

A framework for automated progress monitoring of concrete building projects based on computer vision and building information modeling

Saeed Ghanbari ¹, Naimeh Sadeghi ^{2*}, Behrooz Nasihatkon ²

1- MSc, Faculty of Civil Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

2- Assistant Professor, Faculty of Civil Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

2- Assistant Professor, Faculty of Computer Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

ABSTRACT

Construction progress monitoring is a critical aspect of project management, playing a decisive role in improving productivity, controlling costs, and shortening the overall schedule. Accurate and timely progress tracking enables better, more informed decisions and helps prevent problems and delays. Traditional progress monitoring methods, however, are largely manual and time-consuming, suffering from high costs and a dependence on specialized labor and advanced equipment. This study develops a novel automated construction progress monitoring framework by combining computer-vision techniques with Building Information Modeling (BIM). The framework employs image processing to detect and localize concrete columns, while BIM data provides the planned-status reference against which actual progress is measured. Once the columns are identified, the number of completed stories—and thus overall project progress—is computed from the analyzed images. Case studies demonstrate that the proposed method achieves high accuracy with minimal image input. Using only one photograph per façade, and without laser scanners or large image datasets, the framework can reliably quantify progress in concrete structures. These capabilities substantially reduce cost and improve the practicality and accessibility of automated monitoring, especially for small- and medium-sized projects. Overall, the presented approach constitutes an effective step toward accelerating, optimizing, and smartening project-management processes in civil engineering.

ARTICLE INFO

Receive Date: 21 May 2025

Revise Date: 04 September 2025

Accept Date: 27 September 2025

Keywords:

Construction Automation

Computer Vision

Progress Monitoring

Building Information Modeling

Industry Foundation Classes (IFC)

Artificial Intelligence (AI)

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: 10.22065/jsce.2025.523189.3732

*Corresponding author: : Naimeh Sadeghi

Email address: sadeghi@kntu.ac.ir

ارائه چارچوبی برای پایش خودکار پیشرفت پروژه‌های ساختمانی بتنی مبتنی بر بینایی رایانه و مدل‌سازی اطلاعات ساختمان

سید سعید قنبری دازمیری^۱، نعیمه صادقی^{۲*}، سید بهروز نصیحت‌کن^۳

۱- کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

۲- استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

۳- استادیار، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

چکیده

پایش پیشرفت پروژه‌های ساختمانی یکی از جنبه‌های حیاتی مدیریت پروژه است که نقش بسزایی در بهبود بهره‌وری، کنترل هزینه‌ها و کاهش زمان اجرای پروژه‌ها دارد. پایش دقیق و به‌موقع پیشرفت پروژه‌ها، امکان تصمیم‌گیری بهتر و بهینه‌تر را فراهم می‌کند و از بروز مشکلات و تأخیرات جلوگیری می‌نماید. با این حال، روش‌های سنتی پایش پروژه که عمدتاً دستی و زمان‌بر هستند، دارای محدودیت‌هایی همچون هزینه‌های بالا، نیاز به نیروی متخصص و تجهیزات پیشرفته می‌باشند. این پژوهش به توسعه یک چارچوب نوین برای پایش خودکار پیشرفت پروژه‌های ساختمانی با استفاده از تکنیک‌های بینایی رایانه‌ای و مدل‌سازی اطلاعات ساختمان پرداخته است. در این چارچوب، از پردازش تصویر برای شناسایی و تشخیص ستون‌های بتنی و از مدل‌سازی اطلاعات ساختمان برای تعیین میزان پیشرفت واقعی استفاده شده است. پس از تشخیص ستون‌ها، تعداد طبقات ساختمان و میزان پیشرفت پروژه با تحلیل تصاویر به‌دست‌آمده محاسبه می‌شود. مطالعات موردی نشان می‌دهند که این روش با دقت بالا و حداقل نیاز به ورودی تصویری، عملکرد مناسبی در ارزیابی پیشرفت پروژه داشته است. این چارچوب با استفاده از تنها یک تصویر از هر نما، بدون نیاز به اسکنرهای لیزری یا مجموعه داده‌های گسترده، می‌تواند میزان پیشرفت سازه‌های بتنی را با دقت بالا ارزیابی کند. با این حال، دامنه مطالعه به پایش مرحله اسکلت و ستون‌های بتنی بیرونی (با فرض تیب‌بودن/وزن‌دهی یکسان طبقات) محدود است؛ عملکرد چارچوب به کیفیت و زاویه تصاویر وابسته است و ارزیابی‌ها بر تصاویر روزانه انجام شده‌اند. در مقایسه با روش‌های مشابه، چارچوب پیشنهادی به دلیل طراحی ساده و کم‌هزینه، عدم نیاز به حجم بالای داده‌های تصویری و قابلیت اجرا در فاز استنتاج بدون تجهیزات یا پردازنده‌های ویژه، امکان به‌کارگیری عملی در پروژه‌های ساختمانی کوچک و متوسط را فراهم می‌کند.

کلمات کلیدی: خودکارسازی ساخت و ساز، بینایی رایانه‌ای، پایش پیشرفت پروژه، مدل‌سازی اطلاعات ساختمان.

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:				
doi:	10.22065/jsce.2025.523189.3732	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
	10.22065/jsce.2025.523189.3732	۱۴۰۵/۰۲/۳۱	۱۴۰۴/۰۷/۰۵	۱۴۰۴/۰۷/۰۵	۱۴۰۴/۰۶/۱۳	۱۴۰۴/۰۲/۳۱
			نعیمه صادقی		*نویسنده مسئول:	
			sadeghi@kntu.ac.ir		پست الکترونیکی:	

۱- مقدمه

در صنعت ساخت و ساز، نیاز فزاینده‌ای به اطلاعات دقیق و به موقع درباره‌ی پیشرفت پروژه‌های ساختمانی وجود دارد زیرا نظارت بر پیشرفت پروژه‌های ساختمانی برای تعیین تفاوت‌های بین برنامه‌ی زمان‌بندی ساخت‌وساز و وضعیت فعلی، و همچنین ارزیابی موفقیت پروژه بسیار مهم است [۱]. نظارت صحیح بر پیشرفت پروژه، اطمینان از تصمیم‌گیری‌های اصلاحی در زمان مناسب را فراهم می‌کند، در حالی که نظارت غیرموثر می‌تواند باعث شکست پروژه شود [۲، ۳]. در روش‌های سنتی، این کار به صورت دستی انجام می‌شود که وقت‌گیر، مستعد خطا و دشوار است [۴-۶]. در واقع، دو علت اصلی تأخیرهای زمانی و هزینه‌های اضافی در پروژه‌های ساختمانی، عدم دقت و نظارت غیرموثر بر پیشرفت ساخت‌وساز است [۷-۹]. بنابراین، برای بهبود نظارت بر پیشرفت ساخت‌وساز، سیستم‌های خودکار کارآمدتر و قابل‌اعتمادتر مورد نیاز هستند [۱].

فناوری‌های مختلفی در سال‌های اخیر برای خودکارسازی نظارت بر پیشرفت ساخت‌وساز به کار گرفته شده‌اند. این فناوری‌ها شامل حسگرهای سازه‌ای، تکنیک‌های تصویربرداری مانند اسکن لیزری، فتوگرامتری و ویدئوگرافی، و همچنین رویکردهای واقعیت مجازی/افزوده (VR/AR) هستند. علاوه بر این، تکنیک‌های جغرافیایی، شامل سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی، سیستم‌های موقعیت‌یابی جهانی، بارکد، اولترا-وایدباند و شناسایی فرکانس رادیویی نیز در این روند درگیر هستند [۲، ۱۰، ۱۱]. اثربخشی روش‌های مبتنی بر بینایی رایانه‌ای در میان این فناوری‌ها به پیچیدگی دستگاه‌های جمع‌آوری داده و فرایندهای محاسباتی مربوط بستگی دارد. با پیشرفت این فناوری‌ها، تمایل زیادی به استفاده از آن‌ها در نظارت بر پیشرفت ساخت و ساز وجود داشته است [۷]. روش‌های مبتنی بر بینایی رایانه‌ای شامل جمع‌آوری، پردازش و درک داده‌های دو بعدی یا سه بعدی برای استفاده مانند الگوریتم‌های تشخیص شیء است [۱۲]. تمایل به استفاده از روش‌ها و فناوری‌های مبتنی بر بینایی رایانه‌ای عمدتاً به دلیل ویژگی‌های رقابتی این فناوری‌ها نسبت به روش‌های سنتی مانند هزینه کمتر، صرفه‌جویی در زمان و نیروی کار، دسترسی و سهولت استفاده، همچنین قابلیت عملکرد بلادرنگ است [۱۳، ۱۴]. این روش‌ها می‌توانند روند خودکارسازی در نظارت بر پیشرفت ساخت‌وساز را تسریع و دقت آن را افزایش دهند [۸، ۱۰، ۱۵].

