

УДК 629.7.036, 004.942

## РАЗРАБОТКА МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СБОРОЧНЫХ ПАРАМЕТРОВ ИЗДЕЛИЙ В «УМНЫХ» ФАБРИКАХ БУДУЩЕГО

© Нарышкин И.Ю., Печенина Е.Ю., Печенин В.А.

*Самарский национальный исследовательский университет  
имени академика С.П. Королева, г. Самара, Российская Федерация*

e-mail: ek-ko@list.ru

Для достижения требуемых эксплуатационных характеристик роторов и сопловых аппаратов турбин выполняют пробные сборки, проводят дополнительные испытания, что сопряжено с заметными затратами трудовых и временных ресурсов предприятий. Пробные сборки деталей могут быть исключены за счет использования цифрового прогнозирования геометрических сборочных параметров, учитывающих производственные отклонения [1] и производственные взаимодействия [2] по результатам контактного, лазерного и оптического сканирования отдельных деталей.

Использование обученных нейронных сетей существенно ускоряет расчеты, позволяет обобщить разработанные ранее модели и алгоритмы виртуальной сборки [3] и тем самым возникает возможность их использования непосредственно в производстве.

Для создания нейросетевой модели должен быть механизм создания достоверного обучающего множества. В аэрокосмической отрасли набрать достаточную статистику (тысячи и более случаев) по интересующим сборкам является проблемой. Решить ее можно, выполнив аугментацию существующей статистики измерений, то есть искусственно сгенерировать случаи сборки с похожими условиями. Сборочные параметры узлов (размеры, параметры отклонения расположения поверхностей в сборке) можно рассчитывать исходя из сопряжения соответствующих поверхностей деталей при сборке на основании моделирования [3].

В исследованиях были использованы широко применяемые архитектуры нейронных сетей для задач прогнозирования: полносвязанные нейронные сети, включающие один слой скрытых нейронов (радиально-базисные сети, GRNN и с сигмоидной и/или линейной функцией активации) и глубокие сверточные нейронные сети.

В качестве объекта исследования использовалась сборка трех деталей ротора турбины: вал, проставка и диск. Контролируемыми сборочными параметрами являются торцевое  $P_r$  и радиальное  $P_{rr}$  биения поверхностей диска относительно оси вала. Базовые, контрольные и сопрягаемые поверхности деталей ротора были измерены на координатно-измерительной машине (КИМ) DEA Global Performance. На каждой цилиндрической поверхности было измерено оптимальное для построения моделей [4] количество точек – по 200, торцевой – по 300 точек. При сборке вал устанавливался по базовым поверхностям в специализированном приспособлении (на ролики). Биения были измерены в четырех положениях диска и проставки относительно вала: в положении на 0, 90, 180 и 270 градусов. Координаты измеренных точек деталей экспортировались в систему MATLAB, где происходила их обработка, создание компьютерных моделей и расчет сборок. Также в системе MATLAB были реализованы модели нейронных сетей. Выполнено моделирование 10000 случаев сборки рассматриваемых деталей. Величины отклонений формы и расположения изменялись по нормальному и равномерному законам и имели тот же порядок, что и на измеренных в экспериментах деталях. Допустимая область ошибок вычисляется как

процент от максимальной величины прогнозируемого параметра и принята 15 %. По параметру  $P_{rr}$  допуск на ошибку лежит в интервале  $\pm 0,0226$  мм; для параметра  $P_{lr}$  –  $\pm 0,0164$  мм. Было проведено обучение нейронных сетей при различных сочетаниях их влияющих параметров. В каждом случае прогнозировались по восемь значений биений. В таблице приведены параметры точности прогнозирования для сборки трех деталей: величина доли спрогнозированных величин в пределах допустимой погрешности  $\delta_{don}$ ; среднеквадратическая ошибка предсказанных и  $RMSE$  фактических параметров.

Таблица. Результаты прогнозирования сборочных параметров ротора

Параметры	$P_{rr}$				$P_{lr}$			
	0°	90°	180°	270°	0°	90°	180°	270°
Сеть GRNN								
$\delta_{don}$	0,79	0,77	0,79	0,81	0,87	0,92	0,93	0,91
$RMSE$	0,05	0,05	0,05	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
Двухслойный персептрон с сигмоидной функцией активации в скрытом слое								
$\delta_{don}$	0,81	0,82	0,83	0,84	0,96	0,99	0,98	0,98
$RMSE$	0,04	0,04	0,04	0,04	0,02	0,03	0,03	0,03
Сверточная нейронная сеть								
$\delta_{don}$	0,81	0,82	0,82	0,85	0,95	0,97	0,98	0,97
$RMSE$	0,04	0,04	0,04	0,04	0,03	0,03	0,03	0,03

Проводя сравнение нейросетевых моделей, можно сделать вывод о том, что коэффициент  $\delta_{don}$  принимает худшие значения при прогнозировании с помощью сети GRNN и лучшие с помощью двухслойного персептрона с сигмоидной функцией активации (ДПСФА). Сравнивая погрешности прогнозов, можно отметить, что результаты работы сверточной нейронной сети и ДПСФА практически равны по точности.

*Работа выполнена при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации в рамках стипендии Президента Российской Федерации (номер СП-262.2019.5).*

### Библиографический список

1. Groch D., Poniatowska M. Simulation Tests of the Accuracy of Fitting Two Freeform Surfaces / International Journal of Precision Engineering and Manufacturing. 2019. Vol. 21. P. 23–30.
2. Samper S., Adragna P-A., Favreliere H. Modeling of 2D and 3D assemblies taking into account form errors of plane surfaces. Pillet // J Comput Inf Sci Eng. 2009. Vol. 9 (2). P. 1–12.
3. Bolotov M.A., Pechenin V.A., Murzin S.P. Method for uncertainty evaluation of the spatial mating of high-precision optical and mechanical parts // Computer optics. 2016. Vol. 40. P. 360–369.
4. Гречников Ф.В., Яковишин А.С., Захаров О.В. Минимизация объема измерений при контроле цилиндрических поверхностей на основе статистического моделирования // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Машиностроение, материаловедение. 2017. № 4. С. 101–110.