

ИССЛЕДОВАНИЕ НАПРАВЛЕНИЙ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ КЛАССИФИКАЦИИ СТЕПЕНИ ЭРОЗИОННОГО ИЗНОСА КОМПРЕССОРНЫХ ЛОПАТОК

В.Л. Блинов
Г.А. Дерябин
И.С. Зубков

v.l.blinov@urfu.ru
deryabingleb.were@gmail.com
lamqtada@gmail.com

УрФУ, г. Екатеринбург, Российская Федерация

Аннотация

Эрозионный износ лопаточного аппарата осевых компрессоров снижает эффективность работы газотурбинных установок и может приводить к выводу их из эксплуатации. Одним из методов оценки и прогнозирования эрозионного износа в условиях эксплуатации газотурбинных установок является применение моделей машинного обучения. Используя в качестве признаков параметры работы компрессора, можно определить вероятную степень дефекта лопаточного аппарата. Например, ранее установлено, что точность классификации степени эрозионного износа лопаток осевого компрессора методами машинного обучения с использованием в качестве исходных данных результатов численных экспериментов трансзвуковой модельной ступени NASA Stage 37 достигает 80 %. В рамках исследования такой ступени приведены пути повышения точности решения задачи классификации степени эрозионного износа компрессорных лопаток. Выделено четыре направления повышения точности прогнозирования эрозионного износа методами машинного обучения: уменьшение категорий классификации за счет расширения диапазона значений степени эрозионного износа для каждой категории, добавление искусственных данных для обучения за счет интерполяции результатов численных экспериментов, решение задачи классификации эрозионного износа методами регрессии, создание ансамбля из лучших моделей. В результате комбинации предложенных методов удалось повысить до 87...97 % точность прогнозирования эрозионного износа лопаток

Ключевые слова

Осевой компрессор, эрозионный износ, классификация, машинное обучение, искусственные данные, повышение точности

Поступила 25.01.2024

Принята 10.04.2024

© Автор(ы), 2024

Работа поддержана грантом РФФ (проект № 22-79-00169)

Введение. Лопаточный аппарат осевых компрессоров (ОК) газотурбинных установок подвержен эрозионному износу в процессе работы, что в некоторых случаях может приводить к выводу оборудования из эксплуатации [1]. Характер эрозионного износа зависит от условий запыленности атмосферы, параметров частиц и свойств материалов лопаток, режимов работы оборудования и по-разному проявляется на лопатках всех венцов компрессора [2–4]. Эрозионный износ элементов проточной части ОК сказывается на изменении эксплуатационных характеристик и приводит к появлению срывов и помпажа, снижению эффективности, напорности и прочности лопаток [5–8].

Основные направления исследования эрозионного износа связаны с прогнозированием степени эрозионного износа лопаточного аппарата, оценкой и прогнозированием его последствий и разработкой защитных мер [9–11]. Современные исследования, связанные с прогнозированием эрозионного износа различного оборудования, часто опираются на методы машинного обучения [12–15]. В зависимости от поставленной задачи, объема исходных данных для обучения, числа признаков и вариантности характера эрозионного износа в основном удается достичь точности прогнозирования в диапазоне 70...95 % (процент верно классифицированных наблюдений) [13, 16, 17].

Цель настоящей работы — повысить точность прогнозирования степени эрозионного износа лопаточного аппарата компрессорной ступени ОК по параметрам ее работы с применением методов машинного обучения.

Материалы и методы. Настоящее исследование является развитием работы [16], где выполнена классификация степени эрозионного износа лопаток ОК методами машинного обучения с использованием в качестве исходных данных результатов численных экспериментов. Объектом являлась трансзвуковая модельная ступень NASA Stage 37 [18]. Описание постановки задачи моделирования и результаты верификации численной модели приведены в [19]. Способ задания эрозионного износа описан в [8]. Лопатки ступени NASA Stage 37 с характерным эрозионным износом и напорная характеристика ступени для пяти категорий степени эрозионного износа (0; 7,8; 11,2; 17,8 и 25,2 %) лопаток приведены на рис. 1. Степень эрозионного износа 25,2 % для рассмотренной компрессорной ступени является предельной [8], после ее достижения ступень рекомендуется выводить из эксплуатации. Для оценки интенсивности изменения параметров работы компрессора при эрозионном износе лопаточного

