уравнения Рейнольдса выполнялось методом конечных разностей. Полученная при этом система линейных алгебраических уравнений решалась методом Гаусса [14].

Второй подход, называемый методом линеаризации реакции смазочного слоя [1; 3], основан на разложении в ряд Тейлора компонент реакции R_i в окрестности точки равновесия X_i^E . Точка равновесия соответствует положению ротора, в котором

$$m \begin{bmatrix} dV_1/dt \\ dV_2/dt \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_1^C \\ R_2^C \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} \\ K_{21} & K_{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X_1 - X_1^E \\ X_2 - X_2^E \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} \\ B_{21} & B_{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} + m\Delta\omega^2 \begin{bmatrix} \cos \omega t \\ \sin \omega t \end{bmatrix} + m \begin{bmatrix} 0 \\ -g \end{bmatrix}.$$

Третий подход основан на применении нейросетевого программного модуля для аппроксимации компонент реакции смазочного слоя и последующего решения уравнений движения (1). Используется двухслойная нейронная сеть с 150 нейронами в скрытом слое. Сеть была обучена с использованием алгоритма Левенберга - Марквардта с эффектом обратного распространения ошибки. Обучение нейронной сети производилось по результатам расчета динамики ротора методом траекторий для следующих исходных данных: ротор массой 8,21 кг вращается с постоянной частотой 4000 об/мин под действием весовой нагрузки mg и центробежной силы $1.8mg$, опирается на гладкие радиальные подшипники диаметром 40 мм и длиной 20 мм со средним радиальным зазором 100 мкм; смазка осуществляется маслом с ко-

эффициентом динамической вязкости 13 мПа·с. реакции смазочного слоя уравнивают вес ротора. Точку равновесия удобно определять методом траекторий. На практике для расчета динамики ротора в переходных режимах и режимах с различными скоростями предварительно рассчитывают кривую подвижного равновесия [3]. Точки этой кривой соответствуют равновесным положениям при различных скоростях вращения ротора. Вводятся понятия матриц жесткости и демпфирования с компонентами:

$$K_{ij} = - \left(\frac{\partial R_i}{\partial X_j} \right) \Big|_{X_m = X_m^E, V_m = 0};$$

$$B_{ij} = - \left(\frac{\partial R_i}{\partial V_j} \right) \Big|_{X_m = X_m^E, V_m = 0}.$$

Уравнение движения (1) с учетом линеаризации реакции смазочного слоя примет вид [1; 3]

эффицентом динамической вязкости 13 мПа·с.

В качестве входных данных для обучения использовался массив размером 4×10^5 элементов, включающий расчетные значения компонент координат X_i и скоростей V_i центра масс ротора, рассчитанных за 1 секунду движения ротора (рис. 2). В качестве выходных данных использовался массив размером 2×10^5 элементов, включающий расчетные значения компонент реакций смазочного слоя R_i . Предварительный вычислительный эксперимент без учета инерционных сил продемонстрировал сходимость траектории в точку равновесия $\vec{X}^E = [-69.4 \quad 31.8]$ мкм.