در سال‌های اخیر، روش‌های متعددی برای پایش پیشرفت پروژه‌های ساخت‌وساز ارائه شده‌اند که عمدتاً مبتنی بر بینایی رایانه‌ای و پردازش تصویر هستند [۹، ۱۰]. این روش‌ها معمولاً به تعداد زیادی عکس کارگاهی نیاز دارند تا دقت بالایی در ارزیابی پیشرفت پروژه داشته باشند. جمع‌آوری، مدیریت و پردازش این حجم داده نه تنها هزینه‌بر و زمان‌بر است، بلکه به منابع محاسباتی قدرتمند نیاز دارد؛ موضوعی که استفاده از این روش‌ها را در پروژه‌های با منابع محدود دشوار می‌سازد [۱۱]. از این رو نیاز به یک روش با قابلیت اجرای بیشتر برای پایش خودکار پیشرفت پروژه‌ها است. این پژوهش این نیاز را برای پروژه‌های کوچک و متوسط برآورده کرده است. این پژوهش، چارچوبی ترکیبی مبتنی بر مدل‌سازی اطلاعات ساختمان (BIM¹) و بینایی رایانه‌ای برای پایش خودکار پیشرفت پروژه‌های ساختمانی ارائه می‌دهد که از داده‌های IFC² برای استخراج وضعیت چون‌برنامه و از الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای تحلیل خودکار تصاویر چون‌ساخت سازه‌های بتنی بهره می‌برد. مدل‌سازی اطلاعات ساختمان به عنوان ابزاری برای یکپارچه‌سازی داده‌های مهندسی و تسهیل مدیریت پروژه شناخته شده است. فایل IFC نیز به عنوان فرمت استاندارد و باز در این حوزه، امکان استخراج اطلاعات هندسی و غیرهندسی پروژه را بدون وابستگی به نرم‌افزار

¹ Building Information Modeling

² International Foundation Class

خاصی فراهم می‌کند. این ویژگی IFC را به گزینه‌ای مناسب برای ارزیابی خودکار پیشرفت ساخت‌وساز با استفاده از تحلیل تصویری، به‌ویژه در شرایط محدودیت منابع، تبدیل کرده است.

ساختار ادامه مقاله به شرح زیر است: در بخش دوم پیشینه پژوهش ارائه می‌شود؛ بخش سوم به تشریح جزئیات چارچوب پیشنهادی می‌پردازد؛ در بخش چهارم عملکرد چارچوب از طریق مطالعات موردی ارزیابی می‌شود؛ و بخش پنجم به نتیجه‌گیری و پیشنهاداتی برای پژوهش‌های آینده اختصاص داده شده است.

۲- مرور کارهای گذشته

فرآیند کلی نظارت خودکار بر پیشرفت پروژه‌های ساختمانی شامل جمع‌آوری اطلاعات مانند داده‌های ساخت‌وساز از پروژه، تجزیه و تحلیل آن و مقایسه‌ی آن با وضعیت برنامه‌ریزی شده است [۹]. این فرآیند می‌تواند بر روی دو نوع المان در پروژه‌های ساختمانی متمرکز شود: المان‌های دینامیک مانند کارگران، منابع، و ماشین‌آلات و المان‌های استاتیک که شامل اجزای موقتی و دائمی ساخت و ساز، از جمله ستون‌ها، تیرها و دیوارها می‌باشد. چارچوب پیشنهادی در این مطالعه، بر مبنای المان‌های استاتیک می‌باشد، در نتیجه به روش‌های مبتنی بر المان‌های استاتیک با جزئیات بیشتری پرداخته شده است.

۲-۱- مرور کلی روش‌های مبتنی بر المان‌های دینامیک

روش‌های خودکار برای شناسایی و تشخیص فعالیت‌های تجهیزات و کارگران ساخت و ساز به نوع داده‌های ورودی و حسگرها/تکنیک‌های انتخاب‌شده برای جمع‌آوری و پردازش داده‌ها بستگی دارد. تکنیک‌های مرسوم برای شناسایی فعالیت‌ها به سه دسته اصلی تقسیم می‌شوند [۱۰]: (۱) روش‌های مبتنی بر حرکات، (۲) روش‌های مبتنی بر بینایی ماشین، و (۳) روش‌های مبتنی بر صدا.

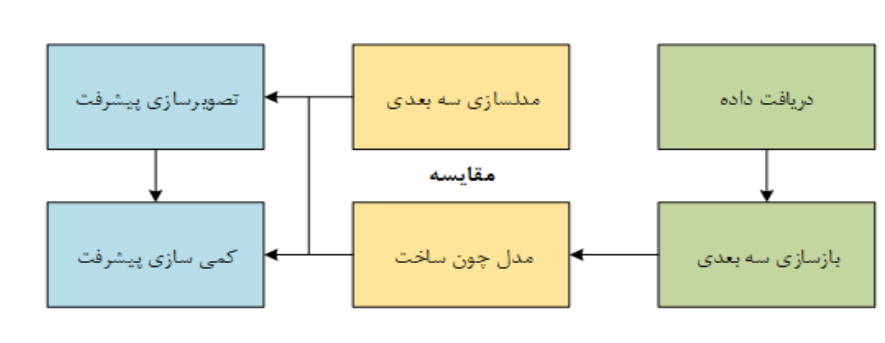
روش مبتنی بر حرکت بر اساس سیگنال‌های حرکتی خاص تولید شده توسط ماشین‌آلات ساختمانی در حین انجام وظایف مختلف می‌باشد [۱۱]. این سیگنال‌های حرکتی شامل شتاب، سرعت زاویه‌ای، میدان‌های مغناطیسی و داده‌های جهت‌یابی می‌باشند. این امکان وجود دارد که هر فعالیت را با الگوهای سیگنال حرکتی خاصی مرتبط کرد. چندین مطالعه در مورد کاربرد سیگنال‌های حرکتی برای تشخیص فعالیت‌های ماشین‌آلات ساختمانی انجام شده است. روش‌های مبتنی بر بینایی ماشین یک راه‌حل جایگزین برای تکنیک‌های مبتنی بر حرکت برای ردیابی و نظارت بر تجهیزات ساختمانی ارائه می‌دهند [۱۲-۱۸]. به‌ویژه، پیشرفت در ظرفیت‌های محاسباتی، پردازش موازی بر روی واحدهای پردازش گرافیکی (GPU)، و تکامل سریع روش‌های شناسایی و ردیابی اشیاء، این امکان را برای محققان و متخصصان فراهم کرده است تا اطلاعات نسبتاً بلادرنگ در مورد فعالیت‌های انجام‌شده با تجهیزات مختلف ساختمانی را با هزینه نسبتاً پایین ارائه دهند [۱۰]. گروه سوم از مطالعات که مبتنی بر روش‌های مبتنی بر صدا می‌باشند، بر توسعه روش‌های قابل‌اعتماد برای ردیابی تجهیزات ساختمانی متمرکز بوده است، که در آن‌ها چالش‌های اصلی مانند انسداد بصری، نویز زیاد بصری، تغییر جهت‌ها و تفاوت‌های بین کلاس‌ها و درون کلاس‌ها مورد توجه قرار گرفته‌اند [۱۹-۲۱].

۲-۲- مرور کلی روش‌های مبتنی بر المان‌های استاتیک

این بخش مروری بر دو روش اصلی پایش پیشرفت مبتنی بر المان‌های استاتیک را ارائه می‌دهد. علاوه بر این، مزایا و معایب این روش‌ها مورد بحث قرار می‌گیرد.

۲-۲-۱- نظارت بر پیشرفت مبتنی بر بازسازی سه بعدی

در روش‌های بازسازی سه بعدی، هدف ایجاد یک مدل سه بعدی از یک سازه است. ما و لیو [۲۲] روش‌های ایجاد مدل‌های سه بعدی را مورد بحث قرار دادند. آن‌ها مدل‌های چون ساخت ابر نقاط پیش پردازش شده، مدل‌های وکسل، مدل‌های مشبک [۲۳]، مدل‌های سطحی و مدل‌های IFC/ BIM را برای نظارت بر پیشرفت بررسی کردند. مدل ابر نقطه‌ای رایج‌ترین و به‌طور گسترده مطالعه شده‌ترین روش برای ذخیره‌سازی داده‌های جمع‌آوری شده در صنعت ساخت و ساز است که با سیستم‌های مختصات سه بعدی مشخص می‌شود و شامل مجموعه‌ای از نقاط با مختصات هندسی یا ژئودتیک می‌باشد [۲۴-۲۷]. رجا و همکاران [۹] بحث جامعی در مورد توسعه مدل ابر نقطه‌ای و نظارت بر پیشرفت پروژه با استفاده از بازسازی سه بعدی در تحقیق خود ارائه دادند (مطابق شکل ۱).