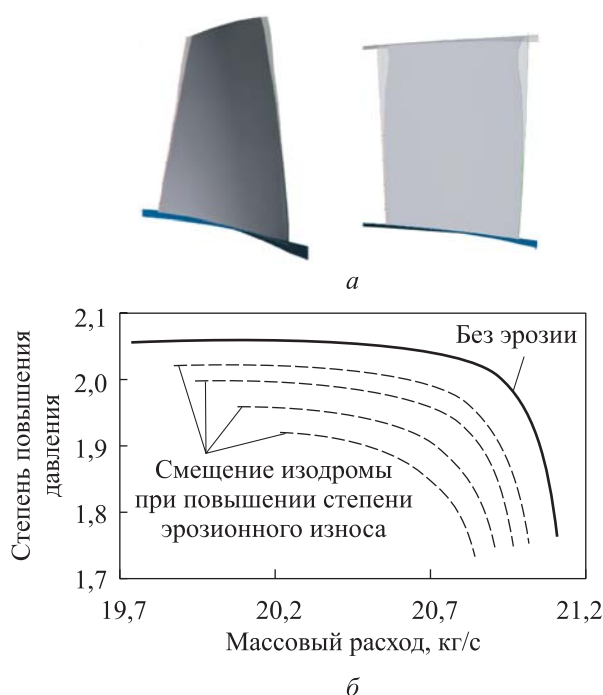


Рис. 1. Лопатки ступени NASA Stage 37 с характерным эрозионным износом (а) и изменение напорной характеристики ступени для пяти категорий степени эрозионного износа на номинальной изодроме (б)

аппарата дополнительно исследовано еще три промежуточные степени эрозионного износа. Всего набор исходных данных содержал более 1000 вариантов расчетов (различные степени и характеры эрозионного износа лопаток в широком диапазоне режимов работы ступени по расходу, напору и частоте вращения) с 26 признаками для каждого наблюдения (варианта расчета). В качестве целевого параметра при машинном обучении рассматривалась степень эрозионного износа [16], в качестве признаков использовались различные наборы из 26 параметров, определяющих режим работы ступени (расход, КПД, различные безразмерные параметры, различные составляющие скорости, статические и полные давления, а также температуры в сечениях перед и за ступенью). В результате варьирования постановки задачи машинного обучения определены лучшая модель случайного леса и наборы признаков (напорные характеристики ступеней и расход в условиях эксплуатации — температура на входе, давление на выходе, частота вращения компрессора), позволяющие достичь категорию степени эрозионного износа наибольшей точности $\sim 79\ldots 82\%$ [16]. В каждой постановке модели обучение и тестирование проводили на 80 и 20 % данных описанных

наборов. При разделении на наборы для обучения и тестирования данные перемешивались случайным образом при сохранении соотношения размеров классов. Точность моделей (accuracy) рассчитывалась как отношение правильно определенных классифицированных наблюдений к общему числу. Основными допущениями при решении описанной задачи являлись исследование только влияния эрозионного износа без других дефектов и допущения, принятые при численном моделировании.

Задача настоящего исследования — повысить точность прогнозирования категории степени эрозионного износа ступени ОК по параметрам ее работы. Для решения поставленной задачи доработан программный код на языке программирования Python [13], модели машинного обучения использовались из библиотеки Scikit-learn [20]. В настоящей работе описаны четыре направления повышения точности прогнозирования категории степени эрозионного износа ступени ОК методами машинного обучения.

1. Уменьшение числа категорий степени эрозионного износа с пяти до трех за счет расширения диапазона значений для каждой категории (рис. 2, а).

2. Добавление искусственных данных для обучения с помощью интерполяции результатов численных экспериментов. На рис. 2, б видно, что число данных, описывающих напорную характеристику компрессора, увеличивается, когда вследствие применения модели машинного обучения ExtraTreesRegressor добавляются промежуточные точки между точками, полученными по результатам численного эксперимента.

3. Решение задачи классификации степени эрозионного износа методом регрессии, при котором спрогнозированное значение степени эрозионного износа округлялось до ближайшего среднего значения какой-либо категории классификации.

4. Решение задачи с помощью ансамбля моделей, в котором лучшие модели и их прогнозы используются еще одной моделью (стэкинг).

В некоторых случаях дополнительно исключались данные при пониженной частоте вращения ротора компрессора, поскольку влияние эрозии при таких режимах на параметры работы ступени практически отсутствует, а также вводились доверительные интервалы на прогнозирование категории с ошибкой.

За базовое решение принималась постановка оценки категории степени эрозии с точностью 79 % — это модель случайного леса. В качестве признаков использовались массовый расход и степень повышения давления, а также температура (лучшие результаты из 26 признаков получены в [16]). Степень эрозионного износа прогнозировалась по пяти категориям.