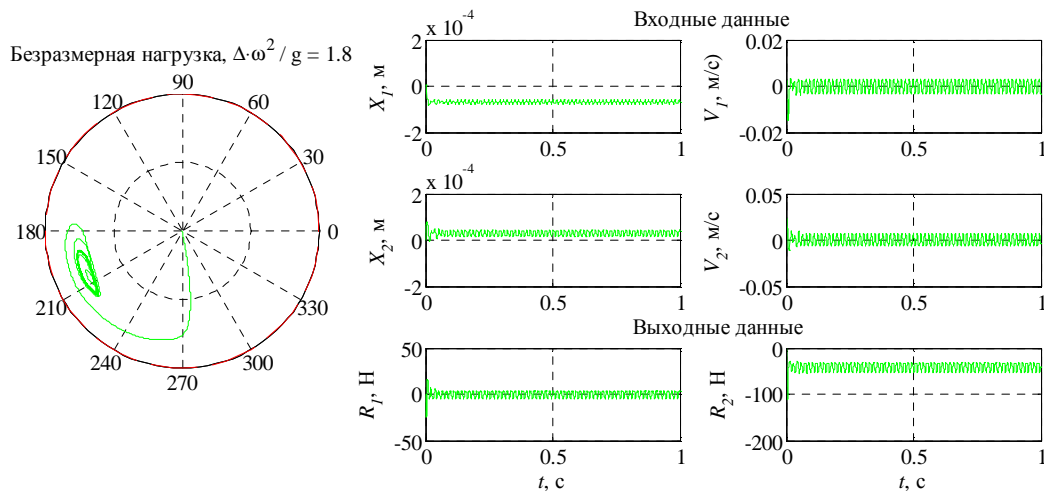


Рис. 2. Исходные данные для обучения и тестирования нейронной сети в виде массивов входных данных виброперемещений и виброскоростей поперечных колебаний ротора и выходных данных реакций смазочного слоя подшипника жидкостного трения

Массивы исходных данных были разбиты на три составляющие для обучения, проверки и тестирования в долях 0,6; 0,3 и 0,1 соответственно. Процедура настройки весов и смещений проводилась автоматически в прикладном пакете программ GNU Octave и Octave's Neural Net-

work Package [15]. Продукты GNU Octave являются свободно распространяемыми и используют совместимый с Matlab язык программирования. Разработанная нейронная сеть имеет структуру, представленную на рис. 3.

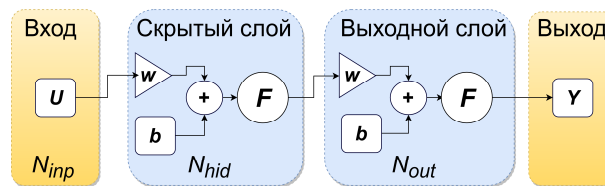


Рис. 3. Структура нейронной сети

Разработанная нейронная сеть прямого распространения содержит входной слой, один скрытый слой и выходной слой нейронов (рис. 3). Функциональность сети определяется путем формирования устойчивых связей, называемых весами (w), и функций активации нейронов F . В рассматриваемой задаче на вход нейронной сети подаются четыре кинематические величины, а именно координаты и компоненты скорости центра шипа $\vec{U} = [X_1, X_2, V_1, V_2]$, а на выходе нейронная сеть выдает расчетные значения компонент реакции смазочного слоя $\vec{Y} = [R_1, R_2]$.

Критерием качества обучения нейронной сети является величина среднеквадратичной ошибки между массивами

расчетных и эталонных данных, вычисляемая по формуле [13]

$$MSE = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^{N_{out}} \left(\sum_{q=1}^Q (Y_i^q - \tilde{Y}_i^q)^2 \right) \Rightarrow \min ,$$

где Q - количество выборок входных и выходных данных; \tilde{Y}_i^q - значение i -й выходной величины в q -й выборке.

По результатам обучения среднеквадратичная ошибка составила $2 \cdot 10^{-7}$ Н. Обученная нейронная сеть была преобразована в программный модуль [15] и использована в дальнейшем в программе расчета динамики ротора.

3. Результаты имитационного моделирования

Вычислительные эксперименты по сравнительному расчету траекторий движения ротора выполнялись для различных значений относительной нагрузки $\tilde{F} = m\Delta\omega^2/mg$. Остальные исходные данные для расчета остались такими же, как при обучении нейронной сети (раздел 2 статьи). Параметры использованной вычислительной машины: Intel® Core™ i5-3470 CPU 3.2 GHz, оперативная память 8 GB, 64-разрядная OS.

В результате серии вычислительных экспериментов было определено машинное время расчета одной секунды движения ротора при условии действия безразмерной нагрузки $\Delta\omega^2/g = 1.6$ (рис. 4). Из результатов видно, что машинное время расчета динамики ротора с применением метода линеаризации реакции смазочного

слоя является самым малым во всем диапазоне. Применение нейросетевого модуля повысило машинное время расчета в 2-3 раза в данных условиях. При этом машинное время расчета методом линеаризации и нейросетевым методом оказалось существенно меньше реального времени. Это означает, что расчет данными методами происходит быстрее естественного течения времени, что создает предпосылки для возможности реализации прогностического моделирования поведения реальной технической системы. Применение метода траекторий повысило машинное время расчета в 60-90 раз по сравнению с методом линеаризации, т.е. машинное время существенно превысило реальное время.

