



Research Article

OPEN ACCESS

Kharazmi Journal of Earth Sciences

Journal homepage <https://gnf.khu.ac.ir>

Depth estimation and 3D reconstruction from a single image based on the MiDaS deep learning model

Mahdi Farhangi¹, Asghar Milan^{2*}, Gholamreza Fallahi², Ehsan Khankeshi-Zadeh³

1, 2. Faculty of Civil Environmental and Water Engineering, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran.

3. Faculty of Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.

Article info

Article history

Received: 25 March 2025

Accepted: 16 August 2025

Keywords:

Depth Estimation, 3D Reconstruction, Single Image, Deep Learning, Photogrammetry, Machine Vision.



Abstract

3D reconstruction plays an important role in surveying and close-range photogrammetry, facilitating the accurate extraction of geometric information from objects and their surrounding environment. However, conventional methods in this field typically require multi-view images along with positional and angular data of the camera, which can pose limitations in certain practical applications. This study introduces a novel approach based on the MiDaS deep learning model, one of the most accurate architectures for monocular depth estimation, which is capable of generating a relative depth map from a single 2D image. The final 3D model is then extracted using the Poisson Surface Reconstruction algorithm, without the need for spatial information or camera orientation data. To evaluate the performance of the proposed method, the resulting 3D model was compared against a reference model produced by the conventional photogrammetry method. The results showed a Root Mean Square Error (RMSE) of 0.775 centimeters, confirming the appropriate accuracy and reliability of the proposed approach under multi-view data limitations. This study demonstrates the high potential of deep learning models like MiDaS in 3D reconstruction and surveying applications, and highlights that using more advanced versions such as DPT could further improve accuracy in future research and applications.

Introduction

Three-dimensional (3D) reconstruction and depth estimation from two-dimensional (2D) images are fundamental topics in fields such as surveying, photogrammetry, computer vision, and augmented reality (Transfer et al., 2020). These processes aim to extract precise geometric information from objects and environments, enabling applications in modeling, structural analysis, and design. Traditional 3D reconstruction methods, such as stereo vision and Structure from Motion (SfM), rely heavily on multiple images captured from different angles and precise positional data from imaging stations. This dependency poses significant operational challenges, particularly in scenarios where acquiring multi-view images is impractical or impossible, requiring complex equipment, time-consuming processes, and sensitivity to varying lighting conditions. In contrast, recent advances in deep

learning have introduced innovative solutions for depth estimation and 3D reconstruction from a single image, mitigating these limitations. This study aims to develop and evaluate a novel deep learning-based approach for 3D reconstruction from a single 2D image. The proposed method utilizes the MiDaS (Multiple Depth Estimation Accuracy with Single Network) model for depth estimation, followed by Poisson surface reconstruction to generate the final 3D model (Wang et al., 2004). The primary objective is to assess the efficacy of this approach compared to multi-image photogrammetry, offering an efficient solution for constrained conditions.

Materials and Methods

The study utilized a dataset from the PhotoModeler software training collection, consisting of images captured with a FinePix F10 camera with a focal length of 8.1755 mm. For the photogrammetry method, four

DOI <http://doi.org/10.22034/KJES.2025.11.1.107622>*Corresponding author: Asghar Milan; E-mail: a_milan@sbu.ac.ir

How to cite this article: Farhangi, M., Milan, A., Fallahi, G. R., Khankeshi-Zadeh, E., 2025. Depth estimation and 3D reconstruction from a single image based on the MiDaS deep learning model. Kharazmi Journal of Earth Sciences 11(1), 152- 174. <http://doi.org/10.22034/KJES.2025.11.1.107622>



BY NC

complementary images of the target object were used to create a high-precision reference 3D model. In contrast, the proposed deep learning method employed only a single frontal-view image. This image was captured at an oblique angle under optimized conditions, including uniform lighting (using LED panels), appropriate depth of field, and an optimal distance from the object to ensure sufficient geometric information. The MiDaS model, based on convolutional neural networks (CNNs) and trained on diverse datasets such as KITTI, NYU Depth V2, and Make3D, was applied to generate a depth map. The model configuration included the MiDaS_small version with four main layers (featuring components like Conv2dSameExport and InvertedResidual) and image preprocessing steps (resizing to 384 pixels, normalization, and tensor conversion).

The depth map produced by MiDaS was converted into a 3D point cloud using the pinhole camera model, where 2D pixel coordinates (x, y) and their corresponding depth values (v) were transformed into 3D coordinates (X, Y, Z) based on geometric equations involving the focal length and principal point. Surface normals were then computed using the K-D Tree algorithm to determine surface orientations, enhancing reconstruction accuracy. These normals, along with the point cloud, were fed into the Poisson surface reconstruction method, which solved the Poisson differential equation to produce a continuous and smooth 3D mesh. For comparison, the reference 3D model was generated using PhotoModeler from multi-view images. Both models (MiDaS and photogrammetry) were loaded into CloudCompare, where point-to-point distance measurements were conducted. The root mean square error (RMSE) was used to evaluate accuracy. All depth map processing and point cloud generation steps were implemented in Python within the Google Colab environment.

Results and Discussion

The results demonstrated that MiDaS successfully generated a relative depth map from the single 2D image, with brighter colors indicating closer objects and darker

shades representing farther ones. This depth map was effectively transformed into a 3D point cloud, accurately reflecting the object's overall geometry. The Poisson surface reconstruction produced a smooth and continuous 3D mesh that preserved the object's details and boundaries. However, areas with low texture or edges exhibited reduced detail, influenced by the initial depth map quality and point cloud density. Comparison with the photogrammetry model revealed an RMSE of 0.775 cm (approximately 8 mm) for the MiDaS model, compared to 0.037 cm for the photogrammetry model. This minor difference underscores the acceptable accuracy of the proposed method, especially considering its reliance on a single image.

Discussion of the findings suggests that MiDaS's depth estimation performance depends on factors such as input image quality, training data diversity, and preprocessing settings. In regions with complex geometry or suboptimal lighting, depth accuracy may decline, impacting the 3D model. Conversely, photogrammetry benefits from multi-view data, enabling precise reconstruction of hidden areas and varied angles, albeit with greater complexity and cost. The key advantage of MiDaS lies in its simplicity, rapid processing, and independence from additional data, making it suitable for real-time applications or resource-limited scenarios. Nonetheless, the observed discrepancies indicate that for highly precise applications, such as industrial analysis, model optimization or advanced MiDaS versions may be necessary. Enhancing the Poisson reconstruction algorithm or training MiDaS with more diverse datasets could further narrow this gap, improving overall accuracy and detail retention.

Conclusions

This study confirmed that the MiDaS model, using a single image without camera positional data, can produce 3D models with acceptable accuracy (RMSE of 0.775 cm). Compared to the photogrammetry model (RMSE of 0.037 cm), the proposed method demonstrates efficacy in constrained conditions. The Poisson surface

reconstruction effectively generated smooth and precise meshes from the point cloud, though minor differences persist due to the inherent limitations of single-image depth estimation versus multi-view photogrammetry. The research highlights MiDaS as a viable option for applications prioritizing speed and simplicity, yet for scenarios demanding high precision, traditional methods or enhanced MiDaS versions are preferable. Future research should explore advanced MiDaS variants, hybrid single- and multi-view approaches, and improved reconstruction algorithms to boost accuracy and detail. This study provides a foundation for advancing deep learning applications in photogrammetry and computer

vision, showcasing its potential in modern 3D reconstruction workflows.

References

Howells, S., Abuomar, O. 2022. Depth Maps Comparisons from Monocular Images by MiDaS Convolutional Neural Networks and Dense Prediction Transformers. In International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering, ICECCME 2022 (pp. 1–6). IEEE. Retrieved from <https://doi.org/10.1109/ICECCME55909.2022.9987767>

Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., Simoncelli, E. P. 2004. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. IEEE Transactions on Image Processing 13(4), 600–612.

CRediT authorship contribution statement

 Mahdi Farhangi	Conceptualization, Methodology, Software, Validation, Formal analysis, Investigation, Resources, Data Curation, Writing - Original Draft, Writing - Review & Editing, Supervision, Project administration.
 Asghar Milan	Writing - Original Draft, Writing - Review & Editing, Supervision, Project administration
 Gholamreza Fallahi	Writing - Review & Editing, Supervision
 Ehsan Khankeshi-Zadeh	Writing - Review & Editing, Supervision



تخمین عمق و بازسازی سه بعدی از تک تصویر مبتنی بر مدل یادگیری عمیق MiDaS

مهدی فرهنگی^۱، اصغر میلان^{۲*}، غلامرضا فلاحي^۲، احسان خانکشی زاده^۳

۱. دانشکده مهندسی عمران، آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران.

۲. دانشکده مهندسی نقشه برداری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران.

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله دریافت: ۱۴۰۴/۰۱/۰۵ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۲۵	بازسازی سه بعدی نقش مهمی در نقشه برداری و فتوگرامتری برد کوتاه ایفا می کند و به استخراج دقیق اطلاعات هندسی از اشیا و محیط اطراف کمک می نماید. روش های مرسوم این حوزه معمولاً به تصاویر چندنمایی و داده های موقعیت و زاویه تصویربرداری نیاز دارند که در برخی کاربردهای عملی با محدودیت هایی همراه است. در این پژوهش، روشی نوین مبتنی بر مدل یادگیری عمیق MiDaS، یکی از معماری های دقیق تخمین عمق تک نما، معرفی شده است که قادر است تنها با یک تصویر دوبعدی، نقشه عمق نسبی تولید کند. سپس با بهره گیری از الگوریتم بازسازی سطح پواسون (Poisson Surface Reconstruction)، مدل سه بعدی نهایی بدون نیاز به اطلاعات مکانی یا زاویه دوربین استخراج می شود. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، مدل سه بعدی حاصل با مدل مرجع تولید شده توسط روش رایج فتوگرامتری مقایسه شد. نتایج نشان داد که خطای میانگین مربعات (RMSE) برابر با ۰.۷۷۵ سانتی متر است که دقت مناسب و قابلیت اعتماد روش پیشنهادی را در شرایط محدودیت داده های چندنمایی تأیید می کند. این مطالعه ظرفیت بالای مدل های یادگیری عمیق مانند MiDaS را در بازسازی سه بعدی و کاربردهای نقشه برداری و فتوگرامتری نشان می دهد و اشاره می کند که استفاده از نسخه های پیشرفته تر همچون DPT می تواند دقت نتایج را در پژوهش ها و کاربردهای آینده بهبود بخشد.
واژه های کلیدی تخمین عمق، بازسازی سه بعدی، تک تصویر، یادگیری عمیق، فتوگرامتری، بینایی ماشین.	