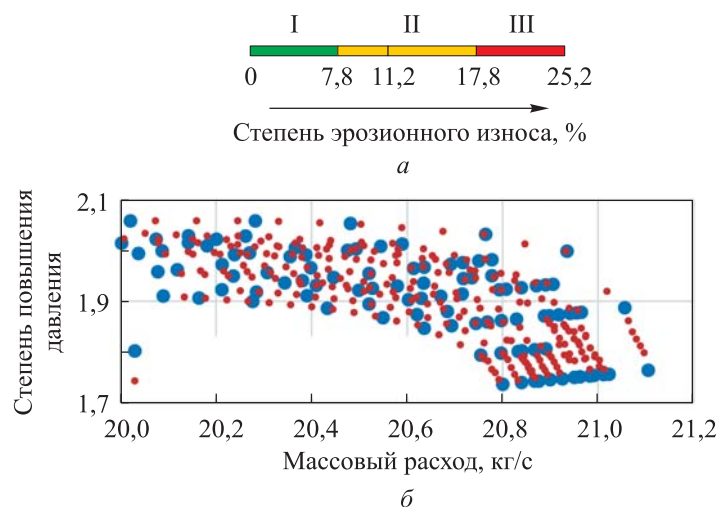


Рис. 2. Повышение точности классификации вследствие уменьшения числа категорий степени эрозионного износа с пяти до трех (а) и добавления искусственных данных, полученных с помощью модели машинного обучения ExtraTreesRegressor (б)

Для определения условно целевой точности исследования рассмотрена постановка задачи, аналогичная базовой, но при искусственном сокращении данных только до номинальной изодромы (см. рис. 1, б). Это значительно упростило задачу за счет анализа только тех режимов работы компрессора, при которых влияние эрозионного износа на параметры работы оказывается максимальным и, соответственно, легко распознаваемым. Это позволило достичь точности оценки глубины эрозии 97 % (оценка по параметрам при номинальной частоте вращения ротора компрессора). В дальнейшем рассматривались различные постановки задачи в соответствии с описанными ранее направлениями. При этом в рамках каждой отдельной задачи проводилась оценка лучшей модели машинного обучения и лучшего набора признаков из числа указанных в [16]. Таким образом, точность текущей постановки определялась по наименьшей погрешности.

Результаты. В рамках анализа выбрано десять постановок задач, позволяющих повысить точность категории степени эрозионного износа относительно базового решения, т. е. более 79 %. На схеме, приведенной на рис. 3, достигнутый уровень точности решения отмечен цифрами, где постановка задачи 1 является базовой, от ее уровня начиналось исследование, а постановка задачи 2 — целевой, ее точности необходимо было достичь в рамках работы. В таком случае постановки задач 3–12 являются результатом исследования. Каждая постановка задачи на схеме соединена линиями с другими, где стрелкой указано направление совершенствования

постановки. Например, задачи 5 и 7 соединены прямой, берущей начало из задачи 5, где стрелка указывает на задачу 7. Это означает, что задача 5 была определенным образом доработана, чтобы получить вариант постановки задачи 7, имеющей большую точность относительно задачи 5. Непосредственно подходы, используемые при доработке постановок задач машинного обучения, отмечены разным цветом. Таким образом, по результатам исследования сформулировано четыре способа повышения точности категорий классификации степени эрозионного износа компрессорных лопаток (см. рис. 3).

1. Уменьшение числа категорий степени эрозионного износа лопаток компрессора с пяти до трех (прямая синего цвета).
2. Добавление искусственных данных в обучение (прямая зеленого цвета).
3. Переход на модели регрессии (прямая оранжевого цвета).
4. Композиция лучших решений по ранее выполненным задачам (прямая красного цвета).

