

Geometrical Identification of Defect in Parts Using Imaging and Photogrammetry Using Intelligent Methods

Mohammad Esfandyari, Ahmad Reza Khoogar * , Reza Shoja Razavi, Masoud Barekat

Faculty of Materials and Manufacturing Technologies, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran.

ABSTRACT: This paper presents a damage identification method for components using intelligent techniques and tools. In this method, the damaged area on the point cloud of the affected component is first determined using photogrammetry, followed by clustering. The damage volume is calculated by fitting a plane to the damage boundary, enclosing the volume between the internal damaged surface and the fitted plane. The point cloud clustering is performed using the K-means method, while plane fitting and point cloud alignment are achieved using features from the segmented image of the component, including the damage center and the upper edge line of the model. Image segmentation is carried out using Mask R-CNN to isolate different objects. After completing the above steps, the toolpath for deposition is generated within the resulting volume and fed into a simulated robotic arm mechanism to guide the laser deposition system. This method is particularly useful for small-scale damage, especially in cases where an undamaged reference sample of the component is unavailable.

Review History:

Received: Mar. 11, 2025
Revised: Jul. 15, 2025
Accepted: Aug. 02, 2025
Available Online: Aug. 05, 2025

Keywords:

Laser Direct Deposition
Identifying the Geometry of Damaged Parts
4dDOF Robot
Geometry of Damages
Photogrammetry

1- Introduction

Automatic control of the direct metal laser deposition process is necessary and essential due to the importance and application of this process in the manufacturing and repair of valuable parts, as well as its specific characteristics aimed at improving part quality and optimizing production.

Accordingly, the use of imaging data has been introduced as a solution for monitoring and controlling the direct metal laser deposition process [3]. Pan et al. proposed a real-time visual reconstruction method for profiling wire arc additive manufacturing beads, which provides effective in-situ monitoring with high geometric accuracy (an intersection-over-union ratio of 0.911 and a symmetric surface mean distance of 0.355 mm) [5]. Colosimo et al. developed an in-situ inspection method for lattice structures in the Laser Powder Bed Fusion (L-PBF) process, which enables identification of geometric deviations during manufacturing by weighted modeling of layer profiles based on imaging data [6]. Mishra et al. presented a novel and reproducible approach for extracting the true 3D geometry of additive manufacturing products from G-CODE files. This geometry is suitable for finite element analysis and has been validated using simple samples and qualitative analysis [7].

2- Methodology

In this study, for damage detection from other classes, which include designed holes and the background, the Segment Anything Model (SAM) was used for segmentation, as shown in Figure 1.

To obtain the coordinates of the surface of the damaged part, the part underwent 3D scanning. The 3D scanning results, processed using Meshroom software, are shown in Figure 2. To identify the damaged area on the resulting spatial points, the k-means clustering algorithm was applied.

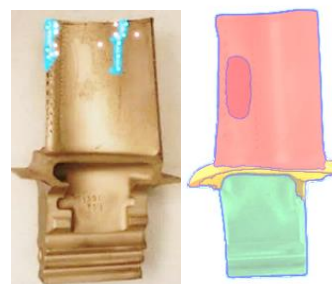


Fig. 1. Segmentation of different components in the image using the Segment Anything Model (SAM).

*Corresponding author's email: khoogar@mut.ac.ir

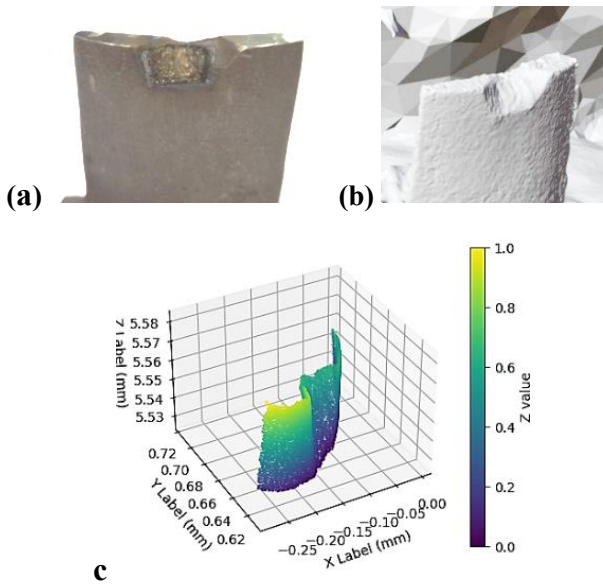


Fig. 2. Image transformation steps. a) Image of the part, b) Point cloud generated in Blender, c) Points obtained in the Python environment.

Since there was no healthy (undamaged) part available in this specific case, a five-step process was designed to estimate the volume of the damaged region. Generally, this process includes fitting a plane to the 3D points corresponding to the edges of the damage (which were identified by applying a segmentation algorithm on the part's image) and measuring the distance from the damaged wall to the fitted plane. The enclosed volume between them can then be calculated and integrated. These steps are illustrated in Figure 3.

After completing the designed steps, the volume of the damaged region was represented as voxels in Figure 4. The additive manufacturing toolpath generation algorithm then designed and defined the laser direct deposition tool head path to cover the damaged volume, as shown in Figure 4b.

3- Results and Discussion

The photogrammetry method was examined on two other samples, including a transparent part and a steel part. As shown in Figure 5, the resulting models were completely different from the actual samples and exhibited concave surfaces in various regions.

In parts with curvature larger than the damage, the problem of failing to detect the damaged section in the Segment Anything Model (SAM) may occur, as illustrated in Figure 6.

Finally, a PID controller with proportional, derivative, and integral gains was applied to the robot model's joints with final angles of $\pi/4$, $\pi/6$, and $\pi/8$, and its motion along the generated path was performed, as shown in Figure 7.

In Figure 8, all three arm joints converge to their target positions using the PID controller, and the responses exhibit smooth and controlled behavior, indicating proper tuning of the PID gains (with sufficient damping).

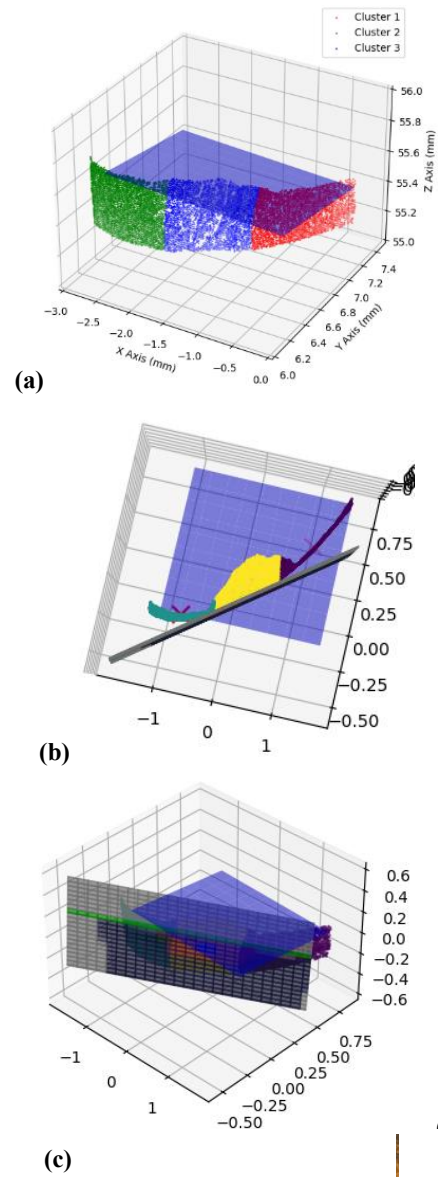
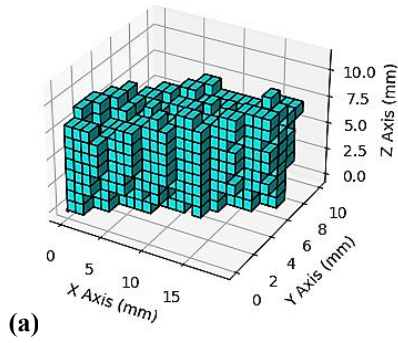


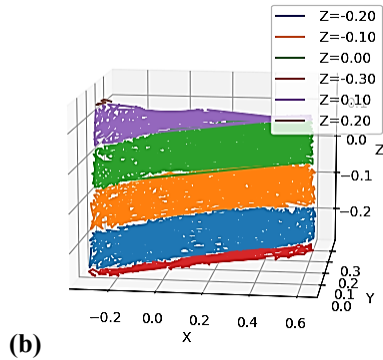
Fig. 3. Image alignment with 3D points. a) Plane fitted using the top 10% height of the point cloud to create a constraint for the image plane, b) Alignment of the damage boundary points with the image plane and creation of the enclosed volume between the 3D points and the plane, c) Co-alignment and orientation of the image plane with the 3D points by matching the edge line in the image with the plane.

4- Conclusions

In this study, photogrammetry was utilized to capture the geometry of the damaged region. Subsequently, the damaged image was segmented using the Segment Anything Model (SAM). This enabled the extraction of the three-dimensional damage volume through spatial integration between the point cloud and the segmented image surface, followed by the generation of the additive manufacturing toolpath. The robotic arm control was then implemented via closed-loop



(a)



(b)

Fig. 4. a) Final volume represented as voxels, b) Tool-path generation

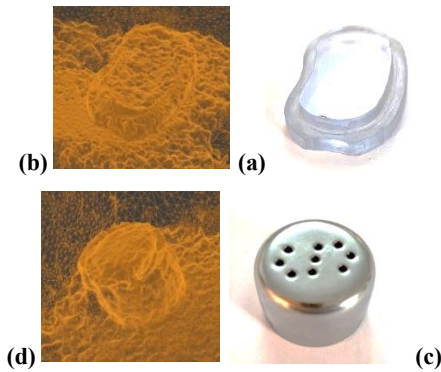


Fig. 5. Photogrammetry of transparent and steel parts. a) Transparent part, b) Mesh model of the transparent part, c) Steel part, d) Mesh model of the steel part.