مقدمه

تصویر استفاده کنند. با ظهور مدل های مبتنی بر شبکه های عصبی عمیق، روش های جدیدی توسعه یافته اند که امکان تخمین عمق و بازسازی سه بعدی را تنها با استفاده از یک تصویر دوبعدی فراهم می آورند. در روش های سنتی بازسازی سه بعدی، مانند استریو ویژن (Stereo Vision)، شامل استفاده از دو یا چند دوربین برای تحلیل اختلاف دید بین تصاویر ثبت شده است (Howells and Abuomar, 2022). همچنین روش ساختار از حرکت (Structure from Motion (SfM))، به فرآیند بازسازی ساختار سه بعدی از یک مجموعه تصاویر

بازسازی سه بعدی و تخمین عمق از تصاویر دوبعدی، به عنوان یکی از موضوعات چالش برانگیز و مهم در زمینه های مختلف از جمله بینایی ماشین، فتوگرامتری، نقشه برداری و واقعیت افزوده (Augmented Reality) به شمار می رود. تک تصویر، به دلیل نداشتن اطلاعات عمق، به خودی خود قادر به ارائه داده های کافی برای مدل سازی سه بعدی دقیق نیستند. این مشکل، پژوهشگران را بر آن داشته تا از تکنیک های پیشرفته مانند یادگیری عمیق برای استخراج اطلاعات عمق از یک

DOI <https://doi.org/10.22034/KJES.2025.11.1.107622>

*نویسنده مسئول: اصغر میلان a_milan@sbu.ac.ir

استناد به این مقاله: فرهنگی، م، میلان، ا، فلاحي، غ. ر.، خانکشی زاده، ا. (۱۴۰۴). تخمین عمق و بازسازی سه بعدی از تک تصویر مبتنی بر مدل یادگیری عمیق MiDaS. مجله علوم زمین خوارزمی. جلد ۱۱، شماره ۱، صفحه ۱۵۲ تا ۱۷۴. <http://doi.org/10.22034/KJES.2025.11.1.107622>



اشاره دارد، نیازمند چندین نما از یک صحنه یا شیء هستند تا عمق و ساختار سه بعدی تخمین زده شود (Fusiello, 2024). هرچند این روش‌ها در برخی کاربردها به موفقیت‌هایی دست یافته‌اند، اما محدودیت‌های بسیاری مانند نیاز به چندین تصویر دقیق، پیچیدگی در تنظیم ایستگاه‌های تصویربرداری و پردازش‌های محاسباتی سنگین وجود دارد. علاوه بر این، روش‌های چند تصویری به دلیل نیاز به تصاویر متعدد، در محیط‌های پیچیده یا شرایط نوری متغیر با مشکلاتی مواجه می‌شوند که به کاهش دقت و کارایی آن‌ها منجر می‌گردد.

در راستای غلبه بر این چالش‌ها، بازسازی سه بعدی و تخمین عمق از روی تک تصویر به عنوان یک راهکار نوین مطرح شده‌اند. یکی از این راهکارها استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق است. شبکه‌های عصبی عمیق با قابلیت استخراج ویژگی‌های پیچیده از تصاویر دوبعدی، پتانسیل بالایی در تخمین عمق و بازسازی سه بعدی دقیق ارائه می‌دهند (Piccinelli et al., 2024). یکی از مدل‌های برجسته در این زمینه MiDaS (Multiple Depth Estimation Accuracy with Single Network) است. الگوریتم MiDaS با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی عمیق، امکان تخمین عمق دقیق از تک تصویر را فراهم می‌کند. این الگوریتم با آموزش روی مجموعه داده‌های گسترده‌ای مانند KITTI, NYU Depth و Make3D، توانسته است عملکرد قابل توجهی در شرایط مختلف ارائه دهد. این مدل به‌ویژه در شرایطی که داده‌های چند تصویری موجود نیستند یا استفاده از آن‌ها امکان‌پذیر نیست، به عنوان یک راهکار کارآمد مورد توجه قرار گرفته است (Ranftl et al., 2020). پیشرفت‌های اخیر در بازسازی سه بعدی و تخمین عمق از تک تصویر، نوآوری‌های قابل توجهی را در این دو حوزه به همراه داشته است. یکی از اولین تلاش‌ها در این زمینه توسط ساکسنا و همکاران (Saxena et al., 2007) در سال‌های ۲۰۰۷ و ۲۰۰۸ انجام شد. آن‌ها رویکردی نظارت شده برای تخمین عمق از یک تصویر ارائه دادند که از میدان تصادفی مارکوف (Markov Random Field (MRF)) چند مقیاسه استفاده می‌کند و قادر به بازسازی دقیق نقشه‌های عمق در صحنه‌های غیرساختار یافته می‌باشد. در تحقیق

دیگری از این نویسندگان، تخمین عمق سه بعدی از تصاویر تک‌چشمی با استفاده از یک روش یادگیری ماشین نظارت شده انجام شد. مدل پیشنهادی مبتنی بر میدان تصادفی مارکوف چند مقیاسی است که ویژگی‌های محلی و سراسری تصویر را ترکیب کرده و قادر به تولید نقشه‌های عمق دقیق برای صحنه‌های غیرساختار یافته است. همچنین طبق گزارش آن‌ها، با ترکیب تصاویر تک و استریو، دقت تخمین عمق بهبود یافت (Saxena et al., 2008). ایگن و همکاران (Eigen et al., 2014) روشی جدید برای پیش‌بینی عمق از تک تصویر ارائه دادند که از دو شبکه عمیق برای پیش‌بینی سراسری و تصحیح محلی استفاده می‌کند. آن‌ها از مجموعه داده‌های NYU Depth (New York University Depth Dataset) که شامل صحنه‌هایی از فضای داخلی با وضوح بالا همراه با نقشه‌های عمق واقعی تهیه شده توسط دانشگاه نیویورک است (Silberman et al., 2012) و همچنین از مجموعه داده‌های KITTI (Karlsruhe Institute of Technology) و توسط موسسه فناوری کارلسرا و موسسه (Max Planck Institute (MPI)) برای سیستم‌های هوشمند در آلمان تهیه شده و شامل تصاویر فضای باز و داده‌های عمق مرتبط با سیستم‌های رانندگی خودکار است (Eldesokey et al., 2020)، برای آموزش و ارزیابی مدل خود بهره گرفتند. این روش در هر دو مجموعه داده نتایج برجسته‌ای به دست آورد و قادر به تعیین دقیق مرزهای عمق بدون نیاز به قطعه‌بندی تصویر گردید. هرمن و همکاران (Hermann et al., 2020)، روشی خود-نظارتی (Self-Supervised Method) برای تخمین عمق از تصاویر هوایی معرفی کردند که نیازی به داده‌های آموزشی با برچسب ندارد و دقت بالایی را در تخمین عمق و موقعیت ارائه می‌دهد. خان و همکاران (Khan et al., 2020) مروری بر روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق برای تخمین عمق از تصاویر (Red-Green-Blue (RGB)) ارائه دادند و به بررسی داده‌های مرتبط و ۱۳ روش پیشرفته در این حوزه پرداختند و چالش‌های آینده را مورد بحث قرار دادند. در جدول (۱)، روش‌های مذکور در این مطالعه آمده است.

جدول ۱- روش‌های تخمین عمق مبتنی بر مدل‌های یادگیری عمیق

Table 1 - Depth Estimation Methods Based on Deep Learning Models

روش	دسته‌بندی	معماری	مجموعه داده	بهینه‌ساز	چالش‌ها	حوزه کاربرد
EMDEOM	نظارت شده	FC	KITTI	Adam	حساسیت به نویز، محدودیت داده‌های واقعی	خودروهای خودران
ACAN	نظارت شده	Encoder-Decoder	NYU-v2, KITTI	SGD	زمان آموزش بالا، نیاز به داده زیاد	بینایی ماشین، رباتیک
DenseDepth	نظارت شده	Encoder-Decoder	NYU-v2	Adam	عدم تعمیم خوب به محیط‌های غیرآموزشی	رباتیک، واقعیت افزوده
DORN	نظارت شده	CNN	NYU-v2, KITTI	Adam	پیچیدگی محاسباتی بالا	سیستم‌های کمک راننده
VNL	نظارت شده	Encoder-Decoder	NYU-v2, KITTI	SGD	وابستگی به داده‌های دقیق عمق	بینایی کامپیوتر
BTS	نظارت شده	Encoder-Decoder	NYU-v2, KITTI	Adam	حساسیت به بازنمایی لبه‌ها	بازسازی سه بعدی، واقعیت مجازی
DeepV2D	نظارت شده	CNN	NYU-v2, KITTI	Adam	نیاز به تصاویر چندگانه، هزینه محاسباتی	بازسازی سه بعدی دینامیک
LISM	خود نظارتی	Encoder-Decoder	KITTI	Adam	دقت کمتر نسبت به روش‌های نظارت‌شده	کاربردهای واقعیت افزوده
monoResMatch	خود نظارتی	CNN	KITTI	Adam	محدودیت در شرایط نوری ضعیف	نقشه‌برداری موبایل
PackNet-SfM	خود نظارتی	CNN	KITTI	Adam	وابستگی به صحت تخمین حرکت دوربین	رباتیک
monodepth2	خود نظارتی	CNN	KITTI	Adam	چالش‌های تعمیم‌پذیری	خودروهای خودران
GASDA	نیمه نظارتی	CNN	KITTI	Adam	تعادل بین داده نظارت‌شده و بدون نظارت	بینایی ماشین
VOMonodepth	خود نظارتی	Auto-Decoder	KITTI	Adam	پایداری در صحنه‌های پویا	کاربردهای تخمین عمق پویا

Green-Blue-Depth(RGB-D)، دقت پیش‌بینی را بهبود بخشید و خطای میانگین مربعات (Root Mean Square Error (RMSE)) مدل را به ۲/۱ متر کاهش داد. ولپونر و همکاران (Welpner et al., 2022) به ارزیابی معماری‌های شبکه عصبی پیچشی نظارت شده برای تخمین عمق از تک تصویر پرداختند. آن‌ها به محدودیت‌های این روش‌ها در بازسازی ساختار سه بعدی دقیق اشاره کرده و یک معیار جدید به نام ArchDepth را برای ارزیابی عملکرد این روش‌ها معرفی کردند.

