



ژوئرنل باستان‌شناسی ایران

Archaeological Research of Iran

P. ISSN: 2345-5225 & E. ISSN: 2345-5500

Homepage: <https://nbsh.basu.ac.ir/>

Vol. 15, No. 46, 2025

Identifying Qanats and their Impact on the Formation of Zuzan City using Convolutional Neural Networks

Fereshteh Azarkhordad¹ , Hasan Hashemi Zarajabad² ,
Abed Taghavi³

<https://doi.org/10.22084/nb.2025.29061.2663>

Received: 2024/03/07; Revised: 2024/05/09; Accepted: 2024/06/14

Type of Article: **Research**

Pp: 267-291

Abstract

Water resource management in arid and semi-arid regions has been a paramount goal for humanity in shaping and sustaining urban and rural communities. Qanats, in these regions, are among the most significant systems for water supply and distribution. These underground systems are typically identifiable only by their shafts, which appear as circular depressions on the ground surface and in aerial and satellite imagery, revealing the path of the qanat. To save time, automated methods can be employed to identify these shafts and the qanat network, often involving neural networks and machine learning techniques. This paper provides empirical evidence for the application of deep learning techniques to automatically extract archaeological information from historical aerial images. The specific goal of this research is to accurately detect qanats in the historical landscape of the city of Zuzan using convolutional neural networks and the YOLO object detection algorithm, with aerial images from the 1940s and 1970s serving as input data. This study, employing a computational analysis of neural networks, aims to identify qanats in Zuzan to investigate the city's formation and answer the following questions: 1) What is the process and accuracy of the convolutional network with the YOLO algorithm in detecting qanats in aerial images? 2) How have the qanats of the Zuzan plain, as the sole source of water supply and distribution, influenced the formation of the city of Zuzan. The proposed model was trained with 80% of the data for training and 20% for validation, with 200 epochs and a learning rate of 0.01. The results obtained from training the convolutional network with aerial images from the 1940s and 1970s and the YOLOv8 algorithm demonstrate the effectiveness of aerial data in deep learning for the automatic extraction and identification of four qanats leading to the city of Zuzan in different directions simultaneously, with an accuracy of 94%. In this region, these qanats were the primary factor in the formation and survival of the city of Zuzan during historical and Islamic periods, and they continue to operate today.

Keywords: Zuzan City, Qanat, Convolutional Neural Network (CNN), YOLO.

1. Ph.D. Student in Archaeology, Department of Archaeology, Faculty of Art and Architecture, University of Mazandaran, Babolsar, Iran.

2. Associate Professor, Department of Archaeology, Faculty of Art and Architecture, University of Mazandaran, Babolsar, Iran (Corresponding Author).

Email: h.hashemi@umz.ac.ir

3. Associate Professor, Department of Archaeology, Faculty of Art and Architecture, University of Mazandaran, Babolsar, Iran.

Citations: Azarkhordad, F., Hashemi zarajabad, H. & Taghavi, A., (2025). "Identifying Qanats and their Impact on the Formation of Zuzan City using Convolutional Neural Networks". *Archaeological Research of Iran*, 15(46): 267-291. <https://doi.org/10.22084/nb.2025.29061.2663>

Journal of Department of Archaeology, Faculty of Art and Architecture, Bu-Ali Sina University, Hamadan, Iran.

© Copyright © 2025 The Authors. Published by Bu-Ali Sina University.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>). Non-commercial uses of the work are permitted, provided the original work is properly cited.

© The Author(s)



Introduction

Artificial intelligence has garnered increased attention in various scientific fields in recent years. Specifically, for archaeologists, AI enables them to access a vast array of archaeological data, thereby aiding in informed decision-making regarding field activities such as excavation, survey, and conservation. The identification of targets (objects) in satellite and aerial imagery using image processing techniques is a primary goal in the development of computer systems. In computational archaeology, machine learning-based methods for the automatic detection of archaeological evidence on remote sensing data have been a consistent focus in recent years. Image processing using machine learning has become one of the most widely used applications for archaeologists in recent years. One archaeological feature that has received significant attention is the qanat. This paper investigates the role of CNN² with the YOLO³ algorithm in identifying archaeological evidence, such as qanat channels, in the historical city of Zuzan. YOLO is a type of algorithm used to detect and classify objects within images and videos. This algorithm is renowned for its speed in object detection, making it particularly valuable in field archaeology where time is of the essence. The objective of this study is to identify qanat channels within the city of Zuzan by creating a database of historical aerial images, all of which feature qanat channels. Following this identification, the study will delve into the influence of these qanats on the formation of Zuzan city.

Research questions and Hypotheses: 1. How precise is the convolutional neural network employing the YOLO algorithm in identifying qanats and digitally extracting them from aerial imagery? 2. What role have the qanats of the Zuzan Plain, as the sole source and system of water distribution, played in the development of the city of Zuzan? By creating a database of qanats in old aerial images and implementing the YOLO version 8 algorithm in a convolutional neural network, the accuracy of detecting archaeological evidence will undoubtedly increase. Moreover, as the sole source of water distribution in a dry region lacking surface water, qanats were the primary factor in the formation of settlements in the Zuzan plain, including the city of Zuzan, during the Islamic period.

Identified Traces

Aerial images from the 40s and 70s with dimensions of 5315×5377 pixels were selected and homogenized. This was necessary to ensure consistent input dimensions for the convolutional neural network. For instance, all

selected images from the National Cartographic Center were originally 5377×5315 pixels, but they were all downscaled to 800×800 pixels for standardization. If images were selected at their original pixel resolution, the image size would become excessively large, significantly increasing the algorithm's execution time and rendering it computationally impractical. The archaeological evidence in these 800-pixel images remains unaltered. At this stage, the images were not cropped; instead, the Snagit software was used to preserve the original image quality.

The selected historical aerial images were labeled in the YOLO Label environment. The data was divided into training and testing sets. 80% of the data (57 images) was used for training, and 20% (15 images) was used for testing. In both the training and testing sets, no images of Zuzan were labeled. In this study, the features of interest were solely the shafts and channels of qanats, which were classified into a single class in the YOLO LABEL environment. 72 aerial images from various regions of Greater Khorasan, each with a resolution of 800x800 pixels, were trained on the YOLOv5 model with 200 epochs and a learning rate of 0.01 using Python 3.9. The optimal values for the number of epochs and the learning rate were determined experimentally based on the convergence of the error curve. The Ultralytics library, built on PyTorch, was employed for this research. The processing system used was a CPU with five cores and 12GB of RAM on Google Colab. Data augmentation was also utilized to increase the training dataset.

Conclusion

Experimental results and metrics obtained from an 80% training set and 20% test set, with 200 epochs and a learning rate of 0.01 in a convolutional neural network, indicate a 94% accuracy in detecting qanats surrounding the city of Zuzan, the sole source of water for the city. Given the form of Zuzan city (despite leveling and intermingling of deposits) and its geographical location, it can be asserted that factors such as the sustainability of water resources have contributed to urban life and agricultural activities until now. The creation of a central axis in shaping the city, the formation of open spaces within the city, and most importantly, the lack of surface water are the main impacts of the identified qanats on the formation and transformations of Zuzan city during the Islamic period. In a study of Zuzan city, adopting a novel approach in the field of automated archaeology and neural networks, four qanat channels were identified. With the help of information obtained from local people, these qanats are named Zuzan,

Qasem Abad, Khargardak, and Chub Deraz, which have been considered as the city's water sources during different periods.

Acknowledgments

The authors extend their sincere gratitude to the anonymous peer reviewers for their insightful critiques and constructive suggestions, which significantly enhanced the clarity and scholarly rigor of this manuscript.

Author Contribution

This research is derived from the first author's doctoral dissertation. The primary data collection, encompassing all observational and analytical components, was conducted by the first author under the direct supervision and mentorship of the second and third authors.

Conflict of Interest

The Authors, while observing publication ethics in referencing, declare the absence of conflict of interest.



پژوهش‌های باستان‌شناسی ایران

فصلنامه علمی پژوهش‌های باستان‌شناسی ایران
P-ISSN: 2345-5225 & E-ISSN: 2345-5500
نشانی پانگانه نشریه: <https://nbsh.basui.ac.ir>
شماره ۴۶، دوره پانزدهم، ۱۴۰۴

شناسایی قنات‌ها و تأثیر آن در شکل‌گیری شهر زوزن با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال

فرشته آذرخرداد^۱، حسن هاشمی زرج‌آباد^۲، عابد تقوی^۳

شناسه دیجیتال (DOI): <https://doi.org/10.22084/nb.2025.29061.2663>
تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۱۷، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۲/۲۱، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۲۷
نوع مقاله: پژوهشی
صص: ۲۶۷-۲۹۱

چکیده

مدیریت منابع آب در سرزمین‌های خشک و نیمه خشک از اهداف کلان بشریت برای شکل‌گیری و حفظ جوامع شهری و روستایی بوده است. قنات‌ها در مناطق مذکور، از جمله سیستم‌های تأمین و توزیع آب هستند؛ این سیستم زیرزمینی تنها در سطح زمین و در عکس‌های هوایی و ماهواره‌ای فقط با شفت یا همان قسمت دایره‌ای شکل فرورفته قابل شناسایی است که رشته و سیر قنات را نشان می‌دهد. به منظور صرفه‌جویی در زمان، از روش‌های خودکار برای شناسایی شفت‌ها و رشته‌قنات‌ها نیز بهره‌گیری می‌شود. چنین روش‌هایی در زمره مطالعات شبکه‌های عصبی و سیستم یادگیری ماشین است. این پژوهش اثباتی بر مفهوم کاربرد تکنیک‌های یادگیری عمیق برای استخراج اطلاعات باستان‌شناسی از تصاویر هوایی تاریخی به شیوه‌ای دیجیتالی و خودکار است. هدف پژوهش پیش‌رو، تشخیص قنات به صورت خودکار در چشم‌انداز شهر تاریخی زوزن با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن و تشخیص اشیاء با الگوریتم YOLO است که از تصاویر هوایی دهه ۴۰ و ۷۰ ه.ش. جهت داده‌های ورودی استفاده شده است. پژوهش حاضر با بهره‌گیری از روش تحلیلی در قالب مطالعه محاسباتی شبکه‌های عصبی به شناسایی قنات‌های شهر زوزن جهت مطالعه شکل‌گیری شهر پرداخته است و درصدد پاسخ به این پرسش‌ها است: (۱) فرآیند و میزان دقت شبکه کانولوشن با الگوریتم YOLO برای تشخیص قنات و استخراج دیجیتالی آن در عکس‌های هوایی چگونه است؟ (۲) قنات‌های دشت زوزن به عنوان تنها منبع و توزیع آب چه تأثیری بر شکل‌گیری شهر زوزن داشته است؟ مدل پیشنهادی با ۸۰٪ داده آموزشی، ۲۰٪ داده اعتبار سنجی، با تکرار ۲۰۰ و با نرخ آموزشی ۰/۰۱ آموزش داده شده است. نتایج حاصله از آموزش شبکه کانولوشنال با تصاویر هوایی دهه ۴۰ و ۷۰ و الگوریتم YOLO نسخه ۸، نشان‌دهنده مؤثر بودن داده‌های هوایی در یادگیری عمیق به منظور استخراج و شناسایی خودکار چهار رشته‌قنات منتهی به شهر زوزن در جهات مختلف، به صورت هم‌زمان، با دقت ۹۴٪ است. در این منطقه این قنات‌ها عامل اصلی شکل‌گیری و حیات شهر زوزن در دوران تاریخی و اسلامی می‌باشند که هم‌چنان نیز دایر هستند.