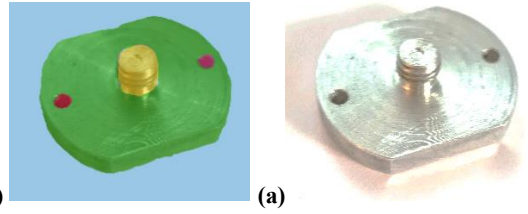


Fig. 6. Results of the Segment Anything Model (SAM) for a part with curvature smaller than the damage. a) Part with curvature, b) Result of the Segment Anything Model (SAM).

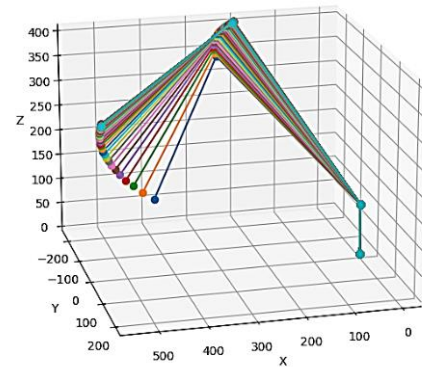


Fig. 7. Final actuator position of the robot model at the target location.

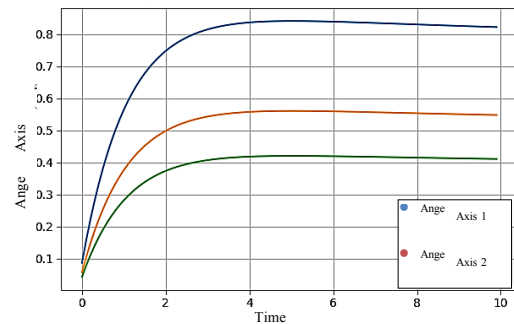


Fig. 8. Final actuator position of the robot model at the target location.

PID control, which initially achieved a settling time of approximately eight seconds and, after parameter tuning, was reduced to less than two seconds.

This research builds upon prior work by Colosimo et al. by integrating photogrammetry with advanced deep learning segmentation models. Compared to Mishra et al., this study offers precise 3D geometric reconstruction of damaged areas using AI-driven image correspondence techniques.

References

- [1] D.-G. Ahn, Directed energy deposition (DED) process: state of the art, *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 8(2) (2021) 703–742.
- [2] G. Piscopo, L. Iuliano, Current research and industrial application of laser powder directed energy deposition, *The International Journal of Advanced Manufacturing*

- Technology, 119(11) (2022) 6893–6917.
- [3] C. Silbernagel, A. Aremu, I. Ashcroft, Using machine learning to aid in the parameter optimisation process for metal-based additive manufacturing, *Rapid Prototyping Journal*, 26(4) (2020) 625–637.
- [4] J. Pan, L. Luo, T. Lu, E. Qian, C. Liu, Y. Guo, Q. Wu, In-Situ visual reconstruction of strut profiles in pulsed wire arc additive manufacturing of lattice structures, *Virtual and Physical Prototyping*, 19(1) (2024) e2425822.
- [5] B.M. Colosimo, F. Garghetti, M. Grasso, L. Pagani, On-line inspection of lattice structures and metamaterials via in-situ imaging in additive manufacturing, *Additive Manufacturing*, 95 (2024) 104538.
- [6] A.K. Mishra, S.Y. Goh, B. Ganapathysubramanian, A. Krishnamurthy, Real time 3D reconstruction for enhanced cybersecurity of additive manufacturing processes, *Journal of Manufacturing Processes*, 145 (2025) 274–285.



شناسایی هندسه آسیب در قطعات با کمک تصویربرداری و فتوگرامتری با استفاده از روش‌های هوشمند

محمد اسفندیاری، احمد رضا خوگر*^{id}، سید رضا شجاع رضوی، سید مسعود برکت

مجمع مواد و فناوری‌های ساخت، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران.

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۲۱

بازنگری: ۱۴۰۴/۰۴/۲۴

پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۱۱

ارائه آنلاین: ۱۴۰۴/۰۵/۱۴

کلمات کلیدی:

رسوب نشانی مستقیم لیزری

شناسایی آسیب قطعات

ربات ۴ درجه آزادی

هندسه‌ی آسیب

فتوگرامتری

خلاصه: مشخص شدن هندسه و حجم دقیق آسیب در قطعات تحت بازسازی و تعمیر با فرایند رسوب نشانی مستقیم لیزری نقش مهمی در بهبود کیفیت تعمیر قطعه با این روش دارد. در این مقاله یک روش شناسایی آسیب قطعات با استفاده از روش‌ها و ابزارهای هوشمند ارائه شده است. در این روش ابتدا با استفاده از فتوگرامتری و سپس با خوشه‌بندی، محدوده‌ی آسیب روی ابر نقاط قطعه‌ی آسیب‌دیده تعیین می‌شود. مقدار حجم آسیب با انطباق یک صفحه بر روی مرز آسیب با سطح که حجم بین سطح داخلی آسیب و صفحه منطبق بر آن را محصور می‌کند محاسبه شده است. خوشه‌بندی ابر نقاط با روش کا میانگین انجام شده و انطباق صفحه و ابر نقاط با استفاده از ویژگی‌های تصویر بخش‌بندی شده‌ی قطعه، شامل مرکز آسیب و خط لیه‌ی بالایی مدل انجام شد. بخش‌بندی تصویر با روش ماسک از سی‌ان‌ان و جداسازی هر نوع اشیاء انجام شده است. پس از طی مراحل فوق، مسیر ابزار رسوب نشانی در حجم حاصل شده ایجاد و به مکانیسم شبیه‌سازی شده برای بازوی ربات به‌منظور حرکت سامانه رسوب نشانی لیزری داده شده است. از این روش برای آسیب‌های کوچک به‌خصوص در مواردی که از قطعه، نمونه‌ی سالمی وجود ندارد می‌توان استفاده نمود.

۱- مقدمه

مطابق با موارد فوق استفاده از داده‌های تصویری به عنوان یک راه‌حل

برای نظارت و کنترل فرایند رسوب نشانی مستقیم لیزری معرفی شده است. اکثر برنامه‌های نظارتی به دنبال شناسایی نقص‌هایی هستند که در طول فرایند تشکیل لایه ممکن است ایجاد شوند، به عبارت دیگر حصول اطمینان از این‌که فرایند همان‌طور که انتظار می‌رفت بدون هیچ‌گونه نقصی اجرا شده و قطعه تولیدشده را می‌توان با اطمینان مورد استفاده قرار داد [۳].

داده‌های حسگر دوربین‌های دیجیتال به صورت یک آرایه بسیار بزرگ از پیکسل‌ها پس از پردازش سیگنال برای استخراج یک تصویر، علاوه بر سیگنال الکتریکی که به دما مربوط می‌شود، استفاده می‌شود. بسته به طول موج نوری قابل تشخیص، دوربین‌های دیجیتال به دوربین‌های معمولی (نور مرئی) یا دوربین‌های حرارتی (نور مادون قرمز) تقسیم می‌شوند [۴، ۵].

بسیاری از دوربین‌های تجاری نرم‌افزار سفارشی خود برای پردازش تصویر را همراه دارند؛ با این حال، بسیاری از کارهای موجود بررسی شده به توسعه الگوریتم‌ها و نرم‌افزارهای مناسب برای برآوردن نیازهای خاص خود متکی بودند. امامیان و همکاران در مقاله‌ای، خنک‌سازی زمان واقعی آلیاژ

کنترل خودکار فرایند رسوب نشانی مستقیم لیزری فلزی به دلیل اهمیت و کاربرد این فرایند در ساخت و تعمیر قطعات پرارزش و دارای ویژگی‌های خاص به‌منظور بهبود کیفیت قطعات و بهینه‌سازی تولید لازم و ضروری است. کنترل این فرایند دارای چالش‌های متعددی مانند هندسه نامشخص بخش نیازمند تعمیر در قطعه، چالش در استفاده از حسگرهای تماسی و ایجاد خطا در حسگرهای نوری به دلیل پاشش پودر فلز و همچنین سرعت بالای فرایند به دلیل استفاده از لیزر است [۱، ۲].

از طرفی دیگر فرایندهای ساخت افزایشی معمولاً فاقد کنترل حلقه بسته هستند و با برنامه‌ریزی اپراتور به‌صورت کنترل حلقه باز انجام می‌شوند. نتایج حاصل از انجام این فرایند بدون کنترل حلقه بسته، معمولاً با خطاها و نقص‌هایی همراه است که بر اثر کنترل ناکارآمد و تغییر مشخصات در طی انجام فرایند رخ می‌دهد.