در تحقیقات جدیدتر، استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق برای تخمین عمق گسترش یافته است. برای مثال، مینگ و همکاران (Ming et al., 2021) به مرور توسعه‌های اخیر در تخمین عمق با استفاده از یادگیری عمیق پرداختند و به بررسی مدل‌های یادگیری عمیق، دسته‌بندی روش‌ها و چالش‌های موجود پرداختند. هریستوا و همکاران (Hristova et al., 2022) مدلی برای پیش‌بینی عمق از یک تصویر در محیط‌های جنگلی ارائه دادند. مدل آن‌ها با استفاده از مجموعه داده جدید از تصاویر Red-

نجف و همکاران (Najaf et al., 2023) به بررسی تخمین عمق از تصاویر ماهواره‌ای Google Earth با استفاده از شبکه‌های عصبی پیچشی پرداختند. آن‌ها یک شبکه عصبی کانولوشن را برای تولید نقشه عمق با وضوح بالا از تصاویر RGB معرفی کردند و نتایج قابل قبولی ارائه دادند که با تصاویر معیار (International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS)) قابل مقایسه است. راجاپاکشا و همکاران (Rajapaksha et al., 2024)، مقاله‌ای جامع درباره روش‌های تخمین عمق بر اساس یادگیری عمیق از تک تصویر و ویدیوها ارائه دادند و به بررسی پیشرفت‌ها، دسته‌بندی روش‌ها و چالش‌های موجود پرداختند.

در زمینه بازسازی سه بعدی نیز، کارهای متعددی انجام شده است. اوزدن و همکاران (Ozden et al., 2007) به چالش‌های بازسازی اطلاعات سه بعدی صحنه و شناسایی مسیر حرکت دوربین از توالی تصاویر پرداخته‌اند. آن‌ها الگوریتمی ارائه کرده‌اند که می‌تواند تغییرات در صحنه، مانند ورود یا خروج اشیاء، جدا شدن مسیر حرکتی اشیاء مشترک، یا ادغام مسیرهای حرکتی اشیاء مختلف را شناسایی و مدیریت کند. این الگوریتم به‌طور هم‌زمان ویژگی‌های تصویر را دنبال کرده، آن‌ها را به گروه‌های متحرک و صلب تقسیم‌بندی می‌کند و تمامی بخش‌ها را به‌صورت سه بعدی بازسازی می‌کند. روش پیشنهادی، برخلاف تکنیک‌های پردازش دسته‌ای، به‌صورت برخط (Online) عمل کرده و برای بازسازی اشیاء کوچک و متحرک در پیش‌زمینه بسیار کارآمد است. سالزمان و فوآ (Salzmann and Fua, 2010) در کتاب خود روش‌هایی را بررسی کرده‌اند که امکان بازسازی شکل سطوح سه بعدی تغییرپذیر را از یک جریان ویدئویی فراهم می‌کنند. آن‌ها دو دسته روش مؤثر را معرفی کرده‌اند:

روش‌های مبتنی بر الگو که با ایجاد تطابق با یک تصویر مرجع از پیش شناخته‌شده عمل می‌کنند.

روش‌های ساختار از حرکت غیر صلب (Non-Rigid Structure- from-Motion (NRSfM)) که با دنبال کردن نقاط در طول ویدئو، شکلی ناشناخته را بازسازی می‌کنند.

آن‌ها همچنین ابهامات ذاتی این روش‌ها را بررسی و راه‌حل‌های عملی برای رفع این ابهامات ارائه کرده‌اند. این مطالعه، مسیرهایی را نیز برای تحقیقات آینده پیشنهاد می‌دهد. لانسچر و همکاران (Lunscher and Zelek, 2018) در پژوهش خود به بررسی کاربردهای اسکن سه بعدی بدن پرداختند. آن‌ها نشان دادند که با استفاده از یادگیری عمیق، می‌توان اسکن‌های ساده‌ای طراحی کرد که تنها به یک نقشه عمق ورودی برای تولید ابر نقاط تمام بدن نیاز دارند. این اسکن‌ها می‌توانند در زمینه‌های مختلفی مانند مد، پوشاک و نظارت بر سلامت استفاده شوند. مدل آن‌ها قادر به تولید ابر نقاط با دقت ۵/۱۹ میلی‌متر است و می‌تواند به کاهش هزینه‌ها در استفاده از سیستم‌های اسکن بدن کمک کند. شو و همکاران (Chu et al., 2019) یک روش برای تولید ابر نقاط سه بعدی از یک تصویر RGB ارائه دادند که شامل تولید تصویر عمق با استفاده از شبکه مولد تخصصی (Generative Adversarial Network (GAN)) و سپس محاسبه ابر نقاط از تصویر عمق است. این روش نشان‌دهنده تولید ابر نقاط با کیفیت بالا و نیاز به منابع محاسباتی کم است. شبکه مولد ضدی یک نوع معماری شبکه عصبی در یادگیری عمیق است که به‌طور خاص برای تولید داده‌های جدید، مانند تصاویر، طراحی شده است. چوو و همکاران (Choe et al., 2021) در مقاله خود Volume Fusion را معرفی کردند، روشی برای ادغام تخمین عمق و یادگیری عمیق در بازسازی صحنه‌های سه بعدی که عملکرد بهتری نسبت به تکنیک‌های سنتی و یادگیری عمیق موجود نشان می‌دهد.

در مطالعه‌ای، مدهاناند و همکاران (Madhuanand et al., 2021) از یادگیری خود-نظارتی برای تخمین عمق از ویدیوهای

UAV استفاده کردند و مدل خود را با استفاده از فریم‌های ویدیویی و شبکه‌های عصبی پیچشی دو و سه بعدی آموزش دادند. نتایج آن‌ها نشان‌دهنده عملکرد بهتری نسبت به روش‌های موجود در تخمین عمق است. وندت و همکاران (Wandt et al., 2016) به بررسی تخمین شکل و حرکت سه بعدی انسانی از توالی تک تصویر پرداختند و مدلی را معرفی کردند که با استفاده از مقادیر پایه و فرضیات دوره‌ای توانسته است بازسازی سه بعدی دقیقی ارائه دهد.

تخمین عمق و بازسازی سه بعدی دو حوزه کاملاً مجزا هستند و هر یک از این حوزه‌ها شامل روش‌ها و تکنیک‌های خاص خود هستند. همانطور که گفته شد، برای تخمین عمق، از روش‌هایی مانند استریو ویژن، ساختار از حرکت (SfM) و شبکه‌های عصبی عمیق استفاده می‌شود، در حالی که برای بازسازی سه بعدی روش‌هایی نظیر بازسازی سطح پواسون (Poisson Surface Reconstruction)، مثلث‌بندی دلونی (Delaunay Triangulation) و روش‌های چند تصویری مورد استفاده قرار می‌گیرند (Cazals and Giesen, 2004). وجه تمایز و نوآوری این تحقیق در استفاده از یک مدل یادگیری عمیق تخمین عمق (MiDaS) برای بازسازی سه بعدی دقیق از تنها یک تصویر دوبعدی است، بدون نیاز به اطلاعات موقعیت دوربین یا داده‌های چند نمایی که در روش‌های سنتی فتوگرامتری ضروری هستند. برخلاف بسیاری از پژوهش‌های پیشین که تنها به استخراج نقشه عمق و کاربرد در حوزه بینایی ماشین بسنده کرده‌اند، در این تحقیق با دیدگاه کاربرد در مهندسی نقشه‌برداری، از نقشه عمق حاصل برای تولید مدل سه بعدی و انجام ارزیابی کمی با استفاده از معیار RMSE نسبت به مدل دقیق حاصل از فتوگرامتری چند تصویری استفاده شده است. این

روش به‌طور محسوسی نشان می‌دهد که می‌توان با اتکا به یک تصویر و بدون نیاز به سخت‌افزار خاص، بازسازی سه بعدی نسبتاً دقیقی انجام داد. این موضوع می‌تواند کاربردهای مهمی در محیط‌های دارای محدودیت منابع یا داده داشته باشد. نتایج این مطالعه می‌تواند به شناسایی مناسب‌ترین روش در کاربردهایی که با محدودیت داده‌های چند نمایی روبرو هستند، کمک کند. این رویکرد می‌تواند به توسعه کاربردهای متنوعی در فتوگرامتری، بینایی ماشین و سایر حوزه‌های مرتبط منجر شود و به عنوان یک مبنای جدید برای تحقیقات آینده در این زمینه‌ها مطرح گردد.

مواد و روش‌ها

در این تحقیق با هدف بازسازی سه بعدی و مقایسه روش مبتنی بر فتوگرامتری (به کارگیری چند تصویر) با مدل یادگیری عمیق MiDaS، از مجموعه داده آموزشی نرم‌افزار PhotoModeler بهره گرفته شده است. داده‌های تصویری با دوربین FinePix F10 تهیه شدند. این دوربین با فاصله کانونی دقیق ۸/۱۷۵۵ میلی‌متر که پس از کالیبراسیون دوربین به دست آمده، امکان تصویربرداری با وضوح بالا را برای بازسازی سه بعدی فراهم می‌آورد.

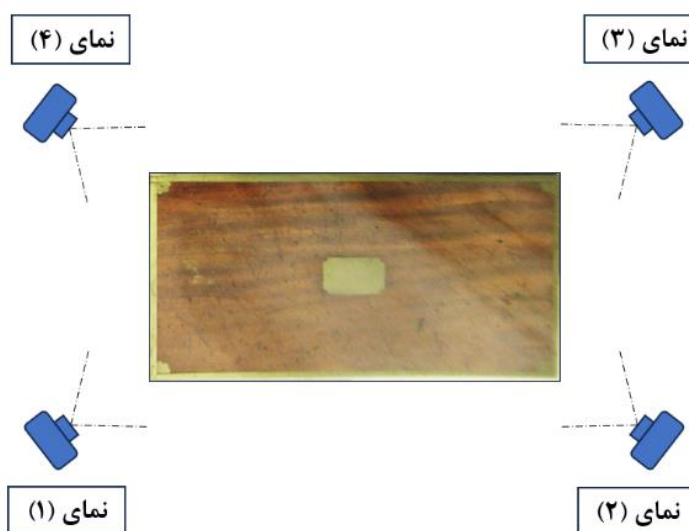
برای تهیه این مجموعه داده، فرآیند تصویربرداری به گونه‌ای طراحی شده است که ثبت تصاویر از چهار زاویه مکمل نسبت به شیء صورت گیرد. این امر به بازسازی دقیق‌تر ابعاد و زوایای مختلف کمک می‌کند. تصاویر موجود در مجموعه داده، در شکل (۱) نشان داده شده است. این تصاویر با توجه به استانداردهای دقیق تصویربرداری و تنظیمات مناسب دوربین، به گونه‌ای ثبت شده‌اند که دقت لازم برای بازسازی را فراهم کنند.



شکل ۱- تصاویر اخذ شده با دوربین FinePix F10

Fig. 1. Images captured with the FinePix F10 camera

همانگونه که اشاره گردید انتخاب زوایای مناسب به بهبود کیفیت بازسازی و استخراج ویژگی‌های موردنظر کمک می‌کند. این زوایا در شکل (۲) نمایش داده شده‌اند.