کلیدواژگان: شهر زوزن، قنات، شبکه عصبی کانولوشن CNN، الگوریتم YOLO.

I. دانشجوی دکتری باستان‌شناسی، گروه باستان‌شناسی، دانشکده هنر و معماری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران.
II. دانشیار گروه باستان‌شناسی، دانشکده هنر و معماری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران (نویسنده مسئول).

Email: h.hashemi@umz.ac.ir

III. دانشیار گروه باستان‌شناسی، دانشکده هنر و معماری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران.

ارجاع به مقاله: آذرخرداد، فرشته؛ هاشمی زرج‌آباد، حسن؛ و تقوی، عابد، (۱۴۰۴). «شناسایی قنات‌ها و تأثیر آن در شکل‌گیری شهر زوزن با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال». پژوهش‌های باستان‌شناسی ایران، ۴۶(۱۵): ۲۶۷-۲۹۱. <https://doi.org/10.22084/nb.2025.29061.2663>

فصلنامه علمی گروه باستان‌شناسی دانشکده هنر و معماری، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران.

© حق انتشار این مستند، متعلق به نویسنده(گان) آن است. © ۱۴۰۴ ناشر این مقاله، دانشگاه بوعلی سینا است. این مقاله تحت گواهی زیر منتشر شده و هر نوع استفاده غیرتجاری از آن مشروط بر استناد صحیح به مقاله و بارعایت شرایط مندرج در آدرس زیر مجاز است.

Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

© The Author(s)



مقدمه

شناسایی اهداف (اشیاء) در تصاویر ماهواره‌ای و هوایی با بهره‌گیری از علم پردازش تصویر، یکی از مهم‌ترین اهداف کاربردی در تمامی مراحل پیشرفت سیستم‌های کامپیوتری است که در زمره مطالعات یادگیری ماشین و بینایی کامپیوتر است. در پژوهش‌های باستان‌شناسی رایانه‌ای، روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین در حوزه بینایی کامپیوتر، برای تشخیص خودکار شواهد باستان‌شناختی بر روی داده‌های سنجش از دور طی سالیان اخیر همواره مطرح شده است (Orengo et al., 2020). این روش‌ها به‌طور معمول بر پایه تصاویر هوایی و ماهواره‌ای و اسکن لیزری^۱ استوار است که به‌عنوان داده‌های ورودی به ماشین آموزش داده می‌شوند تا بتوانند در مواقع لزوم شواهد باستان‌شناختی را بر روی تصویر هوایی و ماهواره‌ای شناسایی کنند.

پردازش تصاویر با استفاده از یادگیری ماشین، یکی از پرکاربردترین زمینه‌ها تا به امروز برای باستان‌شناسان بوده است (Bickler, 2021). یکی از کاربردهای پردازش تصویر، تشخیص اهداف و ویژگی‌های بصری است که از مهم‌ترین معضلات در تمام مراحل بینایی کامپیوتر مخصوصاً در زمینه سنجش از دور است (Drucker et al., 1997: 156). از آنجایی که بیشتر استخراج عوارض و ویژگی‌ها قبلاً به‌صورت دستی انجام می‌شد و بسیار زمان‌بر بود، اخیراً یادگیری عمیق با وجود شبکه‌های عصبی کانولوشنال به یک راه حل جدید برای تشخیص اهداف و طبقه‌بندی تصاویر تبدیل شده است؛ زیرا این روش کاملاً خودکار است (Watanabe et al., 2020: 24). شبکه عصبی کانولوشنال، یکی از روش‌هایی برپایه بینایی کامپیوتر است که در مطالعه باستان‌شناسی چشم‌انداز با استفاده از روش‌های سنجش از دور صورت می‌گیرد. این شبکه در دامنه‌های کاربردی متعددی هم‌چون تعیین جنسیت بقایای اسکلت و بازسازی تصاویر مربوط به اشیاء باستان‌شناختی هم‌چون سفال، علاوه بر سنجش از دور استفاده می‌شود (Caspari & Crespo, 2019: 43). در رابطه با بینایی ماشین و مطالعات باستان‌شناسی چشم‌انداز، یکی از شواهد باستان‌شناختی که تا به امروز موردتوجه قرار گرفته، قنات است. این پدیده از اقدامات ابتکاری سازگاری ایرانیان با اقلیم خشک و نیمه‌خشک است، که به‌عنوان یک سیستم آبرسانی پایدار، مستقیماً بر شیوه زیست این مناطق اثرگذار بوده است. به‌همین دلیل شهرها و سکونتگاه‌های فلات ایران در پیوند و وابستگی عمیق و متقابل با منابع تأمین آب و نظام‌های حاکم بر آن شکل گرفته، پایدار شده و توسعه یافته‌اند (سلطانی‌محمدی و یوسفی، ۱۳۹۷: ۱۰۱). فناوری قنات متشکل از چند میله چاه (شفت) و یک کوره یا کانال زیرزمینی است که با شیبی ملایم آب را از مناطق مرتفع به سمت مناطق پست هدایت می‌کند؛ این سامانه آبرسانی در سطح زمین و در عکس‌های هوایی و ماهواره‌ای قابل رؤیت نیست و تنها شفت آن به‌صورت یک دایره فرورفته، سیر و رشته قنات را مشخص می‌کند. یکی از اهداف اساسی در این جستار، شناسایی خودکار رشته‌های قنات در دشت زوزن در راستای مطالعه شکل‌گیری و حیات شهر زوزن در دوران اسلامی

است. دشت زوزن منطقه‌ای خشک و کویری است که در دل خود شهر تاریخی زوزن را جای داده است؛ با توجه به مشاهدات میدانی و تصاویر هوایی و ماهواره‌ای مهم‌ترین منبع آب سکونت‌گاه‌های این دشت از طریق قنات بوده است. این پژوهش به بررسی نقش CNN^۲ یا همان شبکه عصبی کانولوشنال، با الگوریتم YOLO^۳ در شناسایی شواهد باستان‌شناسی، از جمله رشته قنات در شهر تاریخی زوزن می‌پردازد. Yolo نوعی الگوریتم است که برای شناسایی و طبقه‌بندی اشیاء در تصاویر و ویدیوها استفاده می‌شود. این الگوریتم به سرعت خود در تشخیص شیء در کوتاه‌ترین زمان شناخته شده است که در باستان‌شناسی میدانی در بحث زمان بسیار کارساز است. این الگوریتم اشیاء را با زمان پردازش تنها چند میلی‌ثانیه در هر فریم شناسایی می‌کند. هدف الگوریتم YOLO پیش‌بینی کلاس یک شیء و یک کادر محدود است که مکان شیء را در تصویر ورودی مشخص می‌کند. روش‌های تشخیص شیء معمولاً با کوچک کردن (و استخراج کردن) تصاویر هنگام عبور از شبکه عصبی کانولوشنال (CNN)، از این امر بهره می‌برند تا هزینه محاسباتی را به‌طور چشمگیری کاهش دهند (Guo et al., 2016). هدف این مطالعه شناسایی رشته قنات‌ها در شهر زوزن با ایجاد پایگاه داده‌ای از تصاویر قدیمی هوایی است که همگی دارای رشته قنات هستند؛ سپس بعد از شناسایی به تأثیر این قنات‌ها در شکل‌گیری شهر زوزن پرداخته می‌شود. بیشتر شواهد باستان‌شناختی دوران اسلامی که در سطح شهر تاریخی زوزن وجود داشت، طی فرآیندهای دگرگونی تسطیح شده‌اند. در نتیجه، عکس‌های هوایی قدیمی به یکی از ابزارهای اولیه برای شناسایی آثار تاریخی که دیگر وجود ندارند، تبدیل شده‌اند؛ بنابراین، این پژوهش با هدف ایجاد پایگاهی از عکس‌های هوایی قدیمی شهرها و سکونتگاه‌های تاریخی شرق و فلات مرکزی انجام شد و نقش یکی از تکنیک‌های بینایی کامپیوتر (شبکه عصبی کانولوشنال) را در تشخیص قنات و رشته قنات‌های شهر زوزن را بررسی می‌کند.

پرسش‌ها و فرضیه‌های پژوهش: (۱) فرآیند و میزان دقت شبکه کانولوشنال با الگوریتم YOLO برای تشخیص قنات و استخراج دیجیتالی آن در عکس‌های هوایی چگونه است؟ (۲) قنات‌های دشت زوزن به عنوان تنها منبع و توزیع آب چه تأثیری بر شکل‌گیری شهر زوزن داشته است؟

با استفاده از ایجاد یک پایگاه داده از قنات در تصاویر هوایی قدیمی و اجرای الگوریتم YOLO نسخه ۸ در شبکه عصبی کانولوشنال و روند اجرای آن، میزان دقت شواهد باستان‌شناختی قطعاً رو به افزایش است؛ هم‌چنین قنات به عنوان تنها منبع توزیع آب در یک منطقه خشک و فاقد آب‌های سطحی تنها عامل اصلی شکل‌گیری استقرارگاه‌های دشت زوزن، از جمله شهر زوزن در دوران اسلامی می‌باشد.

روش پژوهش: این پژوهش از نوع پژوهش‌های بنیادین است. پژوهش پیش‌رو طی دو مرحله صورت گرفته است؛ ابتدا، شناسایی قنات‌ها به وسیله شبکه عصبی کانولوشنال، و بعد به مطالعه تأثیر قنات در شکل‌گیری شهر زوزن پرداخته شده است. روش گردآوری داده‌ها به صورت اسنادی است و مرجع تصاویر

هوایی قدیمی، سازمان نقشه‌برداری کشور بوده است و هم‌چنین روش پژوهش به صورت تحلیلی انجام گرفته است. در این پژوهش ابتدا تعداد ۷۲ تصویر هوایی از سازمان نقشه‌برداری کشور اخذ شده است و سپس تمامی شواهد باستان‌شناختی در تصاویر برای آموزش شبکه کانولوشنال در نرم‌افزار YOLO LABEL برچسب خوردند و سپس در محیط GOOGLE COLAB اجرا شده‌اند.

