УДК 519.6

Н.В. КОРНАЕВ, А.В. КОРНАЕВ, А.С. ФЕТИСОВ, Н.В. ТОКМАКОВ

N.V. KORNAEV, A.V. KORNAEV, A.S. FETISOV, N.V. TOKMAKOV

**ПРОГНОСТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ РОТОРОВ  
С НЕЛИНЕЙНОЙ РЕАКЦИЕЙ ОПОР**

**SIMULATION AND PROGNOSTIC MODELING OF THE ROTOR DYNAMICS WITH CONSIDERING NONLINEAR REACTIONS   
IN THE BEARINGS**

*В статье рассматривается проблема прогностического моделирования траекторий колебаний роторов. На основе нелинейных авторегрессионных моделей нейронных сетей и алгоритма обучения Левенберга-Марквардта разработан программный модуль диагностики поведения роторной системы.*

*Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, роторная динамика, подшипник жидкостного трения, гидродинамический эффект смазки.*

*The article deals with the problem of developing a high-precision high-speed program for calculating rotor trajectories. Based on nonlinear autoregressive models of neural networks and the Learvenberg-Marquardt training algorithm, a software module was developed to diagnose the behavior of the rotor system.*

*Key words: artificial neural network, rotor dynamics, fluid film bearing, hydrodynamic lubrication effect.*

**Введение**

Область исследования искусственного интеллекта берет начало в 1940-х годах, когда Уоррен Мак-Каллок и Уолтер Питтс создали первую вычислительную модель искусственных нейронных сетей на основе сложных математических алгоритмов. Это дало мощный толчок в развитии кибернетики, а так же сделало большой вклад в последующие теории развития математических моделей вычислительных систем. Самая первая искусственная нейронная сеть (далее – ИНС) теоретически выполняла нетривиальные числовые и логические операции быстрее стандартных ЭВМ, кроме того она была проще в реализации [1]. Реализация такого перспективного проекта не заставила себя долго ждать, и уже к концу 1950-х годов специалист в области информатики Фрэнк Розенблатт создает первый персептрон программно реализованный на компьютере [IBM 704](https://ru.wikipedia.org/wiki/IBM_704) в [Корнеллской лаборатории аэронавтики](https://ru.wikipedia.org/w/index.php?title=%D0%9A%D0%BE%D1%80%D0%BD%D0%B5%D0%BB%D0%BB%D1%81%D0%BA%D0%BE%D0%B9_%D0%BB%D0%B0%D0%B1%D0%BE%D1%80%D0%B0%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%B8%D0%B8_%D0%B0%D1%8D%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%B0%D0%B2%D1%82%D0%B8%D0%BA%D0%B8&action=edit&redlink=1). Простейший персептрон продемонстрировал способность к тренировке и решению простейших задач классификации и частично кластеризации, что дало мощный толчок в развитии искусственного интеллекта и уже в тоже время начали, появляется проекты других алгоритмов (Видров и Хофф), которые успешно моделировались и подходили для настройки адаптивных нейронных сетей. В след за адаптивными алгоритмами и после критики персептрона Розенбалатта, создается алгоритм обратного распространения для настройки многослойных сетей, который был открыт в 1980-х независимо несколькими различными исследователями [2]. По существу, на данном этапе развития технологии построения многослойная нейронная сеть представляла собой вычислительную среду параллельного действия с адаптацией на параметрическом, алгоритмическом и структурном уровне управляемых процессов. Такая среда способна к обучению на множестве примеров при неизвестных закономерностях развития ситуаций; внутренний параллелизм, позволяющий практически неограниченно увеличивать мощность нейросети; возможность решения задач в условиях неполной и противоречивой информации с перспективой выявления скрытых закономерностей, а также отсутствие потребности в высококвалифицированных специалистов при работе с обученной сетью позволяют использовать эти технологии в решении сложных задач вычислительной механики [3-5].

Одним из таких направлений является роторная динамика, и в особой мере, класс нелинейных задач, связанных с проведением модального, гармонического и переходного анализа гибких несимметричных роторов с активными магнитными и гидродинамическими опорами с учетом влияния термических, реологических и гидродинамических эффектов, а также геометрических, кинематических, энергетических и технологических факторов. Использование триботехнических устройств (подшипниковых узлов, уплотнений, демпферов) с функциями автоматизированной диагностики и активного управления режимами работы является новым и перспективным направлением совершенствования двигательных установок, насосов, компрессоров, детандеров, мультипликаторов, вариаторов и других, роторных электро- и турбоагрегатов. Управление эксплуатационными характеристиками позволяет качественно улучшить динамические и энергетические показатели роторных машин. Один из рациональных путей решения проблемы диагностики роторных систем заключается в применении методов искусственного интеллекта, в данном случае ИНС для решения класса связанных задач гидромеханики и динамики твердых тел.