شکل ۱: فرایند نظارت بر پیشرفت پروژه با استفاده از بازسازی سه بعدی

۲-۲-۲- نظارت بر پیشرفت مبتنی بر پردازش تصویر

در این روش‌ها، هیچ مدل سه بعدی ایجاد نمی‌شود و داده‌های چون ساخت مستقیماً از تصاویر یا ویدیوهای دریافت شده استخراج می‌شود. روش‌های مبتنی بر پردازش تصویر برای شناسایی خودکار وضعیت فیزیکی از عکس‌ها و ویدیوهای روزانه‌ی سایت‌های ساخت و ساز مناسب هستند. در این روش‌ها، اشیاء با پردازش تصاویر و ویدیوهای دریافتی برای به دست آوردن اطلاعات مکانی و وضعیت پیشرفت شناسایی می‌شوند [۲۸]. این روش‌ها ارزان هستند و نیاز به تجهیزات خاصی ندارند، زیرا دستگاه‌های تصویربرداری به راحتی در دسترس هستند [۲۹]. [۳۰]. روش‌های مبتنی بر پردازش تصویر در پایش پیشرفت پروژه‌های ساخت و ساز شامل دو استراتژی کلی می‌باشند: استراتژی مبتنی بر منطبق سازی و مبتنی بر توسعه مدل.

رویکرد اصلی در این استراتژی مبتنی بر منطبق سازی شامل ثبت تصاویر گرفته شده با مدل سه بعدی به صورت چون ساخت با داده‌های ثبت شده است. این رویکرد امکان تعیین مستقیم پیشرفت پروژه را با تطبیق تصویر با مدل برنامه ریزی شده فراهم می‌کند [۳۱، ۳۲]. یک رویکرد جایگزین در این استراتژی این است که زمان، مختصات مکانی و جهت گیری تصاویر چون ساخت ثبت شده و سپس از نرم افزارهای مدل سازی سه بعدی/چهاربعدی مانند اتودسک نویسورکس^۳ برای تولید رندهای بصری مدل پروژه با همان زمان، مختصات مکانی و جهت گیری

³ Autodesk Navisworks

استفاده شود. با اجرای الگوریتم‌های پردازش تصویر، مقایسه‌ای بین تصاویر چون ساخت و رندرهای برنامه‌ریزی شده انجام می‌شود. این فرآیند مقایسه، امکان شناسایی تغییرات درباره‌ی پیشرفت پروژه را فراهم می‌کند [۳۳].

استراتژی مبتنی بر توسعه مدل با آموزش یک مدل پردازش تصویر آغاز می‌شود. برای این منظور، تصاویر متعددی از عناصر مورد نظر در پروژه‌های ساخت‌وساز گرفته شده و یک مجموعه داده جامع ایجاد می‌شود [۳۴-۳۶]. عناصر مورد نظر در تصاویر موجود برچسب‌گذاری شده و برای آموزش مدل استفاده می‌شوند. همچنین یک مدل پردازش تصویر که از پیش آموزش داده شده است نیز می‌تواند با استفاده از مجموعه داده‌ی مورد نظر بهینه‌سازی شده و تصاویر پروژه‌ی در حال ساخت پردازش شوند [۳۵، ۳۷، ۳۸].

۲-۲-۲- شکاف‌های تحقیقاتی

در روش‌های مبتنی بر بازسازی سه‌بعدی و مبتنی بر پردازش تصویر، یکی از چالش‌های اصلی مربوط به نیاز به داده‌های حجیم در فاز عملیاتی است. چارچوب‌های موجود معمولاً برای پایش دقیق نیازمند جریان پیوسته یا حجم بالایی از تصاویر ورودی هستند، موضوعی که منجر به افزایش هزینه جمع‌آوری، انتقال و پردازش داده‌ها می‌شود و به‌ویژه در پروژه‌های با مقیاس کوچک و متوسط، از نظر اقتصادی و اجرایی چندان مناسب نیست [۳۹، ۴۰]. به‌طور کلی، اتکا به داده پرتراکم در مرحله آموزش امری پذیرفته‌شده است، زیرا وجود نمونه‌های متنوع و فراوان موجب ارتقای دقت مدل و بهبود تعمیم‌پذیری آن می‌گردد [۴۱، ۴۲]. با این حال، تداوم همین الگو در فاز بهره‌برداری می‌تواند باعث افزایش زمان پردازش، هزینه‌های زیرساختی و کاهش سهولت استقرار چارچوب‌ها در محیط‌های واقعی شود. مطالعات اخیر نیز نشان می‌دهند که بسیاری از چارچوب‌های تصویرمحور حتی در مرحله استفاده عملیاتی، نیازمند داده‌های ورودی پرتکرار و حجیم هستند؛ مسئله‌ای که همچنان یک شکاف مهم در مسیر صنعتی‌سازی و کاربرد گسترده این رویکردها محسوب می‌شود [۴۰].

در حال حاضر چارچوب‌های بینایی بلادرنگ متکی به جریان پیوسته ویدئو/تصویر از عملیات هستند، و مطالعات سری‌زمانی نیز به ثبت‌های چندروزه/چند هفته‌ای در نماهای متعدد نیاز دارند؛ بنابراین جمع‌آوری، مدیریت و پردازش این داده‌ها زمان‌بر و پرهزینه است و معمولاً به زیرساخت محاسباتی قدرتمند نیاز دارد که در پروژه‌های کوچک و متوسط به‌سادگی در دسترس نیست [۴۰، ۴۳، ۴۴]. در رویکردهای ابر نقطه‌ای و سه‌بعدی سازی نیز پایش پیشرفت مستلزم برداشت‌های پرتراکم و تکرار شونده اسکن‌های سه‌بعدی و تطابق دقیق آن‌ها با مدل برنامه‌ریزی شده است؛ امری که علاوه بر هزینه تجهیزاتی (اسکن‌های سه‌بعدی) و نیروی متخصص، بار داده‌ای و محاسباتی بالایی تحمیل می‌کند. مطالعات اخیر در پایش پیشرفت پل‌ها از تطبیق ابر نقطه‌ای و هم‌ترازسازی دومارحله‌ای تا پایش قطعات پیش‌ساخته این وابستگی به داده سنگین را به‌روشنی نشان می‌دهند [۴۵، ۴۶]. علاوه بر حجم داده، وابستگی به تجهیزات گران‌قیمت و نیاز به نیروی متخصص برای برداشت/کالیبراسیون و آماده‌سازی داده‌ها، موانع عملی مهمی برای تعمیم این روش‌ها به پروژه‌های با منابع محدود ایجاد می‌کند [۴۶].

با در نظر گرفتن این چالش‌ها، در فصل بعد، چارچوبی پیشنهادی ارائه می‌شود که با هدف کاهش نیاز به داده‌های حجیم، حذف وابستگی به تجهیزات گران‌قیمت، و تسهیل پیاده‌سازی در پروژه‌های با منابع محدود طراحی شده است.

۳- روش تحقیق

در این پژوهش، هدف اصلی ارائه چارچوبی نوآورانه برای پایش خودکار پیشرفت ساخت و ساز است که با تلفیق مدل سازی اطلاعات ساختمان و تکنیک های بینایی رایانه ای طراحی شده است. تمرکز این چارچوب بر نظارت دقیق بر سازه های بتنی، به ویژه ستون ها، با استفاده از حداقل تصاویر کارگاهی و بدون نیاز به تجهیزات پیشرفته است. چارچوب پیشنهادی شامل شش مرحله ای اصلی می باشد که از جمع آوری و برچسب گذاری داده ها آغاز شده و با تحلیل تصاویر و استخراج اطلاعات مدل BIM، به کمی سازی پیشرفت پروژه منتهی می شود. در ادامه، هر یک از این مراحل به تفصیل شرح داده شده اند.

۳-۱- جمع آوری و برچسب گذاری داده

برای آموزش مدل مد نظر، مجموعه داده ای شامل ۵۰۱ تصویر با وضوح بالا (در فرمت های JPEG و PNG) از ستون های بتنی ساختمان های در حال ساخت در ایران تهیه شده است. این تصاویر از ساختمان های واقعی که در مراحل مختلف ساخت و ساز قرار دارند، تهیه شده اند و به گونه ای انتخاب شده اند که زوایای مستقیم و دقیقی از نماهای خارجی ساختمان ها را نمایش دهند. تمرکز اصلی در این تصاویر بر روی ستون های بتنی خارجی ساختمان هاست، که در مرحله ساخت قرار دارند. تصویربرداری در شرایط نوری روز و هوای آفتابی/روشن انجام شده و نمونه های شبانه وجود ندارد. فاصله دوربین تا سازه در بازه ۱۰ تا ۵۰ متر متغیر بوده تا تنوع مقیاسی لحاظ شود. همچنین، به منظور انعکاس شرایط واقعی کارگاه، بخشی از تصاویر شامل موانع بصری مانند پوشش گیاهی، دیویشن و ماسه و مصالح انباشته است. برای افزایش تنوع ابزار برداشت، از دو دستگاه تلفن همراه Samsung Galaxy A52s و iPhone XS استفاده شده است. این مجموعه داده به صورت عمومی در دسترس قرار گرفته است [۴۸].