پیشینه پژوهش

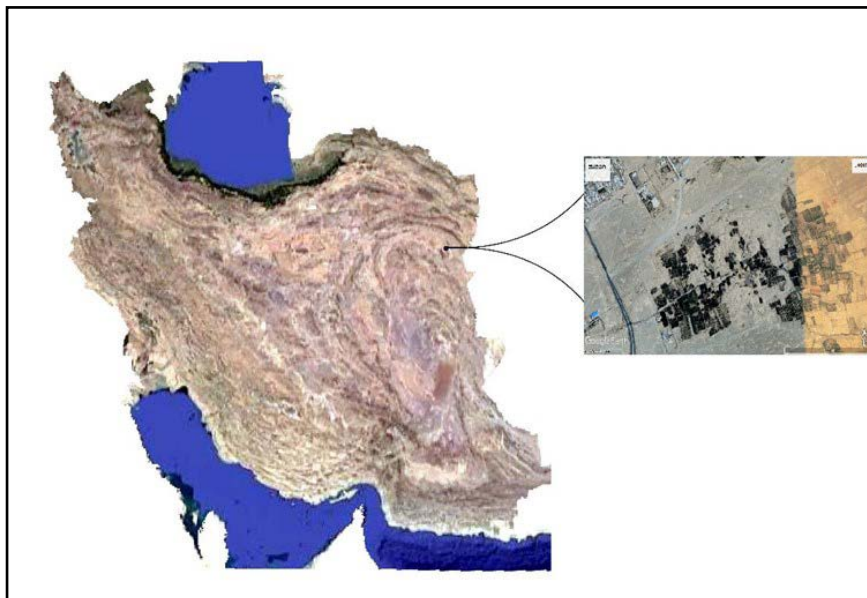
اگرچه تاریخچه تشخیص خودکار شواهد باستان‌شناسی در داده‌های سنجش از دور بسیار کوتاه است، با این حال در چند سال اخیر پژوهش‌های متنوعی در زمینه شبکه‌های کانولوشنال انجام شده است. «کاسپری» و «کرسپو» در سال ۲۰۱۹م. به مطالعه و شناسایی تپه‌های تدفینی اولیه عصر آهن پرداخته‌اند؛ پایگاه داده این پژوهش متشکل از تصاویر ماهواره‌ای است (Caspary & Crespo, 2019). بسیاری از مطالعات با تصاویر لایدار انجام شده‌است؛ به عنوان مثال، پژوهش‌هایی در هلند توسط «لمبرز» و همکارانش برای تشخیص چندین کلاس باستان‌شناسی در دوران پیش از تاریخ با پایگاه داده‌ای از تصاویر لایدار صورت گرفته است (Lambers et al., 2019). پژوهش دیگری در این زمینه با استفاده از داده‌های ALS^۴ برای طبقه‌بندی سازه‌های باستانی مایاها است. «سومارک» و همکارانش این سازه‌ها را با استفاده از CNN VGG19^۵ طبقه‌بندی کردند (Somark et al., 2020). یکی از پژوهش‌هایی که در رابطه با شناسایی قنات انجام شده است، در جلگه اربیل در اقلیم کردستان عراق است. در این پژوهش با استفاده از مجموعه‌ای از تصاویر ماهواره کرونا و شبکه عصبی کانولوشنال به شناسایی قنات‌های دوران جنگ سرد پرداخته شده است (Soroush et al., 2020). «دیویس» و همکارانش با استفاده از الگوریتم R-CNN موفق به شناسایی شواهدی شدند که مربوط اواسط دوران هولوسن هستند و در خط ساحلی اقیانوس اطلس قرار دارند؛ این فیچرها اطلاعات زیادی را در مورد سازمان اجتماعی و اقتصادی بومیان آمریکا در دوران هولوسن در اختیار قرار می‌دهند (Davis et al., 2021). در یک پژوهشی متفاوت «مولسوسا» و همکارانش اطلاعات باستان‌شناختی را با استفاده از روش‌های مبتنی بر CNN از نقشه‌های قدیمی نیز استخراج کرده‌اند. این نقشه‌ها که مربوط دوران استعماری کشورهای اروپایی بودند، اطلاعات سکونتگاهی ارزشمندی را در اختیار قرار دادند و سپس به عنوان داده‌ای آموزشی در نظر گرفته شدند (Garcia Molsosa et al., 2021). هم‌چنین «فیوروچی» و همکارانش با استفاده از مجموعه داده‌های لایدار و با استفاده از CNN به ارزیابی عملکرد روش‌های تشخیص اشیاء در باستان‌شناسی و ارتباط یادگیری ماشین با مطالعات باستان‌شناسی پرداخته‌اند (Fiorucci et al., 2022). در رابطه با شناسایی و تحلیل کوره‌های زغال سنگ در مناطقی از ایالت متحده آمریکا هم‌چون کانکتیکات^۶ نیز از مجموعه داده‌های لایدار و سپس از الگوریتم YOLO v4 بهره‌گیری شده است؛ در این مطالعات کوره‌های زغال سنگ در مقیاس بزرگ کاملاً شناسایی شدند (Der Vaart et al., 2022). شبیه به پژوهش

ذکر شده، نمونه‌ای دیگر را «بانهیچ» و همکارانش با تجزیه و تحلیل داده‌های اسکن لیزری هوابرد و با استفاده از الگوریتم R-CNN به شناسایی کوره‌های ذغال‌سنگ پرداختند. این داده‌ها مجموعه‌ای از مدل‌های ارتفاع دیجیتال مبتنی بر داده‌های تشخیص نور و محدوده (لایدار) بودند (Bonhage et al., 2021). از دیگر پژوهش‌های اخیر که از الگوریتم YOLO-CNN نیز در مطالعه سنجش از راه دور شده است، می‌توان به «کاندو» و همکارانش اشاره کرد که بازم با استفاده از مجموعه داده لایدار، اما با الگوریتم YOLO v5 و هم‌چنین با روش داده‌افزایی به شناسایی تپه‌های تدفین در منطقه Alto Minho^۶ در پرتغال پرداخته‌اند (Canedo et al., 2023). دیگر پژوهش‌های صورت‌گرفته در زمینه CNN، شناسایی و تشخیص اشیاء در زیر آب با استفاده از الگوریتم YOLO v4 انجام شده که مجموعه داده آن نیز تصاویر لایدار بوده است (Mu, 2023). از جمله پژوهش‌هایی که در شناسایی قنات نیز انجام شده است، می‌توان به «کابلی‌زاده» و «عباسی» اشاره کرد؛ در این پژوهش با استفاده از مجموعه‌ای از تصاویر گوگل ارث به شناسایی میله چاه‌های قنات محدوده بم استان کرمان پرداخته‌اند (کابلی‌زاده و عباسی، ۱۴۰۳). هم‌چنین با توجه به پژوهش‌های انجام شده در حوزه شناسایی شواهد باستان‌شناسی با استفاده از شبکه کانولوشن، بیشتر پایگاه داده‌ها (دیتابیس) براساس تصاویر لایدار و تصاویر ماهواره‌ای بوده است. وجه تمایز پژوهش حاضر استفاده از پایگاه داده‌ای با تصاویر هوایی قدیمی می‌باشد؛ هم‌چنین در این جستار، سعی به عمل آمده است که برای اولین بار در مطالعات باستان‌شناسی ایران، با ایجاد یک پایگاه داده از عکس‌های هوایی قدیمی دهه ۴۰ و ۷۰ ه.ش. به شناسایی قنات‌هایی که باعث شکل‌گیری و ادامه حیات شهر زوزن شده‌اند، پرداخته شود.

جغرافیای منطقه مطالعاتی

منطقه مطالعاتی این پژوهش در بخش قاسم‌آباد در دشت زوزن، در شهرستان خواف و در جنوب استان خراسان رضوی قرار گرفته است. جغرافیای طبیعی شهرستان خواف را جلگه و کوه تشکیل می‌دهد و دارای دشت‌های مهم زوزن و خواف می‌باشد (زنگنه قاسم‌آبادی، ۱۳۸۲: ۷). خواف، جلگه وسیعی است که از زمین‌های پست و بلند تشکیل شده است. این منطقه دارای اراضی قابل زراعت و قسمت‌های کویری و شوره‌زار آن غیرقابل کشت می‌باشد. شمال خواف از زمین‌های ناهموار تشکیل شده است، در جنوب غربی آن دشت وسیع زوزن است که بیشتر اراضی آن کویری و غیرقابل کشت بوده است (احراری رودی، ۱۳۸۴: ۲۰). در منطقه زوزن و بخش قاسم‌آباد کنونی، تنها رود قاسم‌آباد وجود دارد؛ این رود که یک رشته آن رود شور که از کوه سده سرچشمه گرفته، بعد از طی زمین‌های شوره‌زار آب آن شور شده، در رشته‌ای دیگر به نام «نخ» که از گناباد و کوه کبیر سرچشمه گرفته و آب آن شیرین است و در قاسم‌آباد به نام «دهنه دورود» به هم می‌پیوندد، رود قاسم‌آباد با رود شور یکی شده و بعد از مشروب کردن دیم‌زارهای زوزن به دریاچه نمک

بین ایران و افغانستان می‌ریزد (همان: ۲۳). شهر زوزن محدوده تقریبی به طول ۳۴,۳۴۷۴ درجه شمالی و عرض ۵۹,۸۷۱۴ درجه شرقی و با ارتفاع ۷۶۲ متر از سطح دریا را شامل می‌شود؛ این شهر در جنوب غربی خواف و با مساحتی حدود ۳۶۰ هکتار را پوشش می‌دهد (شکل ۱). این شهر در دوران اسلامی، از قرون اولیه اسلامی تا حمله مغول، رونق داشت. در منطقه موردنظر به دلیل قلت بارش سالیانه، دوری از دریا و زمین‌های پست، رودخانه دائمی وجود ندارد.



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی شهر زوزن (نگارندگان، ۱۴۰۳).

Fig. 1: The geographical location of the city of Zuzan (Authors, 2024).

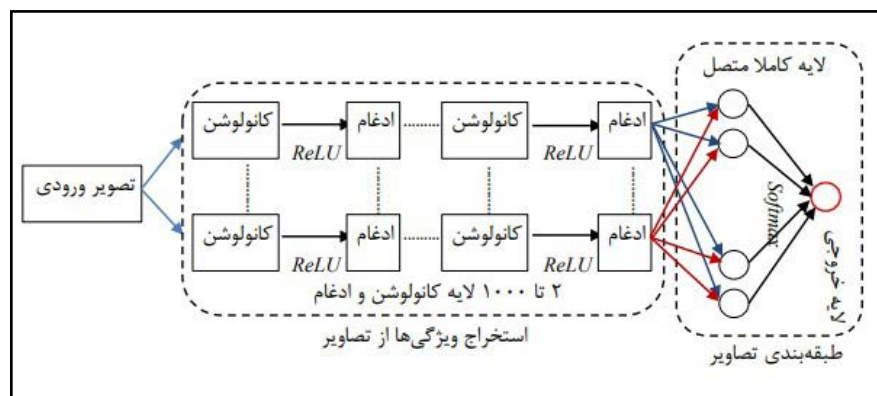
مواد روش

یکی از مهم‌ترین مراجع تصاویر هوایی، تصاویر هوایی دهه ۷۰ و ۴۰ ه.ش. در سازمان نقشه‌برداری ایران است. عکس‌برداری هوایی در قرن ۲۰ م. به بخش مهمی از فرآیند نقشه‌سازی تبدیل شد. عکس‌های هوایی، تصویری مستقیم از چشم‌انداز فیزیکی و فرهنگی یک منطقه در زمان معین ارائه می‌دهند. وقتی این تصاویر هوایی به خوبی تفسیر شوند، جغرافیدانان، مورخان، بوم‌شناسان، زمین‌شناسان، برنامه‌ریزان شهری، باستان‌شناسان و سایر متخصصان با تصاویری پایه مواجه هستند، که اغلب برای مطالعات آن‌ها حیاتی است. تصاویر هوایی قدیمی، تصویر منحصر به فردی از مناظر گذشته را ارائه می‌دهند و شواهدی برای طیف گسترده‌ای از اطلاعات مانند: توزیع سکونتگاه‌ها، کاربری گذشته زمین، منابع طبیعی، شبکه‌های حمل و نقل، نام‌شناسی و سایر داده‌های طبیعی و فرهنگی در یک بافت فضایی صریح ارائه می‌دهند. تصاویر هوایی قدیمی قبل از گسترش کشاورزی مکانیزه در مقیاس بزرگ، چشم‌اندازی را منعکس می‌کند که امروزه از بین رفته است. حجم زیادی از شواهد باستان‌شناختی را این تصاویر به طور عمدی و تصادفی ثبت کرده‌اند (Garcia Molsosa et al., 2021: 45). با وجود اطلاعاتی که در این تصاویر هوایی وجود دارد، می‌توان علاوه بر بررسی دستی یک تصویر هوایی قدیمی، آن را به صورت دیجیتالی بررسی کرد و داده‌های این تصاویر