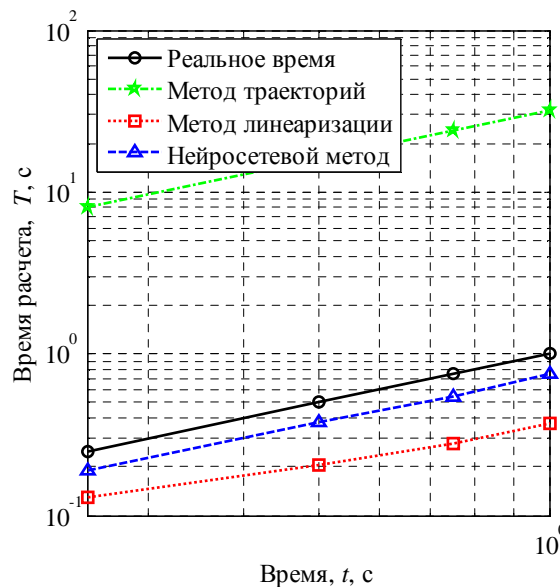


Рис. 4. Сравнительные результаты расчета машинного времени [13]

В результате другой серии вычислительных экспериментов были рассчитаны траектории движения ротора для значений относительной нагрузки $\Delta\omega^2/g$ в диапазоне от 0,8 до 2,5. Старт расчета начинался в точке равновесия X_i^E (рис. 5). Результа-

ты расчета показали, что в заданном диапазоне нагрузок траектория ротора устойчивая, все три подхода к расчету результирующей гидродинамической силы дали похожий результат.

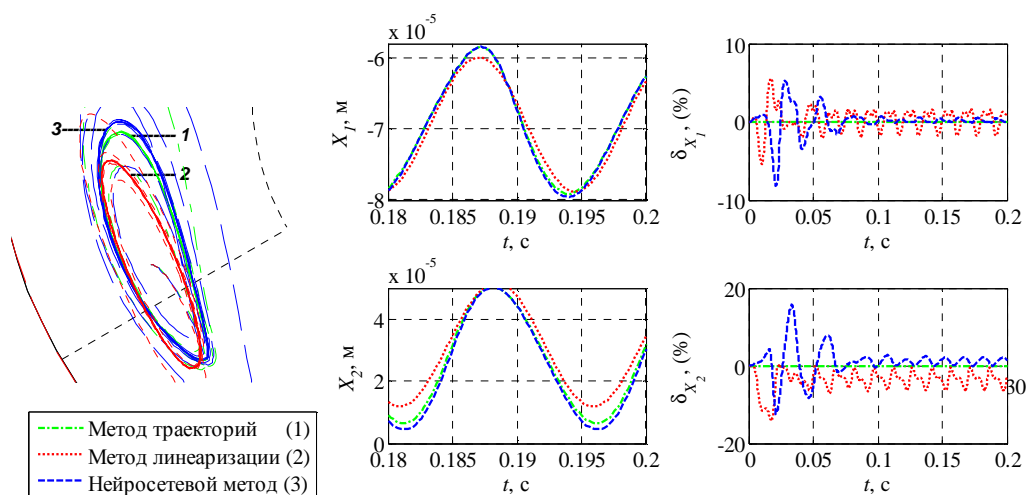


Рис. 5. Сравнительные результаты расчета траекторий при значении безразмерной нагрузки $\Delta\omega^2/g = 2.5$