شکل ۲- زوایای ثبت تصاویر

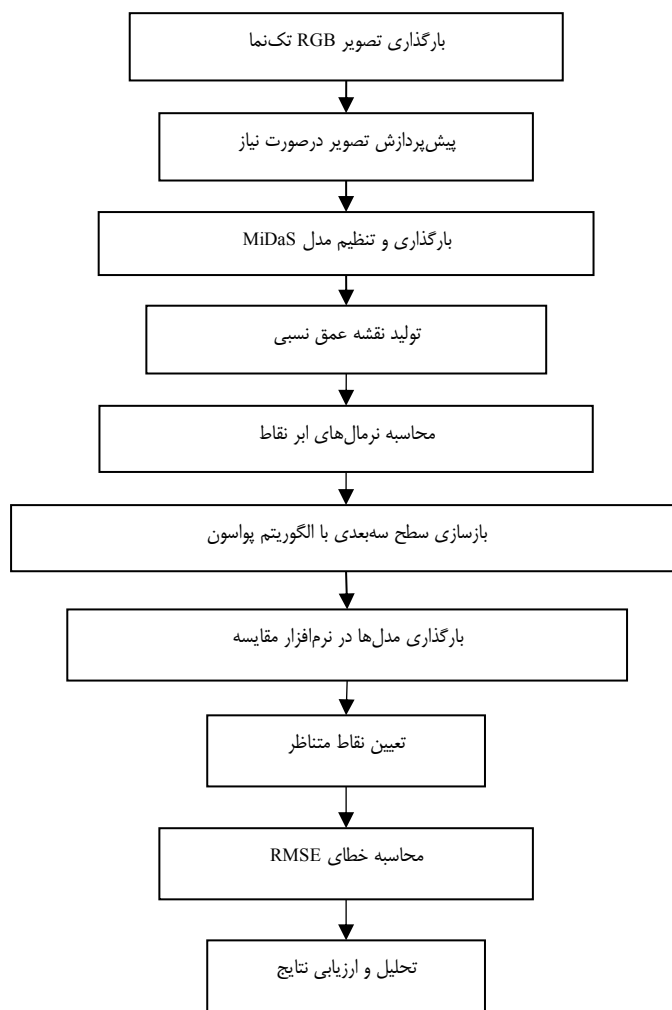
Fig. 2. Angles of image capture

استفاده از مدل یادگیری عمیق MiDaS، تنها تصویر نمای اول به کار گرفته شد. این روند به ارزیابی کارایی MiDaS در بازسازی سه بعدی از تک تصویر کمک می‌کند.

در این پژوهش، روشی نوین برای بازسازی مدل‌های سه بعدی با استفاده از یادگیری عمیق ارائه شده است. فلوچارت موجود در شکل

طبق توضیحات مجموعه داده‌های آموزشی نرم‌افزار PhotoModeler، تنظیمات دوربین و شرایط محیطی به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که داده‌های دریافتی دارای کیفیت و انسجام لازم برای مراحل پردازش و بازسازی سه بعدی باشند. در این تحقیق، برای بازسازی سه بعدی شیء به روش فتوگرامتری، از تمامی تصاویر موجود در مجموعه داده استفاده شد. همچنین، برای بازسازی سه بعدی با

(۳)، روند تحقیق و مراحل کلیدی پردازش داده‌ها را به صورت خلاصه نشان می‌دهد.



شکل ۳- مراحل انجام پژوهش

Fig. 3. Stages of the research process

تصویربرداری و

شرایط آن در بازسازی سه بعدی

در این پژوهش، برای تهیه مدل سه بعدی با استفاده از مدل یادگیری عمیق MiDaS، تنها یک تصویر دوبعدی از نمای جلوی شیء موردنظر انتخاب شد. این تصویر از مجموعه داده‌هایی استخراج شده است که به طور خاص برای بازسازی سه بعدی به روش فتوگرامتری طراحی و تهیه شده‌اند. با این حال، تصاویر این مجموعه داده با رعایت

اصول و ملاحظات لازم، به گونه‌ای ثبت شده‌اند که امکان استفاده از آن‌ها در روش یادگیری عمیق نیز فراهم باشد. این ویژگی‌ها، دلیل انتخاب این مجموعه داده برای پژوهش حاضر بوده است.

✓ زاویه تصویربرداری

تصویر استفاده شده با زاویه‌ای مایل نسبت به شیء ثبت شده است. با توجه به اینکه تنها از یک تصویر برای تهیه مدل سه بعدی استفاده می‌شود، انتخاب زاویه تصویربرداری به گونه‌ای که بیشترین وجوه ممکن

شیء در تصویر ثبت گردد، اهمیت بالایی دارد. این اقدام اطلاعات بیشتری از هندسه شیء فراهم می کند و بازسازی سه بعدی دقیق تری ممکن می سازد. البته باید توجه داشت که نواحی پنهان شیء که توسط دوربین قابل مشاهده نیستند، قاعدتاً در مدل سه بعدی بازسازی نخواهند شد.

✓ عمق میدان

با توجه به شکل (۱)، برداشت می شود که برای ثبت جزئیات دقیق شیء، تنظیم عمق میدان (Depth of Field) با انتخاب دیافراگم مناسب انجام شده است. این تنظیم به گونه ای صورت گرفته که تمام بخش های تصویر، از نزدیک ترین تا دورترین نقاط، به صورت واضح ثبت شده اند. وضوح کامل تصویر ورودی از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا دقت نقشه عمق و در نهایت مدل سه بعدی به کیفیت تصویر وابسته است.

✓ کیفیت نوری و کنترل انعکاس ها

برای تصویربرداری دقیق و کاهش اثرات مزاحم نور، نورپردازی باید یکنواخت باشد تا از ایجاد سایه ها و انعکاس های ناخواسته جلوگیری شود. استفاده از منابع نور گسترده و نرم، مانند پنل های LED، به پخش یکنواخت نور و کاهش سایه های تیز کمک می کند. تنظیم مناسب شدت نور و حذف منابع نوری ناخواسته، مانند نور خورشید مستقیم، از اهمیت بالایی برخوردار است.

✓ تنظیم فاصله دوربین تا شیء

فاصله دوربین بر اساس فاصله کانونی دوربین (۸/۱۷۵۵ میلی متر) و اندازه شیء تعیین شده است تا جزئیات مهم شیء به خوبی در تصویر ثبت شوند. رعایت فاصله مناسب از شیء، تأثیر اعوجاج ناشی از لنز و تاری در تصویر را کاهش داده و کیفیت داده ورودی را تضمین می کند.

مدل یادگیری عمیق MiDaS و تنظیم آن

مدل MiDaS یکی از پیشرفته ترین مدل های یادگیری عمیق برای تخمین عمق از تک تصویر است که بدون نیاز به داده های چند نمایی

می تواند نقشه عمق را با دقت بالا تولید کند. MiDaS بر مبنای معماری شبکه های عصبی پیچشی (Convolutional Neural Networks) ((CNN با مجموعه داده های KITTI، NYU Depth V2 و Make3D (Puscas et al., 2019)، آموزش و توسعه یافته و به ویژه برای پردازش تصاویر با شرایط نوری و محیط های پیچیده بهینه سازی شده است. این مدل، برخلاف روش های کلاسیک تخمین عمق که نیازمند چندین تصویر از زوایای مختلف یا اطلاعات موقعیت دوربین هستند، می تواند تنها با استفاده از یک تصویر دوبعدی، تصویر عمق دقیقی از صحنه ارائه دهد (Ranftl et al., 2020).

یکی از ویژگی های کلیدی MiDaS این است که با استفاده از داده های متنوع و گسترده ای آموزش دیده که شامل تصاویر از محیط های مختلف و شرایط متنوع است. این تنوع داده، مدل را قادر می سازد تا در شرایط مختلف و حتی با تغییرات پیچیده هندسی و نوری، عمق را به صورت نسبی تخمین بزند. این تخمین نسبی، اجسام نزدیک و دور را بر اساس میزان عمق از یکدیگر تفکیک کرده و به هر پیکسل یک مقدار عمق نسبی اختصاص می دهد. از دیگر مزایای MiDaS، بهره گیری از معماری چند مقیاسی است که امکان پردازش ویژگی های تصویر را در مقیاس های مختلف فراهم می کند. این ویژگی به مدل امکان می دهد که جزئیات بیشتری را در نقشه عمق تشخیص داده و لبه های اشیاء را با دقت بیشتری مشخص کند، به ویژه در مناطقی که دارای جزئیات ریز یا تغییرات سریع در عمق هستند.

کاربرد MiDaS در این پژوهش، توانایی این مدل را در بازسازی سه بعدی صحنه های دوبعدی تنها از یک تصویر نشان می دهد و مزایای آن شامل ساده سازی روند بازسازی، کاهش نیاز به تنظیمات پیچیده تصویربرداری و کاهش هزینه های پردازشی است. در ادامه تنظیمات صورت گرفته بر روی مدل MiDaS، در جدول (۲) آمده است.

جدول ۲- تنظیمات مدل یادگیری عمیق MiDaS

Table 2 - Configuration settings of the MiDaS deep learning model

تنظیمات	جزئیات
مدل	MiDaS_small
تعداد لایه‌ها	۴ لایه اصلی
مؤلفه‌های اصلی	✓ Conv2dSameExport ✓ BatchNorm2d ✓ ReLU6 ✓ Depthwise Separable Conv ✓ Inverted Residual
پیش پردازش تصویر	✓ تغییر اندازه به ۳۸۴ پیکسل ✓ برش مرکز تصویر ✓ تبدیل به تانسور
بهینه‌ساز	✓ نرمال سازی با میانگین [۰,۴۵, ۰,۴۳, ۰,۴۰] و انحراف معیار [۰,۲۲, ۰,۲۲, ۰,۲۲]
خروجی	Adam
	نقشه عمق

مدل MiDaS معمولاً شامل چهار لایه اصلی است که هر کدام دارای مؤلفه‌های مختلف هستند. این لایه‌ها به شرح زیر هستند:

لایه اول:

- Conv2dSameExport: این مؤلفه شامل لایه‌های کانولوشنی برای استخراج ویژگی‌های ابتدایی از تصویر ورودی است.

- BatchNorm2d و ReLU6: برای نرمال سازی و فعال سازی استفاده می‌شوند.

- Depthwise Separable Conv و Inverted Residual: برای کاهش پیچیدگی محاسباتی و استخراج ویژگی‌های عمیق تر.