1. Open loop control

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: khoogar@mut.ac.ir



تیتانیوم فولاد ساخته شده با روش رسوب نشانی مستقیم فلزی^۱ را توسط یک دوربین حرارتی بررسی کرده و مقادیر زمان واقعی نرخ سرمایش که ناشی از سرعت پوشش انتخابی است را به دست آوردند. این تحقیق نشان داد که مورفولوژی کاربید^۲ پوشش شده به شدت تحت تأثیر نرخ خنک کنندگی و پیش گرم است [۶]. سامونز و همکارانش در تحقیقی یک کنترل کننده لایه به لایه برای فرایند ال ام دی^۳ طراحی کرده و در یک سامانه‌ی آماده قرار دادند. جبران ساز لایه به لایه، عملکرد ردیابی بر روی رسوبات نشانده شده را با کنترل حلقه باز بهبود داده و باعث کاهش خطای ردیابی تا ۲۸ درصد می شود [۷]. ویرت و همکاران به منظور داشتن یک درک عمیق تر از دینامیک حوضچه مذاب، از یک دوربین سرعت بالا برای مشاهده دینامیک های حوضچه مذاب در طی فرایند روکش کاری فلزی با سرعت فریم ۶۷ هزار فریم در ثانیه که امکان ردیابی خودکار به ذرات شناور را فراهم می کند استفاده نمودند [۸]. توشی و همکاران برای کنترل همپوشانی چندمسیره از یک دوربین (از نوع سی سی دی^۴) در سخت افزار رسوب نشانی مستقیم لیزری به منظور اندازه گیری ارتفاع رسوب استفاده نمود. پاسخ پله ارتفاع برای کنترل گر پی ای^۵ با عملکرد کنترلی پایدار و همگرا مورد آزمایش قرار گرفت. نتایج، افزایش سختی از عریض ترین ناحیه تا باریک ترین قسمت را نشان داده و اندازه دانه ها کاهش یافت [۹]. وی هی و همکاران در مقاله ای، کارهای انجام شده بر روی نظارت و بررسی در محل را در طول فرایند رسوب مستقیم فلز با استفاده از ساخت افزایشی فلزی بررسی نمودند. در این تحقیق، تأکید بر روش های نوری از جمله دما و اندازه گیری هندسه^۶ یا شکل حوضچه مذاب که به ترتیب با استفاده از پیرومتر و دوربین (از نوع سی موس^۷) سرعت بالا انجام می شود است [۱۰]. دانیل اسنبارت و همکاران، یک مدل واقعی برای شبیه سازی رسوب چندلایه، با استفاده از غلظت جریان پودر سه بعدی واقعی ایجاد نموده سپس اثرات جهت گیری نازل، فاصله دور نازل و افزایش پله ای در مشخصه های هندسی را مورد بررسی قرار دادند. نشان داده شد که فاصله نازل به طور قابل توجهی بر ویژگی های هندسی ضخامت لایه تأثیر می گذارد [۱۱]. زجوتان و همکاران در مقاله ای مروری، به بررسی سامانه های پایش کانونی و فن آوری کنترل تطبیقی^۸ به عنوان روشی مؤثر برای افزایش

قابلیت اطمینان و تکرارپذیری در رسوب نشانی مستقیم پرداختند. این مقاله مشکلات اصلی موجود و تحقیقات آتی پایش کانونی در رسوب نشانی مستقیم فلز را مشخص می کند [۱۲]. محمود جدی و احمد رضا خوگر یک کنترل کننده مبتنی بر بینایی دوربین در دست استریو برای بازوی ربات صنعتی شش درجه آزادی با استفاده از دو دوربین در عملگر نهایی ربات ارائه داده و فاصله شیء با دوربین توسط معادلات مربوط به صفحه قطبی کننده^۹ تخمین زده شد. برای افزایش سرعت پاسخ، ماتریس تعامل تصویر به دو بخش حرکت انتقالی و دورانی تقسیم و مشخص شد که تنها بخش حرکت انتقالی، تحت تأثیر فاصله است [۱۳]. پن و همکاران یک روش بازسازی بصری بلادرنگ برای پروفایل سازی تیرک ها در فرایند تولید افزایشی با قوس سیم پالسی ارائه داده اند که با دقت هندسی بالا (نسبت اشتراک به اتحاد برابر با ۰۰۹۱۱ و میانگین فاصله سطحی متقارن^{۱۰} برابر با ۰۰۳۵۵ میلی متر) امکان پایش مؤثر درجا را فراهم می سازد [۱۴]. کولوسیمو و همکاران یک روش برای بازرسی درجا^{۱۱} سازه های مشبک در فرایند همجوشی لیزری بستر پودر^{۱۲} ارائه کرده اند که با مدل سازی وزنی پروفایل های لایه ای مبتنی بر تصویربرداری، امکان شناسایی انحرافات هندسی در حین فرایند ساخت را فراهم می سازد [۱۵]. میشر و همکاران یک روش نوین و بازتولیدپذیر برای استخراج هندسه واقعی سه بعدی محصولات تولید افزایشی از فایل جی کد^{۱۳} ارائه می دهد. این هندسه برای تحلیل اجزای محدود مناسب بوده و با استفاده از نمونه های ساده و تحلیل کیفی اعتبارسنجی شده است [۱۶].

برای تشخیص^{۱۴} در فرایند رسوب نشانی مستقیم از حسگرهای مختلفی از جمله حسگر مافوق صوت، حسگر مادون قرمز، حسگر بینایی و... استفاده می شود، روت و همکارانش در پژوهش خود به بررسی و مقایسه حسگرهای مورد استفاده در رباتیک پرداخته اند که در جدول ۱ مقایسه بعضی از آن ها ارائه شده است [۴].

سیمون اتنبرگ و همکاران، در فرایند پایش دمایی رسوب نشانی لیزری، دوربین مادون قرمز با طول موج کوتاه^{۱۵} و متوسط^{۱۶} را با دوربین طیف نوری مرئی سرعت بالای دارای فیلتر گذر نزدیک مرئی^{۱۷} مقایسه کردند. نشان داده

9. epipolar
10. Average symmetric surface distance (ASD)
11. In-situ
12. Laser Powder Bed Fusion (LPBF)
13. G-CODE
14. Detection
15. Short wavelength infrared (SWIR)
16. Mid wavelength infrared (MWIR)
17. Near infrared (NIR)

1. Direct metal deposition (DMD)
2. Fe-Ti-C
3. Laser metal deposition (LMD)
4. Charge-Coupled Device (CCD)
5. Proportional Integration (PI)
6. Morphology
7. Complimentari Metal Oxide Semiconductor (CMOS)
8. in situ monitoring (IM) and adaptive control (IMAC)

جدول ۱. مزایا و معایب حسگر مختلف [۴].

Table 1. Advantage and disadvantage of different sensors.

معایب	مزایا	حسگر
نیاز به محاسبات اضافی برای کالیبراسیون دوربین اقدامات احتیاطی برای محافظت از عدسی	تشخیص موقعیت، ابعاد و کنترل پارامترهای حوضچه مذاب نصب آسان و مقرون به صرفه، در دسترس بودن و عدم ایجاد نویز	حسگر بینایی (دوربین)
هزینه مراحل نصب حسگر ساده نیست.	پردازش تصویر بسیار ساده تر و حداقل خطا در ردیابی موقعیت ترک و عمق شیار به طور هم زمان و با انحراف کم تر برای طیف گسترده ای از کاربردها، مواد و ضخامت	حسگر بینایی لیزری (دوربین همراه لیزر)
سرعت، به دما بستگی دارد، بنابراین مدل سازی ردیابی درز در زمان واقعی دشوار است.	برای هر مانعی قابل بررسی است. کیفیت لایه رسوبی قابل بررسی است.	حسگر مافوق صوت
به طور کلی برای ورق نازک فلزات استفاده می شود. ابعاد شیار را نمی توان به دست آورد.	تحت تأثیر نور قوس الکتریکی و دود قرار نمی گیرد. برای هر شرایط سطح قطعه کار، چه با رنگ یا خراش	حسگر الکترومغناطیس
هزینه دوربین های مادون قرمز شکننده هستند.	توزیع دما در اطراف حوضچه مذاب قابل تجزیه و تحلیل است. کیفیت لایه رسوبی را می توان در زمان واقعی نظارت کرد. صافی سطح قطعه کار، قابل بررسی است.	حسگر مادون قرمز

تخمین عمق حوضچه مذاب^۱ زمان واقعی برای کاهش تشکیل تخلخل در حین رسوب نشانی مستقیم انرژی^۲ توسعه دادند [۲۱]. مدل شبکه عصبی مصنوعی^۳ برای تخمین عمق حوضچه مذاب^۴ که از ویژگی های حوضچه مذاب است، ارائه شده است

به طور خلاصه این پژوهش به دنبال شناسایی هندسه ی آسیب در قطعات به منظور انجام ساخت افزایشی با امکان تنظیم مقادیر متغیرهای فرایند ساخت افزایشی در تمامی نقاط آسیب است. در این راستا در ابتدا قطعه ی آسیب دیده با استفاده از روش فوتوگرامتری به صورت نقاط سه بعدی تولید شده و حفره های آسیب با صفحه های تصویر آسیب که با مدل یادگیری عمیق جداسازی هر نوع از اشیاء جداسازی شده اند منطبق می شود. انطباق حفره آسیب و صفحه تصویر یک حجم محصور ایجاد خواهد کرد که می توان هندسه تقریبی آسیب را از آن استخراج نمود. در ادامه این مختصات به مدل ربات ارسال و حرکت آن برسی شده است. نوآوری در این تحقیق پیرامون استفاده از مدل یادگیری عمیق برای مشخص نمودن آسیب با روش استخراج هندسه آسیب بدون وجود مدل سالم از قطعه می باشد.