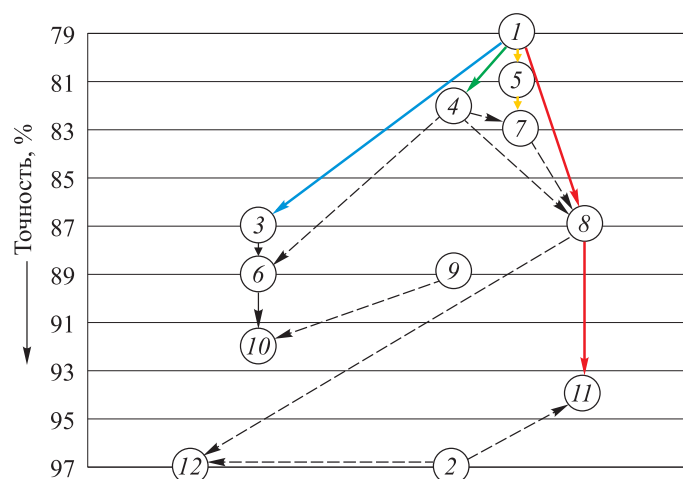


Рис. 3. Схема сравнения точности разных постановок задач

В некоторых постановках задач, ориентируемых на один из описанных способов, дополнительно использовались подходы из соседних веток, позволяющие повысить точность (отмечены штриховыми черными прямыми, см. рис. 3).

При решении всех указанных на схеме задач достигнуты следующие уровни точности.

Уровень 1. Классификация по данным численного моделирования пяти степеней эрозионного износа, базовая постановка [16] с точностью решения 79 %.

Уровень 2. Искусственное сокращение данных задачи 1 до номинальной изодромы и одного характера эрозии с последующим решением задачи классификации по пяти категориям степени эрозионного износа, условно целевая постановка с точностью 97 %.

Уровень 3. Переход с пяти на три категории классификации, исследование по данным задачи 1, достигнутая точность 87 %.

Уровень 4. Генерация дополнительных искусственных данных и их добавление к результатам моделирования, в остальном решение задачи классификации соответствует задаче 1, достигнутая точность 82 %.

Уровень 5. Применение моделей регрессии вместо моделей классификации с последующим округлением результата до ближайшей категории, в остальном решение задачи классификации соответствует постановке задачи 1, достигнутая точность 81 %.

Уровень 6. Переход с пяти на три категории классификации и генерация дополнительных искусственных данных (комбинация задачи 3 и подхода к задаче 4), достигнутая точность 89 %.

Уровень 7. Применение моделей регрессии с последующим округлением результата до ближайшей категории и генерация дополнительных искусственных данных (комбинация задач 4 и 5), достигнутая точность 83 %.

Уровень 8. Создание ансамбля моделей на базе композиции лучших решений задач классификации и регрессии, исследованных с учетом дополнительных искусственных данных (учет постановок задач 4 и 7), достигнутая точность 87 %.

Уровень 9. Генерация искусственных данных и решение задачи классификации аналогично постановке задачи 1, но с использованием доверительного диапазона (право на ошибку между соседними категориями) 20 %, по результатам решения постановки задачи 4, достигнутая точность 89 %.

Уровень 10. Постановка выполнялась аналогично задаче 9, но при уменьшении числа категорий классификации до трех по результатам решения задачи 6, достигнутая точность 92 %;

Уровень 11. Повторение постановки задачи 8, в данных исключены наблюдения при изодроме 70 % номинальной (влияние эрозионного износа слабо проявляется на низкой частоте), достигнутая точность 94 %.

Уровень 12. Создание ансамбля моделей на базе композиции лучших решений задач классификации и регрессии при трех категориях степени эрозионного износа (исследование с учетом подходов к задачам 6 и 8) с сокращением данных при изодроме 70 % номинальной, достигнутая точность 97 %.

Обсуждение полученных результатов. Переход от исходной постановки задачи (задача 1, см. рис. 3) по любой из указанных веток (к задачам 3–5 и 8, а также ниже по схеме) позволяет повысить точность решения задачи. Учет наилучших подходов к предыдущим задачам в следующих постановках задач позволяет дополнительно повысить точность прогнозирования (например, переход от постановки задачи 4 к точкам 6–8, а также от постановок 8 и 9 к задачам 10 и 12). За счет комбинации решений вдоль синей, зеленой, оранжевой и красной прямых удалось повысить точность решения задачи от 79 % до 97; 89; 83 и 94 % соответственно.

В условиях эксплуатации необязательно знать точный уровень эрозии или состояние из множества категорий степени эрозионного износа. Для принятия решения о запуске в работу оборудования достаточно знать одну из трех категорий: исправное состояние (без эрозии или с незначительным эрозионным износом), когда дополнительных действий не требуется; допустимый уровень эрозионного износа (эрозия влияет на эксплуатационные характеристики, но сохраняется надежная и устойчивая работа с приемлемым уровнем эффективности), когда эксплуатация разрешена, но необходимо повысить контроль за состоянием лопаточного аппарата; недопустимый уровень эрозионного износа (предельный износ), когда эксплуатация недопустима. В таком случае описанный в настоящей работе переход с пяти категорий степени эрозионного износа на три, позволяющий повысить точность прогноза, может быть оправдан. Переход к решению задачи классификации с меньшим числом категорий ожидаемо дает более точный результат. Число категорий и конкретный уровень эрозионного износа лопаточного аппарата может определяться индивидуально для каждого компрессора с учетом условий его эксплуатации, если это каким-то образом учтено в инструкции по эксплуатации или ремонту оборудования. В противном случае можно рекомендовать использовать три категории степени эрозионного износа в условиях реальной эксплуатации оборудования.

