

АЛГОРИТМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВИБРАЦИОННОГО СОСТОЯНИЯ РОТОРА ТУРБИНЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

© 2020

- М. А. Болотов** кандидат технических наук, доцент кафедры технологий производства двигателей;
Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва;
maikl.bol@gmail.com
- В. А. Печенин** кандидат технических наук, доцент кафедры технологий производства двигателей;
Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва;
vadim.pechenin2011@yandex.ru
- Е. Ю. Печенина** аспирант кафедры технологий производства двигателей;
Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва;
ek-ko@list.ru
- Н. В. Рузанов** ведущий программист кафедры технологий производства двигателей;
Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королёва;
kinform@mail.ru

Разработан алгоритм машинного обучения для решения задачи прогнозирования вибрационного состояния с целью совершенствования сборочных процессов ротора турбины с использованием его цифрового двойника. Цифровой двойник ротора включает в себя специально созданную в CAD-модуле программы NX параметрическую 3D модель и расчётный проект в системе ANSYS, в котором имитируются условия работы ротора. Проведены расчёты параметров виброускорения и силы реакции опор ротора на критических частотах вращения в зависимости от геометрических погрешностей. Для снижения трудоёмкости расчётов были подобраны архитектуры нейронных сетей для прогнозирования параметров вибрационного состояния в зависимости от геометрических погрешностей роторов. Создана и использована оригинальная численная модель балансировки, учитывающая производственные отклонения ротора.

Ротор турбины; вибрационное состояние; прогнозирование; геометрические отклонения; дисбаланс; САЕ-система; нейронная сеть.

Цитирование: Болотов М.А., Печенин В.А., Печенина Е.Ю., Рузанов Н.В. Алгоритм прогнозирования вибрационного состояния ротора турбины с использованием машинного обучения // Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение. 2020. Т. 19, № 1. С. 18-27. DOI: 10.18287/2541-7533-2020-19-1-18-27

Введение

Вибрационное состояние турбины определяет надёжность и долговечность её работы. Основным источником гармонических возбуждающих сил, действующих на турбомашину, являются дисбалансы вращающихся деталей, которые в сочетании с упруго-инерционными характеристиками узлов определяют уровень вибраций двигателя в целом. Дисбалансы, вызывающие прогибы и вибрации, возникают вследствие конструктивных, технологических и эксплуатационных факторов. Серьёзной причиной появления статического и динамического дисбаланса деталей являются погрешности, допущенные в процессе их изготовления.

Балансировка роторов проводится в два этапа. На первом этапе отдельно балансируются детали ротора. На втором этапе балансируется ротор в сборе. Проектирова-

ние и производство деталей ротора необходимо контролировать для достижения необходимой точности. В частности, необходимо принять во внимание следующее:

- 1) детали должны быть изготовлены с высокой точностью для обеспечения близких концентраций и минимизации индивидуального дисбаланса;
- 2) следует избегать или минимизировать свободные детали, которые могут привести к смещению во время работы, что приведёт к изменению баланса;
- 3) масса для коррекции баланса должна быть добавлена в точках дисбаланса или вблизи них [1].

Одним из направлений совершенствования технологии производства высоконагруженных роторов газотурбинных двигателей (ГТД) является их сборка с учётом влияния дисбалансов деталей и погрешностей их сборки на уровень вибрационного состояния изделия. Для реализации этого направления требуется разработка моделей и алгоритмов, позволяющих оценивать уровень вибраций собираемых ГТД в зависимости от погрешностей балансировки деталей и сборки роторов изделий. Анализ существующего состояния разработок в данной области проводился путём литературного обзора открытых источников.

В ходе обзора выявлено три основных направления:

- 1) исследования, посвящённые методам и моделям, выявляющим уровень вибраций [2 – 4];
- 2) исследования, учитывающие влияние геометрических параметров на возникновение дисбаланса [5; 6];
- 3) исследования, посвящённые подходам по контролю и коррекции несбалансированности [7 – 9].