لایه دوم:

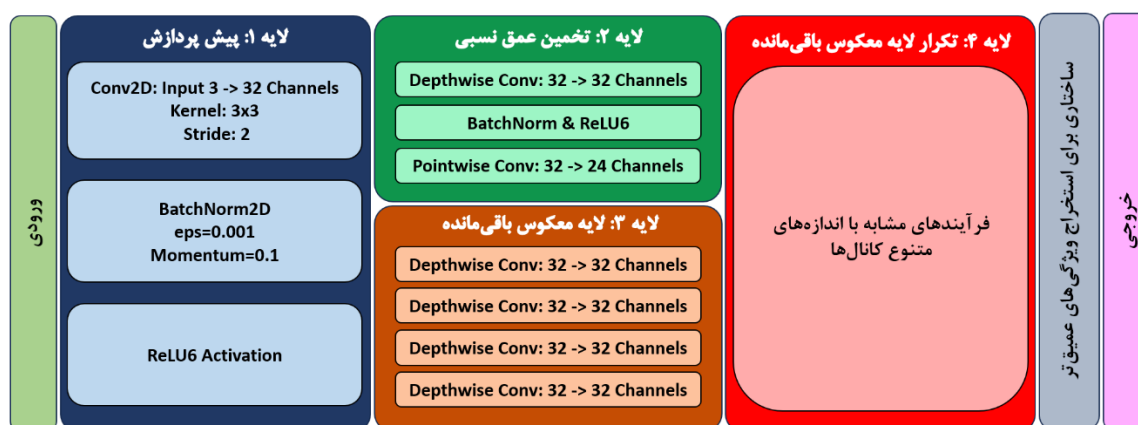
- Inverted Residual: این مؤلفه شامل لایه‌های پیچیده تری هستند که به مدل کمک می‌کنند تا ویژگی‌های پیچیده تری را از تصویر استخراج کند.

لایه سوم:

- Inverted Residual: ادامه‌ی لایه‌های پیچیده که با استفاده از لایه‌های کانولوشنی و نرمال سازی به مدل امکان استخراج ویژگی‌های پیچیده تر و پردازش بهتر اطلاعات را می‌دهد.

لایه چهارم:

- Inverted Residual: این لایه شامل لایه‌های پیشرفته تری برای استخراج ویژگی‌های عمیق تر و نهایی سازی نتایج عمق است.
- شکل (۴)، نمای کلی معماری این مدل را نشان می‌دهد که ساختار لایه‌ها و مؤلفه‌ها را برای تخمین عمق دقیق و با کیفیت بالا به تصویر می‌کشد.



شکل ۴- معماری مدل یادگیری عمیق MiDaS

Fig. 4. Architecture of the MiDaS deep learning model

مناسب هستند، هرچند در نواحی با بافت کم ممکن است دقت تخمین پایین تر باشد و عمق ها ناهموار به نظر برسند.

تولید ابر نقاط

در این گام، برای تبدیل نقشه عمق به ابر نقاط، از مدل دوربین روزنه ای (Pinhole Camera) استفاده شده است. در این مدل، رابطه بین مختصات پیکسلی تصویر و مختصات سه بعدی در فضای دوربین با توجه به فاصله کانونی و نقطه اصلی دوربین تعیین می شود (Owen, 1994). فاصله کانونی و نقطه اصلی، به ترتیب، به عنوان پارامترهای اصلی دوربین شناخته می شوند. مختصات هر پیکسل در تصویر دوبعدی، که با (x, y) مشخص می شود و مقدار عمق مرتبط با آن در نقشه عمق، که با (v) نمایش داده می شود، به مختصات سه بعدی (X, Y, Z) تبدیل می گردند. این تبدیل به کمک روابط هندسی زیر انجام می شود:

$$\begin{cases} X = \frac{v \cdot (x - c_x)}{f} \\ Y = \frac{v \cdot (y - c_y)}{f} \\ Z = F(X, Y) \end{cases} \quad (1)$$

این ساختار لایه ها و مؤلفه ها به مدل MiDaS این امکان را می دهد که عمق را از تصاویر ورودی به طور دقیق و با کیفیت بالا تخمین بزند.

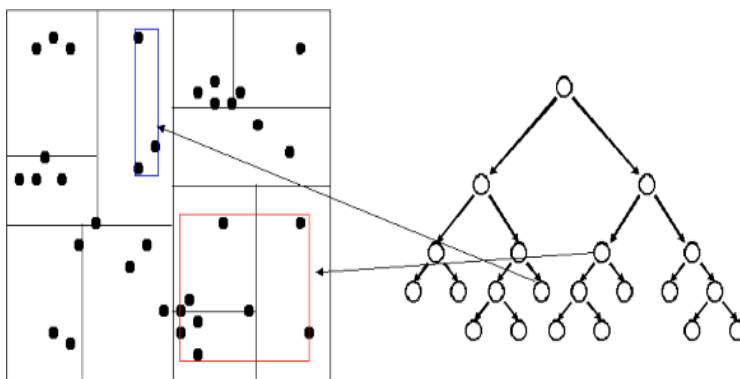
ایجاد نقشه عمق

در این مرحله، همان طور که اشاره شد، تصویر نمای اول شیء به عنوان ورودی مدل MiDaS استفاده می شود و نقشه عمق آن به عنوان خروجی مدل استخراج می شود. تصویر عمق تولید شده توسط مدل MiDaS مقادیر عمق مطلق ارائه نمی دهد، بلکه نسبت های عمقی بین اجسام مختلف در تصویر را نشان می دهد، به طوری که اجسام نزدیک تر دارای عمق کمتر و اجسام دورتر دارای عمق بیشتری هستند. مقیاس عمق در این تصویر ممکن است ناهمگن باشد و برای نقاط مختلف متفاوت باشد، زیرا مدل تنها با یک تصویر و بدون اطلاعات چند منظری کار می کند. MiDaS قادر به تخمین جزئیات دقیق و بافت های ظریف در صحنه های پیچیده است و معمولاً قدرت تفکیک خوبی در مرز بین اجسام مختلف ارائه می دهد. این مدل، تصاویر RGB را به عنوان ورودی استفاده می کند و نیازی به اطلاعات کالیبراسیون دوربین یا داده های چند منظری ندارد. همچنین MiDaS به گونه ای بهینه شده که با سرعت بالا، حتی برای تصاویر بزرگ، نقشه عمق تولید کند که این ویژگی در کاربردهای بلادرنگ مفید است. نقشه های عمق خروجی معمولاً مقادیر پیوسته و صافی دارند که برای تولید مدل های سه بعدی

نقطه به کار می‌رود. این نرمال‌ها به‌عنوان ورودی در الگوریتم بازسازی سطح پواسون استفاده می‌شوند تا میدان برداری سطح را تعریف کنند. استفاده از K-D Tree، با کاهش زمان محاسبات و افزایش دقت، امکان محاسبه بهینه نرمال‌های نقاط را فراهم کرده و در نهایت به بهبود کیفیت مدل سه‌بعدی نهایی منجر می‌شود (Häufungsanalyse and Möller, n.d.). در این الگوریتم‌ها، فضا به‌صورت بازگشتی تقسیم می‌شود و هر گره یک فضای کوچک‌تر از نقاط را نگهداری می‌کند. این ساختار به‌ویژه در کاربردهایی مانند گرافیک کامپیوتری، بینایی ماشین و بازسازی سه‌بعدی اهمیت دارد.

در این روابط، (f) فاصله کانونی و (c_x, c_y) مختصات نقطه اصلی تصویر بر روی حسگر دوربین است. با این روش، نقاط دوبعدی تصویر به مختصات سه‌بعدی تبدیل می‌شوند.

پس از تولید ابر نقاط، محاسبه نرمال‌ها با استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر ساختار داده‌ای K-D Tree انجام می‌شود (Zhang Ximin et al., 2013). نرمال‌ها نقش اساسی در دقت و کیفیت بازسازی سه‌بعدی دارند، زیرا اطلاعاتی درباره شیب و جهت سطح ارائه می‌دهند. K-D Tree، با ساختار داده‌ای کارآمد خود، امکان جستجوی سریع و دقیق نزدیک‌ترین همسایه‌ها در فضای چندبعدی را فراهم می‌کند. در این فرآیند، K-D Tree نقاط همسایه هر نقطه را به سرعت شناسایی کرده و این اطلاعات برای تعیین جهت نرمال سطح در هر



شکل ۵- نحوه کارکرد الگوریتم مبتنی بر K-D Tree

Fig. 5. Functioning of the K-D Tree-based algorithm

این روش بر اساس فرضیات پیوستگی و همواری سطح بازسازی شده طراحی شده است و با حل معادله دیفرانسیلی پواسون، مشی سه‌بعدی را تولید می‌کند که با نرمال‌های محاسبه شده همخوانی دارد. این ویژگی سبب می‌شود که مدل‌های تولیدی دارای جزئیات و دقت بالایی باشند. روش پواسون به‌ویژه برای سطوحی که باید به‌طور طبیعی و پیوسته بازسازی شوند، ایده‌آل است. این روش به خوبی توانایی ایجاد سطوح صاف و یکنواخت را دارد و از آنجا که با توجه به نرمال‌ها عمل می‌کند، می‌تواند جزئیات ظریف را نیز به خوبی حفظ کند. به همین دلیل،

محاسبه نرمال‌ها برای بهبود دقت بازسازی سطح سه‌بعدی ضروری است.

بازسازی سطح سه‌بعدی

پس از تولید ابر نقاط از نقشه عمق و محاسبه نرمال‌ها، بازسازی سطح انجام می‌شود. این فرآیند به وسیله روش بازسازی سطح پواسون انجام می‌گیرد که یکی از روش‌های مؤثر در بازسازی سطوح از ابر نقاط است.

استفاده از این روش در فرایند بازسازی سه بعدی برای تولید مدل های باکیفیت و دقیق بسیار حائز اهمیت است (Kazhdan and Hoppe, 2023).

رابطه پواسون به صورت زیر تعریف می شود:

$$\nabla \cdot \nabla \phi = \nabla \cdot N \quad (2)$$

در رابطه (2)، (ϕ) تابع پتانسیل سطح، (N) بردار نرمال نقاط، (∇) گرادین برداری و $(\nabla \cdot)$ دیورژانس (divergence) است. دیورژانس، مقدار پراکندگی یا تراکم یک میدان برداری را در یک نقطه مشخص می کند (Nolasco et al., 2020).

با حل این معادله، سطح سه بعدی به دست می آید که به نرمال های محاسبه شده از ابر نقاط، منطبق و بسیار نزدیک است و یک مش سه بعدی پیوسته و صاف ایجاد می کند. این روش به ویژه در کاربردهایی که نیاز به بازسازی مدل های سه بعدی با جزئیات دقیق و سطوح هموار دارند، بسیار مؤثر است.