را به صورت خودکار استخراج کرد. مرجع مهم‌ترین تصاویر هوایی دهه‌های ۴۰ و ۷۰ م. در سازمان نقشه‌برداری ایران هستند. برای ساخت پایگاه داده، ۷۲ تصویر هوایی انتخاب شد که هر کدام ابعادی بین ۵۳۱۵ و ۵۳۷۷ پیکسل دارند. بیشتر داده‌های آموزشی از منطقه شرق و فلات مرکزی ایران انتخاب شدند. اکنون، برای این که تعداد داده‌ها قابل توجه باشد، علاوه بر روش‌های افزایش داده، این تصاویر هوایی از مناطق و چشم‌اندازهای فرهنگی دیگر مانند رشته‌قنات‌های دایر برخی روستاها تهیه شد. در این تصاویر، شواهد فرهنگی مانند قنات‌ها برچسب‌گذاری شده و سپس با زبان برنامه‌نویسی python با الگوریتم YOLO کدگذاری می‌شوند.

شبکه عصبی کانولوشنال

پایه و اساس معماری پیشنهادی، استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال است. در حال حاضر، یادگیری عمیق در حوزه‌های مختلفی نظیر شناسایی عوارض (Girshick et al., 2015) طبقه‌بندی تصاویر، تشخیص صدا (Dahl et al., 2012) و پردازش زبان طبیعی مورد استفاده قرار می‌گیرد. شبکه‌های عصبی کانولوشنال نوعی از یادگیری عمیق هستند که شامل تعداد زیادی لایه کانولوشن و نمونه‌برداری در یک ساختار منطبق بر سیستم بصری انسان و داده‌های دو بُعدی می‌باشند (Filipe & Alexandre, 2014: 134). لایه ورودی شبکه عصبی کانولوشن معمولاً یک ماتریس تصویری با ابعاد دلخواه و خروجی آن، یک بردار ویژگی با تفکیک‌پذیری بالا و متناظر با کلاس‌های مختلف عوارض است. لایه‌های پنهان در این شبکه، شامل لایه کانولوشن، لایه ادغام و لایه اتصال کامل است (Phung & Bouzerdoum, 2009: 56). لایه کانولوشن ویژگی هر تصویر را استخراج می‌کند، سپس لایه ادغام وظیفه نمونه‌برداری از خروجی لایه کانولوشن و حفظ موقعیت مکانی تصویر و هم‌چنین انتخاب مفیدترین ویژگی‌ها برای لایه‌های بعدی را دارد. در نهایت بعد از چندین لایه کانولوشن و ادغام، لایه کاملاً متصل، تمام نرون‌های لایه قبلی را گرفته و به نرون‌های لایه خود متصل می‌کند (شکل ۲).



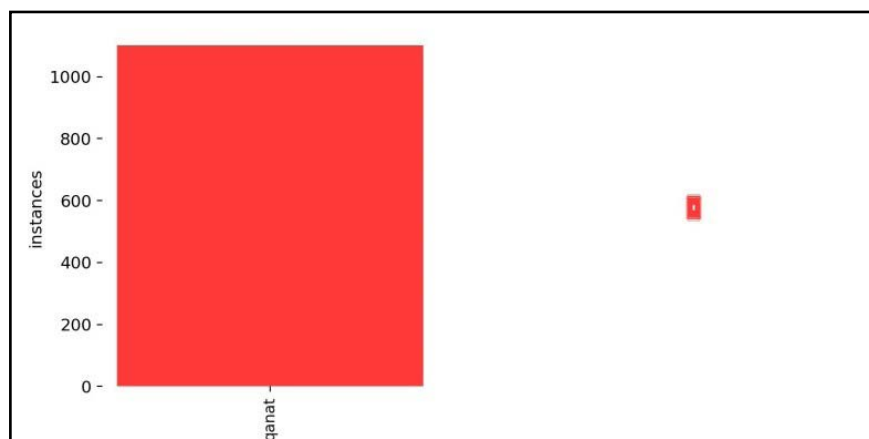
► شکل ۲: معماری شبکه‌های عصبی کانولوشن (کابلی‌زاده و عباسی، ۱۴۰۲: ۹۰).

Fig. 2: The Convolution neural networks architecture (CNNs), (Kabolizadeh & Abbasi, 2023: 90).

به طور خلاصه، مراحل روش پیشنهادی به شرح زیر است:
- جمع‌آوری داده‌ها: ۷۲ تصویر هوایی دهه ۷۰ و ۴۰ ه.ش. با ابعاد

۵۳۱۵-۵۳۷۷ پیکسل انتخاب شد و سپس همگن شدند. این کار به دلیل نیاز به یکسان بودن ابعاد ورودی در شبکه عصبی کانولوشن انجام می‌شود؛ به عنوان مثال، تصاویر منتخب از سازمان نقشه برداری کشور همگی با ۵۳۷۷-۵۳۱۵ پیکسل بوده که با معادل سازی تمامی تصاویر در این روش به ۸۰۰×۸۰۰ پیکسل کاهش یافته و سپس به یک اندازه یکسان رسیده‌اند. اگر تصاویر با وضوح پیکسل اصلی انتخاب شوند، اندازه تصویر خیلی بزرگ می‌شود که منجر به افزایش قابل توجهی در زمان اجرای الگوریتم می‌شود و از نقطه نظر پیچیدگی محاسباتی، زمان اجرا برای سیستم غیرعملی خواهد بود. شواهد باستان شناسی در این تصاویر ۸۰۰ پیکسلی بدون تغییر باقی می‌مانند. در این مرحله، تصاویر برش نخوردند، به جای آن از نرم افزار Snagit استفاده شده است که کیفیت تصویر اصلی را حفظ کرد.

- برچسب گذاری داده ها: عکس های منتخب هوایی قدیمی در محیط نرم افزار YOLO label برچسب گذاری شدند. نمونه هایی از رشته قنات هایی که در عکس های هوایی تاریخی که برچسب گذاری شده اند در شکل ۲، آورده شده است (شکل ۳). این مجموعه، شامل ۱۱۰۰ برچسب است که بر روی شفت قنات ها خورده است (شکل ۴).



▲ شکل ۳: نمونه هایی از تصاویر هوایی قدیمی که به عنوان داده های آموزشی برچسب خورده اند (نگارندگان، ۱۴۰۳).

Fig. 3: Samples of old aerial photos that were labeled as train data (Authors, 2024).

شکل ۴: تعداد و تراکم برچسب ها (نگارندگان، ۱۴۰۳). ◀

Fig. 4: Number and density of labels (Authors, 2024).

- تقسیم داده ها: داده ها به مجموعه های آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند. از این داده ها، ۸۰٪ (۵۷ عدد) برای آموزش و ۲۰٪ (۱۵ عدد) برای آزمایش تقسیم شد. در داده های آموزشی و آزمایشی، هیچ تصویری از زوزن برچسب گذاری نشده است.

معماری YOLO: نسخه ۸

معماری YOLOv8 براساس مدل CSPNet (Cross-Stage Partial Connection) و Path Aggregation Network (PANet) است که چابکی و دقت بالایی به آن می‌دهد. این مدل از ۱۱۹ لایه تشکیل شده است که شامل موارد زیر است.

- **لایه‌های کانولوشنال:** این لایه‌ها هسته استخراج ویژگی از تصاویر هستند. YOLO v8 از تعدادی بلوک کانولوشنال استفاده می‌کند که هرکدام شامل چندین لایه کانولوشنال leaky Relu است.

- **لایه‌های CSP:** این لایه‌ها نوعی معماری شبکه عصبی هستند که برای افزایش کارایی مدل طراحی شده‌اند. با تقسیم توپولوژی شبکه به مسیرهای جداگانه و سپس ترکیب مجدد آن‌ها، آن‌ها به مدل اجازه می‌دهند تا ویژگی‌ها را از سطوح مختلف ورودی استخراج کند.

- **لایه‌های PANet (Network Path Aggregation):** این لایه‌ها برای ادغام ویژگی‌های سطوح مختلف هرم فضایی استفاده می‌شوند که به مدل کمک می‌کند تا دقت مکان شی را بهبود بخشد.

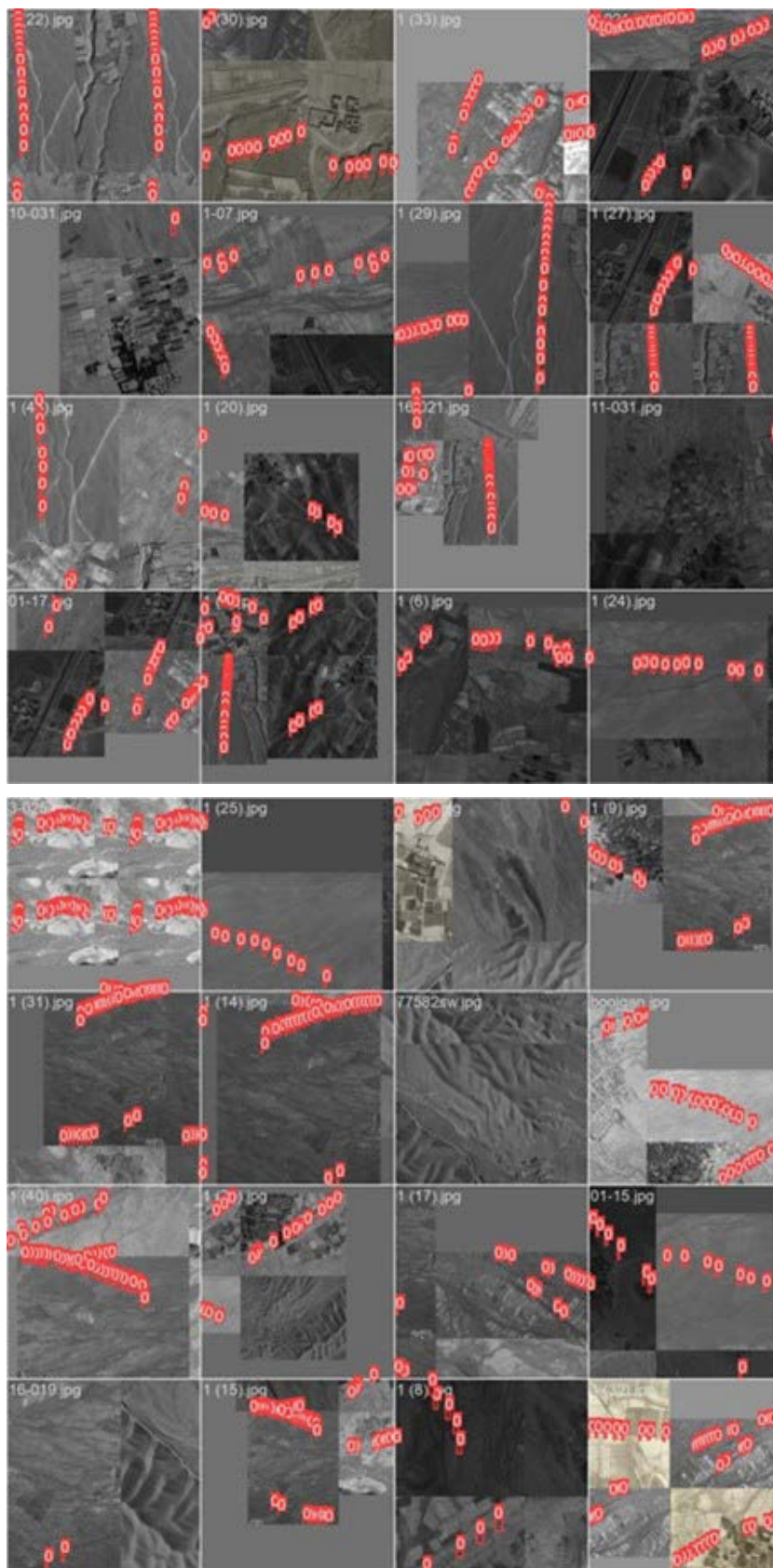
- **لایه‌های Up-sampling:** از این لایه‌ها برای افزایش وضوح ویژگی‌ها استفاده می‌شود که به مدل کمک می‌کند اشیاء کوچک را بهتر تشخیص دهد.