Анализируя направления исследований и применяемые методы, можно отметить широкое использование численных методов, в том числе метода конечных элементов. Кроме того, во многих работах используется значительный объём экспериментальных исследований роторов на стендах, а также применение аналитических и численных моделей в прогнозировании вибрационного состояния роторов турбомашин. Современный уровень разработанности темы прогнозирования и обеспечения вибрационного состояния ротора турбины низкого давления (НД) с учётом влияния геометрической точности деталей не позволяет реализовывать данную технологию в условиях цифрового производства. Отсутствуют достоверные и многофакторные модели, позволяющие прогнозировать влияние геометрических отклонений деталей и сборочных параметров на уровень вибраций в авиационном двигателе.

Для промышленной реализации цифрового обеспечения вибрационного состояния ротора турбины низкого давления газотурбинного двигателя необходимо создание специализированных моделей и алгоритмов. В работе рассматривается создание алгоритма, позволяющего на основании использования данных по отклонениям геометрии отдельных деталей и сборки ротора проводить достоверное прогнозирование параметров его вибрационного состояния.

Алгоритм прогнозирования вибрационного состояния роторов

Алгоритм прогнозирования вибрационных характеристик ротора включает в себя две крупные части, подразделяющиеся на шесть этапов. В первой части выполняется имитационное моделирование и расчёт вибрационных характеристик в соответствии с множеством реализаций отклонений в сборке ротора. Во второй части выполняется подбор нейронной сети и её обучение на множестве полученных данных. Обученная нейронная сеть позволяет повторять результаты моделирования вибрационных харак-

теристик с приемлемой точностью и существенно меньшей трудоёмкостью (доли секунды на одно вычисление). Приведём описание этапов алгоритма.

Создание параметрической модели ротора. Для проведения достоверных расчётов вибрационных параметров с использованием метода конечных элементов была создана упрощённая 3D модель третьей ступени турбины НД. Данная сборочная единица состоит из трёх деталей: вал, проставка и диск.

Внесение геометрических отклонений в сборку осуществлялось двумя путями: сдвиги и повороты деталей ротора турбины НД и внесение корректирующих масс, имитирующих дисбаланс. Корректирующие массы представляют собой тело, эскиз которого – фигура, полученная пересечением двух отрезков и двух окружностей, полученное при помощи инструмента *Вытягивание*. Отрезки выходят из центра эскиза, который лежит на оси вращения детали. Таким образом, величина массы груза определяется углом сектора.

Внесение геометрических отклонений в модель. Для параметризации 3D модели ротора турбины используется инструмент *Выражения*. Выражения модели представляют собой набор всех параметров, созданных пользователем или операциями построения. Каждый создаваемый геометрический объект является ассоциативным и параметрическим, все числовые параметры объектов (линейные размеры, углы) импортируются в выражения модели. С помощью диалога редактирования и задания выражений созданы пользовательские параметры модели, с помощью которых меняется взаимное положение деталей и размеры корректирующих масс.

Уравновешивание ротора. Разрабатываются планы экспериментов (множество реализаций величин геометрических отклонений) и сохраняются в файл формата *.xlsx. В программном пакете MATLAB создано приложение, которое позволяет открывать файл модели в программе NX; загружать величины параметров из файла *.xlsx и вносить их в модель; производить итерационный расчёт геометрических параметров грузов на диске и валу, сводя возникающий дисбаланс к нулю (при этом используется математическое ядро NX для расчётов центра масс); сохранять полученные данные параметров грузов в файл *.xlsx. Связь с математическим ядром NX производится за счёт использования модуля NX/Open API программы NX [10]. Таким образом, по окончании данного этапа (третий этап алгоритма) сохраняются все параметры модели для дальнейшего анализа в системе ANSYS. Уравновешивание производится с целью исследования возникающих отклонений динамических характеристик из-за прогибов ротора в процессе вращения. Кроме того, производился расчёт динамических характеристик без этапа уравновешивания.

Анализ собственных частот колебаний ротора и гармонический анализ. Вибрация характеризуется связанными между собой колебательными характеристиками: виброперемещением, виброскоростью, виброускорением [11], силой реакции опор. В CAE-пакете ANSYS для имитации вращения ротора и получения вибрационных характеристик сборки используются два модуля: Modal и Harmonic Response. Использование модуля Modal необходимо для определения критических частот и изгибных форм. Модуль Harmonic Response предназначен для определения амплитудно-частотных характеристик, деформаций, напряжений, скоростей модулируемого ротора. После расчёта сохранялась информация по величинам виброускорений и сил реакции в местах опор ротора.