مقایسه مدل سه بعدی حاصله از دو روش یادگیری عمیق و فتوگرامتری

برای ارزیابی دقت مدل سه بعدی تولید شده مدل MiDaS، ضروری است آن را با یک مدل سه بعدی مبنا و قابل اعتماد مقایسه کنیم. به همین منظور، مدل سه بعدی شی مورد نظر با استفاده از روش فتوگرامتری تولید شد. در این روش، با ترکیب تصاویر گرفته شده از زوایای مختلف، مدلی با جزئیات و دقت بالا بازسازی گردید که به عنوان مرجع برای ارزیابی مدل MiDaS به کار رفت.

پس از تولید هر دو مدل، اندازه گیری های نظیر به نظیر بر روی آن ها انجام شد تا تفاوت های هندسی بین مدل ها بررسی شود. این مقایسه شامل اندازه گیری فاصله ها است و معیاری برای سنجش دقت مدل MiDaS ارائه داد. چنین رویکردی امکان تحلیل عملکرد مدل یادگیری عمیق را در بازسازی سه بعدی فراهم می کند و تفاوت های روش های مبتنی بر یادگیری عمیق و فتوگرامتری را برجسته می سازد.

برای ارزیابی دقت اندازه گیری ها، از معیار خطای میانگین کمترین مربعات (RMSE) استفاده شد. این معیار میزان تفاوت میان مقادیر اندازه گیری شده بر روی هر دو مدل را محاسبه می کند و به عنوان شاخصی از دقت بازسازی مدل سه بعدی در نظر گرفته می شود (Wang et al., 2004). فرمول RMSE در رابطه (3) آمده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_{Multi_image} - d_{MiDaS})^2} \quad (3)$$

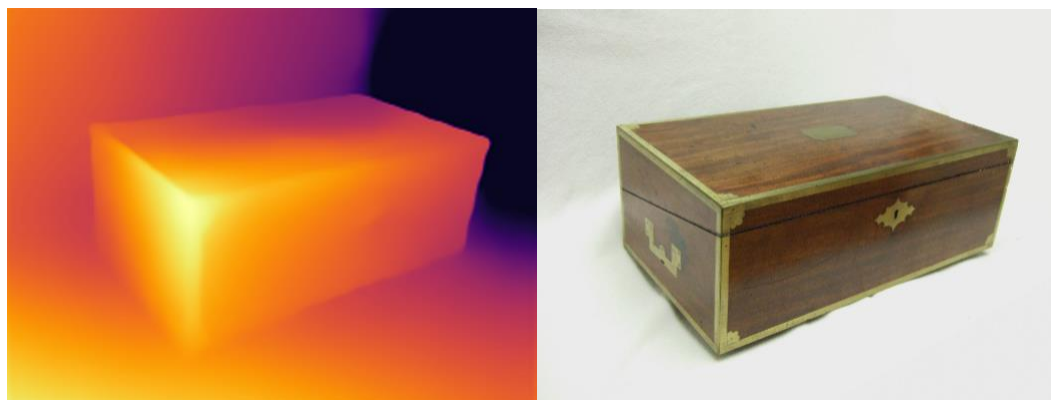
در رابطه (3)، (d_{MiDaS}) و (d_{Multi_image}) به ترتیب نشان دهنده طول های اندازه گیری شده بر روی مدل MiDaS و مدل چند تصویری هستند و (n) تعداد اندازه گیری ها است. این مقایسه، این امکان را می دهد که نقاط قوت و ضعف مدل یادگیری عمیق را شناسایی کرده که به بهبود الگوریتم ها یا معماری مدل موجود منجر می شود.

بحث

در این پژوهش، ابزارهای مختلفی برای تهیه داده ها، بازسازی سه بعدی و مقایسه مدل ها به کار گرفته شدند:

- مدل یادگیری عمیق MiDaS و تنظیمات مرتبط با معماری آن برای تهیه نقشه عمق و تولید ابر نقاط با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون و محیط برنامه نویسی Google Colab پیاده سازی شد.
- برای بازسازی سطح سه بعدی با استفاده از ابر نقاط، از نرم افزار CloudCompare بهره گرفته شد.
- تهیه مدل سه بعدی به روش فتوگرامتری با استفاده از نرم افزار PhotoModeler انجام شد.
- برای مقایسه مدل های سه بعدی حاصل از دو روش یادگیری عمیق و فتوگرامتری، هر دو مدل در نرم افزار CloudCompare بارگذاری و مقایسه شدند.

استفاده از یادگیری عمیق MiDaS انجام شد. شکل (۶)، نقشه عمق تولیدشده توسط این مدل را برای تصویری ورودی نمایش می دهد.

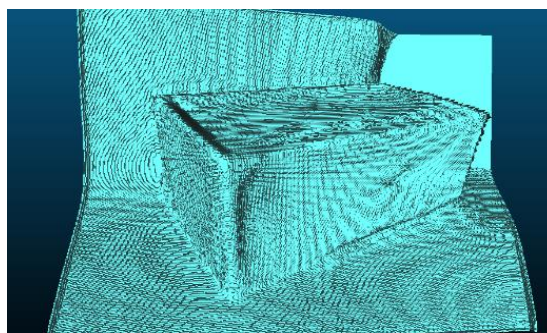


شکل ۶- تصویر RGB و نقشه عمق تولید شده توسط مدل MiDaS

Fig. 6. RGB image and depth map generated by the MiDaS model

نمایش داده می شوند. مدل توانسته است در یک صحنه ساده و بدون تداخل، نقشه عمق پیوسته و همواری ایجاد کند که از دقت و پیوستگی کافی برای استفاده در مراحل بعدی، مانند تولید ابر نقاط و بازسازی سطح سه بعدی، برخوردار است.

در گام بعدی، فرایند تبدیل نقشه عمق به ابر نقاط با استفاده از مدل دوربین روزنه ای انجام شده است، به گونه ای که مختصات دوربین پیکسل ها در نقشه عمق به مختصات سه بعدی در فضای دوربین تبدیل می شوند. شکل (۷)، ابر نقاط تولیدشده از نقشه عمق، پس از محاسبه نرمال ها، نمایش داده شده است.



شکل ۷- ابر نقاط بدست آمده از نقشه عمق

Fig. 7. Point cloud obtained from the depth map

این ابزارها نقش اساسی در مراحل مختلف این پژوهش ایفا کردند و امکان تحلیل دقیق نتایج را فراهم کردند.

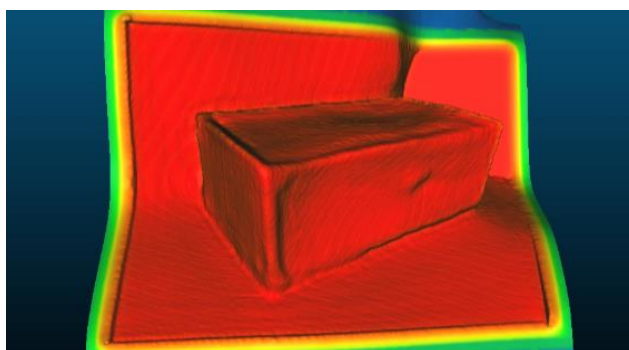
یکی از مراحل کلیدی در بازسازی سه بعدی با استفاده از مدل MiDaS، تبدیل تصویر RGB به نقشه عمق است. این فرآیند با

همان طور که در شکل (۶) مشاهده می شود، مدل به خوبی توانسته است عمق نسبی سطح شی را تخمین بزند. مدل MiDaS از ویژگی های پیچیده تصاویر و داده های آموزشی متنوع برای آموزش استفاده می کند تا بتواند عمق نسبی سطوح مختلف را به دقت تخمین بزند. در این نقشه عمق، تفاوت های شدت رنگ به طور دقیق با موقعیت های سه بعدی اجسام هم راستا هستند. بخش های نزدیک تر به دوربین (مانند وجه جلویی شی) دارای عمق کمتری هستند و در نتیجه با رنگ های روشن تری نمایش داده می شوند، در حالی که بخش های دورتر (مانند وجه بالایی یا کناری) با عمق بیشتر و رنگ های تیره تر

با توجه به شکل (۷)، ابر نقاط تولیدشده به خوبی هندسه کلی شیء را در فضای سه بعدی بازتاب می دهند. نقاط مربوط به وجوه مختلف شیء به صورت واضح تفکیک شده اند، که نشان دهنده دقت نقشه عمق اولیه و صحت فرآیند تبدیل است و دارای دقت کافی برای استفاده در مرحله بازسازی سطح سه بعدی، هستند. این نتیجه نشان دهنده عملکرد مناسب مدل MiDaS در ارائه اطلاعات هندسی اولیه از تک تصویر است.

پس از تولید ابر نقاط، مرحله بازسازی سطح سه بعدی برای ایجاد یک مدل پیوسته و هموار انجام شد. در این پژوهش، بازسازی سطح با استفاده از الگوریتم پواسون انجام گرفت. این روش، با استفاده از

نرمال های محاسبه شده از ابر نقاط، یک سطح سه بعدی پیوسته تولید می کند که به طور دقیق با هندسه اولیه تطابق دارد. دقت بازسازی به عوامل مختلفی مانند تعداد ابر نقاط، میزان نویز موجود در داده ها و پارامترهای استفاده شده برای تنظیم الگوریتم پواسون بستگی دارد. به طور کلی، اگر ابر نقاط با دقت بالا و نرمال ها به درستی محاسبه شوند، این روش می تواند مدل سه بعدی دقیقی را تولید کند که به هندسه اولیه نزدیک است و تفاوت های جزئی میان سطوح مختلف را به خوبی بازسازی می کند. شکل (۸)، مش سه بعدی حاصل از فرآیند بازسازی سطح پواسون را نمایش می دهد.



شکل ۸- مش سه بعدی حاصله از روش بازسازی سطح پواسون

Fig. 8. 3D mesh resulting from the Poisson surface reconstruction method

مش سه بعدی ارائه شده در شکل (۸)، به خوبی جزئیات هندسی شیء را بازسازی کرده است. وجوه شیء به صورت صاف و پیوسته نمایش داده شده اند و مرزها به طور دقیق تفکیک شده اند. این نشان دهنده عملکرد مناسب الگوریتم بازسازی سطح پواسون در تولید مشی هموار و دقیق از ابر نقاط است.

با این حال، ممکن است در بخش هایی از مدل، مانند لبه ها، جزئیات کمتری مشاهده شود. این مسئله معمولاً به کیفیت نقشه عمق اولیه و تراکم نقاط در مرحله تولید ابر نقاط بستگی دارد. مش سه بعدی تولیدشده دارای دقت کافی برای مقایسه با مدل سه بعدی حاصل از روش فتوگرامتری است. در شکل (۹)، مدل سه بعدی حاصل از به کارگیری روش فتوگرامتری، نمایش داده شده است.