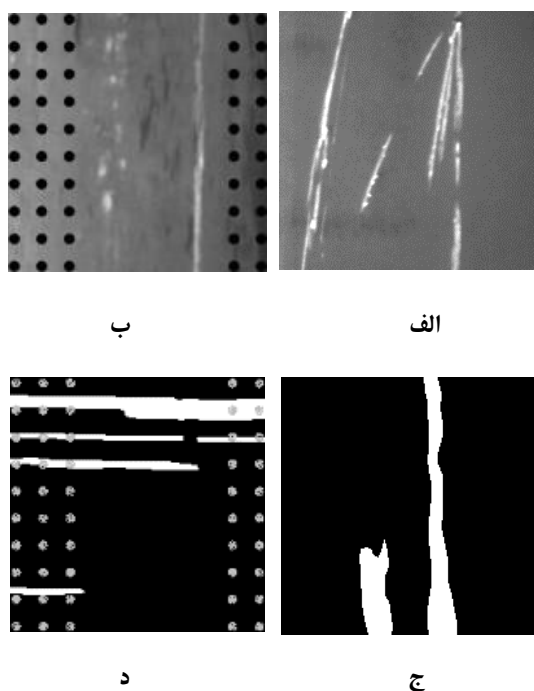
شد که دوربین مرئی در مقایسه با دوربین حرارتی طول موج متوسط دارای محدوده دمایی بسیار محدودی است، در حالی که دینامیک دمای دوربین مادون قرمز با طول موج کوتاه، متوسط بود [۱۷]. گاه و همکاران در مقاله ای، انواع مختلفی از روش های یادگیری ماشین را با موضوع ساخت افزایشی برای اولین بار معرفی نمودند. در دیدگاه نویسندگان، قابلیت تشخیص اشیاء در روش های یادگیری ماشین، به طور قابل توجهی برای نظارت کانونی (در محل) فرایند ساخت افزایشی مناسب خواهد بود [۱۸]. جدی و همکاران در مقاله ای دیگر، یک شبکه عصبی مبتنی بر موجک گسسته با چگالی دوگانه برای افزایش قابلیت استخراج ویژگی و طبقه بندی قطعات در هر تصویر پیشنهاد کرد. در این روش با اعمال یک مقدار برای آستانه، ضرایب تابع تبدیل موجک به دست آمد. این روش در تشخیص اشیاء موفق بوده و نتایج نشان می دهد که شبکه های عصبی و الگوریتم آموزش مبتنی بر تابع تبدیل موجک دارای دقت بسیار بالایی در طبقه بندی هستند [۱۹]. کانپنگ جو و همکاران بررسی جامعی از روش های پایش انجام داده و یک مدل یادگیری ماشین برای پایش وضعیت فرایند ارائه نمودند. این مقاله روش های پایش فرایند ساخت افزایشی مبتنی بر فلز را به ویژه با روش های مبتنی بر یادگیری ماشین بررسی می کند [۲۰]. ایک جئون و همکاران یک سامانه کنترل و

1. Melt pool depth (MPD)
2. Direct Energy deposition (DED)
3. Artificial Neural Network (ANN)
4. Melt Pool Depth (MPD)



شکل ۱. چارچوب عملکردی یادگیری ماشین.

Fig. 1. Functional framework of machine learning.



شکل ۲. فرایند تولید مجموعه داده. الف) داده‌ی آسیب قطعات موجود در فضای مجازی، ب) اضافه کردن الگوی نقاط یا سوراخ‌ها، ج) ماسک‌های اصلی نمونه داده، د) ماسک تولیدشده برای دو کلاس سوراخ و ترک.

Fig. 2. The process of generating a dataset: a) damage data of components existing in internet, b) adding a pattern of points or holes, c) initial data sample masks, d) masks generated for two classes: holes and cracks.

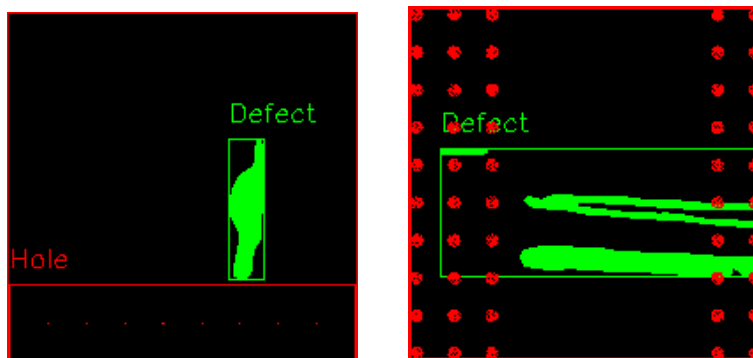
۲- روش‌های یادگیری ماشین

روش‌های یادگیری ماشین معمولاً به سه گروه طبقه‌بندی می‌شوند: یادگیری نظارت‌شده^۱، یادگیری بدون نظارت^۲ و یادگیری تقویتی^۳. طرح‌واره الگوریتم عملکرد یادگیری ماشین در شکل ۱ به نمایش درآمده است.

۳- تشخیص آسیب با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین

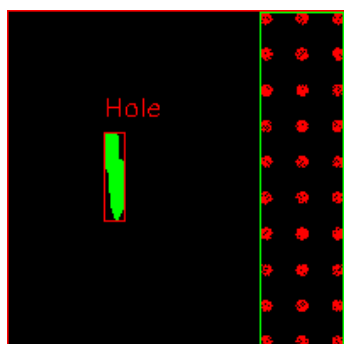
یادگیری عمیق^۴ به استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق اشاره دارد که قادر به یادگیری ویژگی‌ها و الگوهای پیچیده از داده‌ها هستند. شبکه‌ی عصبی عمیق معمولاً شامل چندین لایه است که هر لایه ویژگی‌های پیچیده‌تری را یاد می‌گیرد. در این تحقیق در ابتدا برای تشخیص آسیب از دیگر کلاس‌ها که شامل سوراخ‌های طراحی شده و پس‌زمینه هستند از روش ماسک‌ارسی^۵ استفاده شد برای استفاده از این الگوریتم لازم است که مجموعه داده تولیدشده در قالب مناسب این الگوریتم آماده شود. برای تبدیل مجموعه داده به غالب مناسب از برنامه‌نویسی به زبان پایتون استفاده شد. نتیجه اعمال این سامانه به یک تصویر مطابق شکل ۳ است.

1. Supervised learning
2. Unsupervised learning
3. Reinforced learning
4. Deep Learning (DL)
5. Mask-R-cnn



شکل ۳. تصویر جداسازی شده

Fig. 3. Segmented image.



شکل ۴. اشتباه در تشخیص آسیب و سوراخ‌ها

Fig. 4. Error in detecting damages and holes.

اشیاء آسیب‌های قطعات را شناسایی و با رنگ متفاوت مشخص کرده است. با مشخص شدن نواحی آسیب‌دیده در تصویر قطعه، می‌توان مشخصات هندسی آسیب را از نظر مساحت، مرکز هندسی و ... محاسبه نموده و نمایش داد.

۶- انجام داده‌برداری سه‌بعدی

به‌منظور دریافت مختصات سطح قطعه‌ی دارای آسیب، قطعه تحت داده‌برداری سه‌بعدی قرار گرفت. با انجام داده‌برداری با استفاده از الگوریتم فتوگرامتری برای ۲۵۰ عکس؛ تعداد ۱۹۷۰۵ نقطه حاصل شد که با کاهش نقاط و پیش‌پردازش^۳ داده ورودی، تعداد نقاط به ۱۳۳۴۵ عدد کاهش یافت.

۴- ارزیابی دقت جداسازی در روش اول

در بررسی داده‌های حاصل، مشاهده می‌شود تعدادی از نمونه‌های پردازش‌شده دچار اشتباه در تشخیص مطابق با شکل ۴ هستند. با شمارش تعداد تشخیص اشتباه نسبت به تعداد کل تشخیص داده‌شده مشخص شد در حدود ۱۳۸ عدد از ۶۳۰ تصویر مورد پردازش قرار گرفته، اشتباه در تشخیص وجود دارد و به‌این ترتیب دقت تشخیص انجام‌شده با روش ماسک ارسای آن در حدود ۷۸ درصد است.

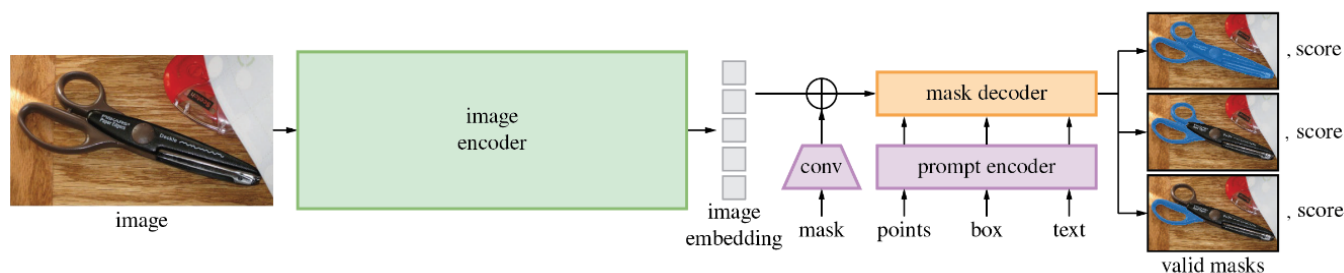
۵- معرفی مدل جداسازی هر نوع از اشیاء

همان‌طور که اشاره شد جداسازی به روش قبلی با حدود ۲۲ درصد خطا همراه است که این مطلب با توجه به هزینه‌ی فرایند و امکان تخریب کامل قطعه بسیار حائز اهمیت می‌باشد؛ بنابراین به‌منظور کاهش خطا و افزایش بهره‌وری از روش جداسازی هر چیزی^۱، مطابق با شکل ۵ استفاده شد. مدل جداسازی هر نوع از اشیاء یک رویکرد پیشرفته در تقسیم‌بندی تصویر است که به‌وسیله روش‌های یادگیری عمیق طراحی شده است. معماری این مدل شامل بخش ورودی تصویر، بخش شبکه عصبی پایه که یک شبکه عصبی پیچشی^۲ برای استخراج ویژگی‌های تصویر، بخش تقسیم‌بندی که مسئول تفکیک نواحی مختلف تصویر با استفاده از لایه‌های پیچشی و روش‌های خاص بوده و بخش خروجی نهایی می‌باشد. در شکل ۵ معماری مدل جداسازی هر نوع از اشیاء مشاهده می‌شود [۲۲].