برچسب گذاری تصاویر به صورت دستی و توسط کاربر متخصص انجام شده است. در این فرآیند، هر ستون بتنی با استفاده از مستطیل محدودکننده^۴ به صورت کامل مشخص شده است. در این پژوهش، از روش برچسب گذاری تمام نما^۵ استفاده شده است؛ بدین معنا که حتی ستون هایی که بخشی از آن ها در پشت موانع، مصالح یا سازه های موقت پنهان شده اند، به صورت کامل (و نه صرفاً بخش قابل مشاهده) برچسب گذاری شده اند. این رویکرد کمک می کند تا مدل در آموزش، نسبت به ساختار کامل ستون ها درک دقیق تری کسب کرده و توانایی شناسایی آن ها را در شرایط واقعی پروژه ها حفظ کند.

۳-۲- آموزش و ارزیابی مدل شناسایی اشیا

در این پژوهش از مدل YOLOv5l که یک مدل یادگیری عمیق برای تشخیص اشیا می باشد استفاده شده است. این مدل قادر است ویژگی های داده ها را به صورت خودکار و با سرعت بالا یاد بگیرد و در عین حال دقت تشخیص خود را نسبت به روش های پردازش تصویر سنتی حفظ می کند [۴۰، ۴۹].

⁴ bounding box

⁵ Amodal

۱-۲-۳- پارامترهای اولیه آموزش مدل

در تنظیم و آموزش مدل‌های یادگیری عمیق، انتخاب صحیح پارامترها می‌تواند تأثیر بسزایی بر عملکرد نهایی مدل داشته باشد. این پارامترها که به آن‌ها هایپرپارامترها^۶ گفته می‌شود، شامل تنظیمات مختلفی مانند نرخ یادگیری، تعداد اپاک‌ها^۷، اندازه دسته^۸، و موارد دیگر هستند. جدول ۱، پارامترهای تنظیم شده برای آموزش مدل YOLOv5 را نشان می‌دهد. همچنین در این تحقیق، ۸۰ درصد داده‌ها به عنوان داده‌های آموزش (۴۰۱ تصویر)، و ۲۰ درصد داده‌ها (۱۰۰ تصویر) به عنوان داده‌های ارزیابی انتخاب شدند. آموزش مدل مدنظر بر روی کارت گرافیک NVIDIA GeForce RTX 3090 انجام شد که شرط توقف آموزش مدل عدم بهبود شاخص‌های اعتبارسنجی در ۱۰۰ تکرار پیوسته بوده است که به مدت زمان ۱۱۰ دقیقه به طول انجامید. تعداد اپوک صرفاً در حد بالا تعیین شده تا بهبود دقت مدل محدود به تعداد تکرارها و زمان نباشد.

جدول ۱: پارامترهای استفاده شده در مدل YOLOv5

پارامتر	توضیح	مقدار	پارامتر	توضیح	مقدار
weights	فایل وزنی اولیه مدل	yolov5l.pt	lrf	فاکتور کاهش نرخ یادگیری	۰/۲
epochs	تعداد کل دوره‌های آموزش	۲۰۰۰۰	momentum	ضریب مومنوم در الگوریتم بهینه‌سازی	۰/۹۳۷
batch_size	تعداد نمونه‌های آموزشی در هر batch	۱۶	weight_decay	ضریب کاهش وزن برای جلوگیری از بیش‌برازش	۰/۰۰۰۵
imgsz	اندازه ورودی تصاویر	۶۴۰	warmup_epochs	تعداد دوره‌های warmup	۳
lr0	نرخ یادگیری اولیه	۰/۰۱	optimizer	نوع بهینه‌ساز استفاده‌شده	SGD

۲-۲-۳- تقویت داده‌ها

تقویت داده^۹ یک تکنیک حیاتی در آموزش مدل‌های یادگیری عمیق است که به افزایش اندازه و تنوع داده‌های آموزشی بدون نیاز به جمع‌آوری داده‌های جدید کمک می‌کند. پارامترهای تقویت داده‌ای که در این پژوهش برای آموزش مدل تشخیص ستون‌های بتنی استفاده شده‌اند به همراه توضیح آن‌ها در جدول ۲ آمده است. این پارامترها با هدف افزایش تنوع داده‌ها و شبیه‌سازی شرایط واقعی کارگاهی انتخاب شده‌اند تا مدل در برابر تغییراتی مانند تفاوت موقعیت و ابعاد ستون‌ها، اختلاف زاویه تصویربرداری، و تنوع نور و رنگ بتن مقاوم شود. بدین ترتیب، دقت مدل در تشخیص ستون‌های بتنی حتی در تصاویر گرفته‌شده از نماها و شرایط نوری متفاوت حفظ می‌شود.

جدول ۲: پارامترهای تقویت داده استفاده شده

پارامتر	توضیح	مقدار
---------	-------	-------

^۶ Hyperparameters

^۷ Epochs

^۸ Batch size

^۹ Data Augmentation

0/5	مدل را نسبت به تقارن چپ و راست سازه و ستون‌های بتنی مقاوم می‌کند و باعث می‌شود حتی اگر نما از جهت مخالف گرفته شود، مدل عملکرد صحیحی داشته باشد.	fliplr
1/0	با ترکیب بخش‌هایی از چند تصویر مختلف، تنوع هندسی و بافتی نمونه‌ها افزایش می‌یابد و مدل بهتر می‌تواند ستون‌ها را در محیط‌های متفاوت کارگاہی شناسایی کند.	mosaic
0/1	جابجایی تصادفی تصویر در دو جهت x و y مدل را نسبت به موقعیت متفاوت ستون‌ها در قاب تصویر مقاوم می‌کند و از وابستگی به مکان دقیق شیء جلوگیری می‌شود.	translate
0/5	باعث می‌شود مدل بتواند ستون‌های بتنی با ابعاد مختلف یا در فواصل متفاوت از دوربین را با دقت شناسایی کند.	scale
0/0.15	مدل را نسبت به تغییرات رنگ ظاهری بتن در شرایط نوری و محیطی مختلف مقاوم می‌کند (مثل سایه، تابش مستقیم یا آلودگی سطح).	hsv_h
0/7	باعث می‌شود مدل ستون‌هایی با شدت رنگ‌های متفاوت (مثلاً بتن خیس یا خاکستری) را نیز تشخیص دهد.	hsv_s
0/4	مدل را نسبت به تفاوت نوردهی و روشنایی (مثلاً آفتابی یا ابری بودن محیط) مقاوم می‌سازد و دقت را در شرایط نوری متغیر حفظ می‌کند.	hsv_v

۳-۲-۳- ارزیابی و دقت مدل

برای بررسی عملکرد مدل آموزش داده شده از معیارهای دقت^{۱۰}، فراخوانی^{۱۱}، میانگین دقت متوسط (mAP) و استفاده شده است. در ابتدا، معیار دقت مدل 0/97 و معیار فراخوانی 0/96 است. این مقادیر نشان می‌دهد که مدل توانسته است به طور قابل قبولی موارد مثبت را شناسایی کند و نسبت کمی از موارد مثبت واقعی را نادیده بگیرد. میانگین دقت متوسط در سطح 0/5 (mAP@0.5) برابر با 0/99 است که نشان‌دهنده عملکرد بسیار خوب مدل در شناسایی دقیق اشیاء با آستانه 0/5 است. در حالی که مقدار mAP@0.5:0.95، که میانگین دقت مدل در مکان‌یابی اشیاء در آستانه‌های هم‌پوشانی از 0/5 تا 0/95 است، و به عنوان معیار سختگیرانه‌تری شناخته می‌شود برابر 0/77 است. تفاوت mAP@0.5=0.99 با mAP@0.5:0.95=0.77 نشان می‌دهد مدل در تشخیص ستون‌ها دقیق است، اما در آستانه‌های IoU بالاتر به علت باریکی ستون‌ها و برچسب‌گذاری تمام‌نما (amodal)، ناهم‌ترازی‌های خرد در جعبه‌بندی رخ می‌دهد. با این حال این افت مکان‌یابی دقیق بر شاخص کاربردی پژوهش (شمارش ستون/ طبقه و محاسبه پیشرفت) تأثیر معناداری ندارد؛ چنان‌که در کل مجموعه، RMSE برآورد پیشرفت برابر 2/02 واحد درصد گزارش شده است. همچنین، امتیاز F1 برابر با 0/96 به دست آمده است. این عدد نشان‌دهنده تعادل بسیار خوبی بین دقت و فراخوانی است. به عبارت دیگر، مدل توانسته است اکثر موارد درست را شناسایی کند (فراخوانی بالا) و در عین حال تعداد کمی از شناسایی‌های اشتباه داشته باشد (دقت بالا). امتیاز F1 معادل 0.96 نیز نشان‌دهنده تعادل مناسب میان دقت و فراخوانی است.