При решении большинства задач прогнозирования искомого параметра или состояния по дискретным величинам эксплуатационных параметров различного оборудования имеется возможность увеличения числа данных за счет интерполяции, что при недостаточном числе данных для обучения может повысить точность прогноза.

Отдельным направлением является применение моделей регрессии при решении задачи классификации. При таком подходе осуществляется округление полученных значений прогнозируемого параметра, что должен понимать эксплуатирующий персонал при использовании полученных ре-

зультатов прогноза для принятия решения. Возможно, что точность такого подхода потребует проверки в каждом конкретном случае.

В задачах 9 и 10 использовался доверительный диапазон при прогнозировании категории. Например, модель случайного леса позволяет узнать вероятность того, что наблюдение относится к одной из категорий. Наблюдению всегда присваивается категория с наибольшей вероятностью. Встречаются случаи, для которых модель ошибается при выборе категории, но при этом спрогнозированная вероятность попадания в верную категорию всего на несколько процентов меньше. Для учета таких случаев вводится доверительный интервал: вероятность верной категории меньше спрогнозированной не более чем на 20 % за ошибку не считается. Такой подход искусственно повышает точность решения задачи и в некоторых обобщенных случаях может быть применен. В настоящем исследовании он только тестировался и не рассматривается в качестве пригодного для дальнейшего применения.

Сокращение данных для обучения за счет исключения режимов работы с пониженной частотой вращения (например, 70 % номинальной и меньше) может применяться в условиях эксплуатации, поскольку в большинстве случаев оборудование работает на режиме, близком к номинальному. На основании результатов исследования эродированных лопаток установлено, что влияние эрозионного износа на характеристики ступени при низких частотах вращения незначительное, поэтому исключение таких режимов из анализа позволяет повысить точность прогнозирования степени эрозионного износа (подробнее в [8]). В таком случае необходимо реализовать фильтрацию эксплуатационных данных на входе в модель для исключения определенных режимов работы.

При недостаточной точности прогнозирования следующим этапом после применения некоторых моделей машинного обучения является переход на использование ансамблей моделей и нейронной сети. В настоящей работе ансамбль собирался не только из разных моделей или наборов данных, как это обычно принято, но и из различных вариантов постановок, когда использовались комбинации лучших наборов признаков совместно с моделями машинного обучения и искусственными вариантами повышения точности, описанными ранее. Именно такой подход позволил получить наивысшую точность в исследовании. Для решения задачи прогнозирования степени эрозионного износа проточной части описанный подход следует повторять при формировании нового ансамбля моделей для применения осевого компрессора другой модели.

По результатам настоящей работы можно выделить несколько вариантов решения задачи классификации эрозионного износа лопаточного аппарата компрессорной ступени с применением методов машинного обучения, которые, по мнению авторов, могут применяться на практике без существенных ограничений, с потенциалом повышения на 8...18 % точности относительно базового решения.