- **لایه‌های Down-sampling:** از این لایه‌ها برای کاهش وضوح ویژگی‌ها استفاده می‌شود، که به مدل کمک می‌کند تا زمینه را به طور مؤثرتری درک کند.

- **لایه‌های Out put:** این لایه‌ها خروجی نهایی مدل را تولید می‌کنند که شامل جعبه‌های مرزی و امتیازات اطمینان برای هر شی شناسایی شده در تصویر است.

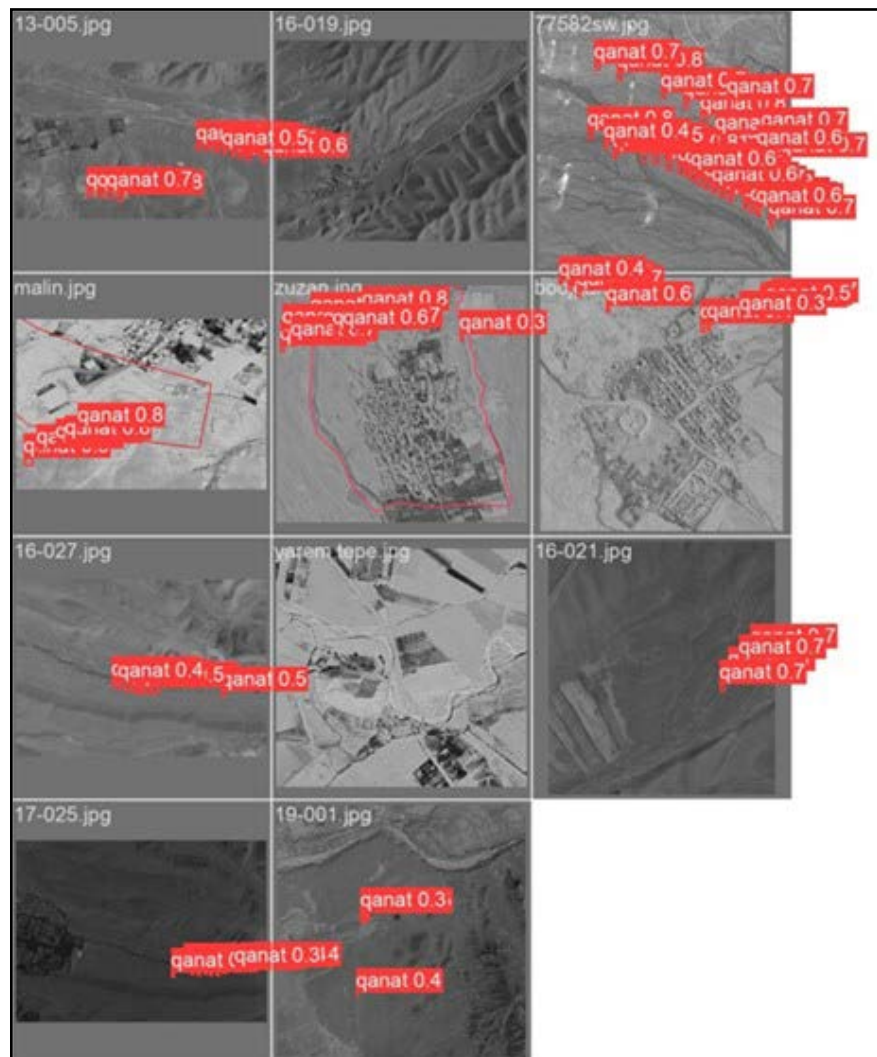
تحلیل و معیارهای ارزیابی

در این پژوهش، شواهد مورد مطالعه صرفاً شامل شفت و رشته قنات‌ها می‌باشد که در محیط Yolo label به یک کلاس تقسیم شدند. ۷۲ تصویر هوایی از مناطق شرق و فلات مرکزی با پیکسل (800×800) با مدل Yolo نسخه ۸، با تکرار ۲۰۰ و نرخ آموزشی ۰/۰۱ در پایتون ۳/۹ نوشته و سپس آموزش دیدند مقدار بهینه برای تعداد تکرار^۱ و مقدار نرخ آموزشی براساس نمودار همگرایی خطا در آزمون‌های مختلف و به صورت سعی و خطا تعیین می‌شود (شکل ۵). در این پژوهش از کتابخانه Ultralytics بر پایه Pytorche استفاده شده است. سیستم پردازشی مورد استفاده در این پژوهش، یک پردازش گر CPU با پنج هسته و با ۱۲ گیگابایت حافظه داخلی در محیط Google Colab است. برای افزایش داده‌های آموزشی نیز از روش داده‌افزایی بهره‌گیری شد. در این مرحله، ۲۲ تصویر برای آزمایش انتخاب شدند. تمامی عکس‌های انتخابی برای آزمایش، جز یک عکس، دارای قنات بودند؛ همان‌طور که در شکل ۶، مشاهده می‌شود، تمامی رشته قنات‌ها و شفت‌ها به خوبی شناسایی شدند؛ جز همان عکسی که فاقد قنات بود و این نشان‌دهنده دقت شبکه عصبی‌ای هست که به درستی طراحی شده و توانایی شناسایی قنات‌ها را دارد.



شکل ۵: داده‌های آموزشی شامل شفت و رشته‌های قنات از مناطق شرق و فلات مرکزی انتخاب شدند، سپس در محیط Yolo label برچسب خوردند و آموزش دیدند. عدد صفر در تصویر نشان‌دهنده شفت و رشته‌قنات هاست (نگارندگان، ۱۴۰۳).

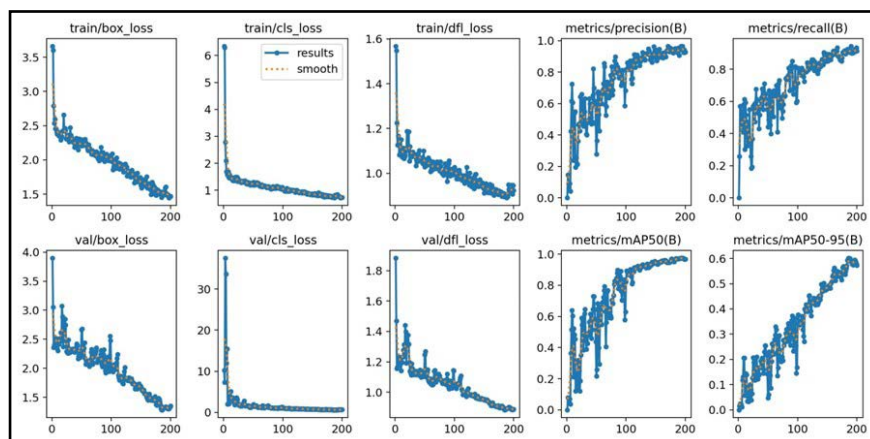
Fig. 5: Training data including shafts and qanat strings were selected from the eastern and central plateau regions, then labeled and trained in the yolo label software. The number zero in the image represents the shafts and qanat strings (Authors, 2024).



► شکل ۶: نمونه داده‌های آزمایشی، بعد از آن‌که ماشین آموزش داده شد نمونه‌هایی جهت آزمایش انتخاب می‌شوند (نگارندگان، ۱۴۰۳).
Fig. 6: Test data samples, after the machine has been trained, samples are selected for testing (Authors, 2024).

با توجه به شکل ۷، می‌توان اذعان داشت که تمامی معیارهای موردنظر بعد از هر تکرار در داده‌های آموزش و آزمایش در حال بهبود هستند. در تکرارهای اولیه (تا ۱۰) میزان معیارهای Loss با سرعت زیادی در حال کاهش و در تکرارهای بعدی نیز این روند نزولی، اما با سرعت کمتری در حال وقوع می‌باشد. روند صعودی در نمودارهای معیارهای Precision و Recall برای داده‌های آموزش و آزمایش نیز ابتدا در تکرارهای اولیه خیلی تند است و در ادامه با شیب کمتری افزایش می‌یابد. باید این موضوع را در نظر گرفت که در هر تکرار عکس‌ها یکسان نیست و به‌طور تصادفی تغییر می‌کند. در جدول ۱، معیارهای مختلف در آخرین تکرار (Epoch) الگوریتم YOLO آمده است (جدول ۱).

براساس روش پیشنهادی که دارای ماتریس است، قنات‌ها با دقت ۹۴٪ شناسایی شدند و تنها ۶٪ آن‌ها به‌عنوان زمینه تصویر تشخیص داده شده‌اند (شکل ۸).