۳-۳- دریافت اطلاعات

در این پژوهش، اطلاعات ورودی مورد نیاز برای چارچوب پیشنهادی شامل فایل IFC پروژه و تصاویر نماهای مختلف ساختمان (شمال، جنوب، شرق و غرب) است. این داده‌ها به عنوان مبنای اصلی پردازش و تحلیل به کار می‌روند.

در خصوص تصاویر کارگاهی، توصیه می‌شود تصاویر در شرایط نوری مناسب (ترجیحاً در روز و بدون سایه‌های شدید) تهیه شوند تا کیفیت و دقت تشخیص ستون‌ها افزایش یابد. زاویه تصویربرداری نیز باید به گونه‌ای انتخاب شود که نمای مستقیم و کامل از وجه مورد نظر ساختمان را پوشش دهد. تعداد تصاویر مورد نیاز بسته به دقت مورد انتظار و میزان پوشش‌دهی ساختمان می‌تواند متغیر باشد، اما چارچوب به گونه‌ای طراحی شده است که حتی با یک تصویر از پروژه نیز امکان پیش‌بینی پیشرفت ساخت را فراهم می‌کند. تعیین نمای متناظر با هر تصویر به صورت دستی توسط کاربر انجام می‌شود، به این معنا که هنگام ورود داده‌ها، کاربر مشخص می‌کند که تصویر مربوط به کدام نمای ساختمان است. این فرآیند باعث می‌شود تا مدل بتواند تشخیص‌های دقیق‌تری را براساس محل قرارگیری ستون‌ها و عناصر سازه‌ای انجام دهد.

فایل IFC اطلاعات مربوط به ساخت پروژه را مطابق با مدل‌سازی اطلاعات ساختمان (BIM) در اختیار قرار می‌دهد. شایان ذکر است که فرمت IFC یکی از استانداردهای باز در حوزه‌ی BIM محسوب می‌شود که امکان ذخیره‌سازی و تبادل داده‌های هندسی و غیرهندسی مربوط به اجزای پروژه را فراهم می‌سازد [۵۰]. چارچوب توسعه‌یافته در این پژوهش با استانداردهای به‌روز IFC شامل نسخه‌های IFC 2x3 و IFC4 سازگار است. با توجه به اینکه اغلب نرم‌افزارهای BIM قابلیت وارد کردن و استخراج اطلاعات در قالب IFC را دارند، چارچوب پیشنهادی به نرم‌افزار خاصی وابسته نبوده و این موضوع یکی از مزیت‌های کلیدی آن به‌شمار می‌رود.

۴-۳- مازول چون ساخت: تشخیص ستون‌ها در تصاویر چون ساخت

در این بخش از چارچوب پیشنهادی، فرآیند تشخیص ستون‌های بتنی در تصاویر چون ساخت شرح داده می‌شود. این فرآیند با استفاده از مدل آموزش دیده در بخش ۳-۱ انجام می‌شود. پس از اینکه تصاویر چون ساخت از محل ساخت و ساز جمع‌آوری شد، این تصاویر به مدل آموزش دیده YOLOv5 داده می‌شوند تا ستون‌های بتنی موجود در هر تصویر شناسایی شوند.

مدل YOLOv5 با اعمال شبکه عصبی عمیق خود بر روی هر تصویر، جعبه‌های محدودکننده‌ای^{۱۲} برای هر ستون تشخیص داده شده تولید می‌کند. در مرحله بعد، موقعیت پیکسلی نقاط میانی بالایی و پایینی هر ستون نسبت به گوشه پایین و چپ تصویر از جعبه‌های محدودکننده استخراج می‌شود که نمونه‌ای از آن در شکل ۲ آمده است. موقعیت این نقاط به عنوان اطلاعات کلیدی برای تعیین موقعیت دقیق هر ستون در تصویر مورد استفاده قرار می‌گیرند.

¹² Boundary box



شکل ۲: نمونه‌از جعبه‌های محدودکننده تشخیص داده شده توسط مدل و مختصات نقاط میانی بالا و پایین هر ستون

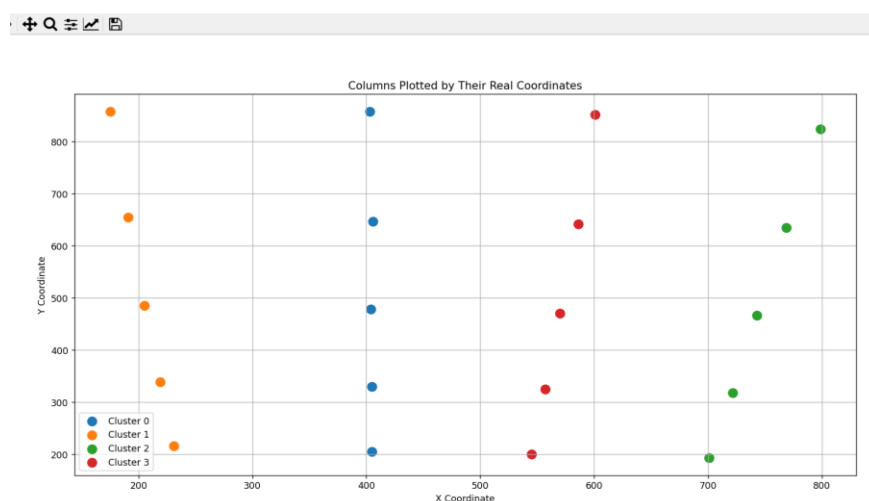
۵-۳- مازول چون برنامه: استخراج اطلاعات از مدل‌های IFC

پس از بارگذاری فایل IFC، از کتابخانه پایتون IfcOpenShell برای تجزیه و تحلیل آن استفاده شده است. با استفاده از این کتابخانه و تحلیل مختصات المان‌های ستون در فایل IFC، ستون‌های بیرونی هر نما مشخص می‌شوند. مختصات به این صورت تعیین می‌شوند که در صورت مشاهده آن نما از روبرو، نقاط میانی بالا و پایینی ستون‌ها به نسبت سمت چپ و پایین تصویر به صورت دو بعدی استخراج می‌شوند. این مختصات به عنوان اطلاعات اصلی برای تحلیل‌های بعدی و مقایسه با داده‌های واقعی ساخت‌وساز مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۶-۳- تناظریابی

در این بخش از چارچوب، فرآیند تحلیل و ارزیابی ستون‌های دوبعدی تشخیص داده شده از تصاویر چون ساخت انجام می‌شود. این فرآیند به منظور تعیین تعداد ستون‌های موجود در هر طبقه از ساختمان انجام می‌شود. از الگوریتم خوشه‌بندی DBSCAN [۵۱] برای گروه‌بندی ستون‌ها بر اساس مختصات پیکسلی X استفاده می‌شود. هدف از این تحلیل، شناسایی تعداد ستون‌های موجود در هر طبقه و تفکیک آنها بر اساس ارتفاع (Y) است. الگوریتم DBSCAN [۵۱] یک روش قدرتمند برای خوشه‌بندی داده‌ها است که بر اساس تراکم نقاط عمل می‌کند. دلیل استفاده از این الگوریتم در این پژوهش، این است که برخلاف الگوریتم‌های سنتی مانند K-Means که نیازمند تعیین تعداد خوشه‌ها به صورت پیش‌فرض است، DBSCAN به صورت خودکار خوشه‌ها را شناسایی می‌کند و قادر است نقاط نویز یا داده‌های غیرمعمول را از خوشه‌های اصلی جدا کند.

