

РАСПОЗНОВАНИЕ ДЕФЕКТОВ ЛОПАТОЧНОГО АППАРАТА ТУРБОМАШИН ПРИ ПОМОЩИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Блинов В.Л., Жуков И.С.

Уральский федеральный университет
имени первого Президента России Б.Н. Ельцина, г. Екатеринбург

Аннотация

Правильная, исправная и качественная работа турбомашин напрямую зависит от состояния ее проточной части. Одной из причин снижения эффективности и надежности работы турбоагрегата выступает изнашивание лопаточного аппарата в связи с образованием различных дефектов на кромках и поверхности пера лопаток. В настоящем исследовании разрабатывается подход к автоматизации процесса дефектовки изделий с применением современных технологий компьютерного зрения (computer vision). В работе подготовлен программный код на языке программирования Python, создана база изображений дефектов лопаток, проведено обучение и тестирование модели YOLOv8. Достигнутая точность определения типа дефекта в проведенном исследовании превысила 80%.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети, YOLOv8, модель, дефект, обнаружение, лопаточный аппарат, осевой компрессор, газотурбинный двигатель.

RECOGNITION OF DEFECTS IN THE BLADE APPARATUS OF TURBOMACHINES USING A NEURAL NETWORK

Blinov Vitaly, Ivan Zhukov

Ural Federal University named after the first President of Russia B. N. Yeltsin, Ekaterinburg

Abstract

Correct, serviceable and high-quality operation of a turbomachine directly depends on the condition of its flow path. One of the reasons for the decrease in the efficiency and reliability of the turbine unit is the wear of the blade apparatus due to the formation of various defects on the edges and surface of the blade airfoil. This study develops an approach to automating the defect detection process of products using modern computer vision technologies. In this work, a program code was prepared in the Python programming language, a database of images of blade defects was created, and the YOLOv8 model was trained and tested. The achieved accuracy in determining the type of defect in the study exceeded 80%.

Keywords: convolutional neural networks, YOLOv8, model, defect, detection, blade apparatus, axial compressor, gas turbine engine.

Введение (Introduction)

Из-за попадания в проточную часть турбомашин посторонних частиц, мелкодисперсной пыли и других сред происходит деградация «механического» и, в частности, газодинамического состояния лопаточного аппарата (ЛА). Согласно [1], в эксплуатации авиационных газотурбинных двигателей (ГТД), 60% всех отказов приходится на ЛА. Наибольшее влияние агрессивной среды испытывают лопатки осевых компрессоров (ОК), что подразумевает более тщательный осмотр и анализ их состояния. В процессе



дефектоскопии специалист подвержен различным факторам, способным снизить эффективность и качество оценки состояния лопатки [2], что может привести к экономическим потерям [3].

Согласно статистике, анализ базы данных ScienceDirect [4], на которой собрано свыше 19 млн. научных публикаций, исследований и статей, показывает, что количество статей в области машиностроения с упоминанием термина «Computer vision» на 2023 год составляет 78452. Это говорит о том, что машинное зрение или машинное обучение находят применение в различных задачах промышленности. Например, авторами работы [5] была создана сеть, позволяющая с точностью 83% идентифицировать дефект лопатки ГТД, определить его размеры и положение.

Актуальность применения подобных решений применительно к турбомашинам заключается в возможности автоматизации процесса дефектоскопии, цифровизацией производства, а также развития методов предиктивной аналитики [6]. Данная работа направлена на разработку и создание методов классификации дефектов лопаточного аппарата турбомашин при помощи сверточных нейронных сетей в режиме реального времени, как на видео, так и на изображениях реальных лопаток компрессоров и турбин после эксплуатации.

Материалы и методы (Materials and Methods)

Для решения задачи распознавания дефектов лопаточного аппарата используется сверточная нейронная сеть. Один из основных этапов при обучении моделей нейронной сети – сбор или создание базы данных (dataset), поскольку для достижения высокой точности результатов работы глубокие нейронные сети необходимо осуществлять обучать на огромном количестве тренировочных изображений. Для создания изображений необходим набор различных компрессорных и турбинных лопаток с дефектами. В рамках настоящего исследования создана база данных нескольких сотен изображений и разделена на обучающую, тестовую выборку и валидационную выборки. Обучающая выборка представлена тремя дефектами: надрез (nick), вмятина (dent) и обрыв пера (break_of_blade).

Разметка и аугментация изображений производится при помощи доступных библиотек и сервисов (LabelImg, Roboflow). Производится нанесение рамки вокруг дефекта и присваивается соответствующий тип (надрез, вмятина, обрыв пера).

В качестве обучаемой модели используется семейство сверточных нейронных сетей (НС) YOLO восьмой серии (YOLOv8). Разработка кода модели производится при помощи языка программирования Python (рис. 1) и подключаемых библиотек, таких как Keras, Tensorflow, OpenCV, Matplotlib и др.

Глубокое обучение проводится на облачном сервисе GoogleColab в связи большим потенциалом вычислительной техники и аппаратных ускорителей, способствующих многократному ускорению процесса обучения.