Получаемые характеристики рассчитываются в виде ряда значений в определённом диапазоне частот. Диапазон берётся в районе критической частоты. Данный процесс (загрузка значений параметров в модель, расчёт и сохранение получаемых данных) автоматизирован при помощи приложения в программе MATLAB.

Обработка и сохранение результатов расчётов. После проведения расчётов в соответствии с планом экспериментов, в пакете MATLAB с использованием метода трапеций, производится расчёт каждой вибрационной характеристики в виде одного числа. Данные сохраняются в электронных таблицах.

Нейросетевая модель прогноза вибрационного состояния. Все приведённые до этого расчёты, особенно в пакете ANSYS, трудоёмкие для того, чтобы оперативно использовать разработанную модель непосредственно при ведении балансировочных работ. Расчёт в ANSYS занимает порядка 20 минут на персональном компьютере с процессором Intel Core i9-7900X, с тактовой частотой 3,3 ГГц, объёмом ОЗУ в 64 Гб, имеющим 20 ядер. Учитывая вспомогательное время на выполнение остальных действий, а кроме того на создание проектов и моделей в NX и ANSYS, возможные инженерные ошибки, при проведении балансировочных работ подобный путь будет слишком трудоёмок. Используя полученные на предыдущих этапах данные по геометрическим отклонениям, параметрам грузов и вибрационным характеристикам, можно обучить нейронную сеть для прогнозирования вибрационных характеристик в зависимости от геометрических отклонений и параметров балансировочных грузов. Обученная нейронная сеть будет оперативно выдавать результаты по вибрационным характеристикам, получая на входе величины параметров геометрических отклонений. Для решения рассматриваемой задачи были выбраны две архитектуры полносвязанных нейронных сетей, включающих слои нейронов: с сигмоидной и/или линейной функцией активации [12] и радиально-базисные сети [13].

Первая архитектура представляет собой обобщённо-регрессионную нейронную сеть (GRNN, Generalized Regression Neural Networks), имеющую два слоя – скрытый радиальный базисный слой и выходной линейный слой. Радиально-базисный нейрон преобразовывает расстояние от данного входного вектора до соответствующего ему «центра» по некоторому нелинейному закону (обычно функция Гаусса). Число нейронов радиального базисного слоя равно числу элементов обучающего множества.

Вторая архитектура представляет собой двухслойный персептрон с сигмоидной функцией активации (ДПСФА). Скрытый слой состоит из нейронов с сигмоидной функцией в виде гиперболического тангенса; выходной слой состоит из нейронов с линейной функцией активации с насыщением. На входе в сети производится нормирование входных параметров в диапазон [0;1].

Сеть GRNN имеет количество нейронов в скрытом слое, равное количеству случаев в обучающей выборке, и имеет настраиваемый параметр влияния P_{spread} , влияющий на смещения в нейронах. Количество нейронов скрытого слоя N_{n_c} в сети с сигмоидной функцией активации настраивается пользователем. Кроме того, при обучении для сети с сигмоидной функцией настраивается количество эпох обучения N_s . Число нейронов второго слоя во всех случаях равно числу прогнозируемых параметров.

Для оценки результатов прогноза вибрационных параметров, уточнения структуры и выбора нейросетевой модели необходимо производить оценку ошибок прогнозирования. Требования к достоверности модели определяются требованиями к точности измерений рассматриваемых параметров вибрационного состояния ротора турбины. В соответствии с ГОСТ 26875-86 допустимая величина измерений параметров, характеризующих вибросостояние ротора, не должна превышать $\pm 10\%$.

Оценка ошибок прогнозирования параметров производилась по двум критериям:

- 1) доля спрогнозированных величин в пределах допустимой погрешности $\delta_{доп}$;
- 2) среднеквадратичная ошибка ($RSME$) предсказанных и фактических параметров.

Приведём описание последовательности вычислений данных величин.

1. Вычисляется погрешность между прогнозируемым и фактическим параметрами:

$$\Delta = P_{np} - P_{ф}.$$

2. Производится подсчёт количества ошибок в пределах допустимой области $N_{\Delta_{доп}}$. Допустимая область ошибок вычисляется как процент (10%) от величины диапазона изменения прогнозируемого параметра.