همان‌طور که در شکل ۶ مشاهده می‌شود، مدل جداسازی هر نوع از

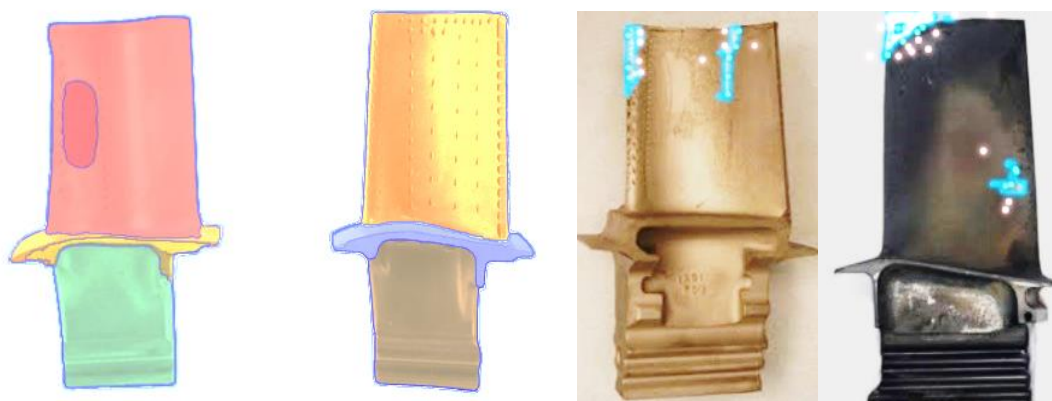
1. Segment Anything model (SAM)
2. Convolutional Neural Network (CNN)

3. Data preprocessing



شکل ۵. معماری مدل جداسازی هر نوع از اشیاء: ابتدا تصویر ورودی توسط رمزگذار تصویر به یک نمایش نهفته تبدیل می‌شود. سپس این نمایش با دستورهای رمزگذاری شده شامل نقاط، جعبه‌ها، متن آزاد یا ماسک‌های اولیه، ادغام شده و به رمزگشای ماسک ارسال می‌گردد. خروجی نهایی شامل مجموعه‌ای از ماسک‌های معتبر به همراه نمرات اطمینان متناظر است که بیانگر میزان دقت پیش‌بینی هر ماسک می‌باشند [۲۲].

Fig. 5. Model architecture (SAM): Firstly, the input image is transformed into a hidden representation (Embedding Image) by the image encoder. This representation is then merged with encoded instructions including points, boxes, free text, or initial masks, and sent to the mask decoder. The final output includes a set of valid masks along with corresponding confidence scores that indicate the accuracy of the prediction for each mask.



شکل ۶. جداسازی اجزای مختلف در تصویر با استفاده از مدل (SAM).

Fig. 6. Separation of different components in the image using the (SAM) model.

۷- محاسبه و ایجاد حجم ناحیه آسیب

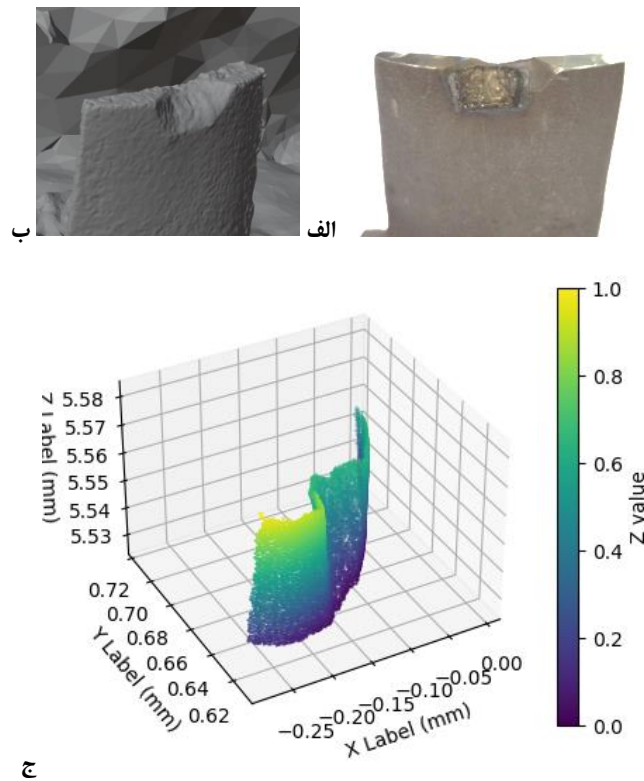
یک روش برای به دست آوردن حجم ناحیه آسیب، مقایسه قطعه‌ی آسیب‌دیده با یک قطعه‌ی سالم است تا حجم ناحیه آسیب، از تفاضل دو قطعه‌ی سالم و تخریب‌شده حاصل گردد. با توجه به عدم وجود قطعه‌ی سالم در این نمونه‌ی خاص، فرایند شش مرحله‌ای به‌منظور تخمین حجم ناحیه آسیب طراحی شده است. به‌طورکلی این فرایند شامل انطباق یک صفحه بر روی نقاط سه‌بعدی متناظر با لبه‌های آسیب (که با استفاده از اجرای الگوریتم جداسازی بر روی تصویر قطعه مشخص شده بود) و فاصله‌ی دیواره آسیب تا صفحه‌ی منطبق شده است که حجم محصور بین آن قابل محاسبه و انتگرال‌گیری خواهد بود. برای این منظور مراحل زیر دنبال شده است:

نتایج داده‌برداری سه‌بعدی با استفاده از نرم‌افزار مش روم^۱ در شکل ۷ آمده است.

۶-۱- خوشه‌بندی نقاط حاصل از داده‌برداری سه‌بعدی

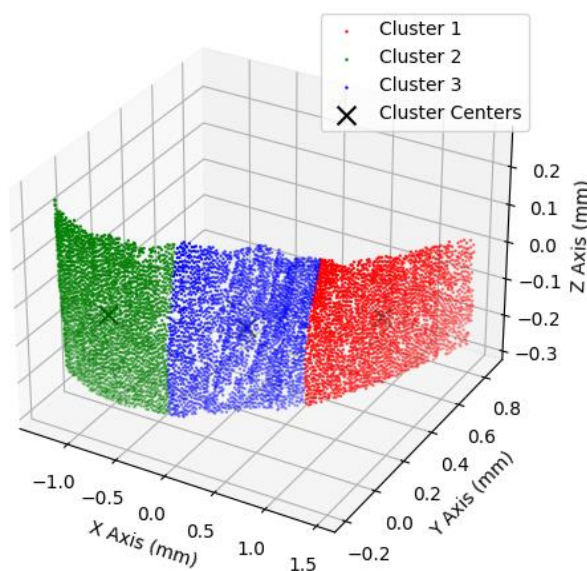
پس از انجام داده‌برداری سه‌بعدی، به منظور مشخص شدن بخش آسیب دیده بر روی نقاط فضایی حاصل شده، از الگوریتم k میانگین^۲ و انتخاب k با آزمون و خطا و بررسی آن با استفاده از روش بازو^۳ مورد خوشه‌بندی قرار می‌گیرند. نتایج خوشه‌بندی و تعیین مرکز خوشه‌ها در شکل ۸ مشاهده می‌شود.

1. Meshroom
2. K-means
3. Elbow method



شکل ۷. مراحل تبدیل تصویر. الف) تصویر قطعه، ب) ابر نقاط حاصل شده در بلندر. ج) نقاط حاصل شده در محیط پایتون.

Fig. 7. Steps for image conversion: a) the image of the fragment, b) the point cloud obtained in Blender, c) the points obtained in the Python surface plot.



شکل ۸. نتیجه خوشه‌بندی نقاط بدست آمده از روش فتوگرامتری با استفاده از K میانگین، مقدار K به صورت آزمون و خطا و به نسبت گسترده‌ی آسیب انتخاب شده است (تصویر با ابعاد ده برابر مقیاس شده است).

Fig. 8. The result of clustering points obtained from photogrammetry using K-means, with the value of K chosen based on trial and error relative to the extent of damage (the image is scaled to ten times its original size).

^۱ Belender

۱. ایجاد و برازش یک صفحه راهنما بر روی ده درصد بالاترین ارتفاع در ابر نقاط

در این روش، ابتدا ۱۰ درصد از نقاط با بیشترین ارتفاع (بیشترین مقدار Z) انتخاب شده و مرکز آن‌ها محاسبه می‌شود. سپس با استفاده از تجزیه مقدار منفرد، بردار نرمال صفحه به دست آمده و معادله صفحه برازش می‌شود.

۲. مشخص نمودن مرکز آسیب بر روی تصویر جداسازی شده و مرکز خوشه‌بندی k میانگین

برای انطباق تصویر آسیب قطعه با بخش متناظر روی ابر نقاط نیاز به هم‌مرکز نمودن این قسمت بر روی تصویر و نقاط سه‌بعدی است.