В данной работе рассматривается подход к построению и обучению ИНС для решения задачи прогнозирования состояния роторной системы на основе анализа результатов измерений поперечных виброперемещений ротора в режиме его функционирования.

**Теоретические основы применения ИНС в анализе динамических процессов**

Искусственный нейрон — устройство, обеспечивающее вычисление функции

,

где — скалярный выход нейрона,  — весовая (1 х n)-матрица-строка,  — скаляр, называемый смещением,  — функция активации.

Скаляр вида:



называется чистым входов (дискриминантной функцией) нейрона. В аппаратном исполнении функцию чистого входа вычисляет адаптивный сумматор [6]. Указанные элементы образуют основной стандарт нейроинформатики. Вместе с тем существует много дополнений и вариаций. Например, в качестве чистого входа может применяться квадратичная функция.

Искусственный нейрон имитирует в первом приближении свойства биологического нейрона. На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес, аналогичный синоптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона. На рисунке 1 представлена модель, реализующая эту идею. Хотя сетевые парадигмы весьма разнообразны, в основе почти всех их лежит эта конфигурация. Здесь множество входных сигналов, обозначенных x1, x2, x3...xn, поступает на искусственный нейрон. Эти входные сигналы, в совокупности обозначаемые вектором X, соответствуют сигналам, приходящим в синапсы биологического нейрона. Каждый сигнал умножается на соответствующий вес w1 , w2 , w3 ...wn , и поступает на суммирующий блок, обозначенный СУМ. Каждый вес соответствует "силе" одной биологической синоптической связи. Множество весов в совокупности обозначается вектором W. Суммирующий блок, соответствующий телу биологического элемента, складывает взвешенные входы алгебраически, создавая выход, который мы будем называть NET [6].

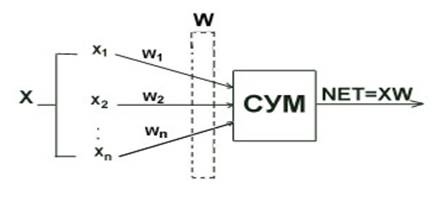


Рисунок 1– Искусственный нейрон

Сигнал NET, как правило, преобразуется активационной функцией F и дает выходной нейронный сигнал OUT . Активационная функция может быть линейной функцией:



где  – постоянная пороговой функции, ,если , , в остальных случаях,  – некоторая постоянная пороговая величина,

или же функцией, более точно моделирующей нелинейную передаточную характеристику биологического нейрона и представляющей нейронной сети большие возможности. На рисунке 2 блок, обозначенный , принимает сигнал NET и выдает сигнал OUT. Если блок  сужает диапазон изменения величины NET так, что при любых значениях NET значения OUT принадлежат некоторому конечному интервалу, то  называется сжимающей функцией. В качестве сжимающей функции часто используется логистическая или сигмоидальная (S-образная) функции [6].

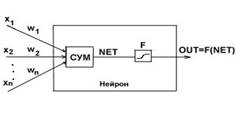


Рисунок 2 – Нейрон с активационной функцией

По аналогии с электронными системами активационную функцию можно считать нелинейной усилительной характеристикой искусственного нейрона. Коэффициент усиления вычисляется как отношение приращения величины OUT к вызвавшему его небольшому приращению величины NET. Конкретный подбор весов и активационных функций осуществляется уже после определения степени ориентирования нейронной сети.