При принятии метода траекторий в качестве эталонного относительная погрешность расчета координат центра ротора при безразмерной нагрузке $\Delta\omega^2/g = 0.8$ составила не более 0,4 и 0,3% для метода линейаризации и нейросетевого подхода соответственно. При безразмерной нагрузке $\Delta\omega^2/g = 1.6$ относительная погрешность оставалась малой, но точность подходов отличалась в 10 раз: 0,3 и 3% для метода линейаризации и нейросетевого подхода соответственно. Сохранение высокой точности нейросетевого подхода объясняется тем, что обучение модели проводилось при близком значении нагрузки (рис. 2). Наконец, при наибольшей расчетной нагрузке $\Delta\omega^2/g = 2.5$ погрешность расчета траектории составила: не более 2% для нейросетевого подхода и не более 6% для метода линейаризации. Дальнейшее увеличение нагрузки не производилось из-за возникновения неустойчивых траекторий движения ротора. Таким образом, нейросетевой подход по сравнению с методом линейаризации дает существенный выигрыш в точности расчета с ростом амплитуды колебаний ротора более $0.1h_0$.

В качестве дополнительного критерия оценки точности подходов к расчету траектории была рассмотрена интегральная характеристика рассеяния энергии колебаний в результате

демпфирования смазочным слоем (рис. 6).

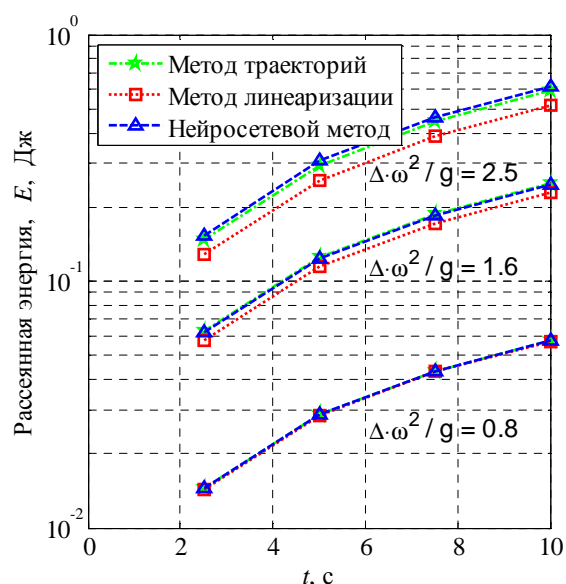


Рис. 6. Сравнительные результаты расчета рассеянной энергии колебаний в подшипниках жидкостного трения при различных значениях безразмерной нагрузки

При наибольшей расчетной нагрузке $\Delta\omega^2/g = 2.5$ погрешность расчета рассеянной энергии за расчетный промежуток времени составила: не более 4% для нейросетевого подхода и не более 13% для метода линейаризации.

Заключение

Представлена методика построения нейросетевого программного модуля расчета компонент реакций смазочного слоя в зависимости от положения и скорости колебаний центра ротора. Рассмотрены три подхода к решению задачи динамики ротора: метод траекторий, метод линеаризации и нейросетевой метод аппроксимации реакции смазочного слоя. В результате количественного сравнения подходов показано, что использование методов линейной и нейросетевой аппроксимации позволяет на один-два порядка снизить машинное время расчета динамики ротора. Также установлено, что при амплитуде колебаний ротора

более 10% от величины среднего зазора нейросетевой метод демонстрирует до 3 раз более высокую точность расчета по сравнению с методом линеаризации.

Таким образом, совокупный выигрыш в точности и быстродействии нейросетевых программных модулей расчета результирующей подъемной силы в подшипниках жидкостного трения является основанием для дальнейшего учета специфических нелинейных эффектов в смазочном слое и разработки высокоточных быстродействующих систем управления параметрами мехатронных подшипников.