۳. مشخص نمودن خط مرز لبه‌ی بالایی آسیب بر روی تصویر به منظور هم‌جهت نمودن تصویر و نقاط سه‌بعدی، خط افقی بر روی مرز لبه در تصویر با صفحه‌ی برازش شده بر نقاط سه‌بعدی هم‌راستا خواهد شد.

۴. برازش صفحه تصویر بر روی لبه‌های آسیب با انطباق جهت و راستا و مشخص نمودن نقاط سه‌بعدی متناظر با تصویر آسیب، نقاط سه‌بعدی متناظر با دورترین فاصله از مرکز نشان‌دهنده‌ی مرز آسیب بوده و با برازش صفحه تصویر می‌توان یک حجم محصور بین نقاط سه‌بعدی و صفحه تصویر ایجاد نمود.

۵. محاسبه‌ی فاصله‌ی نقاط دارای آسیب در صفحه‌ی تصویر در راستای عمود بر صفحه تصویر تا نقاط سطح داخل آسیب موجود در ابر نقاط مطابق با مطالب فوق، دو صفحه که یکی بر روی ده درصد بالاترین ارتفاع در راستای محور Z ابر نقاط شکل ۹ الف و دیگری بر روی نقاط مرزی آسیب برازش شده قرار گرفته است شکل ۹ ب و ج. لازم به ذکر است که به منظور ایجاد انطباق بین صفحه‌ی تصویر و ابر نقاط، نیاز به تنظیم شش درجه آزادی دورانی و انتقالی در ابر نقاط و صفحه تصویر است. بر این مبنا سه درجه آزادی دورانی در کنترل موقعیت اشیاء در پایتون برای صفحه‌ی تصویر در نظر گرفته شد. با تنظیم مقادیر دوران حول محورهای X ، Y و Z ، صفحه در موقعیت مبدأ قرار داده شد و ابر نقاط نیز با تنظیم مقادیر انتقال در راستای محورهای حرکتی، با صفحه منطبق شد.

با انجام مراحل بالا حجم ایجادشده به صورت پاره‌خط‌های عمود بر صفحه که از یک طرف با صفحه‌ی برازش شده و از طرف دیگر با نقاط بر روی دیواره آسیب و صفحه‌ی برازش شده محدود شده است، مطابق شکل

1. Single Value Decomposition (SVD)

۹ الف نمایش داده شد. در مراحل بعدی، پاره‌خط به نقاط با فاصله‌ی 0.1 میلی‌متر تبدیل شده و پس‌از آن الگوریتم تولید مسیر ابزار ساخت افزایشی، به منظور پوشش دادن حجم ناحیه آسیب، مسیر ابزار هد دستگاه رسوب نشانی مستقیم لیزری را طراحی و مشخص می‌نماید که در شکل ۱۰ د با نسبت دادن رنگ‌های مختلف برای هر ارتفاع مشخص شده است. در انتها به دلیل وجود اعوجاج در مسیر تولیدشده، بهینه‌سازی مسیر ابزار با استفاده از الگوریتم هیلبرت (که کتابخانه‌ی آن در محیط برنامه‌نویسی پایتون موجود می‌باشد) انجام شده است، شکل ۱۰ ه.

۸- بررسی قطعه شفاف، استیل و دارای انحنا بزرگتر از آسیب

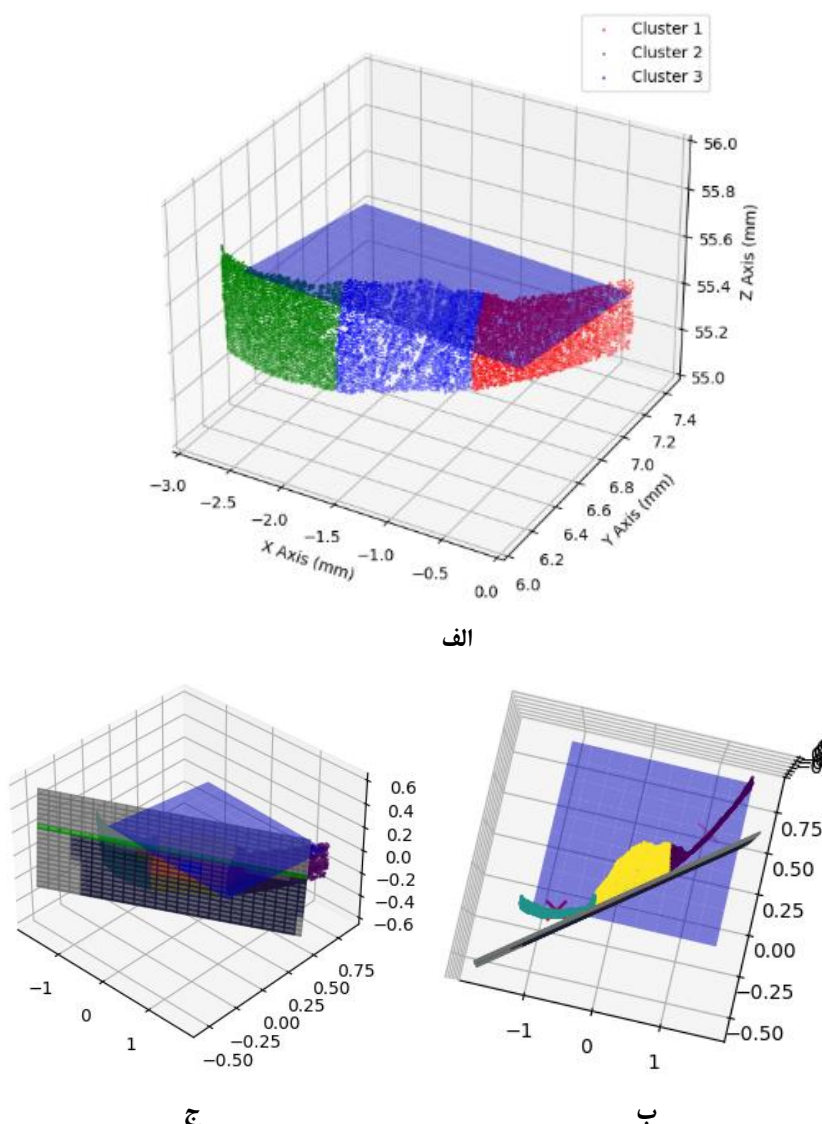
روش فوتوگرامتری برای دو نمونه‌ی دیگر شامل قطعه‌ی شفاف و استیل بررسی شد. در این بررسی هر دو قطعه دارای سطوح براق و انعکاس نور محیط را از روی سطح هستند. برای ساخت مدل سه‌بعدی از قطعه‌ی شفاف 1071 تصویر و برای ساخت مدل قطعه‌ی استیل از 174 تصویر استفاده شد که نتایج آن همانگونه که در شکل ۱۱ و ۱۲ آمده است مدل با نمونه کاملاً متفاوت بوده و دارای سطح تو رفته در مناطق مختلف است. در قطعات دارای انحنا بزرگتر از آسیب مشکل عدم تشخیص بخش آسیب دیده در مدل شناسایی هر نوع از اشیاء ممکن است ایجاد شود که در شکل ۱۲ نمونه‌ی آن مشاهده می‌شود.

۹- کنترل بازوی ربات

به دلیل بر پایه مطالبی که عنوان شد، می‌توان مکان‌های مفصلی متناظر با حرکت‌های موردنظر مجری نهایی در فضا را در طول زمان محاسبه نمود. هنگامی که معادلات دینامیکی ربات خطی باشد، کنترل خطی پیشنهاد می‌شود. این روش تنها برای سامانه‌هایی معتبر است که مدل ریاضی آن‌ها با معادله دیفرانسیل خطی بیان می‌شود [۲۳]. بر این مبنا، کنترل پی ای دی^۲ با ضرایب تناسبی، مشتقی و انتگرال گیر به ترتیب 1 ، 0.1 و 0.01 به مفصل مدل ربات با زوایای نهایی $\pi/4$ ، $\pi/6$ و $\pi/8$ اعمال شده و حرکت آن در مسیر تولیدشده انجام شد که در شکل ۱۱ مشاهده می‌شود.

در شکل ۱۴ هر سه مفصل بازو با استفاده از کنترل‌کننده پی ای دی به موقعیت‌های هدف خود همگرا می‌شوند و پاسخ‌ها دارای رفتار نرم و کنترل‌شده هستند که نشان‌دهنده تنظیم مناسب ضرایب پی ای دی (با میرایی کافی) است.