Подгрузка базы данных осуществляется с помощью сервиса Roboflow, обучение проводится в 50 эпох, что способствует более быстрому нахождению СНС закономерностей и увеличивает уверенность модели в идентификации дефекта на изображении (рис. 2, 3, 4).

```
%cd {HOME}
!yolo task=detect mode=train model=yolov8n.pt data={dataset.location}/data.yaml epochs=50 imgsz=800 plots=True
```

Рис. 1. Фрагмент программного кода для вызова и запуска обучения модели



```

!mkdir {HOME}/datasets
%cd {HOME}/datasets

!pip install roboflow --quiet

!pip install roboflow

from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="")
project = rf.workspace("machlearning").project("blade-defects-rbaqt")
dataset = project.version(1).download("yolov8")

```

Рис.2. Фрагмент программного кода для импорта и распаковки датасета

```

Validating runs/detect/train4/weights/best.pt...
Ultralytics YOLOv8.0.20 Python-3.10.12 torch-2.0.1+cu118 CUDA:0 (Tesla T4, 15102MiB)
Model summary (fused): 168 layers, 3006623 parameters, 0 gradients, 8.1 GFLOPs

```

Class	Images	Instances	Box(P)	R	mAP50	mAP50-95)
all	117	191	0.851	0.721	0.83	0.392
nadrez	117	17	0.807	0.882	0.896	0.401
obriv	117	48	0.927	0.799	0.883	0.509
skol	117	41	0.839	0.636	0.722	0.288
vmyatina	117	54	0.817	0.741	0.793	0.373
zaboina	117	31	0.865	0.548	0.855	0.39

```

Speed: 5.6ms pre-process, 4.0ms inference, 0.0ms loss, 4.0ms post-process per image
Results saved to runs/detect/train4

```

Рис. 3. Процесс обучения модели

В процессе обнаружения объектов на изображении видео разбивается на кадры, результатом работы НС является порог обнаружения определенного класса на изображении. Основная метрика качества для оценки качества модели – средняя точность модели (mAP_{0,5}), с ее помощью сравнивается ограничивающая рамка, предсказанная моделью, с рамкой, в которой находится дефект. Данная метрика используется для оценки точности работы моделей компьютерного зрения.

```

%cd {HOME}
Image(filename=f'{HOME}/runs/detect/train/results.png', width=800)

```

/content

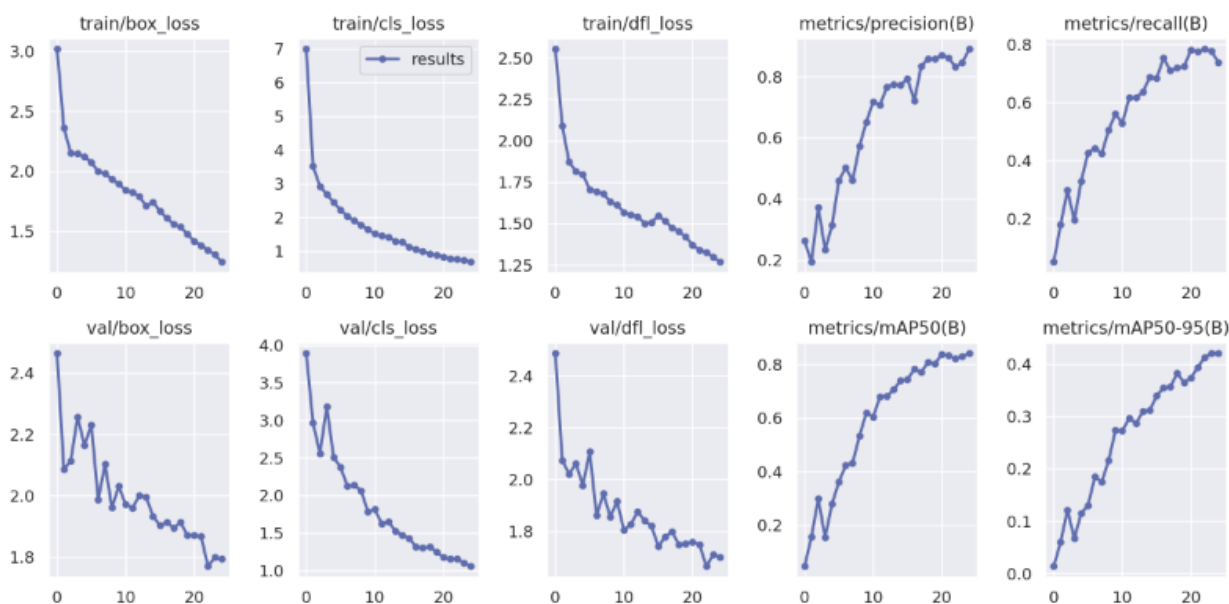


Рис. 4. Графическое представление процесса обучения



Результаты (Results)

Результатом работы НС является ограничивающая рамка вокруг дефекта и указания параметра mAP (уверенность НС) рядом с ней (рис. 5). В настоящем исследовании показатель средней точности превысил 80%.