3. Точность прогноза рассчитывается как отношение количества $N_{\Delta_{доп}}$ к общему объёму выборки:

$$\delta_{доп} = N_{\Delta_{доп}} / N_{общ} . \tag{1}$$

4. Величина среднеквадратической ошибки вычисляется по формуле:

$$RSME = \sqrt{\sum \Delta^2 / N_{общ}} . \tag{2}$$

Результаты

Для обучения нейронных сетей, необходимых для оперативного прогнозирования вибрационных характеристик, был проведён расчёт динамических характеристик роторов согласно плану экспериментов (табл. 1).

Таблица 1. План экспериментов по исследованию характеристик роторов

Параметры	1. Смещение диска и проставки				2. Остаточный дисбаланс на диске	
	Проставка		Диск		Угол сектора	Положение груза
	Смещение вдоль оси y	Смещение вдоль оси z	Смещение вдоль оси y	Смещение вдоль оси z		
Диапазон изменения	0 – 0,04 мм	(-0,01) – 0,01 мм	0 – 0,04 мм	(-0,01) – 0,01 мм	0 – 0,3°	0 – 360°

Рассматривались два блока экспериментов: одновременное смещение диска и проставки; внесение остаточного дисбаланса на диске. Для каждого блока экспериментов было проведено моделирование 1000 случаев сборок ротора, при этом величины параметров изменялись по равновероятностному или нормальному закону распределения. Осью вращения ротора является ось x. На рис. 1 приведены гистограммы распределения параметров смещения вдоль осей проставки.

Эксперименты были выполнены с проведением уравнивания дисбаланса и без уравнивания. После сохранения всех результатов расчётов виброускорений и сил реакции опор было выполнено обучение и расчёт точности по выражениям (1), (2) прогнозов тестовой выборки с помощью нейронных сетей. При этом подбирались сеть с параметрами, при которых достигается лучшая точность. Тестовая выборка составила во всех случаях 10% от общего количества экспериментов. Величины параметров нейронных сетей, из которых выбирались лучшие с точки зрения точности получаемых результатов, приведены в табл. 2.

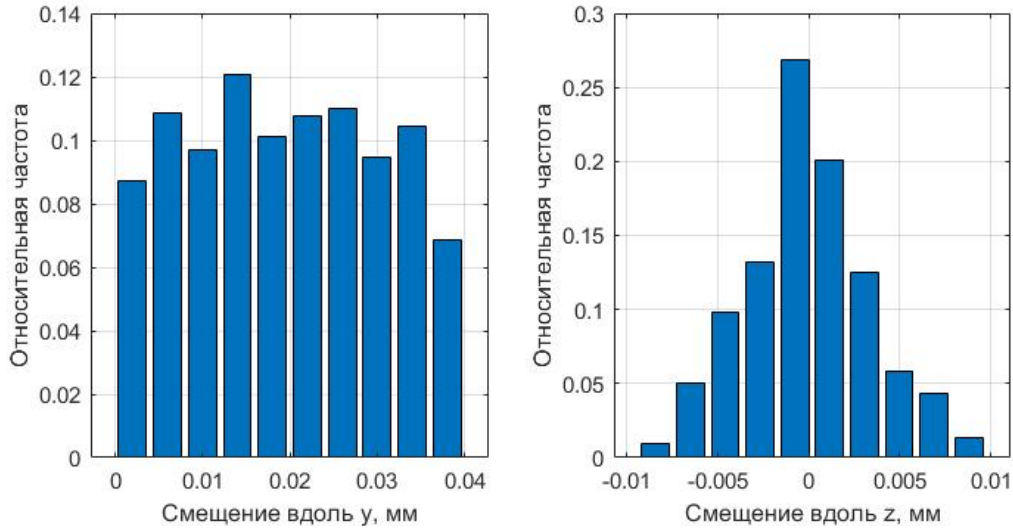


Рис. 1. Гистограммы распределения параметров смещений на проставке

Таблица 2. Параметры нейронных сетей

Параметр	Значения
P_{spread}	0,001; 0,005; 0,01; 0,05; 0,1; 0,5; 1; 2; 3
$N_{н_с}$	5; 10; 15; 20; 25; 30; 50; 70; 100
$N_с$	10; 15; 20; 25; 30; 50; 100

В табл. 3 приведены результаты рассчитанных параметров $\delta_{ооп}$ и $RSME$ для параметров виброускорения ($a_г$) и силы реакции (F_o) на второй опоре (около диска) для тестовой выборки.