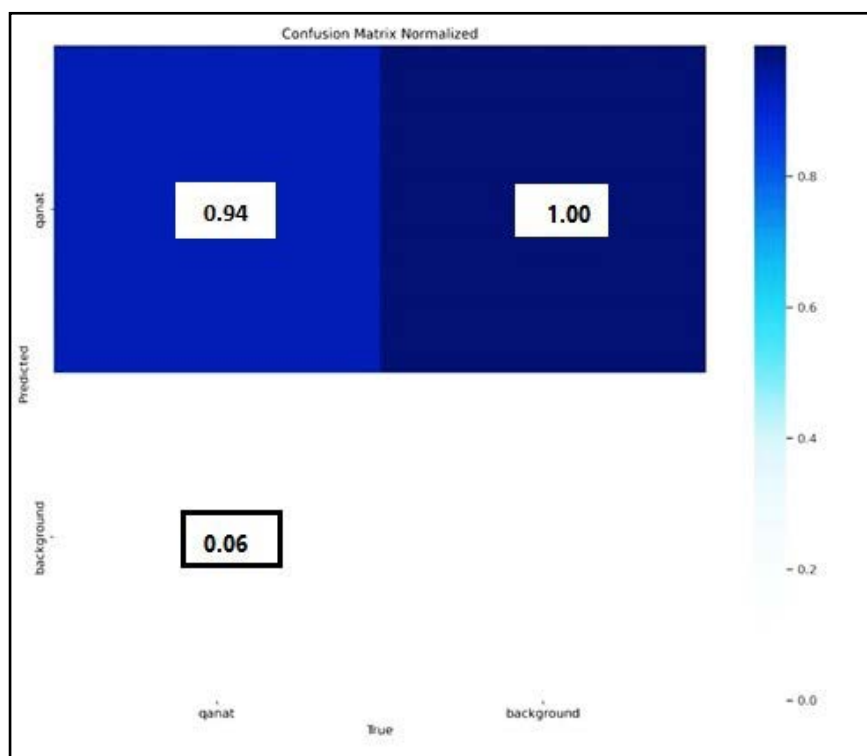
شکل ۷: مقادیر معیارهای مختلف در هر تکرار از الگوریتم YOLO (نگارندگان، ۱۴۰۳).

Fig. 7: Different criterion values from each epoch of the yolo algorithm (Authors, 2024).

Precision معیار دقت	Recall معیار بازیابی	mAP50 معیار میانگین متوسط دقت	mAP50-95 معیار میانگین متوسط دقت
0.92889	0.91398	0.96757	0.57345

جدول ۱: مقادیر معیارهای مختلف در آخرین تکرار الگوریتم YOLO (نگارندگان، ۱۴۰۳).

Tab. 1: Different criterion values from each epoch of the yolo algorithm (Authors, 2024).



شکل ۸: ماتریس درهم‌ریختگی براساس درصد (نگارندگان، ۱۴۰۳).

Fig. 8: Confusion matrix based on percentage (Authors, 2024).

بررسی نمودار ROC^۹

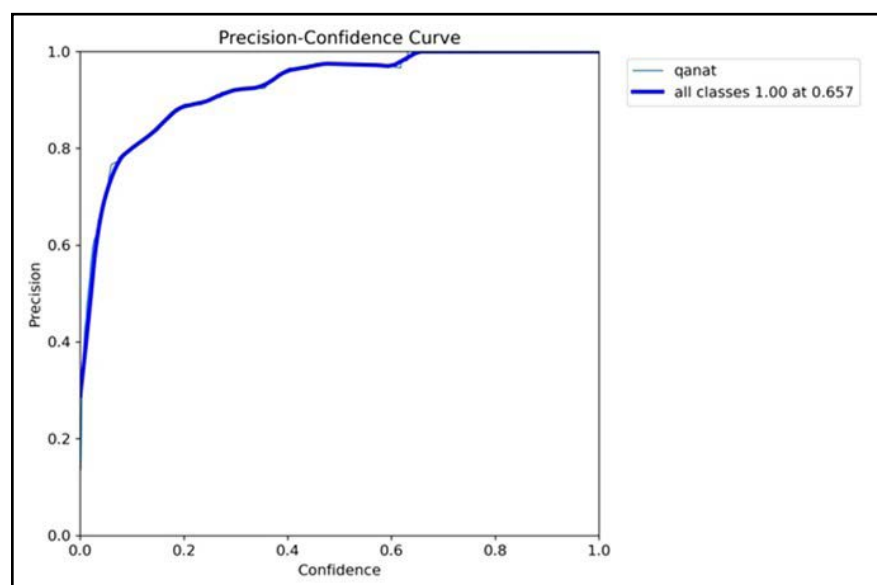
نمودارهای مشخصه‌گیرنده عامل ROC، تکنیک دیداری مفید برای ارزیابی و مقایسه مدل‌ها به حساب می‌آید. این نمودارها در طول جنگ جهانی دوم و برای آنالیز عکس‌های رادار برای شناسایی سیگنال ایجاد شدند. یک نمودار ROC که برای مدلی ترسیم می‌شود، رابطه بین نسبت مثبت درست (TPR) و نسبت مثبت نادرست (FPR) را نمایش می‌دهد. در صورت موجود بودن مجموعه آزمایشی و

یک مدل، مثبت درست قسمتی از نمونه‌های مثبت است که به درستی به وسیله مدل کلاس‌بندی شده‌اند و مثبت نادرست به قسمتی از نمونه‌های منفی گفته می‌شود که نادرست به وسیله مدل، مثبت برچسب خورده است؛ در حقیقت:

$$TPR = \text{Sensitivity} = TP/P$$

$$FPR = 1 - \text{Specificity} = FP/PN$$

محور عمودی و افقی یک نمودار ROC به ترتیب مثبت درست و مثبت نادرست را نشان می‌دهند. فرآیند ترسیم یک نمودار ROC برای مدل M این چنین است: کار خود را از گوشه سمت چپ پایین جایی که مقادیر 10 TPR و 11 FPR برابر صفر هستند آغاز می‌کنیم و سپس به سراغ فهرست مرتب‌شده نمونه‌ها می‌رویم؛ پیمایش فهرست را از بالا شروع می‌کنیم. چنان‌چه به یک مثبت درست برخورد کردیم TPR افزایش می‌یابد. بر روی گراف یک گام به بالا حرکت و نقطه‌ای رسم می‌کنیم؛ اکنون اگر مدل یک نمونه منفی را به عنوان درست برچسب‌گذاری کند با یک مثبت نادرست روبه‌رو شده‌ایم و بنابراین FPR افزایش می‌یابد. در این حالت بر روی گراف یک گام به راست حرکت و نقطه‌ای را رسم می‌کنیم. این فرآیند برای کلیه نمونه‌ها که در فهرست مرتب‌شده‌اند، انجام می‌شود. حرکت به بالا بر روی گراف برای هر مثبت درست و حرکت به سمت راست برای هر مثبت نادرست است. بهترین روش پیش‌بینی ممکن نقطه‌ای را در گوشه بالا سمت چپ یا مختصات (۰,۱) فضای ROC به دست می‌دهد که نشان‌دهنده ۱۰۰٪ حساسیت (بدون منفی کاذب) و ۱۰۰٪ ویژگی (بدون مثبت کاذب) است. نقطه (۰,۱) «طبقه‌بندی کامل» نیز نامیده می‌شود. یک حدس تصادفی یک نقطه در امتداد یک خط مورب (به اصطلاح خط بدون تبعیض) از پایین سمت چپ به گوشه سمت راست بالا (بدون در نظر گرفتن نرخ پایه مثبت و منفی) نشان می‌دهد؛ به عبارتی هرچه نمودار به سمت گوشه بالا سمت چپ قرار گیرد، نتیجه پیش‌بینی دقیق‌تر است (شکل ۹).



► شکل ۹: منحنی مشخصه عملکرد سیستم ROC (نگارندگان، ۱۴۰۳).

Fig. 9: Receiver operating characteristic ROC (Authors, 2024).

تأثیر قنات در شکل‌گیری شهر زوزن

بعد از مدیریت منابع آبی در مناطق خشک، کم‌باران و فاقد رودخانه دائمی از دیرباز، از جمله دغدغه‌های بشریت بوده است. عوامل بسیاری در به وجود آمدن یک شهر نقش دارند، اما با گریزی به مطالعات باستان‌شناختی می‌توان پی‌برد که آب و مدیریت و توزیع آن مهم‌ترین نقش را در شکل‌گیری شهر ایفا کردند؛ به همین دلیل، هسته اولیه اغلب شهرهای کشور در ارتباط با منابع آب به وجود آمده‌اند (Arefian & Moeini, 2016: 3). قنات در مناطق شرق و فلات مرکزی از زیرساخت‌های اصلی ایجاد سکونتگاه‌های شهری و روستایی است وضعیت هر تمدن را می‌توان با جایگاه یا سهم زیرساخت‌های مربوط به آب در کل زیرساخت‌های آن تمدن اندازه‌گیری کرد. سیستم قنات یکی از تأثیرات مهم بر موقعیت و مورفولوژی شهرهای کویری و حاشیه کویر داشته است (Estaji, & Raith, 2016: 41). قنات در بسیاری از مناطق مرکزی ایران عامل اصلی در شکل‌دهی، انتظام فضایی و حد توسعه شهر بوده است؛ به طوری که بدون قنات بسیاری از شهرهای ایران نمی‌توانستند شکل بگیرند و یا حداقل بخش مهمی از توسعه آن‌ها مختل می‌گشت (پاپلی‌یزدی و لباف‌خانیکی، ۱۳۷۹: ۲۳). «هارولد کارتر» بر این باور است، منشأ شکل‌گیری اولیه سکونتگاه‌ها آب بود و آنگاه رشد سریع جمعیت، تمرکزگرایی، ایجاد بناهای یادبود و قشربندی اجتماعی توسعه بعدی را فراهم ساخته است (کارتر، ۱۳۷۴: ۵۶). اگر بخواهیم در مورد شکل‌گیری سکونتگاهی شهر زوزن سخن به میان آوریم، باید عوامل مختلفی را بررسی کنیم؛ از مهم‌ترین عواملی که قنات در شکل‌گیری شهر زوزن ایفا می‌کند:

- **تأمین آب پایدار:** توزیع سکونتگاه‌ها بر روی مخروط‌افکنه‌ها در حواشی بیابان‌های ایران با الگوی توزیع سیستم قنات‌ها ارتباط تنگاتنگ دارد (زیاری، ۱۳۷۹: ۸۱). قرارگیری شهر زوزن در مخروط‌افکنه کوه کبیر باعث ایجاد قنات به عنوان منبعی پایدار و دائمی برای شهر شده است. این عامل بدین صورت است که امکان استقرار جمعیت در مناطق خشک و نیمه خشک را فراهم می‌کند. شهر زوزن، از جمله استقرارگاه‌های شهری در دوران اسلامی می‌باشد که از زمان شکل‌گیری، توسعه و فروپاشی و دوران بعد از فروپاشی، قنات‌ها به صورت پایدار آب را تأمین می‌کنند و منبعی برای ایجاد مزارع و باغات کشاورزی تاکنون بوده است.

- **محوریت قنات:** قنات یکی از دلایل اصلی برای شکل‌گیری شهر، حول محور رشته قنات‌هاست. مورفولوژی بسیاری از شهرها دارای محور خطی می‌باشد؛ این به دلیل توسعه شهر در اطراف قنات است. با توجه به مشاهدات میدانی و شواهد سنجش از دور و شناسایی توسط شبکه کاتولوشنال می‌توان گفت شهر زوزن دارای رشته قنات‌های ورودی از چندین جهت به شهر بوده است. که احتمالاً عناصر شهر هم‌چون: محلات، بازار، ارگ و... حول محور این قنات‌ها ایجاد شدند. بر طبق متون، «ابن حوقل» در مورد قنات‌های شهر زوزن، ۴۳ قنات بایر و ۳۰ رشته را دایر عنوان کرده است (ابن حوقل، ۱۳۴۵: ۱۸۸).