Заключение. В рамках проведенного исследования предложены варианты повышения точности классификации степени эрозионного износа лопаточного аппарата компрессорной ступени с применением методов машинного обучения. Удалось повысить точность прогнозирования от 79 до 97 %. Среди основных рекомендаций предлагается использовать в эксплуатации три категории степени эрозионного износа, исключить из анализа режимы работы компрессора на частотах вращения ~ 70 % и менее номинальной и искусственно сформировать ансамбль решений из лучших постановок задачи машинного обучения. Результаты могут быть использованы при создании моделей эрозионного износа в составе системы мониторинга технического состояния газотурбинной установки.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Kurz R., Brun K. Degradation of gas turbine performance in natural gas service. *J. Nat. Gas Sc. Eng.*, 2009, vol. 1, no. 3, pp. 95–102.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2009.03.007>
- [2] Кривошеев И.А., Камаева Р.Ф., Струговец С.А. Особенности движения частиц пыли в проточной части и изменения геометрии лопаток компрессоров в процессе эксплуатации газотурбинных установок. *Вестник УГАТУ*, 2011, № 3, с. 18–24.
EDN: PWTNPZ
- [3] De Pratti G.M. Aerodynamical performance decay due to fouling and erosion in axial compressor for GT aeroengines. *E3S Web Conf.*, 2020, vol. 197, art. 11002.
DOI: <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202019711002>
- [4] Tabakoff W., Lakshminarasimha A.N., Pasin M. Simulation of compressor performance deterioration due to erosion. *J. Turbomach.*, 1990, vol. 112, no. 1, pp. 78–83.
DOI: <https://doi.org/10.1115/1.2927424>
- [5] Cumpsty N.A. Compressor aerodynamics. Malabar, Krieger, 2004.
- [6] Гумеров А.В., Акмалетдинов Р.Г. Моделирование эрозионного износа лопатки компрессора. *Вестник СГАУ им. академика С.П. Королёва*, 2011, т. 2, № 3-2, с. 233–239. EDN: OWQPXT
- [7] Двирник Я.В., Павленко Д.В. Оценка предельного состояния лопаток компрессора вертолетных ГТД по частоте собственных колебаний. *Авиационно-космическая техника и технология*, 2016, № 7, с. 79–83.

- [8] Блинов В.Л., Зубков И.С. Оценка влияния эрозионного износа на рабочие характеристики осевого компрессора газотурбинной установки. *Полет*, 2023, № 1-2, с. 51–60. EDN: SAKVBS
- [9] Блинов В.Л., Зубков И.С., Богданец С.В. и др. Исследования эрозионного износа лопаточного аппарата осевых турбокомпрессоров. *Теплоэнергетика*, 2023, № 6, с. 41–55. DOI: <https://doi.org/10.56304/S0040363623060024>
- [10] Cavarzere A., Venturini M. Application of forecasting methodologies to predict gas turbine behavior over time. *J. Eng. Gas Turbines Power*, 2012, vol. 134, no. 1, art. 012401. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.4004184>
- [11] Rajendran R. Gas turbine coatings — an overview. *Eng. Fail. Anal.*, 2012, vol. 26, pp. 355–369. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2012.07.007>
- [12] Liu Y., Ravichandran R., Chen K., et al. Application of machine learning to solid particle erosion of APS-TBC and EB-PVD TBC at elevated temperatures. *Coatings*, 2021, vol. 11, no. 7, art. 845. DOI: <https://doi.org/10.3390/coatings11070845>
- [13] Zahedi P., Parvande S., Asgharpour A., et al. Random forest regression prediction of solid particle erosion in elbows. *Powder Technol.*, 2018, vol. 338, pp. 983–992. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.powtec.2018.07.055>
- [14] Zárate J.E., López M.A.G., Troyo J.A.C. Analysis and detection of erosion in wind turbine blades. *Math. Comput. Appl.*, 2022, vol. 27, no. 1, art. 5. DOI: <https://doi.org/10.3390/mca27010005>
- [15] Cao Q., Chen S., Zheng Y., et al. Classification and prediction of gas turbine gas path degradation based on deep neural networks. *Int. J. Energy Res.*, 2021, vol. 45, no. 7, pp. 10513–10526. DOI: <https://doi.org/10.1002/er.6539>
- [16] Блинов В.Л., Дерябин Г.А., Зубков И.С. Применение машинного обучения для классификации степени эрозионного износа лопаточного аппарата компрессорной ступени. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Машиностроение*, 2023, № 4 (147), с. 88–105. EDN: MDWUNM
- [17] Joshua A., Sugumaran V. A machine learning approach for condition monitoring of wind turbine blade using autoregressive moving average (ARMA) features through vibration signals: a comparative study. *Prog. Ind. Ecol.*, 2018, vol. 12, no. 1-2, pp. 14–34. DOI: <https://doi.org/10.1504/PIE.2018.095867>
- [18] Reid L., Moore R.D. Design and overall performance of four highly loaded, high speed inlet stages for an advanced high-pressure-ratio core compressor. Report NASA-TP-1337. Cleveland, NASA Lewis Research Center, 1978.
- [19] Блинов В.Л., Зубков И.С. Верификация расчетной модели трансзвуковой ступени для решения задач учета влияния эрозионного износа на работу осевого компрессора. *Вестник Самарского университета. Аэрокосмическая техника, технологии и машиностроение*, 2023, т. 22, № 1, с. 51–62. DOI: <https://doi.org/10.18287/2541-7533-2023-22-1-51-62>
- [20] Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., et al. Scikit-learn: machine learning in Python. *J. Mach. Learn. Res.*, 2011, vol. 12, pp. 2825–2830. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1201.0490>

Блинов Виталий Леонидович — канд. техн. наук, доцент кафедры «Турбины и двигатели» УрФУ (Российская Федерация, 620002, г. Екатеринбург, ул. Мира, д. 19).