Таблица 3. Погрешности прогноза вибрационных параметров на второй опоре

Вид эксперимента из табл. 1	Тип сети	Параметр	$\delta_{ооп}$	$RSME$	Оптимальные параметры сети		
					P_{spread}	$N_{н_с}$	$N_с$
1. Смещение диска и проставки	GRNN	$a_г$	0,78	0,015	0,1	-	-
		F_o	0,51	8,607			
	ДПСФА	$a_г$	0,74	0,0153	-	50	20
		F_o	0,66	7,578			
2. Остаточный дисбаланс на диске	GRNN	$a_г$	0,94	0,0008	0,001	-	-
		F_o	0,97	1,1181			
	ДПСФА	$a_г$	0,9	0,0011	-	100	100
		$F_o, мм$	0,83	2,1841			

Анализируя результаты, приведённые в табл. 3, можно заключить, что сеть GRNN позволяет прогнозировать с меньшими ошибками, чем сеть ДПСФА. Прогноз параметров после уравнивания менее точен, чем прогноз до уравнивания. В целом прогноз при наличии погрешностей только дисбаланса более точен, чем прогноз при смещении диска и проставки.

На рис. 2, 3 приведены ошибки работы сети GRNN.

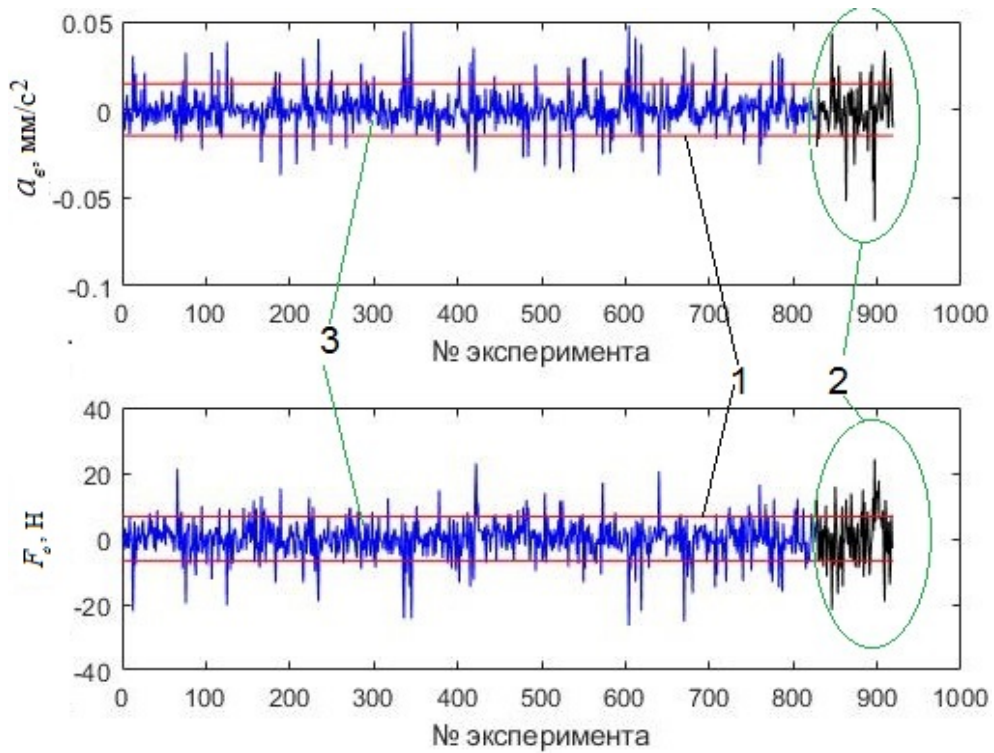


Рис. 2. Ошибки обучения (3), прогноза тестовой выборки (2) и заданные границы допуска на ошибку (1) при смещении диска и проставки