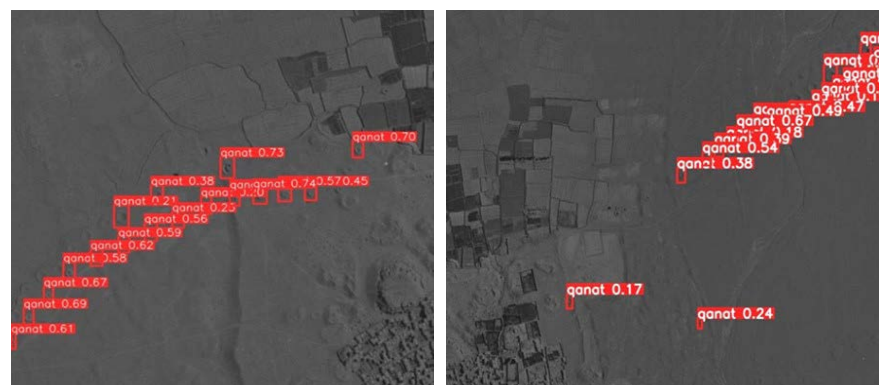
- **ایجاد فضاهای باز:** در امتداد قنات‌ها، فضاهای باز و عمومی مانند باغ‌ها و میدان‌ها ایجاد می‌شدند که به عنوان مراکز تجمع و فعالیت‌های اجتماعی

مورد استفاده قرار می‌گرفتند. با وجود تسطیح و مضطرب شدن بیشتر نهشته‌های شهر زوزن به طور دقیق نمی‌توان بازار و میادین را شناسایی کرد؛ اما طبق قرارگیری ارگ و مسجد مدرسه که تقریباً در مرکز شهر قرار گرفته است و ورود رشته قنات‌های متعدد به شهر، می‌توان اذعان داشت این فضاها باز نیز در مجاورت قنات‌ها ایجاد شده است.

قطعاً در دوره‌های تاریخی نیز تنها روش تأمین و توزیع آب در این منطقه خشک و بیابانی، قنات بوده است و سکونتگاه‌های ناحیه خواف چون: تپه سیاه، سلومک، خرگرد، زوزن و... بر پایه قنات شکل گرفته است و سپس به دلیل عوامل مختلف سیاسی و اقتصادی و وجود شاهراه‌های تجاری، از جمله: گناباد، قائن و هرات در دوران اسلامی به رشد و توسعه رسیدند. با بررسی تصاویر هوایی می‌توان پی برد که الگوی شکل‌گیری و توسعه شهری زوزن قطعاً مبتنی بر استمرار کارکرد قنات دشت زوزن بوده است؛ زیرا بسیاری از قنات‌ها تاکنون نیز دایر هستند و بسیاری از باغات پسته‌ای که در محوطه زوزن جایگزین عناصر و بافت شهری شدند، با این قنات آبیاری می‌شوند. بنابر گفته «شهریار عدل» شاید بتوان اظهار داشت که اولین ساختارهای سکونتگاهی شهری در مناطق خشک که بر پایه تأمین و توزیع آب بنا شده، در دشت زوزن یافت کرد (عدل، ۱۳۷۷: ۹۳). عدل بر این باور است، اولین آثار تمدنی دشت زوزن در تپه سیاه (در یک کیلومتری شهر زوزن) مربوط به دوران هخامنشی و اشکانی است؛ تمامی آزمایش‌های ترمولومیسانس و مطالعاتی میدانی این امر را اثبات می‌کند (همان: ۹۴).

بحث و تحلیل

بعد از نتایج مطلوب ۷۲ داده آزمایشی و آموزشی، مجدد تصویر هوایی شهر زوزن برای شناسایی در نظر گرفته شد با توجه به داده‌های آموزشی و آزمایشی و هم‌چنین تعریف یک کلاس از جمله قنات، شناسایی چهار رشته قنات ورودی به شهر در تصویر زیر به دست آمد (شکل ۱۰).



► شکل ۱۰: شناسایی چهار رشته قنات ورودی به شهر زوزن (نگارندگان، ۱۴۰۳).

Fig. 10: Identification of 4 qanats entering the city of Zuzan (Authors, 2024).

برای تشخیص اهداف در تصاویر قطعاً یادگیری عمیق یکی از بهترین روش‌ها در عصر حاضر است. بدون شک، یادگیری ماشین می‌تواند ویژگی‌ها و شواهد را به تنهایی یاد بگیرد و این امر باعث صرفه جویی در زمان می‌شود. این روش به طور

قابل توجهی به شناسایی شواهد باستان‌شناختی کمک و از یک کتابخانه داده استفاده می‌کند. در این پژوهش همان‌طور که گفته شد از کتابخانه Ultralytics برپایه Pytorche استفاده شده است. نتیجه این کار، آسان‌تر و قابل اعتمادتر کردن شناسایی داده‌های جدید است که مزایایی را نه تنها برای اهداف تحقیقاتی، بلکه برای میراث‌فرهنگی نیز ارائه می‌دهد و با آن می‌توان منافع مالی قابل توجهی را حفظ کرد (Bickler, 2021). کاربرد تکنیک‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه با استفاده از CNNs و الگوریتم YOLO v8، در تحلیل و استخراج دیجیتالی تصاویر هوایی قدیمی از قنات‌های شهر زوزن، پیشرفت قابل توجهی در تحقیقات باستان‌شناسی در منطقه را ارائه می‌دهد. این روش شواهد شناخته شده باستان‌شناسی (قنات) را با دقت بالا به صورت خودکار شناسایی می‌کند. این پژوهش یک ابزار ارزشمند برای باستان‌شناسانی که در زوزن و محوطه‌های تاریخی مشابه کار می‌کنند، ارائه می‌دهد. با توجه به این که قنات از مهم‌ترین سیستم‌های آبرسانی فلات ایران است، در دیگر مناطق فلات به راحتی می‌توان از این روش استفاده کرد. روش شناسایی ایجاد شده در این مطالعه می‌تواند در مناطق دیگر با زمینه‌های تاریخی مشابه اعمال شود. این شواهد با استفاده از تصاویر هوایی از دهه‌های ۴۰ و ۷۰ ه.ش. (که ممکن است در طی گذر زمان چشم‌انداز شهری تغییر کرده باشد) شناسایی و سپس به کمک شبکه عصبی کانولوشنال به صورت خودکار استخراج می‌شوند؛ به عنوان مثال، توانایی مدل اجرا شده در استخراج خودکار قنات‌ها نه تنها وجود این شواهد را تأیید می‌کند، بلکه نشان‌دهنده تسریع در پردازش استخراج شواهد باستان‌شناسی در تعداد زیادی تصویر هوایی (در این پژوهش ۱۵ تصویر به همراه تصاویر زوزن) در کسری از ثانیه است. این رویکرد امکان تجزیه و تحلیل جامع‌تر از تغییرات زیرساخت‌ها را مانند سیستم‌های مدیریت آب را فراهم می‌کند. در این مطالعه با استفاده از مدل انجام شده چهار رشته قنات به صورت خودکار شناسایی شد، این قنات‌ها در شکل‌گیری و مورفولوژی شهر تأثیر به‌سزایی داشتند؛ علاوه بر این، ادغام این رویکرد با سایر داده‌های سنجش از دور، مانند تصاویر ماهواره‌ای یا اسکن لیزری، می‌تواند قابلیت‌های تشخیص را بیشتر بهبود بخشد و بازسازی دقیق‌تری از محیط‌های شهری باستانی ارائه دهد.

نتیجه‌گیری

با توجه به فرم شهر زوزن (با وجود تسطیح شدن و درهم‌تنیدگی نهشته‌ها) و موقعیت جغرافیایی می‌توان اذعان داشت عواملی هم‌چون پایداری منابع آب که عامل اصلی آن قنات است، تا عصر حاضر باعث حیات شهری و فعالیت‌های کشاورزی می‌باشد، ایجاد محوریت در فرم‌دهی شهر و هم‌چنین ایجاد فضاهای باز در داخل شارستان و از همه مهم‌تر - فقدان آب‌های سطحی - از عمده تأثیر قنات‌های شناسایی شده در شکل‌گیری و تحولات شهر زوزن در دوران اسلامی می‌باشد. در مطالعه شهر زوزن با اتخاذ رویکردی نوین در حوزه باستان‌شناسی خودکار و شبکه‌های عصبی، تعداد چهار رشته قنات شناسایی شد. به کمک

اطلاعاتی که از بومیان منطقه حاصل شد، این قنات‌ها به نام‌های زوزن، قاسم‌آباد، خرگردک و چوب دراز می‌باشند که در طی دوره‌های مختلف از منابع آبی شهر محسوب می‌شوند.

این پژوهش نتیجه اجرای الگوریتم YOLO نسخه ۸ برپایه شبکه عصبی کانولوشن CNN استوار است که برای تشخیص خودکار قنات‌های شهر زوزن، با استفاده از تصاویر هوایی دهه ۴۰ و ۷۰ ه.ش. به کار رفت. این روش در راستای دیجیتالی شدن تصاویر هوایی و استخراج خودکار داده‌ها می‌باشد. ارزیابی‌های کمی و بصری نشان‌دهنده نتایج مناسب در به کارگیری شبکه‌های عصبی کانولوشنال به منظور تشخیص یکی از داده‌های فرهنگی (قنات) به طور هم‌زمان در تصاویر آزمایشی به همراه تصاویر زوزن است. نتایج تجربی و متریک حاصله از ۸۰٪ داده‌های آموزشی و ۲۰٪ داده آزمایشی، با تکرار ۲۰۰ و نرخ آموزشی ۰٫۰۱ در شبکه عصبی کانولوشنال، شامل ۹۴٪ دقت در تشخیص قنات‌های اطراف شهر زوزن می‌باشد. در ادامه پیشنهاد می‌گردد در پژوهش‌های آتی در این زمینه و برای بهبود دقت می‌توان از داده‌های بیشتری استفاده کرد؛ هم‌چنین می‌توان در بخش تصاویر ورودی از تصاویر چند طیفی، ابر طیفی یا اسکنر لیزری (لایدار) برای دقت بیشتر بهره برد؛ هم‌چنین در جهت افزایش تعداد داده‌ها می‌توان از روش GAN 12 شبکه مولد تخصصی برای تولید داده‌هایی بیشتر نیز استفاده کرد.

سپاسگزاری

نویسندگان بر خود لازم می‌دانند که از داوران محترم جهت راهنمایی، انتقاد و پیشنهادهاى خود که در راستای بهبودی فرم و محتوای مقاله بوده است، کمال تقدیر و تشکر را ابراز نمایند.

درصد مشارکت نویسندگان

این مقاله مستخرج از رساله نویسنده اول به راهنمایی نویسنده دوم و مشاوره نویسنده سوم بوده است؛ بر همین اساس گردآوری مطالب توسط نویسنده اول و نگارش آن تحت نظارت نویسندگان دوم و سوم بوده است.

تضاد منافع

نویسندگان ضمن رعایت اخلاق نشر در ارجاع‌دهی و دقیق بودن آن در متن و انتهای مقاله، نبود تضاد منافع را اعلام می‌دارند.