2. Proportional-Integration-Deviation (PID)



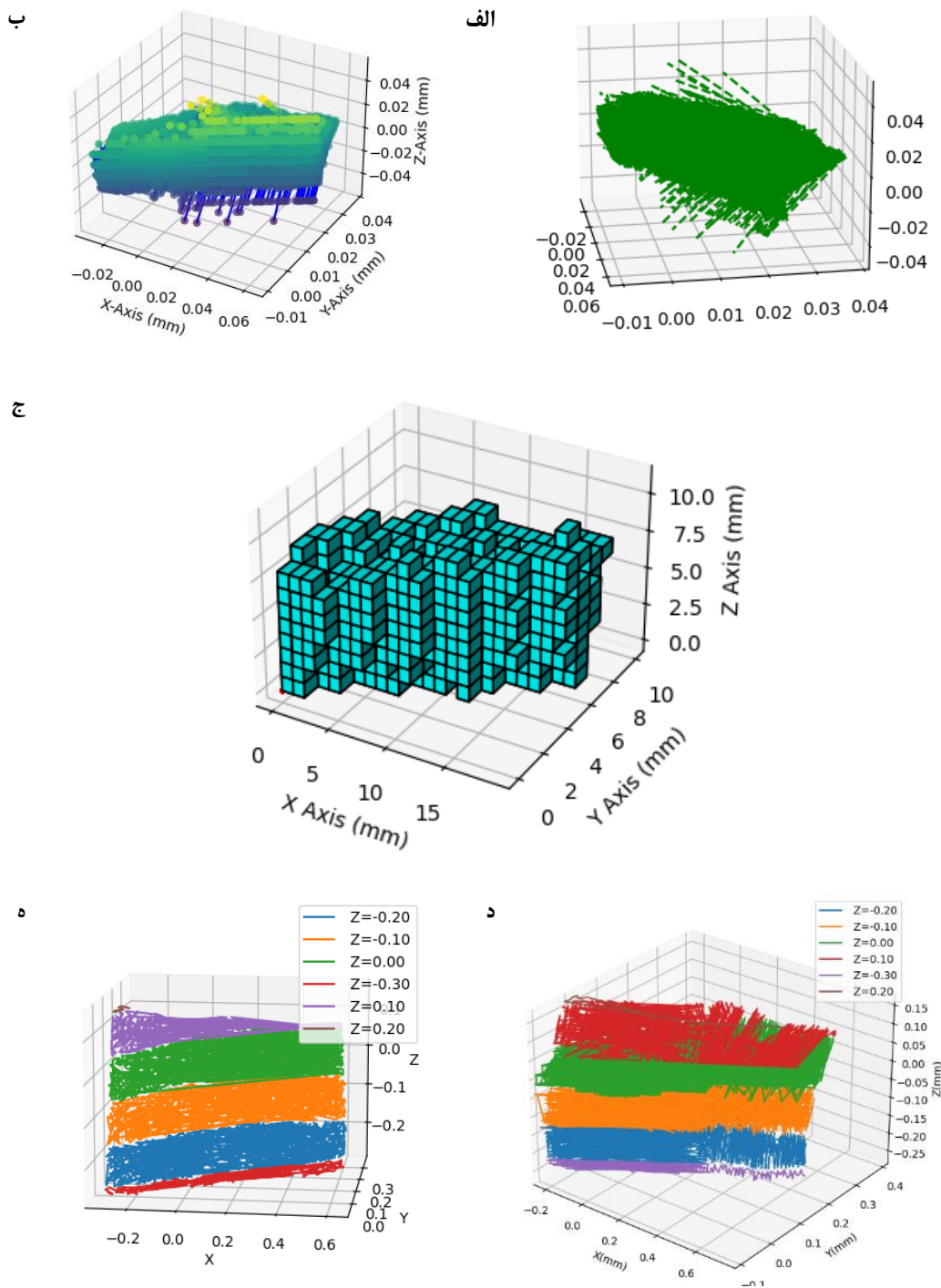
شکل ۹. انطباق تصویر با نقاط سه‌بعدی، الف) صفحه برازش شده با ۱۰ درصد ارتفاع بالای ابر نقاط برای ایجاد قید برای صفحه تصویر، ب) انطباق نقاط مرزی آسیب و صفحه تصویر و ایجاد حجم محصور بین نقاط سه‌بعدی و صفحه، ج) هم‌راستا و جهت شدن صفحه تصویر با نقاط سه‌بعدی با انطباق خط لبه در تصویر با صفحه

Fig. 9. Image alignment with three-dimensional points: a) a fitting plane 10% above the height of the point cloud to create a constraint for the image plane, b) alignment of damage boundary points with the image plane and creation of a volume enclosed between the three-dimensional points and the plane, c) alignment and orientation of the image plane with the three-dimensional points by matching the edge line in the image with the plane.

نیاز به آموزش به دلیل گسترده بودن مجموعه داده‌ی آموزشی مدل است. پس از جداسازی تصویر، مرکز بخش آسیب‌دیده و هندسه‌ی آن روی تصویر مشخص شد. در مرحله بعد ابر نقاط حاصل‌شده در معرض خوشه‌بندی قرار گرفت. خوشه‌بندی ابر نقاط با استفاده از مدل K میانگین انجام پذیرفت و در ادامه مرکز خوشه‌ها نیز مشخص شد. در گام بعد، فرایند انطباق تصویر با

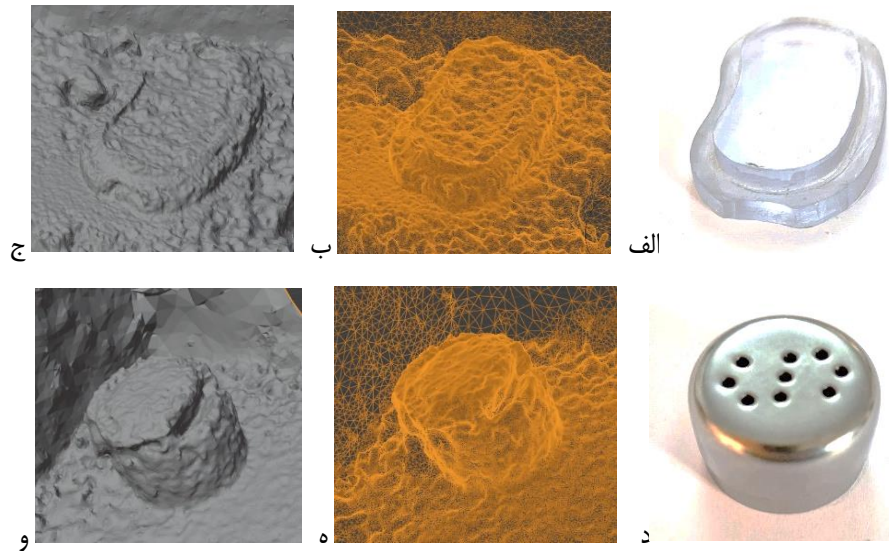
۱۰- نتیجه‌گیری

در روش داده‌برداری در این تحقیق، به‌منظور به دست آوردن هندسه‌ی آسیب از روش فتوگرامتری استفاده شد. در مرحله‌ی بعد، تصویر گرفته‌شده از آسیب، مورد جداسازی قرار گرفت؛ مدل هوشمند استفاده‌شده در این بخش، مدل جداسازی هر نوع از اشیاء بود که ویژگی اصلی آن سرعت‌بالا و عدم



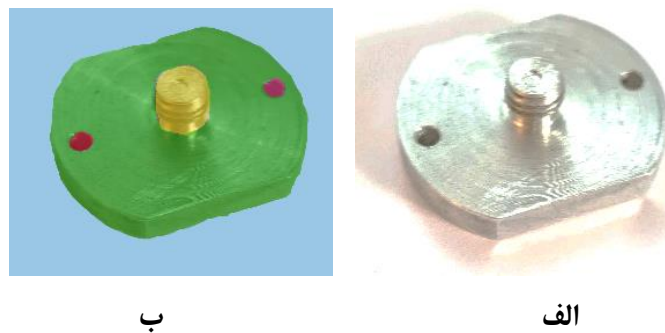
شکل ۱۰. الف) خطوط اتصال نقاط داخل سطح آسیب به صفحه تصویر، ب) مشخص کردن نقاط با فاصله منظم روی خطوط، ج) تبدیل نقاط به وکسل، د) تولید مسیر اولیه، ه) بهینه‌سازی مسیر با استفاده از الگوریتم هیلبرت.

Fig. 10. a) Lines connecting points within the damage surface to the image plane, b) identifying points at regular intervals along the lines, c) converting points to Voxel, d) generating an initial path, e) optimizing the path using the Hilbert algorithm.



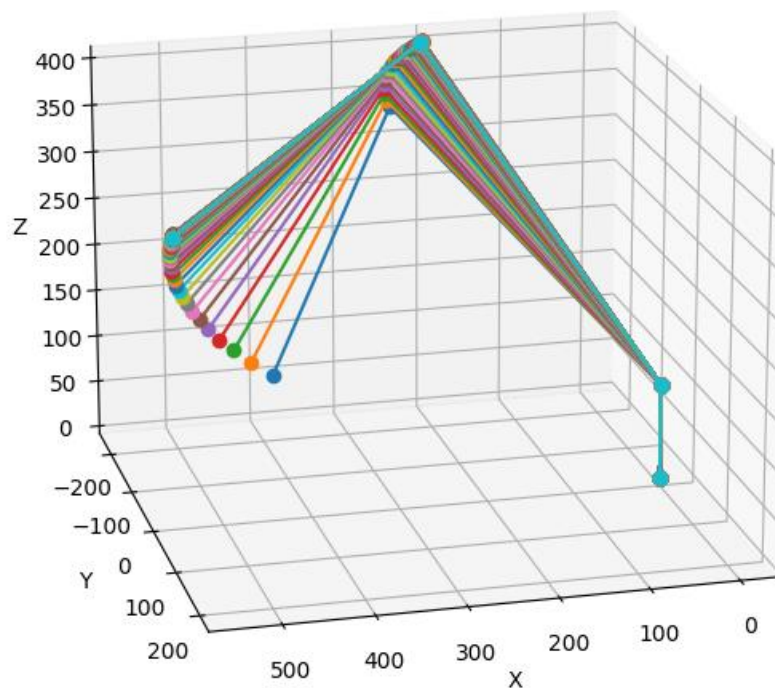
شکل ۱۱. فوتوگرامتری از قطعه‌ی شفاف و استیل، الف) قطعه شفاف، ب) مدل مش بندی قطعه شفاف، ج) مدل سه بعدی قطعه شفاف، الف) قطعه استیل، ب) مدل مش بندی قطعه استیل، ج) مدل سه بعدی قطعه استیل.