Дерябин Глеб Алексеевич — аспирант, инженер кафедры «Турбины и двигатели» УрФУ (Российская Федерация, 620002, г. Екатеринбург, ул. Мира, д. 19).

Зубков Илья Сергеевич — аспирант кафедры «Турбины и двигатели» УрФУ (Российская Федерация, 620002, г. Екатеринбург, ул. Мира, д. 19).

Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Блинов В.Л., Дерябин Г.А., Зубков И.С. Исследование направлений повышения точности классификации степени эрозионного износа компрессорных лопаток. *Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Машиностроение*, 2024, № 4 (151), с. 129–142. EDN: YTDSCQ

APPROACHES TO INCREASE THE ACCURACY OF CLASSIFICATION OF THE COMPRESSOR BLADING EROSION DEGREE

V.L. Blinov

G.A. Deryabin

I.S. Zubkov

v.l.blinov@urfu.ru

deryabingleb.were@gmail.com

lamqtada@gmail.com

UrFU, Ekaterinburg, Russian Federation

Abstract

Erosive wear of the axial compressor blading reduces efficiency of the gas turbine units and could lead to their decommissioning. One of the methods in assessing and predicting the erosive wear under the gas turbine operation conditions is introduction of the machine learning models. The use of compressor operation parameters as the indicators makes it possible to determine the probable blading defect degree. For example, it was previously established that accuracy in classifying the axial compressor blading erosion degree by the machine learning methods and using initial results of the numerical experiments with the NASA Stage 37 transonic model stage reached 80 %. In continuing this stage research, the paper provides approaches to improve accuracy in solving the problem of classifying the erosive wear degree of the compressor blading. The paper identifies four approaches to improve the erosion prediction accuracy using the machine learning methods. They include reducing classification categories by expanding the wear degree values range for each category, adding artificial data in lear-

Keywords

Axial compressor, erosive wear, classification, machine learning, artificial data, accuracy improvement

ning by interpolating results of the numerical experiments, solving the erosion classification problem by the regression methods, and creating an ensemble of the best models. Combination of the proposed methods results in increasing accuracy in the blading wear prediction up to 87–97 %

Received 25.01.2024

Accepted 10.04.2024

© Author(s), 2024

The work was supported by the RSF (project no. 22-79-00169)

REFERENCES

- [1] Kurz R., Brun K. Degradation of gas turbine performance in natural gas service. *J. Nat. Gas Sc. Eng.*, 2009, vol. 1, no. 3, pp. 95–102. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2009.03.007>
- [2] Krivosheev I.A., Kamaeva R.F., Strugovets S.A. Features traffic dust particles in the flowing part and changes in geometry compressor blades in the operation of gas turbines. *Vestnik UGATU*, 2011, no. 3, pp. 18–24 (in Russ.). EDN: PWTNPZ
- [3] De Pratti G.M. Aerodynamical performance decay due to fouling and erosion in axial compressor for GT aeroengines. *E3S Web Conf.*, 2020, vol. 197, art. 11002. DOI: <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202019711002>
- [4] Tabakoff W., Lakshminarasimha A.N., Pasin M. Simulation of compressor performance deterioration due to erosion. *J. Turbomach.*, 1990, vol. 112, no. 1, pp. 78–83. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.2927424>
- [5] Cumpsty N.A. Compressor aerodynamics. Malabar, Krieger, 2004.
- [6] Gumerov A.V., Akmaletdinov R.G. Compressor blade erosion modeling. *Vestnik SGAU im. akademika S.P. Koroleva* [Vestnik of Samara State Aerospace University named after academician S.P. Korolev], 2011, vol. 2, no. 3-2, pp. 233–239 (in Russ.). EDN: OWQPXT
- [7] Dvirnik Ya.V., Pavlenko D.V. Evaluation of compressor blades limit state of helicopter gas turbine engines depended on natural vibration frequencies. *Aviatsionno-kosmicheskaya tekhnika i tekhnologiya* [Aerospace Technic and Technology], 2016, no. 7, pp. 79–83 (in Russ.).
- [8] Blinov V.L., Zubkov I.S. Assessment of the erosion wear influence on the operational parameters of the gas turbine unit's axial compressor with CFD. *Polet* [Flight], 2023, no. 1-2, pp. 51–60 (in Russ.). EDN: CAKVB5
- [9] Blinov V.L., Zubkov I.S., Bogdanets S.V., et al. Studies of erosive wear of the blading in axial compressors of gas turbines. *Teploenergetika*, 2023, no. 6, pp. 41–55 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.56304/S0040363623060024>
- [10] Cavarzere A., Venturini M. Application of forecasting methodologies to predict gas turbine behavior over time. *J. Eng. Gas Turbines Power*, 2012, vol. 134, no. 1, art. 012401. DOI: <https://doi.org/10.1115/1.4004184>
- [11] Rajendran R. Gas turbine coatings — an overview. *Eng. Fail. Anal.*, 2012, vol. 26, pp. 355–369. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2012.07.007>
- [12] Liu Y., Ravichandran R., Chen K., et al. Application of machine learning to solid particle erosion of APS-TBC and EB-PVD TBC at elevated temperatures. *Coatings*, 2021, vol. 11, no. 7, art. 845. DOI: <https://doi.org/10.3390/coatings11070845>