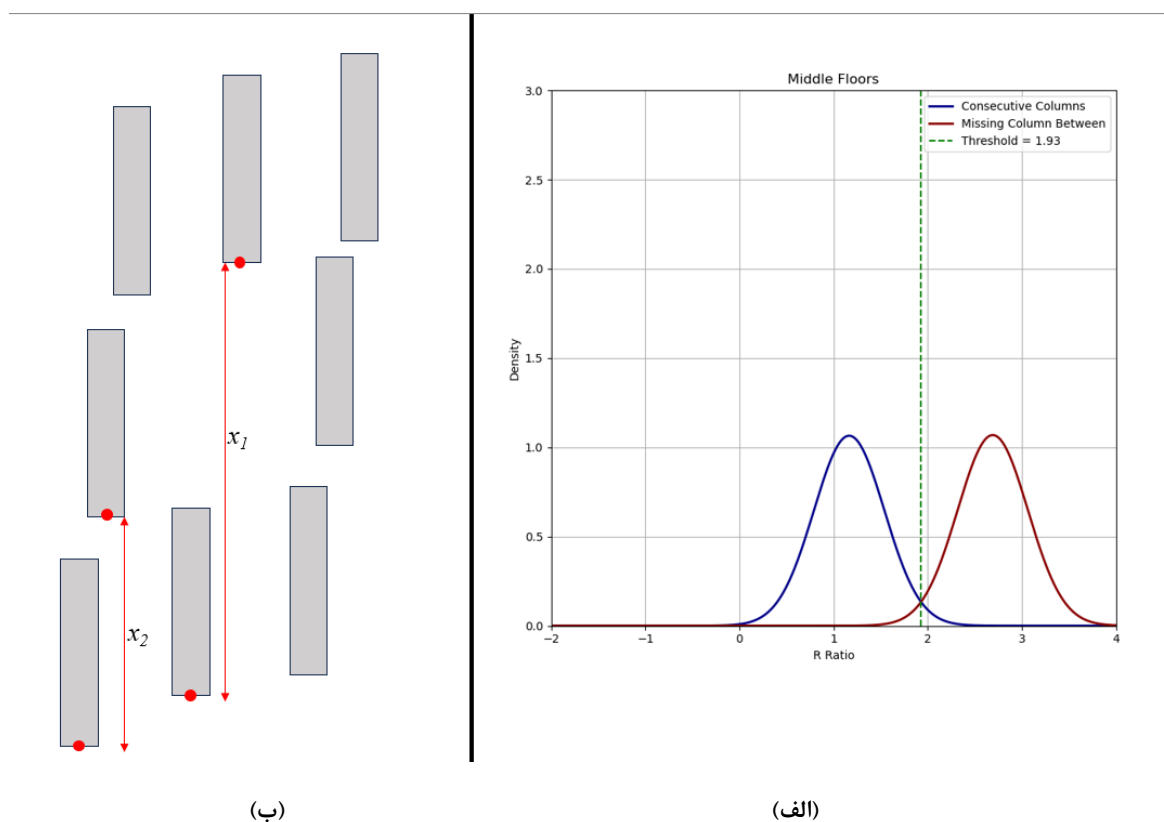
برای تحلیل تعداد طبقات و تخصیص ستون‌ها به طبقات مرتبط به آن‌ها، در هر تصویر، نقطه میانی پایین ستون‌های تشخیص داده شده در تصویر بر مبنای فاصله افقی خوشه‌بندی شدند. به این صورت که ستون‌هایی که در یک راستای عمودی و بر روی هم قرار دارند در یک خوشه قرار می‌گیرند. شکل ۳ نمونه‌ای از این خوشه‌بندی را در رنگ‌های متفاوت نشان می‌دهد. پس از خوشه‌بندی ستون‌ها، تعداد داده در هر خوشه نشان دهنده تعداد ستون در آن خوشه و در نتیجه تعداد طبقات ساختمان خواهد بود. سپس، ستون‌های قرار گرفته در هر خوشه بر اساس ارتفاع مرتب شدند. با توجه به این موضوع که ممکن است ستون‌هایی در تصویر توسط مدل تشخیص داده نشوند، نیاز است این موضوع مورد بررسی قرار بگیرد. این مورد برای ستون‌های طبقه اول و ستون‌های طبقات بالاتر جداگانه مورد بررسی قرار گرفته است و از دو رویکرد سیستماتیک آماری و تحلیلی استفاده شد تا تکرارپذیری و قابلیت انطباق روش در شرایط متنوع تضمین گردد.



شکل ۳: نمونه‌ای از خوشه‌بندی با استفاده از DBSCAN

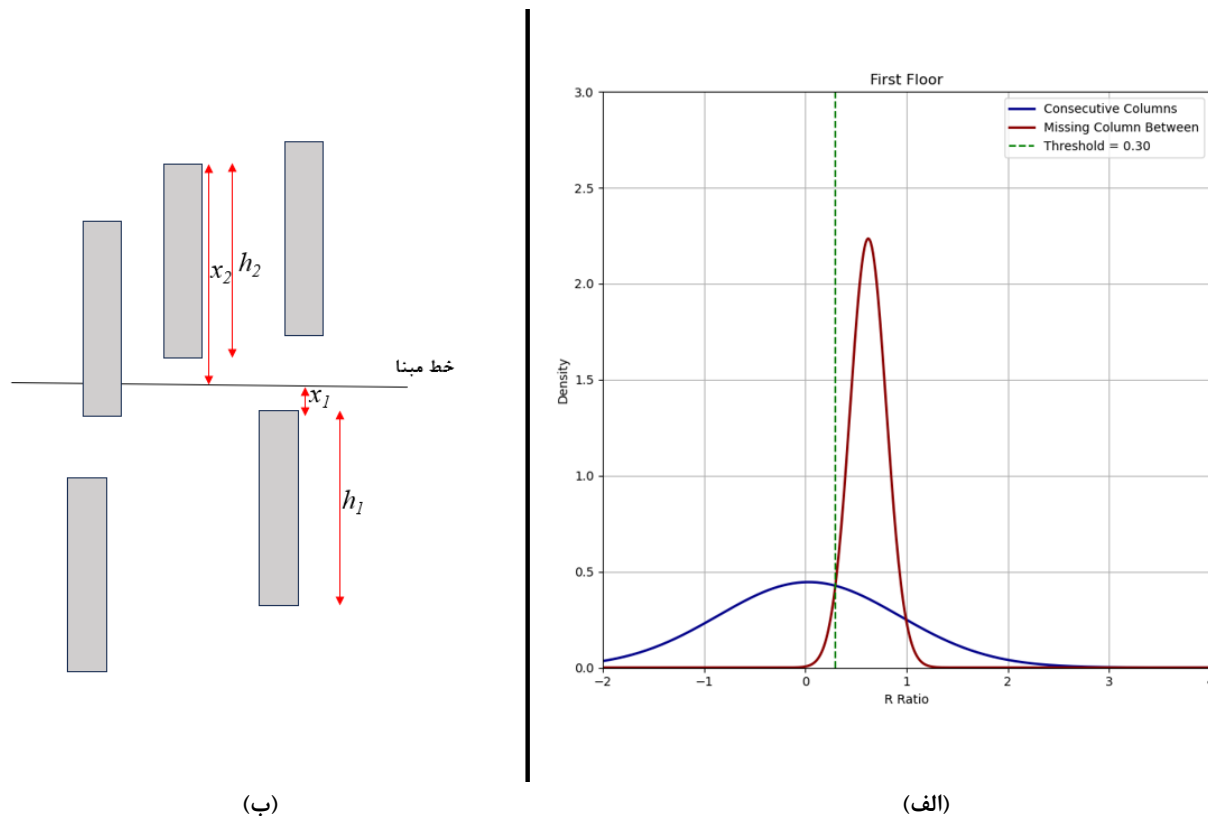
برای شناسایی احتمال وجود ستون‌های میانی حذف‌شده، یک آستانه بر اساس تحلیل داده‌های آموزشی تعیین شد (شکل ۴-الف). به‌طور مشخص، اگر فاصله عمودی بین نقطه‌ی پایینی یک ستون و نقطه‌ی پایینی ستون بالادستی آن، بیش از $1/93$ برابر میانگین ارتفاع ستون‌ها باشد (مانند شکل ۴-ب)، این موضوع به‌عنوان نشانه‌ای از وجود یک طبقه‌ی خالی میان دو ستون در نظر گرفته می‌شود، و اگر کمتر از آن باشد، نشانه‌ای از تشخیص تمامی ستون‌ها می‌باشد (مانند شکل ۴-ب). مقدار آستانه‌ی $1/93$ از تحلیل آماری نسبت‌ها

در دو وضعیت به دست آمده است: (۱) زمانی که ستون‌های عمودی به صورت کامل شناسایی شده‌اند و (۲) زمانی که یک یا چند ستون میانی شناسایی نشده‌اند. این تحلیل در شکل ۴-الف نمایش داده شده است.



شکل ۴: تعیین طبقه ستون‌های میانی، الف) محاسبه آستانه از داده‌ای آموزش جهت تحلیل توالی ستون‌های یک راستا. ب) روش تعیین ستون‌های میانی در هر طبقه: x_1 نشان‌دهنده خالی است که ستون خالی وجود دارد و x_2 نشان‌دهنده حالی است که ستون‌ها تشخیص داده شده‌اند.