Для решения задач прогнозирования и диагностики динамической нейронной сети решено использовать ИНС направленную на «предсказание». Предсказание — это своего рода динамическая фильтрация, в которой прошлые значения одного или нескольких временных рядов используются для прогнозирования будущих значений. Динамические нейронные сети, которые включают в себя слои запаздывания, используются для нелинейной фильтрации и прогнозирования. Предиктивные модели также используются для идентификации системы (или динамического моделирования), в котором строятся динамические модели физических систем. Эти динамические модели используются для анализа, моделирования, мониторинга и управления различными системами, включая производственные системы, химические процессы, робототехнику и аэрокосмические системы [6]. Для реализации нейросетевого модуля в данной работе используется сеть типа «NARX» (нелинейная авторегрессионная сеть), которая представляет собой рекуррентную динамическую сеть с обратными связями (далее – НАРС), охватывающую несколько слоев сети. Модель НАРС используется в моделировании временных рядов. Определяющая формула описания приведена ниже:

,

где следующее значение зависимого выходного сигнала регрессируется на предыдущие значения выходного сигнала и предыдущие значения независимого (экзогенного) входного сигнала. Модель НАРС можно реализовать с помощью нейронной сети прямого распространения для аппроксимации функции . Схема результирующей сети показана ниже, где для аппроксимации используется двухслойная сеть прямого распространения (рисунок 3).

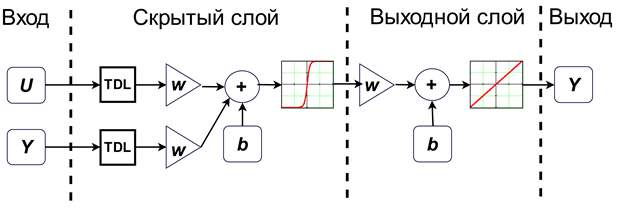


Рисунок 3 – Структура нейронной сети НАРС

Выходные данные сети НАРС можно рассматривать как оценку выходных данных некоторой нелинейной динамической системы, которую вы пытаетесь смоделировать. Выход подается обратно на вход нейронной сети прямого распространения как часть стандартной архитектуры НАРС. Поскольку истинные выходные данные доступны во время обучения сети, можно создать последовательную параллельную архитектуру, в которой истинные выходные данные используются вместо обратной передачи оценочных выходных данных, как показано на рисунке. Это имеет два преимущества. Первый заключается в том, что ввод совместно с входными данным в сеть прямого распространения является более точным. Во-вторых, результирующая сеть имеет чисто прямую архитектуру, и статическое обратное распространение может использоваться для обучения. В дополнение в конкретной структуре нужно упомянуть, что модуль временной задержки , – веса, - коэффициент смещения.

**Результаты и обсуждение**

Искусственная нейронная сеть типа НАРС была разработана с использованием инженерной среды программирования [6] и была обучена на основе результатов измерения виброперемещений ротора в подшипнике жидкостного трения (рисунок 4).

Информационно-измерительная система (ИИС) установки была разработана в той же среде программирования, что и нейронная сеть. Основу ИИС составили: модульная плата аналого-цифрового преобразователя National Instruments и первичные преобразователи для измерения виброперемещений, частоты вращения ротора, температуры, давления и расхода жидкости. Вихретоковые преобразователи AE051.00.07 в сочетании с устройством согласования D210A-C.05.05 образуют средство 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 согласования. Для преобразования аналогового сигнала в цифровой использовалось шасси NI cDAQ 9178 [7] с модулем NI 9205, которое подключается к пользовательскому компьютеру. С помощью разработанной программы измерение виброперемещений ротора производится в режиме реального времени с регулируемой частотой записи показаний первичных преобразователей, значение которой обычно устанавливается в диапазоне 1000-8000 Гц. В данном эксперименте



Рисунок 4 – Экспериментальная установка «роторно-опорная система»

частота записи показаний составляла 1000 Гц.

Для разработки нейронной сети использовались следующие параметры (рисунок 3): алгоритм обучения Левенберга-Марквардта, параметр временной задержки - 2, число нейронов в скрытом слое 10, сигмоидная функция активации в скрытом слое и линейная функция активации в выходном слое. Максимальное количество обучающих циклов 1000, процентное соотношение данных для обучения, тестирования и валидации - 75%, 15%, 15%.

По плану эксперимента ротор разгонялся до 1700 об/мин, затем при постоянной скорости в течение 10 секунд производилась запись показаний датчиков. Обучение ИНС выполнялось на выборке из 4000 значений, соответствующей результатам измерений виброперемещений ротора вдоль одной из координат за первые 4 секунды измерений. Затем обученная нейронная сеть была использована для расчета динамики ротора в последующие 6 секунд. Фрагменты результатов обучения и тестирования ИНС представлены на рисунке 5.