- [13] Zahedi P., Parvande S., Asgharpour A., et al. Random forest regression prediction of solid particle erosion in elbows. *Powder Technol.*, 2018, vol. 338, pp. 983–992. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.powtec.2018.07.055>
- [14] Zárate J.E., López M.A.G., Troyo J.A.C. Analysis and detection of erosion in wind turbine blades. *Math. Comput. Appl.*, 2022, vol. 27, no. 1, art. 5. DOI: <https://doi.org/10.3390/mca27010005>
- [15] Cao Q., Chen S., Zheng Y., et al. Classification and prediction of gas turbine gas path degradation based on deep neural networks. *Int. J. Energy Res.*, 2021, vol. 45, no. 7, pp. 10513–10526. DOI: <https://doi.org/10.1002/er.6539>
- [16] Blinov V.L., Deryabin G.A., Zubkov I.S. Machine learning introduction to classify the erosive wear degree of the compressor stage blades. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Mechanical Engineering*, 2023, no. 4 (147), pp. 88–105 (in Russ.). EDN: MDWUNM
- [17] Joshuva A., Sugumaran V. A machine learning approach for condition monitoring of wind turbine blade using autoregressive moving average (ARMA) features through vibration signals: a comparative study. *Prog. Ind. Ecol.*, 2018, vol. 12, no. 1-2, pp. 14–34. DOI: <https://doi.org/10.1504/PIE.2018.095867>
- [18] Reid L., Moore R.D. Design and overall performance of four highly loaded, high speed inlet stages for an advanced high-pressure-ratio core compressor. Report NASA-TP-1337. Cleveland, NASA Lewis Research Center, 1978.
- [19] Blinov V.L., Zubkov I.S. Verification of a transonic stage CFD model for assessing the erosion wear influence on the operation of the axial compressor. *Vestnik Samarskogo universiteta. Aerokosmicheskaya tekhnika, tekhnologii i mashinostroenie* [Vestnik of Samara University. Aerospace and Mechanical Engineering], 2023, vol. 22, no. 1, pp. 51–62 (in Russ.). DOI: <https://doi.org/10.18287/2541-7533-2023-22-1-51-62>
- [20] Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., et al. Scikit-learn: machine learning in Python. *J. Mach. Learn. Res.*, 2011, vol. 12, pp. 2825–2830. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1201.0490>

Blinov V.L. — Cand. Sc. (Eng.), Assoc. Professor, Department of Turbines and Engines, UrFU (Mira ul. 19, Ekaterinburg, 620002 Russian Federation).

Deryabin G.A. — Post-Graduate Student, Engineer, Department of Turbines and Engines, UrFU (Mira ul. 19, Ekaterinburg, 620002 Russian Federation).

Zubkov I.S. — Post-Graduate Student, Department of Turbines and Engines, UrFU (Mira ul. 19, Ekaterinburg, 620002 Russian Federation).

Please cite this article in English as:

Blinov V.L., Deryabin G.A., Zubkov I.S. Approaches to increase the accuracy of classification of the compressor blading erosion degree. *Herald of the Bauman Moscow State Technical University, Series Mechanical Engineering*, 2024, no. 4 (151), pp. 129–142 (in Russ.). EDN: YTDSCQ