برای تعیین موقعیت ستون‌های طبقه اول، از نقطه میانی بالایی پایین‌ترین ستون در هر خوشه استفاده شده است. دلیل انتخاب نقطه میانی بالایی، وجود احتمال موانع بصری یا هندسی در طبقه اول است که می‌تواند منجر به خطا در شناسایی نقطه میانی پایینی شود. میانگین ارتفاع این نقاط میانی بالایی به عنوان خط مبنا در نظر گرفته می‌شود. سپس برای هر ستون، پارامتر R به صورت نسبت فاصله نقطه میانی بالای ستون تا خط مبنا به ارتفاع ستون تعریف می‌گردد. اگر مقدار این نسبت بیشتر از $0/3$ باشد، ستون مربوط به طبقه دوم فرض می‌شود (مثل x_2 در شکل ۵-ب)، در غیر این صورت به طبقه اول تعلق دارد (x_1 در شکل ۵-ب). مقدار آستانه‌ی $0/3$ به صورت آماری و با تحلیل داده‌های آموزشی به دست آمده است؛ به این ترتیب که نسبت مذکور برای دو حالت «تشخیص موفق ستون‌های طبقه اول» و «عدم تشخیص آن‌ها» محاسبه شده و آستانه از نقطه‌ی اشتراک توزیع‌های نرمال این دو حالت استخراج شده است (شکل ۵-الف).



شکل ۵: تعیین طبقه ستون‌های طبقه اول، الف) محاسبه آستانه از داده‌ای آموزش جهت موقعیت پایین‌ترین ستون هر خوشه. ب) روش تعیین ستون‌های طبقه اول: x_1 نشان‌دهنده موقعیت یک ستون در طبقه اول و x_2 نشان‌دهنده حالتی است که پایین‌ترین ستون تشخیص داده شده در طبقه دوم قرار دارد.

۷-۳- کمی‌سازی پیشرفت ساخت‌وساز

در این بخش، فرآیند ارزیابی پیشرفت ساخت‌وساز بر اساس مقایسه دقیق بین داده‌های چون‌برنامه و داده‌های چون‌ساخت به منظور تعیین میزان انطباق پروژه با برنامه‌های اولیه شرح داده می‌شود.

ابتدا، داده‌های نقاط میانی بالایی و پایینی ستون‌ها از دو ماژول چون‌برنامه و چون‌ساخت دریافت می‌شوند. این داده‌ها برای هر نمای خاص ساختمان (مانند شرق، غرب، شمال، یا جنوب) مورد استفاده قرار می‌گیرند. پس از دریافت داده‌ها، تعداد ستون‌های موجود در هر طبقه به صورت خودکار و با روشی که توضیح داده شد محاسبه می‌شوند. این شمارش اجازه می‌دهد تا درصد ستون‌های ساخته‌شده را نسبت به تعداد ستون‌های برنامه‌ریزی‌شده در هر طبقه محاسبه شود. این درصدها شاخص‌های ارزیابی میزان پیشرفت ساخت‌وساز در هر طبقه از ساختمان هستند.

برای اطمینان از اینکه توالی ساخت‌وساز به درستی رعایت شده است، باید به تأثیر ستون‌های طبقات بالاتر بر روی طبقات پایین‌تر توجه کرد. به عبارت دیگر، در پروژه‌های ساختمانی، لازم است ستون‌های طبقات پایین‌تر قبل از ستون‌های طبقات بالاتر ساخته شوند. به همین دلیل، در این تحلیل، تعداد ستون‌های ساخته‌شده در طبقات پایین‌تر بر اساس تعداد ستون‌های ساخته‌شده در طبقات بالاتر اصلاح

می‌شود. این اقدام تضمین می‌کند که اگر ستون‌های طبقات پایین‌تر هنوز ساخته نشده باشند، ستون‌های ساخته‌شده در طبقات بالاتر در محاسبه نهایی درصد پیشرفت ساخت‌وساز به درستی لحاظ شوند. این نوع تحلیل توالی، دید دقیقی از پیشرفت واقعی پروژه ارائه می‌دهد و از بروز خطا در ارزیابی پیشرفت جلوگیری می‌کند.

در نهایت، درصد کلی پیشرفت پروژه محاسبه می‌شود که نشان‌دهنده میزان پیشرفت کل ساخت‌وساز نسبت به برنامه‌ریزی اولیه است. این درصد کلی با توجه به وزن‌دهی به درصد ساخت در هر طبقه طبق فرمول ۱-۳ و با در نظر گرفتن تأثیر توالی ساخت محاسبه می‌شود. به این ترتیب، اگر طبقه‌ای که باید زودتر ساخته شود به دلیل خطای مدل و یا وجود موانع به طور کامل تشخیص داده نشده باشد، این مسئله در درصد کلی پیشرفت پروژه نیز منعکس می‌شود. رابطه پیشرفت پروژه به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$P_i = \left(\frac{N_{i,built}}{N_{i,planned}} \right) * 100 \quad (1-3)$$

که در آن P_i درصد پیشرفت طبقه i ، $N_{i,built}$ تعداد ستون‌های تشخیص داده شده در طبقه i و $N_{i,planned}$ تعداد ستون‌های برنامه‌ریزی شده در طبقه i می‌باشد.

سپس این درصدها با در نظر گرفتن ترتیب طبقات (از بالاترین طبقه به پایین‌ترین طبقه) تنظیم می‌شوند، به طوری که اگر در یک طبقه بالاتر ستونی ساخته شده باشد، ستون‌های ساخته‌نشده در طبقات پایین‌تر به عنوان تکمیل‌شده در نظر گرفته می‌شوند. در ادامه، پیشرفت کل پروژه به صورت یک درصد وزنی محاسبه می‌شود که میانگینی از درصدهای پیشرفت همه طبقات است، به طوری که این میانگین نسبت به تعداد طبقات برنامه‌ریزی شده تقسیم می‌شود:

$$P_{total} = \frac{\sum P_i}{N_F} \quad (2-3)$$

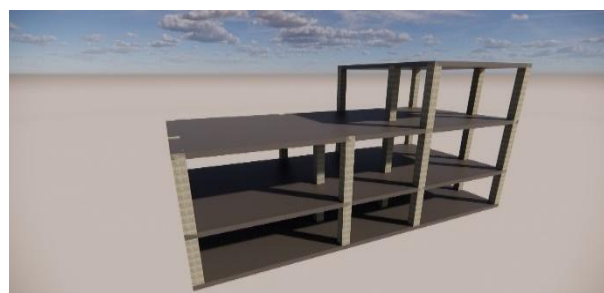
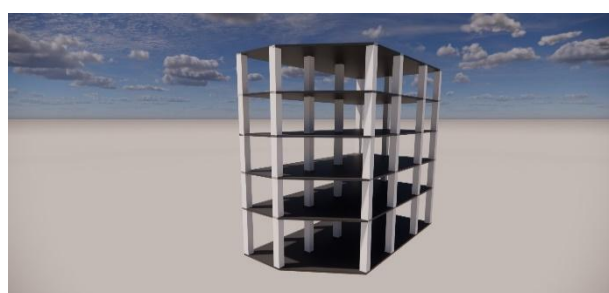
که در آن P_{total} درصد پیشرفت کلی پروژه، P_i درصد پیشرفت طبقه i و N_F تعداد کل طبقات پروژه می‌باشد. این رابطه تضمین می‌کند که پیشرفت واقعی پروژه به دقت منعکس‌کننده وضعیت فعلی ساخت و ساز باشد و از لحاظ ترتیب ساخت و رعایت توالی طبقات به درستی در نظر گرفته شود. در نهایت، در صورتی که از چند نمای پروژه تصاویر کارگاهی موجود باشد، پیشرفت نهایی پروژه با میانگین‌گیری درصد پیشرفت هر نما محاسبه می‌شود.

۴- مطالعات موردی

برای ارزیابی و بررسی چارچوب پیشنهادی، شش پروژه ساختمانی به عنوان مطالعه موردی انتخاب شدند. این پروژه‌ها با دقت بر اساس ابعاد و مراحل اجرایی متفاوت انتخاب شده‌اند تا عملکرد چارچوب در شرایط گوناگون و متنوع مورد سنجش قرار گیرد. مشخصات هر یک از این پروژه‌های مطالعه موردی در جدول ارائه شده است. برای هر مطالعه موردی، یک مدل اطلاعات ساختمان ایجاد شده است که سازه بتنی پروژه را به خوبی نمایش می‌دهد که در شکل ۶، مدل سه‌بعدی دو پروژه نخست در پلاگین Enscape نمایش داده شده است. از این پلاگین به دلیل وضوح و نمایش واقعی‌تر برای نشان دادن مدل‌های سه‌بعدی استفاده شده است. همچنین، شکل ۷، نشان‌دهنده تصاویر کارگاهی گرفته شده از دو مطالعه موردی اول می‌باشد.