پی‌نوشت

۱. Lidar: lighting detection and ranging (شناسایی و تعیین مسافت با نور که یکی از روش‌های سنجش از دور اپتیکی یا نوری است).
۲. Convolutional neural network: شبکه عصبی کانولوشن (CNN) یک شبکه عصبی قدرتمند و پرکاربرد در یادگیری عمیق است که برای پردازش داده‌های دو بُعدی مانند تصاویر به کار می‌روند.
۳. You only look once (شما تنها یک بار نگاه می‌کنید).

4. Airborne Laser Scanning (ALS).
5. نوعی شبکه عصبی کانولوشنال.
6. Connecticut.
7. منطقه‌ای در شمال پرتغال.
8. Epoch (تکرار).
9. ROC Receiver Operating Characteristic، (نمودار مشخصه نسبی عملکرد).
10. True Positive Rate (TPR).
11. False Positives Rate (FPR).
۱۲. Generative Adversarial Network: شبکه‌های عصبی GAN مدل‌های مولدی (Generative Models) هستند که داده‌های جدید شبیه داده‌های آموزشی تولید می‌کنند.

کتابنامه

- ابن حوقل، (۱۳۴۵). سفرنامه ابن حوقل. ترجمه جعفر شعار، تهران: انتشارات بنیاد فرهنگ ایران.
- احراری رودی، عبدالکریم، (۱۳۸۴). خواف در گذر تاریخ. تربت جام: شیخ الاسلام احمد جام.
- پاپلی یزدی، محمدحسین؛ و لباف خانیکی، رجبعلی، (۱۳۷۹). «نقش قنات در شکل‌گیری تمدن‌ها، پایداری فرهنگ و تمدن کاریزی». جلد دوم، همایش بین المللی قنات، تهران: ایران.
- زنگنه قاسم‌آبادی، ابراهیم، (۱۳۸۲). تاریخ و رجال شرق خراسان. خواف: نشر خاطره.
- زیاری، کرامت‌الله، (۱۳۷۰). «تکنیک قنات و نقش آن در شکل‌گیری و توسعه اولیه سکونتگاه‌های ایران». دانشور پزشکی، ۷ (۲۸): ۸۱-۹۰.
- سلطانی محمدی، مهدی؛ و یوسفی، یوس، (۱۳۹۷). «بازشناسی اثر قنات بر سکونتگاه‌های منطقه مرکزی ایران (مطالعه موردی: روستای محمدیه نایین)». مسکن و محیط روستا، ۳۷ (۱۶۴): ۱۰۱-۱۱۴.
- عدل، شهریار، (۱۳۷۷). «نگاهی به برداشت‌ها و دیدهای شمارگانی (دیجیتالی) و فتوگرامتری شده زوزن و بسطام». به اقتباس: اصغر کریمی، اثر، ۲۹-۳۰: ۹۰-۱۲۰. <https://journal.richt.ir/athar/article-1-167-fa.html&sw>
- کابلی زاده، مصطفی؛ و عباسی، محمد، (۱۴۰۳). «کاربرد شبکه‌های عصبی کانولوشن آشکار ساز چند جعبه تک شات (SSD) در تشخیص و استخراج خودکار میله چاه‌های قنات از تصاویر ماهواره‌ای گوگل ارث». مهندسی فناوری اطلاعات مکانی، ۱۱ (۳): ۸۵-۱۰۲. <https://doi.org/10.61186/jgit.11.3.85>
- کارتر، هارولد، (۱۳۷۴). نواحی شهری. ترجمه اصغر رضا زاده، تهران: انتشارات حق.

References

- Adl, Sh., (1998). "Digital and photogrammetric surveys of Zuzan and Baštam" (Adapted by A. Karimi). *Athar*, 29(3): 90-120. <https://journal.richt.ir/athar/article-1-167-fa.html&sw> (In Persian).
- Ahrari Roudi, A., (2005). *Khaf through the passage of history*. Torbat-e Jam, Iran: Sheikh al-Islam Ahmad Jam. (In Persian).

- Arefian, F. F. & Moeini, S. I., (2016). *Urban change in Iran*. Heidelberg, Germany: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-26115-7>
- Bickler, S. H., (2021). "Machine learning arrives in archaeology". *Advances in Archaeological Practice*, 9(2): 186-191. <https://doi.org/10.1017/aap.2021.6>
- Bonhage, A., Eltaher, M., Raab, T., Breuß, M., Raab, A. & Schneider, A., (2021). "A modified Mask region-based convolutional neural network approach for the automated detection of archaeological sites on high-resolution light detection and ranging-derived digital elevation models in the North German Lowland". *Archaeological Prospection*, 28(2): 177-186. <https://doi.org/10.1002/arp.1806>
- Canedo, D., Fonte, J., Seco, L. G., Vázquez, M., Dias, R., Do Pereiro, T., ... & Neves, A. J., (2023). *Uncovering archaeological sites in airborne LiDAR data with data-centric artificial intelligence*. IEEE Access. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3290305>
- Carter, H., (1995). *Urban regions* (A. Rezazadeh, Trans.). Tehran, Iran: Haq Publishing (In Persian).
- Caspari, G. & Crespo, P., (2019). "Convolutional neural networks for archaeological site detection—Finding "princely" tombs". *Journal of Archaeological Science.*, 110: 104998. <https://doi.org/10.1016/j.jas.2019.104998>
- Dahl, G. E. Yu, D., L. & Deng A., (2012). "Context-dependent pre-trained deep neural networks for large-vocabulary". *Speech recognition*, *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 20 (1): 30–42. <https://doi.org/10.1109/TASL.2011.2134090>
- Davis, D. S., Caspari, G., Lipo, C.P. & Sanger, M. C., (2021). "Deep learning reveals extent of Archaic Native American shell-ring building practices". *Journal of archaeological science*, 132: 105433. <https://doi.org/10.1016/j.jas.2021.105433>
- der Vaart, W. V., Bonhage, A., Schneider, A., Ouimet, W. & Raab, T., (2023). "Automated large-scale mapping and analysis of relict charcoal hearths in Connecticut (USA) using a Deep Learning YOLOv4 framework". *Archaeological Prospection*, 30(3): 251–266. <https://doi.org/10.1002/arp.1889>.
- Drucke, H., Burges, C. J., Kauffma, L., Smola, N, A. & Vapnik, V., (1997). "Support vector regression machines. Neural information processing systems". *Eds Mozer MC. Jordan JI & Petsche T.*: 155 –161.
- Estaji, H. & Raith, K., (2016). "The role of Qanat and irrigation networks

in the process of city formation and evolution in the central Plateau of Iran, the Case of Sabzevar”. *Urban Change in Iran: Stories of Rooted Histories and Ever-accelerating Developments*: 9-18. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26115-7_2

- Filipe, S. & Alexandre, L. A., (2014). “A comparative evaluation of 3D keypoint detectors in a RGB-D object dataset”. In: *2014 international conference on computer vision theory and applications (VISAPP)* (Vol. 1, pp. 476-483). IEEE.

- Fiorucci, M., Verschoof-van der Vaart, W.B., Soleni, P., Le Saux, B. & Traviglia, A., (2022). “Deep learning for archaeological object detection on LiDAR: New evaluation measures and insights”. *Remote Sensing*, 14(7): 1694. <https://doi.org/10.3390/rs14071694>

- Forsyth, D. A. & Ponce, J., (2002). *Computer vision: a modern approach*. Prentice hall professional technical reference.

- Garcia-Molsosa, A., Orenge, H. A., Lawrence, D., Philip, G., Hopper, K. & Petrie, C. A., (2021). “Potential of deep learning segmentation for the extraction of archaeological features from historical map series”. *Archaeological Prospection*, 28(2): 187-199. <https://doi.org/10.1002/arp.1807>

- Girshick, R., Donahue, J., Darrell, T. & Malik, J., (2015). *Region-based convolutional networks for accurate object detection and semantic segmentation*. The IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2015.2437384>

- Guo, Y., Liu, Y., Oerlemans, A., Lao, S., Wu, S. & Lew, M.S., (2016).” Deep learning for visual understanding: A review”. *Neurocomputing*, 187: 27-48. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.09.116>

- Ibn Hawqal, M., (1966). *The travelogue of Ibn Hawqal* (J. Shoar, Trans.), Tehran, Iran: Foundation of Culture. (In Persian).

- Kabolizadeh, M. & Abbasi, M., (2023). “Application of convolutional neural networks single-shot multibox detector (SSD) in automatic detection and extraction of Qanat from Google Earth satellite images”. *JGIT*, 11 (3): 85-102. <https://doi.org/10.61186/jgit.11.3.85> (In Persian).

- Lambers, K., Verschoof-van der Vaart, W. B. & Bourgeois, Q. P. J., (2019). “Integrating Remote Sensing, Machine Learning, and Citizen Science in Dutch Archaeological Prospection”. *Remote Sensing*, 11(7): 794. <https://doi.org/10.3390/rs11070794>

- Mu, W., Zheng, R. & Zhang, W., (2023). “Research on optical detection technology for underwater archaeology”. In: *Third International Conference*

on Image Processing and Intelligent Control (IPIC 2023) (Vol. 12782, pp. 42-50). SPIE. <https://doi.org/10.1117/12.3002208>

- Orengo, H. A., Conesa, F. C., Garcia-Molsosa, A., Lobo, A., Green, A. S., Madella, M. & Petrie, C. A., (2020). "Automated detection of archaeological mounds using machine-learning classification of multisensor and multitemporal satellite data". *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117: 18240-18250. <https://doi.org/10.1073/pnas.2005583117>

- Papoli Yazdi, M. H. & Labaf Khaniki, R., (2000). "The role of qanats in the formation of civilizations and the sustainability of qanat-based culture and civilization". In: *Proceedings of the International Qanat Conference* (Vol. 2). Tehran, Iran. (In Persian).

- Phung. S. L. & Bouzerdoun, A., (2009). *MATLAB Library for Convolutional Neural Networks*. Technical Report, Visual and Audio Signal Processing Lab, University of Wollongong.

- Soltani Mohammadi, M. & Yousefi, Y., (2018). "Reassessing the impact of qanats on settlements in central Iran (Case study: Mohammadieh village, Naein)". *HARE*, 37(164): 101-114. (In Persian).

- Somrak, M., Džeroski, S. & Kokalj, Ž., (2020). "Learning to classify structures in ALS-derived visualizations of ancient Maya settlements with CNN". *Remote Sensing*, 12(14): 2215. <https://doi.org/10.3390/rs12142215>

- Soroush, M., Mehrtash, A., Khazraee, E. & Ur, J.A., (2020). "Deep learning in archaeological remote sensing: Automated qanat detection in the Kurdistan region of Iraq". *Remote Sensing*, 12(3): 500. <https://doi.org/10.3390/rs12030500>

- Watanabe. S., K. Sumi & Ise, T., (2020). "Identifying the vegetation type in Google Earth images using a convolutional neural network: a case study for Japanese bamboo forests". *BMC Ecol*, 20: 65. <https://doi.org/10.1186/s12898-020-00331-5>

- Zanganeh Ghasemabadi, E., (2003). *History and notable figures of eastern Khorasan*. Khaf, Iran: Khaterah Publishing. (In Persian).

- Ziyari, K., (1991). "Qanat techniques and their role in the formation and early development of Iranian settlements". *DPJ*, 7(28): 81-90. (In Persian).