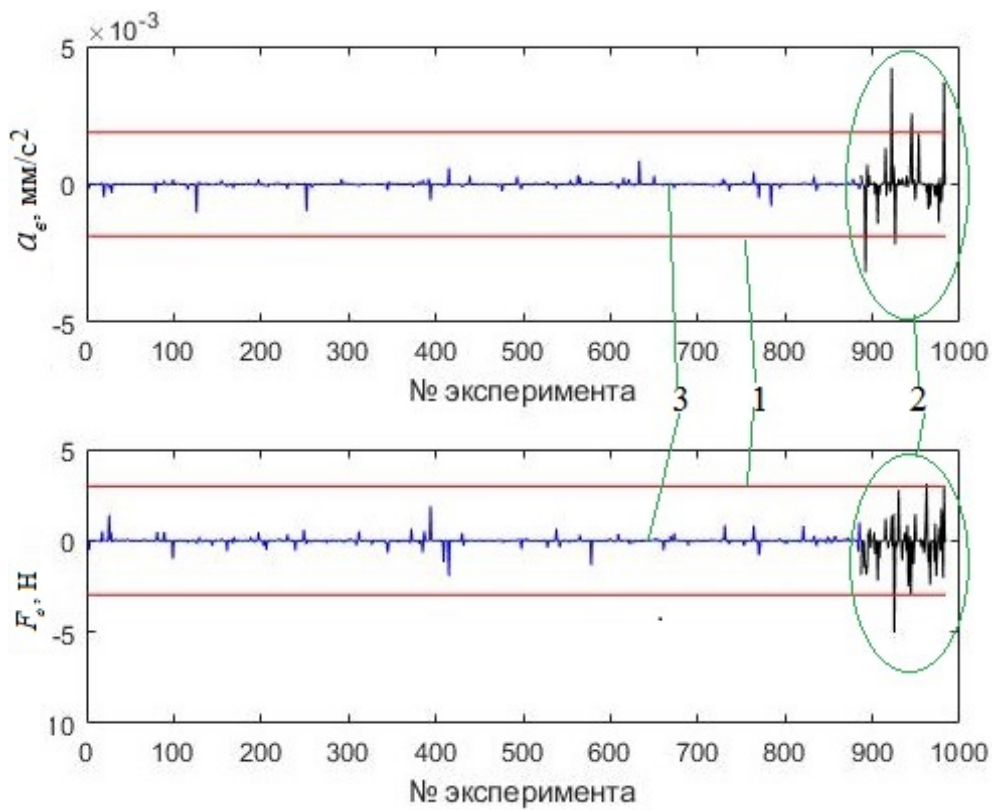


Рис. 3. Ошибки обучения (3), прогноза тестовой выборки (2) и заданные границы допуска на ошибку (1) при остаточном дисбалансе

Исходя из приведённых на рис. 2, 3 графиков, можно сделать вывод, что обучение нейронной сети для экспериментов со смещением диска и проставки менее стабильно, чем обучение для экспериментов с внесением остаточного дисбаланса на диске. Для серии экспериментов, когда в качестве отклонений присутствует только остаточный дисбаланс на диске, в шести процентах случаев – для виброускорения и трёх процентах – для силы реакции опоры, величины ошибок прогноза превышают порог в 10% от величины диапазона изменения параметров. Моделируемые величины не достигали максимально допустимых величин, поэтому границы допусков на погрешности прогноза могут быть расширены в два раза, что позволяет говорить о 100% точности прогноза в рассматриваемых экспериментах.

Выводы

В работе приводятся результаты использования компьютерного моделирования и машинного обучения для оперативного прогнозирования параметров виброускорения и силы реакции в опорах ротора турбины, объединённые в единый алгоритм. Новизной разработанного алгоритма является модель прогнозирования вибрационного состояния и применение нейронной сети для снижения трудоёмкости расчётов. Полученные результаты позволяют говорить о возможности прогнозирования параметров вибрационного состояния посредством рассмотренного подхода. Погрешности прогноза напрямую связаны с величиной обучающей выборки и достоверностью моделирования. Обученная нейронная сеть позволит применять результаты моделирования в производстве за счёт существенно (доли секунды) более быстрой работы по сравнению с расчётами в САЕ-пакетах. Дальнейшими направлениями исследований являются: проведение испытаний на стенде, изучение других сборочных единиц, поиск и оптимизация альтернативных архитектур нейронных сетей и увеличение количества экспериментов.

Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках стипендии Президента Российской Федерации (номер СП-262.2019.5). Экспериментальные исследования были выполнены на оборудовании ЦКП САМ-технологий (RFMEFI59314X0003).

Библиографический список

1. Левит М.Е., Рыженков В.М. Балансировка деталей и узлов. М.: Машиностроение, 1986. 248 с.
2. Deepthikumar M.B., Sekhar A.S., Srikanthan M.R. Modal balancing of flexible rotors with bow and distributed unbalance // Journal of Sound and Vibration. 2013. V. 332, Iss. 24. P. 6216-6233. DOI: 10.1016/j.jsv.2013.04.043
3. Kaneko Y., Kanki H., Kawashita R. Steam turbine rotor design and rotor dynamics analysis // Advances in Steam Turbines for Modern Power Plants. 2017. P. 127-151. DOI: 10.1016/B978-0-08-100314-5.00007-5
4. Wenhui X., Yushu C., Yougang T. Analysis of motion stability of the flexible rotor – bearing system with two unbalanced disks // Journal of Sound and Vibration. 2008. V. 310, Iss. 1-2. P. 381-393. DOI: 10.1016/j.jsv.2007.08.001
5. Jalan Arun Kr., Mohanty A.R. Model based fault diagnosis of a rotor – bearing system for misalignment and unbalance under steady – state condition // Journal of Sound and Vibration. 2009. V. 327, Iss. 3-5. P. 604-622. DOI: 10.1016/j.jsv.2009.07.014
6. Захаров О.В., Бржозовский Б.М., Погораздов В.В. Наладка бесцентровых суперфинишных станков на основе численного моделирования и оптимизации // Вестник машиностроения. 2003. № 12. С. 48-50.

7. Mahfoud J., Hagopian J.Der., Levecque N., Steffen V. Experimental model to control and monitor rotating machines // *Mechanism and Machine Theory*. 2009. V. 44, Iss. 4. P. 761-771. DOI: 10.1016/j.mechmachtheory.2008.04.009

8. Guo J., Hong J., Yang Z., Wang Y. A tolerance analysis method for rotating machinery // *Procedia CIRP*. 2013. V. 10. P. 77-83. DOI: 10.1016/j.procir.2013.08.015

9. Захаров О.В. Управление точностью бесцентрового шлифования статистическими методами // *Мехатроника, автоматизация, управление*. 2009. № 9. С. 32-35.

10. Pechenin V.A., Rusanov N.V., Bolotov M.A. Model and software module for predicting uncertainties of coordinate measurements using the NX OPEN API // *Journal of Physics: Conference Series*. 2018. V. 1096. DOI: 10.1088/1742-6596/1096/1/012162

11. Бондарчук П.В. Прочность пневмо- и гидромашин: электрон. учеб. пособие. Самара: СГАУ, 2013. 195 с.

12. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 496 с.

13. Vasserman P.D. Advanced methods in neural computing. New York: Van Nostrand Reinhold Publ., 1993. 255 p.

ALGORITHM FOR PREDICTING THE VIBRATIONAL STATE OF A TURBINE ROTOR USING MACHINE LEARNING

© 2020

M. A. Bolotov Candidate of Science (Engineering), Associate Professor of the Department of Engine Production Technology; Samara National Research University, Samara, Russian Federation; maikl.bol@gmail.com

V. A. Pechenin Candidate of Science (Engineering), Associate Professor of the Department of Engine Production Technology; Samara National Research University, Samara, Russian Federation; vadim.pechenin2011@yandex.ru

E. J. Pechenina Postgraduate student of the Department of Engine Production Technology; Samara National Research University, Samara, Russian Federation; ek-ko@list.ru

N. V. Ruzanov Lead Programmer of the Department of Engine Production Technology; Samara National Research University, Samara, Russian Federation; kinform@mail.ru

A machine learning algorithm has been developed to solve the problem of predicting a vibrational state in order to improve the turbine rotor assembly processes using its digital twin. The digital twin of the rotor includes a parametric 3D model specially created in the CAD module of the NX program and a design project in the ANSYS system in which the working conditions of the rotor are simulated. The parameters of vibration acceleration and the reaction force of the rotor supports at critical speeds depending on geometric errors were calculated. To reduce the complexity of the calculations, neural network architectures were chosen to predict the parameters of the vibrational state depending on the geometric errors of the rotors. The novelty of the work lies in the creation and use of the original numerical model of balancing, taking into account the rotor manufacturing tolerances.