Рисунок 5 – Результаты обучения (слева) и тестирования (справа) нейронной сети типа НАРС для прогностического моделирования динамики роторно-опорной системы

Из результатов видно (рисунок 5), что ИНС типа НАРС может быть успешно применена для прогностического моделирования динамики роторно-опорной системы с существенно нелинейными характеристиками опор. Погрешность расчета виброперемещений ротора не превысила 20 мкм, при этом величина погрешности для обучающей выборки и для выборки вне зоны обучения оказалась соизмеримой. Повышение точности можно обеспечить повышением частоты опроса первичных преобразователей.

**Авторский вклад**

Н.В. Корнаев выполнил литературный обзор, разработал и протестировал программу реализации искусственной нейронной сети. А.В. Корнаев разработал программу обработки данных результатов вычислительного и физического экспериментов, участвовал в проведении экспериментов. А.С. Фетисов разработал механическую часть установки и участвовал в проведении физического эксперимента. Н.В. Токмаков разработал информационно-измерительную систему экспериментальной установки. Рукопись статьи подготовили Н.В. Корнаев и А.В. Корнаев.

**Благодарность**

Работа подготовлена в рамках выполнения проекта №16-19-00186 по гранту Российского научного фонда (решение основной задачи статьи по исследованию динамики роторных систем с помощью искусственных нейронных сетей), а также проекта   
МК-1643.2017.8 по Гранту Президента РФ (разработка экспериментальной установки, экспериментальные данные для обучения и тестирования искусственных нейронных сетей). Авторы выражают благодарность фондам за финансовую поддержку проводимых исследований. Также авторы выражают благодарность А.Ю. Родичеву за помощь в создании экспериментальной установки.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Гуляева Ю. В., Галушкина А. И.. Нейрокомпьютеры в системах обработки сигналов. Кн. 9 / Под ред. Ю. В. Гуляева, А. И. Галушкина. — М.: Радиотехника, 2003.

2. Галушкина А. И., Цыпкина Я. З.. Нейронные сети: история развития теории. Кн. 5: Учеб. пособие для вузов / Под общей ред. А. И. Галушкина, Я. З. Цыпкина. — М: ИПРЖР, 2001.

3. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей / Галушкин А.И. // М.: ИПРЖР – 2000. – С. 107-111.

4. Омату С., Халид М. Нейроуправление и его приложения / Под ред. А. И. Галушкина, В. А. Птичкина. — М.: ИПРЖР, 2000. Hori Y. Hydrodynamic lubrication. // Tokyo, Yokendo Ltd. – 2006. – P. 231.

5. Савин Л.А. Метод анализа динамики систем «ротор-подшипник-демпфер-уплотнение» на основе теории графов связей // Гидростатодинамические опоры высокоскоростных роторов и механические передачи.– Харьков, ХАИ, 1991.‑ С.45-51.

6. Ефименко Г.А., Синица А.М.: Нейронные сети в MatLab [Электронный ресурс] // Digiratory. 2017 г. URL: <https://digiratory.ru/508> (дата обращения: 02.09.2018).

**Корнаев Николай Валерьевич**

ФГБОУ ВО «ОГУ имени И.С. Тургенева», г. Орел

аспирант кафедры мехатроники, механики и робототехники

Тел.: +7(4872)-43-29-43

E-mail: [rusnkor@bk.ru](mailto:rusnkor@bk.ru)

**Корнаев Алексей Валерьевич**

ФГБОУ ВО «ОГУ имени И.С. Тургенева», г. Орел

К.т.н., доцент, старший научный сотрудник ПНИЛ «Моделирование гидромеханических систем»

Тел.: +7(4872)-43-29-43

E-mail: [rusakor@inbox.ru](mailto:rusakor@inbox.ru)

**Фетисов Александр Сергеевич**

ФГБОУ ВО «ОГУ имени И.С. Тургенева», г. Орел

аспирант кафедры мехатроники, механики и робототехники

Тел.: +7(4872)-43-29-43

E-mail: [fetisov57rus@mail.ru](mailto:fetisov57rus@mail.ru)

**Токмаков Никита Владимирович**

ФГБОУ ВО «ОГУ имени И.С. Тургенева», г. Орел

студент кафедры мехатроники, механики и робототехники

Тел.: +7(4872)-43-29-43

E-mail: [tokmakovn2303@gmail.com](mailto:tokmakovn2303@gmail.com)