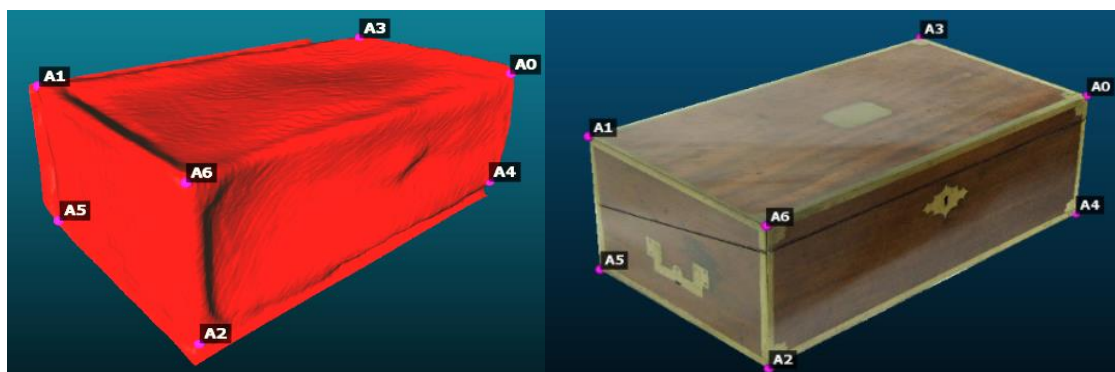


شکل ۹- مدل سه‌بعدی ایجاد شده از روش فتوگرامتری

Fig. 9. 3D model created using the photogrammetry method

ارزیابی میزان تطابق هندسی و تشخیص تفاوت‌ها بین دو روش کمک می‌کند. شکل (۱۰)، نقاط متناظر روی هر دو مدل سه‌بعدی را نمایش می‌دهد.

این مدل با استفاده از تکنیک فتوگرامتری تولید شده‌است و به‌عنوان مبنایی برای مقایسه با مدل سه‌بعدی روش یادگیری عمیق MiDaS، مورد استفاده قرار می‌گیرد. این مقایسه شامل اندازه‌گیری فاصله بین نقاط متناظر در هر دو مدل است. محاسبه این فاصله‌ها به



شکل ۱۰- نقاط متناظر بر روی هر دو مدل جهت اندازه‌گیری فواصل

Fig. 10. Corresponding points on both models for distance measurement

برای اندازه‌گیری طول بین رئوس، هر دو مدل سه‌بعدی بارگذاری شده و با استفاده از ابزارهای موجود، این اندازه‌گیری‌ها انجام شد. جدول (۳) نتایج این اندازه‌گیری‌ها را برای هر دو مدل نمایش می‌دهد.

جدول ۳- اندازه‌گیری خط‌های مبنای متناظر بر روی مدل MiDaS و مدل فتوگرامتری بر حسب سانتی‌متر

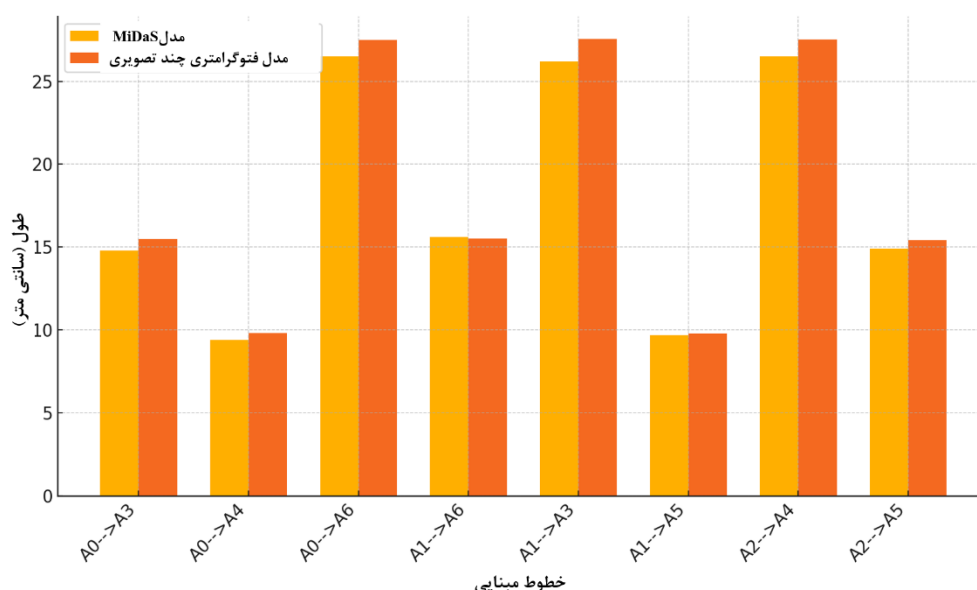
Table 3 - Measurement of baseline distances on the MiDaS model and the photogrammetry model in centimeters

خط مبنا	طول بر روی مدل MiDaS	طول بر روی مدل فتوگرامتری
A0-->A3	۱۴/۸	۱۵/۴۸
A0-->A4	۹/۴	۹/۸۲
A0-->A6	۲۶/۵	۲۷/۵
A1-->A6	۱۵/۶	۱۵/۵۳
A1-->A3	۲۶/۲	۲۷/۵۵
A1-->A5	۹/۷	۹/۷۸
A2-->A4	۲۶/۵	۲۷/۵۲
A2-->A5	۱۴/۹	۱۵/۴۱

نتایج ارائه شده در جدول (۳) نشان می‌دهد که طول‌های اندازه‌گیری شده بر روی مدل MiDaS در اکثر موارد تطابق قابل‌قبولی با مدل مبنا (مدل فتوگرامتری) دارند. اختلافات جزئی مشاهده‌شده در برخی خطوط ممکن است به دلیل محدودیت دقت مدل MiDaS در تخمین عمق نسبی در برخی نواحی باشد.

با استفاده از رابطه (۳)، مقدار RMSE محاسبه‌شده برای مدل سه‌بعدی حاصل از MiDaS برابر با ۰/۷۷۵ سانتی‌متر یا به عبارتی حدود ۸ میلی‌متر است همچنین لازم به ذکر است که میانگین خطای کمترین مربعات برای فواصل اندازه‌گیری شده با استفاده از روش

فتوگرامتری در نرم افزار PhotoModeler برابر با ۰/۰۳۷ سانتی‌متر است، که نشان‌دهنده اختلاف نسبی کم (کمتر از یک سانتی‌متر) بین دو مدل است. این مقدار بیانگر آن است که مدل MiDaS، علیرغم استفاده از تنها یک تصویر تک نما، توانسته است بازسازی هندسی مناسبی ارائه دهد. این نتیجه، کاربردپذیری مدل MiDaS در شرایطی که امکان تصویربرداری چند نمایی وجود ندارد را تقویت می‌کند. شکل (۱۱)، تفاوت طول‌های مبنایی را که بر روی هر دو مدل اندازه‌گیری شده‌اند، نمایش می‌دهد. این نمودار به‌طور بصری کمک می‌کند تا تفاوت‌های موجود بین نتایج دو روش بهتر درک شود.



شکل ۱۱- مقایسه طول‌های مبنایی اندازه‌گیری شده بر روی مدل MiDaS و مدل فتوگرامتری

Fig. 11. Comparison of baseline lengths measured on the MiDaS model and the photogrammetry model

- تأثیر تصاویر آموزشی: دقت مدل MiDaS ممکن است به کیفیت و تنوع داده‌های آموزشی آن بستگی داشته باشد. اگر مدل با داده‌های آموزشی متنوعی از اشیاء مشابه آموزش دیده باشد، نتایج بهتری ارائه می‌دهد. عدم تنوع کافی در داده‌های آموزشی می‌تواند بر دقت تخمین عمق تأثیر بگذارد.
- پیش‌پردازش تصویر: مراحل پیش‌پردازش مانند تغییر اندازه و نرمال‌سازی تصویر می‌تواند بر دقت تخمین عمق تأثیر بگذارد. تنظیمات نادرست یا ناکافی در این مراحل ممکن است منجر به نقص‌هایی در نقشه عمق و در نتیجه در مدل سه بعدی شود.
- پراکندگی نقاط در فضای سه بعدی: روش‌های مختلف برای تبدیل نقشه عمق به ابر نقاط و سپس به مدل سه بعدی می‌توانند تأثیر زیادی بر دقت مدل نهایی داشته باشند. استفاده از الگوریتم‌های محاسبه نرمال‌ها و بازسازی سطوح با توجه به ساختار داده‌های ابر نقاط

این مقدار RMSE به‌طور کلی حاکی از دقت قابل قبول مدل MiDaS در بازسازی سه بعدی است، اما می‌تواند به‌طور خاص تحت تأثیر چندین عامل قرار گیرد.

- کیفیت نقشه عمق MiDaS: مدل MiDaS برای تولید نقشه عمق از تک تصویر طراحی شده است. با این حال، دقت تخمین عمق به‌ویژه در نواحی با بافت کم یا دور از دوربین ممکن است کاهش یابد. به‌ویژه در نواحی با تغییرات پیچیده هندسی یا شرایط نوری نامناسب، ممکن است منجر به خطاهای بیشتری در نقشه عمق و در نتیجه مدل سه بعدی شود که نیاز به بررسی و آزمون‌های متعدد در شرایط مختلف عکس‌برداری دارد. همچنین برای افزایش کیفیت نقشه عمق حاصله، آموزش مدل با تصاویر دارای شرایط متفاوت، می‌تواند تعمیم‌پذیری مدل را افزایش دهد.

می تواند باعث تغییراتی در کیفیت مدل های سه بعدی شود.

اختلاف های مشاهده شده در نتایج می تواند بر روی کاربردهای بسیار دقیق تأثیر بگذارد. برای کاربردهایی که نیاز به دقت بالا دارند، مانند تجزیه و تحلیل های صنعتی، اهمیت دقت بیشتر در تخمین عمق و بازسازی مدل های سه بعدی غیرقابل انکار است. مدل های مبتنی بر MiDaS، با وجود قابلیت های پیشرفته خود، ممکن است نیاز به اصلاحات و بهینه سازی های بیشتری داشته باشند تا بتوانند در تمامی شرایط به دقت مطلوب برسند.

همچنین، نتیجه به دست آمده از مقایسه مدل ها می تواند راهنمایی برای انتخاب مناسب ترین روش بازسازی سه بعدی در کاربردهای خاص باشد. به طور کلی، مدل MiDaS به دلیل قابلیت های خود در پردازش سریع و استفاده از یک تصویر برای تخمین عمق، می تواند گزینه ای مناسب برای کاربردهای بلند رنگ باشد، ولی در مواردی که نیاز به دقت بسیار بالا است، نسخه های پیچیده تر مدل MiDaS ممکن است مزیت هایی داشته باشند.