Статья подготовлена при финансовой поддержке Российского научного фонда в рамках выполнения проекта № 16-19-00186. Авторы выражают благодарность Фонду за оказываемую поддержку.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Савин, Л.А. Моделирование роторных систем с опорами жидкостного трения: монография / Л.А. Савин, О.В. Соломин. - М.: Машиностроение-1, 2006. - 444 с.
2. Childs, D. Turbomachinery rotordynamics. Phenomena, modeling and analysis / D. Childs. - New York: John Wiley&Sons, 1993. - 496 p.
3. Hori, Y. Hydrodynamic lubrication / Y. Hori. - Tokyo: Yokendo Ltd, 2006. - 231 p.
4. Karkoub, M. Modelling pressure distribution in a rectangular gas bearing using neural networks / M. Karkoub, A. Elkamel // Tribology International. - 1997. - Vol. 30. - Is. 2. - P. 139-150.
5. Dongare, A.D. Predictive tool: an artificial neural network / A.D. Dongare, A.D. Kachare // International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT). - 2012. - Vol. 2. - Is. 1. - P. 209-214.
6. Qin, P. Dynamic analysis of hydrodynamic bearing-rotor system based on neural network / P. Qin, Y. Shen, J. Zhu, H. Xu // International Journal of Engineering Science. - 2005. - Vol. 43. - P. 520-531.
7. Kurban, A.S. Analysis of a hydrodynamic thrust bearing with elastic deformation using a recurrent neural network / A.S. Kurban, S. Yildirim // Tribology International. - 2003. - Vol. 36. - Is. 12. - P. 943-948.
8. Asok, S.P. Neural network and CFD-based optimization of square cavity and curved cavity static labyrinth seals / S.P. Asok, K. Sankaranarayanan, T. Sundararajan, K. Rajesh, G.S. Ganeshan // Tribology International. - 2007. - Vol. 40. - Is. 7. - P. 1204-1216.
9. Ghorbanian, J. Design predictive tool and optimization of journal bearing using neural network model and multi-objective genetic algorithm / J. Ghorbanian, M. Ahmadi, R. Soltani // Scientia Iranica, Transactions B: Mechanical Engineering. - 2011. - Vol. 18. - P. 1095-1105.
10. Simsir, M. Real-time monitoring and diagnostic of a low power hub motor using feedforward neural network / M. Simsir, R. Bayir, Y. Uyaroglu // Computational Intelligence and Neuroscience. - 2016. - Vol. 2016. - 13 p.
11. Samanta, B. Bearing fault detection using artificial neural networks and genetic algorithm / B. Samanta, K.R. Al-Balushi, S.A. Al-Araimi // EURASIP Journal of Applied Signal Processing. - 2004. - Vol. 3. - P. 366-377.
12. Chen, S.Y. Application of a recurrent wavelet fuzzy-neural network in the positioning control of a magnetic-bearing mechanism / S.Y. Chen, Y.C. Hung, Y.H. Hung, C.H. Wu // Computers & Electrical Engineering. - 2016. - Vol. 54. - P. 147-158.
13. Kornaeв, A.V. Application of artificial neural networks to calculation of oil film reaction forces and dynamics of rotors on journal bearings / A.V. Kornaeв, N.V. Kornaeв, E.P. Kornaeва, L.A. Savin // International Journal of Rotating Machinery. - 2017.
14. Salvadori, M.G. Numerical methods in engineering / M.G. Salvadori, M.L. Baron. - 2 ed. - N. J.: Englewood Cliffs, 1966. - 302 p.
15. Официальный сайт GNU Octave. - URL: <http://www.gnu.org/software/octave> (дата обращения: 04.01.2016).