Fig. 11. Photogrammetry of the transparent and steel fragment: a) the transparent fragment, b) the mesh model of the transparent fragment, c) the three-dimensional model of the transparent fragment; a) the steel fragment, b) the mesh model of the steel fragment, c) the three-dimensional model of the steel fragment.



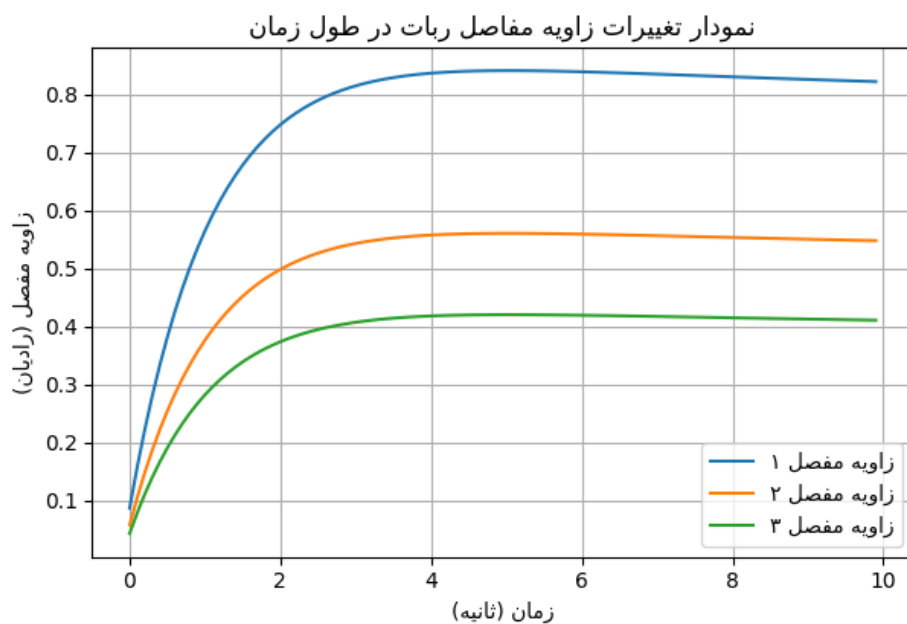
شکل ۱۲. نتیجه‌ی مدل شناسایی هر نوع از اشیاء برای قطعه با انحنا کوچکتر از آسیب، الف) قطعه‌ی دارای انحنا، ب) نتیجه مدل جداسازی هر نوع از اشیاء.

Fig. 12. The result of the model for identifying any type of objects for a piece with a curvature smaller than the damage, a (piece with curvature), b (result of the model) SAM).



شکل ۱۳. قرارگیری عملگر نهایی مدل ربات در موقعیت هدف.

Fig. 13. Placement of the robot's end effector at the target position.



شکل ۱۴. قرارگیری عملگر نهایی مدل ربات در موقعیت هدف.

Fig. 14. Placement of the robot's end effector at the target position.

- composites, *Journal of Alloys and Compounds*, 710 (2017) 20–28.
- [7] P.M. Sammons, M.L. Gegel, D.A. Bristow, R.G. Landers, Repetitive process control of additive manufacturing with application to laser metal deposition, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 27(2) (2018) 566–575.
- [8] F. Wirth, S. Arpagaus, K. Wegener, Analysis of melt pool dynamics in laser cladding and direct metal deposition by automated high-speed camera image evaluation, *Additive Manufacturing*, 21 (2018) 369–382.
- [9] T. Shi, B. Lu, T. Shen, R. Zhang, S. Shi, G. Fu, Closed-loop control of variable width deposition in laser metal deposition, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 97(9) (2018) 4167–4178.
- [10] W. He, W. Shi, J. Li, H. Xie, In-situ monitoring and deformation characterization by optical techniques; part I: Laser-aided direct metal deposition for additive manufacturing, *Optics and Lasers in Engineering*, 122 (2019) 74–88.
- [11] D. Eisenbarth, P.M.B. Esteves, F. Wirth, K. Wegener, Spatial powder flow measurement and efficiency prediction for laser direct metal deposition, *Surface and Coatings Technology*, 362 (2019) 397–408.
- [12] Z.-j. Tang, W.-w. Liu, Y.-w. Wang, K.M. Saleheen, Z.-c. Liu, S.-t. Peng, Z. Zhang, H.-c. Zhang, A review on in situ monitoring technology for directed energy deposition of metals, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 108(11) (2020) 3437–3463.
- [13] M. Jeddi, A.R. Khoogar, A New Visual Servoing Method for Grasping and Assembling Objects using Stereo Image Based Feedback, *International Journal of Advanced Design & Manufacturing Technology*, 16(1) (2023).
- [14] J. Pan, L. Luo, T. Lu, E. Qian, C. Liu, Y. Guo, Q. Wu, In-Situ visual reconstruction of strut profiles in pulsed wire arc additive manufacturing of lattice structures, *Virtual and Physical Prototyping*, 19(1) (2024) e2425822.
- [15] A.K. Mishra, S.Y. Goh, B. Ganapathysubramanian, A. Krishnamurthy, Real time 3D reconstruction for ابر نقاط برای مشخص کردن نقاط آسیب بر روی قطعه و اندازه‌گیری فاصله آن‌ها با سطح قطعه برای محاسبه‌ی حجم آسیب صورت پذیرفت. با انجام این فرایند، حجم سه‌بعدی آسیب از طریق انتگرال سه‌بعدی بین نقاط و سطح تصویر به دست آمد و سپس با استفاده از الگوریتم تولید مسیر ابزار، مسیر فرایند ساخت افزایشی تولید شد. در انتها کنترل بازوی ربات با کنترل حلقه بسته و کنترل‌کننده‌ی پی‌ای دی موردبررسی قرار گرفت. کنترل‌کننده پی‌ای دی در ابتدا زمان نشست را در حدود هشت ثانیه و پس از تنظیم با مقادیر مرجع به زیر دو ثانیه کاهش داد. برای بررسی نتایج این تحقیق با کارهای مشابه می‌توان به کار انجام شده توسط کولوسیمو و همکاران اشاره نمود که در این تحقیق استفاده از فتوگرامتری و مدل‌های یادگیری عمیق همچنین در مقایسه با کار پژوهشی میسرا و همکاران، تولید هندسه‌ی دقیق از ناحیه آسیب با استفاده از تناظر تصویری مبتنی بر هوش مصنوعی به عنوان یک گام رو به جلو است.
- ### منابع
- [1] D.-G. Ahn, Directed energy deposition (DED) process: state of the art, *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 8(2) (2021) 703–742.
- [2] G. Piscopo, L. Iuliano, Current research and industrial application of laser powder directed energy deposition, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 119(11) (2022) 6893–6917.
- [3] C. Silbernagel, A. Aremu, I. Ashcroft, Using machine learning to aid in the parameter optimisation process for metal-based additive manufacturing, *Rapid Prototyping Journal*, 26(4) (2020) 625–637.
- [4] A. Rout, B. Deepak, B. Biswal, Advances in weld seam tracking techniques for robotic welding: A review, *robotics and computer-integrated manufacturing*, 56 (2019) 12–37.
- [5] G. Tapia, A. Elwany, A review on process monitoring and control in metal-based additive manufacturing, *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 136(6) (2014) 060801.
- [6] A. Emamian, M.H. Farshidianfar, A. Khajepour, Thermal monitoring of microstructure and carbide morphology in direct metal deposition of Fe-Ti-C metal matrix

- image size and noise removal in fast object detection using wavelet transform neural network, *ADMT J*, 13(2) (2020) 13–21.
- [20] K. Zhu, J.Y.H. Fuh, X. Lin, Metal-based additive manufacturing condition monitoring: A review on machine learning based approaches, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 27(5) (2021) 2495–2510.
- [21] I. Jeon, P. Liu, H. Sohn, Real-time melt pool depth estimation and control during metal-directed energy deposition for porosity reduction, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, (2023) 1–16.
- [22] A. Kirillov, E. Mintun, N. Ravi, H. Mao, C. Rolland, L. Gustafson, T. Xiao, S. Whitehead, A.C. Berg, W.-Y. Lo, Segment anything, in: *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*, 2023, pp. 4015–4026.
- enhanced cybersecurity of additive manufacturing processes, *Journal of Manufacturing Processes*, 145 (2025) 274–285.
- [16] B.M. Colosimo, F. Garghetti, M. Grasso, L. Pagani, On-line inspection of lattice structures and metamaterials via in-situ imaging in additive manufacturing, *Additive Manufacturing*, 95 (2024) 104538.
- [17] S.J. Altenburg, A. StraÙe, A. Gumenyuk, C. Maierhofer, In-situ monitoring of a laser metal deposition (LMD) process: Comparison of MWIR, SWIR and high-speed NIR thermography, *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, 19(2) (2022) 97–114.
- [18] G.D. Goh, S.L. Sing, W.Y. Yeong, A review on machine learning in 3D printing: applications, potential, and challenges, *Artificial Intelligence Review*, 54(1) (2021) 63–94.
- [19] M. Jeddi, A.R. Khoogar, A.M. Omrani, Reducing

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

M. Esfandiyari, A. R. Khoogar, R. Shoja Razavi, M. Barekat, *Geometrical Identification of Defect in Parts Using Imaging and Photogrammetry Using Intelligent Methods*, *Amirkabir J. Mech Eng.*, 57(3) (2025) 361-378.

DOI: [10.22060/mej.2025.24000.7832](https://doi.org/10.22060/mej.2025.24000.7832)