Рис. 5. Вывод данных из валидационной выборки для модели YOLOv8x

Отклик НС YOLOv8x лежит в диапазоне до 2 секунд и зависит от вычислительной мощности компьютера, чем требовательнее модель, тем больше времени необходимо для обработки изображения или видеофайла.

Выводы (Conclusion)

Применение нейронных сетей является действенным инструментом, способным ускорить процесс дефектации лопаточного аппарата турбомашин. Уверенность НС напрямую зависит от количества эпох обучения, а также от технических характеристик вычислительной машины. Для повышения уверенности НС необходимо увеличивать объём базы данных, путём добавления нестандартных изображений (наличие нескольких дефектов, посторонние предметы на заднем плане, фоны, шумы и т.д.), что позволит НС видеть и определять гораздо больше закономерностей в обнаружении дефектов.

Библиографический список

1. Коваль С. И. Методы диагностики технического состояния газотурбинных двигателей в процессе эксплуатации и технического обслуживания // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. – 2019. – Т. 8, № 2(46). – С. 53-58. EDN [CKPNZH](#)
2. See J.E. Visual inspection: a review of the literature [Электронный ресурс] Albuquerque (USA): Sandia National Laboratories, 2012. – 77 p. URL: <https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc835891/> (Дата обращения: 22.11.2023).



October 1, 2012

3. Aust J., Pons D. Bowtie Methodology for Risk Analysis of Visual Borescope Inspection during Aircraft Engine Maintenance // *Aerospace*. – 2019. Vol. 6(10). – P. 110. DOI: [10.3390/aerospace6100110](https://doi.org/10.3390/aerospace6100110).
4. Exploring impact and features of machine vision for progressive industry 4.0 culture / M. Javaid, A. Haleem, R.P. Singh et al. // *Sensors International*. – 2022. – Vol. 3(5). – P. 100132. DOI: [10.1016/j.sintl.2021.100132](https://doi.org/10.1016/j.sintl.2021.100132).
5. Neuhauser F.M., Bachmann G., Hora P. Surface defect classification and detection on extruded aluminum profiles using convolutional neural networks // *International Journal of Material Forming*. – 2020. – Vol. 13. – P. 591-603. [Электронный ресурс]. DOI: [10.1007/s12289-019-01496-1](https://doi.org/10.1007/s12289-019-01496-1).
6. Цифровой подход к обнаружению дефектов лопаточного аппарата и оценке их влияния на характеристики турбомашин / В.Л. Блинов, О.В. Беляев, В.И. Брезгин, О.В. Комаров // *Турбины и Дизели*. – 2023. – № 3. – С. 38-44. EDN: [NSZKFZ](https://www.edn.ru/NSZKFZ)

Bibliography

1. Koval, S. I. (2019). Metody` diagnostiki texnicheskogo sostoyaniya gazoturbiny`x dvigatelej v processe e`kspluatatsii i texnicheskogo obsluzhivaniya [Methods for diagnosing the technical condition of gas turbine engines during operation and maintenance]. *XXI vek: itogi proshlogo i problema` nastoyashhego plyus*, 2(46), 53-58. [In Russian]
2. See, J. E. (October 1, 2012). *Visual inspection: a review of the literature*. Sandia National Laboratories. <https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc835891/>.
3. Aust, J., & Pons, D. (2019). Bowtie Methodology for Risk Analysis of Visual Borescope Inspection during Aircraft Engine Maintenance. *Aerospace*, 6(10), 110. <https://doi.org/10.3390/aerospace6100110>
4. Javaid, M., Haleem, A., Pratap, R. Singh, Rab, S., & Suman R. (2022). Exploring impact and features of machine vision for progressive industry 4.0 culture. *Sensors International*, 3(5), 100132. <http://dx.doi.org/10.1016/j.sintl.2021.100132>
5. Neuhauser, F. M., Bachmann, G., & Hora, P. (2019). Surface defect classification and detection on extruded aluminum profiles using convolutional neural networks. *International Journal of Material Forming*, 13, 591-603. <https://doi.org/10.1007/S12289-019-01496-1>
6. Blinov, V. L., Belyaev, O. V., Brezgin, V. I., & Komarov, O. V. (2023). Cifrovoy podxod k obnaruzheniyu defektov lopatochnogo apparata i ocenke ix vliyaniya na xarakteristiki turbomashin [Digital approach to detecting blade defects and assessing their impact on the characteristics of turbomachines]. *Turbiny` i Dizeli*, 3, 38-44. [In Russian]

Сведения об авторах

Блинов Виталий Леонидович, канд. техн. наук, доцент кафедры «Турбины и двигатели», Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина, v.l.blinov@urfu.ru. SPIN-код: [9294-0378](https://www.edn.ru/9294-0378)

Жуков Иван, аспирант, инженер кафедры «Турбины и двигатели», Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина.

Authors about

Vitalii Blinov, Cand. of Tech. Sciences, Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin, "Turbines and Engines" department, v.l.blinov@urfu.ru.

Ivan Zhukov, engineer, Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin, "Turbines and Engines" department.

