

# Сравнение методов машинного обучения при совершенствовании сборочных операций

В.А. Печенин<sup>1</sup>, М.А. Болотов<sup>1</sup>, Е.Ю. Печенина<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

## Аннотация

Приведено сравнение четырех методов машинного обучения, используемые для цифрового прогнозирования параметров сборок. Прогнозирование основывается на использовании данных измерений отдельных деталей. Вычисления проведены на примере сборочной единицы, состоящей из вала, проставки и диска ротора турбины авиационного двигателя.

## Ключевые слова

Машинное обучение, цифровая модель, сборочный параметр, нейронная сеть

## 1. Введение

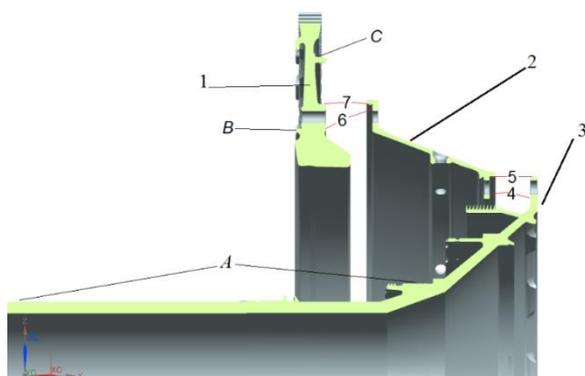
Для достижения требуемых эксплуатационных характеристик роторов и сопловых аппаратов турбин выполняют пробные сборки, проводят дополнительные испытания, что сопряжено с заметными затратами трудовых и временных ресурсов предприятий. Пробные сборки деталей могут быть исключены за счёт использования цифрового прогнозирования геометрических сборочных параметров, учитывающих производственные отклонения [1] и производственные взаимодействия [2] по результатам контактного, лазерного и оптического сканирования отдельных деталей. Для проведения цифрового прогноза требуется разработка математической модели процесса сборки. Снижение трудоёмкости расчетов для использования непосредственно в цеховых условиях может быть достигнуто с использованием методов машинного обучения. Целью работы является совершенствование процесса сборки высокоточных изделий аэрокосмического машиностроения посредством компьютерного прогнозирования точности размерных параметров и уточнения параметров выполнения сборочных операций с использованием методов машинного обучения.

## 2. Сравнение методов машинного обучения в решаемой задаче

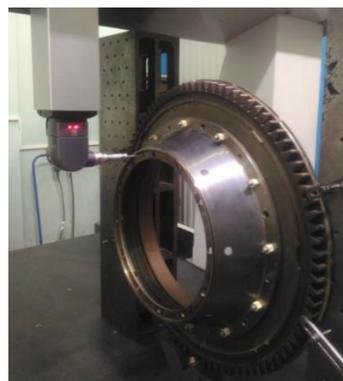
В работе [3] рассмотрено применение модели, в которой на основании данных измерений с координатно-измерительных машин (КИМ) строятся не учитывающей жесткость. На основании нее была разработана модель для генерации тысяч случаев сборки ротора турбины, которая позволяет достоверно прогнозировать результаты сборки при различных сочетаниях углового положения деталей ротора турбины, состоящего из трех деталей (рисунок 1).

В качестве методов машинного обучения рассматривался: двухслойный персептрон с сигмоидной функцией активации в скрытом слое (ДПСФА); метод опорных векторов (SVM), гребневая регрессия (KR) и случайный лес (RF). Для построения прогнозных моделей геометрических параметров относительного положения деталей необходимо выявить значимые факторы, влияющие на эти неопределённости с помощью метода главных компонент (РСА).

Базовые (А, рисунок. 1), контрольные (В и С, рисунок. 1) и сопрягаемые (4, 5, 6 и 7, рисунок 1) поверхности деталей ротора были измерены на КИМ DEA Global Performance (рисунок 2. б). В качестве сборочного параметра рассматривалось торцевое биение диска  $P_{т.б}$  (измеряется в мм). Оценка ошибок прогнозирования параметров производится по двум критериям: доля спрогнозированных величин в пределах допустимой погрешности  $\delta_{доп}$  и среднеквадратичная ошибка ( $MSE$ ).



**Рисунок 1:** Сборка деталей ротора: 1 – вал, 2 – проставка, 3 – диск



**Рисунок 2:** Измерение поверхностей деталей на КИМ

Обучающая выборка составила 9500 случаев, тестовая 500 случаев. В таблице 1 приведены результаты точности прогнозирования с использованием рассмотренных методов машинного обучения для тестовой выборки и четырех угловых положений диска.

**Таблица 1**

Параметры точности обучения и теста для разных методов при прогнозировании  $\Pi_{Т.б}$

Метод	$\delta_{доп}, \%$				$MSE$			
	0°	90°	180°	270°	0°	90°	180°	270°
SVM	61,28	75,25	66,27	84,43	0,003	0,002	0,003	0,003
KR	90,22	93,21	88,42	94,41	0,001	0,001	0,001	0,002
RF	89,62	94,01	88,82	94,61	0,001	0,001	0,001	0,002
ДПСФА	96,21	96,21	96,01	94,61	0,001	0,001	0,001	0,001

Согласно полученным результатам большую точность и меньшую ошибку дает нейронная сеть.

### 3. Заключение

Использование обученных нейронных сетей, существенно ускоряет расчеты, позволив использовать разработанные ранее модели и алгоритмы виртуальной сборки [3] непосредственно в производстве.

### 4. Благодарности

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

### 5. Литература

- [1] Groch, D. Simulation Tests of the Accuracy of Fitting Two Freeform Surfaces / D. Groch, M. Poniatowska // International Journal of Precision Engineering and Manufacturing. – 2019. – Vol. 21. – P. 23-30.
- [2] Samper, S. Modeling of 2D and 3D assemblies taking into account form errors of plane surfaces / S. Samper, P.-A. Adragna, H. Favreliere, M. Pillet // J Comput Inf Sci Eng. 2009. – Vol. 9(2). – P. 1-12.
- [3] Bolotov, M.A. Method for uncertainty evaluation of the spatial mating of high-precision optical and mechanical parts / M.A. Bolotov, V.A. Pechenin, S.P. Murzin // Computer Optics. – 2016. – Vol. 40(3). – P. 360-369. DOI: 10.18287/2412-6179-2016-40-3-360-369.