نتیجه گیری

در این تحقیق، دقت مدل های سه بعدی حاصل از نقشه عمق تولید شده با استفاده از مدل یادگیری عمیق MiDaS و مدل های سه بعدی به دست آمده از روش فتوگرامتری چند تصویری مقایسه شد. نتایج به دست آمده از ارزیابی با استفاده از معیار RMSE، که مقدار آن برابر با 0.775 سانتی متر بود، نشان دهنده توانمندی مدل MiDaS در تولید مدل های سه بعدی با دقت قابل قبول و عملکرد مناسب روش بازسازی سطح پواسون است. این مدل با استفاده از تنها یک تصویر و بدون نیاز به موقعیت و وضعیت ایستگاه های تصویربرداری قادر به تولید مدل های سه بعدی با دقت نسبتاً خوب است. این ویژگی، MiDaS را به گزینه ای مناسب برای کاربردهای بلند رنگ و شرایطی که دسترسی به تصاویر چندگانه محدود است، تبدیل می کند.

اگرچه استفاده از مدل های تخمین عمق مبتنی بر یادگیری عمیق مانند MiDaS امکان استخراج اطلاعات عمق از تصاویر تک نمایی را فراهم کرده است، اما این روش ها به طور ذاتی با چالش هایی مواجه اند. از جمله مهم ترین چالش ها می توان به تخمین نادرست عمق در شرایط نوری نامناسب، وجود سطوح همگن یا فاقد بافت، و اشیایی با هندسه پیچیده اشاره کرد. در چنین شرایطی، مدل های یادگیری محور به دلیل وابستگی به نشانه های بصری مانند سایه، پرسپکتیو، و تقارن، ممکن است تخمین نادقیقی ارائه دهند.

افزون بر این، فرآیند بازسازی سه بعدی از روی نقشه عمق نیز به تنهایی عاری از خطا نیست. خطاهایی مانند عدم تطابق مقیاس، نویز در داده های عمق، و محدودیت روش های بازسازی سطح مانند پواسون می توانند باعث کاهش دقت مدل نهایی شوند. در تحقیق حاضر، از روش بازسازی سطح پواسون برای تولید مدل سه بعدی استفاده شده است. هرچند این روش برای ایجاد سطوح پیوسته کارآمد است، اما در صورت وجود خطا در تخمین نرمال ها یا داده های ورودی، ممکن است باعث تولید سطوح ناهموار یا نادرست شود.

نتایج مقایسه با مدل فتوگرامتری چند تصویری نیز نشان داد که همچنان اختلاف هایی در دقت بین دو مدل وجود دارد. این اختلاف ها می تواند ناشی از تفاوت در نوع داده های ورودی (تصویر تکی در برابر چند تصویر)، و اطلاعات هندسی بیشتر در فتوگرامتری باشد. با این حال، نتایج نشان می دهد که با بهینه سازی مراحل بازسازی سطح و استفاده از مدل های پیشرفته تر تخمین عمق، می توان این اختلاف را کاهش داد و به دقتی قابل قبول برای کاربردهای عملی دست یافت.

یکی از چالش های اساسی در تخمین عمق، مربوط به نواحی یکنواخت و فاقد بافت است که ویژگی های قابل تشخیص برای الگوریتم وجود ندارد. این مسئله نه تنها در مدل های مبتنی بر یادگیری عمیق، بلکه در روش های رایج مانند فتوگرامتری برد کوتاه نیز مشاهده می شود، چرا که در هر دو روش، استخراج یا تطابق ویژگی در چنین نواحی دشوار است. از جمله راهکارهای پیشنهادی برای کاهش این خطا می توان به استفاده از داده های مکمل مانند تصویر حرارتی، کانال

سه‌بعدی تولیدشده از تک تصویر وجود دارد. پیشنهاد می‌شود که در تحقیقات آینده، با استفاده از نسخه‌های پیشرفته‌تر مدل MiDaS، دقت مدل‌های سه‌بعدی بیشتر افزایش یابد. استفاده از ترکیب روش‌های تک تصویری و چند منظری می‌تواند به بهبود دقت و جزئیات مدل‌های سه‌بعدی کمک کند. این ترکیب می‌تواند از نقاط قوت هر دو روش بهره‌برداری کند و دقت بیشتری را فراهم آورد. استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته‌تر برای بازسازی سطح، مانند روش‌های ترکیبی و الگوریتم‌های جدید، می‌تواند به افزایش کیفیت و دقت مدل‌های سه‌بعدی کمک کند.

References

- Cazals, F., Giesen, J., 2004. Delaunay Triangulation Based Surface Reconstruction. Ideas and Algorithms. Institut national de recherche en informatique et en automatique 1–45.
- Choe, J., Im, S., Rameau, F., Kang, M., Kweon, I.S., 2021. VolumeFusion: Deep Depth Fusion for 3D Scene Reconstruction. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision 16066–16075.
- Chu, P.M., Sung, Y., Cho, K., 2019. Generative Adversarial Network-Based Method for Transforming Single RGB Image into 3D Point Cloud. IEEE Access 7, 1021–1029.
- Eigen, D., Puhrsch, C., Fergus, R., 2014. Depth map prediction from a single image using a multi-scale deep network. Advances in Neural Information Processing Systems 3, 2366–2374.
- Eldesokey, A., Felsberg, M., Khan, F.S., 2020. Confidence Propagation through CNNs for Guided Sparse Depth Regression. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 42, 2423–2436.
- Fusiello, A., 2024. Computer Vision: Three-dimensional Reconstruction Techniques. Springer International Publishing Cham.
- Häufungsanalyse, C., Möller, P.R., n.d. Non-Standard-Datenbanken und Data Mining Übersicht.
- Hermann, M., Ruf, B., Weinmann, M., Hinz, S., 2020. Self-Supervised Learning for Monocular Depth Estimation from Aerial Imagery. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 5, 357–364.
- Hristova, H., Abegg, M., Fischer, C., Rehush, N., 2022. Monocular Depth Estimation in Forest Environments. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 43, 1017–1023.
- Kazhdan, M., Hoppe, H., 2023. Distributed Poisson Surface Reconstruction. Computer Graphics Forum 42.

مادون قرمز یا استفاده از نور ساخت‌یافته در مرحله تصویربرداری اشاره کرد. همچنین استفاده از شبکه‌های پیش آموزش دیده بر روی داده‌های متنوع‌تر و شامل سطوح یکنواخت، یا بهره‌گیری از روش‌های پس پردازش مانند هموارسازی ژئومتریک یا فیلترهای سازگار با مرزهای تصویر (edge-aware filters)، می‌تواند به بهبود نتایج در این نواحی کمک کند. بررسی اثر این راهکارها بر روی دقت مدل در نواحی کم ویژگی، می‌تواند به‌عنوان موضوعی برای تحقیقات آتی مطرح شود.

با توجه به پیشرفت‌های اخیر در مدل‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه

نسخه‌های پیچیده‌تر مدل MiDaS، امکان بهبود دقت مدل‌های

- Khan, F., Salahuddin, S., Javidnia, H., 2020. Deep learning-based monocular depth estimation methods—a state-of-the-art review. Sensors (Switzerland) 20, 1–16.
- Lunscher, N., Zelek, J., 2018. Deep learning whole body point cloud scans from a single depth map. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops 1208–1215.
- Ming, Y., Meng, X., Fan, C., Yu, H., 2021. Deep learning for monocular depth estimation: A review. Neurocomputing 438, 14–33.
- Najaf, M., Arefi, H., Amirkolaei, H.A., Farajelahi, B., 2023. Monocular Depth Estimation of Google Earth Images Using Convolutional Neural Networks. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 10, 589–594.
- Nolasco, C., Jácome, N.J., Hurtado-Lugo, N.A., 2020. Applications of the Poisson and diffusion equations to materials science. Journal of Physics: Conference Series 1587.
- Owen, T., 1994. Three-Dimensional Computer Vision: A Geometric Viewpoint by Olivier Faugeras The MIT Press, London, UK, ISBN 0-262-06158-9, 1993, 663 pages incl index (£58.50). Robotica 12, 475–475.
- Ozden, K.E., Schindler, K., van Gool, L., 2007. Simultaneous Segmentation and 3D Reconstruction of Monocular Image Sequences, in: 2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision. IEEE, 1–8.
- Piccinelli, L., Yang, Y.H., Sakaridis, C., Segu, M., Li, S., Gool, L. Van, Yu, F., 2024. UniDepth: Universal Monocular Metric Depth Estimation, in: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 10106–10116.
- Puscas, M.M., Xu, D., Pilzer, A., Sebe, N., 2019. Structured Coupled Generative Adversarial Networks for Unsupervised Monocular Depth Estimation. Proceedings of the 2019 International Conference on 3D Vision (3DV) 18–26.

- Rajapaksha, U., Sohel, F., Laga, H., Diepeveen, D., Bennamoun, M., 2024. Deep Learning-based Depth Estimation Methods from Monocular Image and Videos: A Comprehensive Survey. *ACM Computing Surveys* 56, 1–51.
- Ranftl, R., Lasinger, K., Hafner, D., Schindler, K., Koltun, V., 2020. Towards Robust Monocular Depth Estimation: Mixing Datasets for Zero-shot Cross-dataset Transfer XX, 1–14.
- Salzmann, M., Fua, P., 2010. Deformable Surface 3D Reconstruction from Monocular Images. *Synthesis Lectures on Computer Vision* 2, 1–113.
- Saxena, A., Chung, S.H., Ng, A.Y., 2008. 3-D depth reconstruction from a single still image. *International Journal of Computer Vision* 76, 53–69.
- Saxena, A., Sun, M., Ng, A.Y., 2007. 3-D reconstruction from sparse views using monocular vision. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*.
- Silberman, N., Hoiem, D., Kohli, P., Fergus, R., 2012. Indoor segmentation and support inference from RGBD images. *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. 7576 LNCS, 746–760.
- Wandt, B., Ackermann, H., Rosenhahn, B., 2016. 3D Reconstruction of human motion from monocular image sequences. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 38, 1505–1516.
- Wang, Z., Bovik, A.C., Sheikh, H.R., Simoncelli, E.P., 2004. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing* 13, 600–612.
- Welpner, M., Stathopoulou, E.K., Remondino, F., 2022. Monocular Depth Prediction in Photogrammetric Applications. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 43, 469–476.
- Zhang Ximin, Liu Ran, Zhou Yiyuan, Wan Wanggen, Lu Libing, 2013. Normal estimation algorithm for point cloud using KD-tree, in: *IET International Conference on Smart and Sustainable City 2013 (ICSSC 2013)*. Institution of Engineering and Technology 286–289.