Turbine rotor; vibration behavior; prediction; geometric deflections; imbalance; CAE system; neural network.

Citation: Bolotov M.A., Pechenin V.A., Pechenina E.J., Ruzanov N.V. Algorithm for predicting the vibrational state of a turbine rotor using machine learning. *Vestnik of Samara University. Aerospace and Mechanical Engineering*. 2020. V. 19, no. 1. P. 18-27. DOI: 10.18287/2541-7533-2020-19-1-18-27

References

1. Levit M.E., Ryzhenkov V.M. *Balansirovka detaley i uzlov* [Balancing of parts and components]. Moscow: Mashinostroenie Publ., 1986. 248 p.
2. Deepthikumar M.B., Sekhar A.S., Srikanthan M.R. Modal balancing of flexible rotors with bow and distributed unbalance. *Journal of Sound and Vibration*. 2013. V. 332, Iss. 24. P. 6216-6233. DOI: 10.1016/j.jsv.2013.04.043
3. Kaneko Y., Kanki H., Kawashita R. Steam turbine rotor design and rotor dynamics analysis. *Advances in Steam Turbines for Modern Power Plants*. 2017. P. 127-151. DOI: 10.1016/B978-0-08-100314-5.00007-5
4. Wenhui X., Yushu C., Yougang T. Analysis of motion stability of the flexible rotor – bearing system with two unbalanced disks. *Journal of Sound and Vibration*. 2008. V. 310, Iss. 1-2. P. 381-393. DOI: 10.1016/j.jsv.2007.08.001
5. Jalan Arun Kr., Mohanty A.R. Model based fault diagnosis of a rotor – bearing system for misalignment and unbalance under steady – state condition. *Journal of Sound and Vibration*. 2009. V. 327, Iss. 3-5. P. 604-622. DOI: 10.1016/j.jsv.2009.07.014
6. Zakharov O.V., Brzhozovskiy B.M., Pogorazdov V.V. Setup of centerless superfinishing machines on the basis of numerical simulation and optimization. *Vestnik Mashinostroeniya*. 2003. No. 12. P. 48-50. (In Russ.)
7. Mahfoud J., Hagopian J.Der., Levecque N., Steffen V. Experimental model to control and monitor rotating machines. *Mechanism and Machine Theory*. 2009. V. 44, Iss. 4. P. 761-771. DOI: 10.1016/j.mechmachtheory.2008.04.009
8. Guo J., Hong J., Yang Z., Wang Y. A tolerance analysis method for rotating machinery. *Procedia CIRP*. 2013. V. 10. P. 77-83. DOI: 10.1016/j.procir.2013.08.015
9. Zakharov O.V. Management of accuracy of centerless grinding by the statistical methods. *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*. 2009. No. 9. P. 32-35. (In Russ.)
10. Pechenin V.A., Rusanov N.V., Bolotov M.A. Model and software module for predicting uncertainties of coordinate measurements using the NX OPEN API. *Journal of Physics: Conference Series*. 2018. V. 1096. DOI: 10.1088/1742-6596/1096/1/012162
11. Bondarchuk P.V. *Prochnost' pnevmo- i gidromashin: elektron. ucheb. posobie* [Strength of pneumatic and hydraulic machines]. Samara: Samara State Aerospace University Publ., 2013. 195 p.
12. Medvedev V.S., Potemkin V.G. *Neyronnye seti. MATLAB 6* [Neural networks. MATLAB 6]. Moscow: DIALOG-MIFI Publ., 2002. 496 p.
13. Vasserman P.D. *Advanced methods in neural computing*. New York: Van Nostrand Reinhold Publ., 1993. 255 p.