1. Savin, L.A. Simulation of Rotor Systems with Liquid Friction Bearings: monograph / L.A. Savin, O.V. Solomin. - M.: Mechanical Engineering-1, 2006. – pp. 444.
2. Childs, D. Turbomachinery rotordynamics. Phenomena, modeling and analysis / D. Childs. - New York: John Wiley&Sons, 1993. - 496 p.
3. Hori, Y. Hydrodynamic lubrication / Y. Hori. - Tokyo: Yokendo Ltd, 2006. - 231 p.
4. Karkoub, M. Modelling pressure distribution in a rectangular gas bearing using neural networks / M. Karkoub, A. Elkamel // Tribology International. - 1997. - Vol. 30. - Is. 2. - P. 139-150.
5. Dongare, A.D. Predictive tool: an artificial neural network / A.D. Dongare, A.D. Kachare // International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJET). - 2012. - Vol. 2. - Is. 1. - P. 209-214.
6. Qin, P. Dynamic analysis of hydrodynamic bearing-rotor system based on neural network / P. Qin, Y. Shen, J. Zhu, H. Xu // International Journal of Engineering Science. - 2005. - Vol. 43. - P. 520-531.
7. Kurban, A.S. Analysis of a hydrodynamic thrust bearing with elastic deformation using a recurrent neural network / A.S. Kurban, S. Yildirim // Tribology International. - 2003. - Vol. 36. - Is. 12. - P. 943-948.
8. Asok, S.P. Neural network and CFD-based optimisation of square cavity and curved cavity static labyrinth seals / S.P. Asok, K. Sankaranarayanan, T. Sundararajan, K. Rajesh, G.S. Ganeshan // Tribology International. - 2007. - Vol. 40. - Is. 7. - P. 1204-1216.
9. Ghorbanian, J. Design predictive tool and optimization of journal bearing using neural network model and multi-objective genetic algorithm / J. Ghorbanian, M. Ahmadi, R. Soltani // Scientia Iranica, Transactions B: Mechanical Engineering. - 2011. - Vol. 18. - P. 1095-1105.
10. Simsir, M. Real-time monitoring and diagnostic of a low power hub motor using feedforward neural network / M. Simsir, R. Bayir, Y. Uyaroglu // Computational Intelligence and Neuroscience. - 2016. - Vol. 2016. - 13 p.
11. Samanta, B. Bearing fault detection using artificial neural networks and genetic algorithm / B. Samanta, K.R. Al-Balushi, S.A. Al-Araimi // EURASIP Journal of Applied Signal Processing. - 2004. - Vol. 3. - P. 366-377.
12. Chen, S.Y. Application of a recurrent wavelet fuzzy-neural network in the positioning control of a magnetic-bearing mechanism / S.Y. Chen, Y.C. Hung, Y.H. Hung, C.H. Wu // Computers & Electrical Engineering. - 2016. - Vol. 54. - P. 147-158.
13. Kornaeв, A.V. Application of artificial neural networks to calculation of oil film reaction forces and dynamics of rotors on journal bearings / A.V. Kornaeв, N.V. Kornaeв, E.P. Kornaeва, L.A. Savin // International Journal of Rotating Machinery. - 2017.
14. Salvadori, M.G. Numerical methods in engineering / M.G. Salvadori, M.L. Baron. - 2 ed. - N. J.: Englewood Cliffs, 1966. - 302 p.
15. Official Site of GNU Octave. - URL: <http://www.gnu.org/software/octave> (address date: 04.01.2016).

*Статья поступила в редколлегию 27.05.17.
Рецензент: д.т.н., профессор Юго-Западного
государственного университета
Яцун С.Ф.*

Сведения об авторах:

Корнаев Алексей Валерьевич, к.т.н., доцент, ст. науч. сотрудник ПНИЛ «Моделирование гидромеханических систем» Орловского государственного университета им. И.С. Тургенева, e-mail: rusakor@inbox.ru.

Корнаев Николай Валерьевич, аспирант кафедры «Мехатроника и международный инжиниринг» Орловского государственного университета им. И.С. Тургенева, e-mail: rusnkor@bk.ru.

Kornaev Alexey Valerievich, Can. Eng., Assistant Prof., Senior research assistant of PNIL “Hydromechanical System Simulation”, Turgenev State University of Orel, e-mail: rusakor@inbox.ru.

Kornaev Nikolay Valerievich, Post graduate student of the Dep. “Mechatronics and International Engineering”, Turgenev State University of Orel, e-mail: rusnkor@bk.ru.

Корнаева Елена Петровна, к.физ.-мат.н., доцент кафедры «Информационные системы» Орловского государственного университета им. И.С. Тургенева, e-mail: lenoks_box@mail.ru.

Савин Леонид Александрович, д.т.н., профессор, заведующий кафедрой «Мехатроника и международный инжиниринг» Орловского государственного университета им. И.С. Тургенева, e-mail: savin@ostu.ru.

Kornaeva Elena Petrovna, Can. Physical-Math., Assistant Prof. of the Dep. “Information Systems”, Turgenev State University of Orel, e-mail: lenoks_box@mail.ru.

Savin Leonid Alexeyevich, D. Eng., Prof., Head of the Dep. “Mechatronics and International Engineering”, Turgenev State University of Orel, e-mail: savin@ostu.ru.