جدول ۴: مشخصات پروژه‌های مورد بررسی

مطالعه موردی	مکان پروژه	مساحت (مترمربع)	تعداد طبقات پروژه	تعداد طبقات اجرا شده
۱	آمل	۱۹۰	۳	۳
۲	آمل	۱۱۲	۵	۲
۳	فریدونکنار	۱۹۸	۷	۵
۴	ساری	۱۱۸	۵	۴
۵	ساری	۱۱۰	۴	۳
۶	بابل	۱۱۵	۶	۲



شکل ۶: مدل سه بعدی مطالعات موردی اول و دوم (به ترتیب ز راست به چپ) در پلاگین Enscape

در یک جمع‌بندی کلی از شش مطالعه موردی انجام‌شده، نتایج نشان می‌دهد که مدل آموزش داده شده بر اساس YOLOV5 در تشخیص ستون‌ها عموماً عملکرد قابل قبولی دارد و در اغلب نماهایی که تصاویر آنها موجود است. همانطور که در جدول ۵ نمایش داده شده است، درصد بالایی از ستون‌های اجراشده را به درستی شناسایی می‌کند. در بیش‌تر موارد، دقت مدل به ۱۰۰ درصد نزدیک یا برابر با آن است که حاکی از قدرت بالای الگوریتم در پردازش تصاویر و شناسایی المان‌های سازه‌ای تحت شرایط مختلف است. در نماهایی که دقت مدل کاهش یافته است (همانند برخی نماهای شرقی در مطالعه‌های موردی اول و دوم)، علت عمدتاً به شرایط تصویربرداری نظیر زاویه دوربین، موانع موجود در صحنه (مانند گیاه یا سازه‌های الحاقی) و ویژگی‌های خاص پروژه (مانند ناودانی یا ستون بلندتر) بازمی‌گردد.

نتایج مربوط به درصد پیشرفت پروژه‌ها در جدول ۶ آمده است. در پروژه اول، با وجود عدم شناسایی یک ستون در نمای شرقی، مدل با بهره‌گیری از منطق توالی ساخت توانست پیشرفت پروژه را به درستی ۱۰۰ درصد برآورد کند. در پروژه دوم، اختلاف بین نماها به‌ویژه در نمای غربی و وجود ستون بلند باعث شد یک طبقه اضافی شناسایی شود که در نتیجه، درصد پیشرفت بیش از مقدار واقعی تخمین زده شد. پروژه‌های سوم و پنجم نیز نشان دادند که مدل در پروژه‌های با سطوح پیچیدگی بالاتر، توانایی تطبیق دقیق با تعداد واقعی طبقات را دارد. در پروژه چهارم، اختلاف در زاویه دوربین و ناهمراستایی ستون‌ها باعث شد مدلی یک طبقه اضافی شناسایی کند و درصد پیشرفت به‌طور جزئی بیش از مقدار واقعی برآورد شود. نهایتاً در پروژه ششم، با وجود بررسی تنها دو نما، مدل توانست عملکرد دقیقی ارائه دهد و درصد پیشرفت را به درستی ۳۳ درصد محاسبه کند. در مجموع، یافته‌ها بیانگر آن است که این چارچوب حتی در شرایط چالش‌برانگیز و با ورودی‌های محدود نیز قابلیت ارائه ارزیابی قابل قبول را دارد و با بهبود تشخیص طبقات و تمایز المان‌های خاص، می‌توان دقت آن را بیشتر نیز افزایش داد.

جدول ۵: نتایج مازول‌های چون‌برنامه و چون‌ساخت برای مطالعات موردی

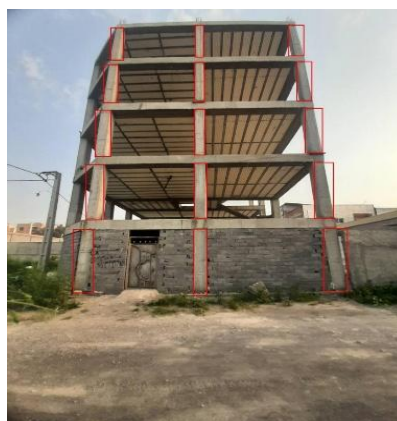
مطالعه موردی	نما	ماژول چون‌برنامه: تعداد کل ستون‌ها	تعداد ستون‌های اجرا شده	ماژول چون‌ساخت: تعداد ستون‌های تشخیص داده شده	درصد تشخیص درست
۱	شرقی	۹	۹	۸	۸۸/۸۹
	شمالی	۱۰	۱۰	۱۰	۱۰۰
	جنوبی	۱۰	۱۰	۱۰	۱۰۰
۲	شرقی	۱۰	۴	۳	۷۵
	غربی	۱۵	۶	۵	۸۳/۳۳
	شمالی	۲۰	۸	۸	۱۰۰
۳	شرقی	۲۱	۱۵	۱۵	۱۰۰
	جنوبی	۲۸	۲۰	۲۰	۱۰۰
۴	غربی	۱۵	۱۲	۱۲	۱۰۰
	جنوبی	۱۵	۱۲	۱۲	۱۰۰
۵	شرقی	۱۲	۹	۹	۱۰۰
	جنوبی	۱۲	۹	۹	۱۰۰
۶	غربی	۲۴	۸	۸	۱۰۰
	جنوبی	۱۲	۴	۴	۱۰۰

همچنین با توجه به جدول ۶، در چهار پروژه از شش مطالعه موردی، چارچوب پیشنهادی توانست درصد پیشرفت را با دقت بالا و تطابق کامل با واقعیت محاسبه کند. در پروژه‌های اول، سوم، پنجم و ششم، خروجی مدل دقیقاً با درصد واقعی مطابقت داشت. در پروژه دوم، اختلاف جزئی در نمای غربی باعث شد درصد نهایی کمی بیشتر از مقدار واقعی (۴۲.۳۳٪ در برابر ۴۰٪) برآورد شود. همچنین در پروژه چهارم، تشخیص متفاوت در دو نما منجر به درصد نهایی ۸۳.۵٪ شد، در حالی که واقعیت ۸۰٪ بود. با وجود این اختلاف جزئی، که ناشی از عدم تطابق نتایج در نماهای مختلف بود، تأثیر آن بر خروجی نهایی ناچیز بوده است و چارچوب توسعه‌یافته همچنان عملکردی پایدار، دقیق و قابل اعتماد از خود نشان داده است.

محاسبات انجام شده بر روی ۱۴ نما در شش مطالعه موردی نشان داد که مقدار RMSE برای درصد پیشرفت واقعی و محاسبه شده برابر با ۲.۰۲ درصد است. این مقدار نشان دهنده انحراف اندک برآوردها از واقعیت و در نتیجه قابلیت اطمینان بالای روش پیشنهادی در برآورد کمی میزان پیشرفت پروژه است.



(الف)



(ب)

شکل ۷: نمونه تصاویر کارگاهی مطالعات موردی: (الف) مطالعه موردی اول ، (ب) مطالعه موردی دوم

جدول ۶: نتایج پایش پیشرفت پروژه برای مطالعات موردی

مطالعه موردی	نما	وضعیت چون ساخت	وضعیت محاسبه شده	درصد پیشرفت بر اساس هر نما	درصد پیشرفت پروژه
۱	شرقی	تعداد ستون ساخته شده	تعداد ستون ساخته شده	۱۰۰	۱۰۰
		تعداد طبقات ساخته شده	تعداد طبقات ساخته شده	۱۰۰	۱۰۰
		تعداد ستون تشخیص داده شده	تعداد ستون تشخیص داده شده	۳	۸
		تعداد طبقات تشخیص داده شده	تعداد طبقات تشخیص داده شده	۳	۹

			۱۰۰	۳	۱۰	۳	۱۰	شمالی	
			۱۰۰	۳	۱۰	۳	۱۰	جنوبی	
			۴۰	۲	۳	۲	۴	شرقی	۲
۴۲/۳۳	۴۰	۴۷	۳ (۱ ستون)	۵	۲	۶	۶	غربی	
			۴۰	۲	۸	۲	۸	شمالی	
			۷۱	۵	۱۵	۵	۱۵	شرقی	۳
۷۱	۷۱	۷۱	۷۱	۵	۲۰	۵	۲۰	جنوبی	
			۸۰	۴	۱۲	۴	۱۲	غربی	۴
۸۳/۵	۸۰	۸۷	۵ (۱ ستون)	۱۵	۴	۱۵	۱۵	جنوبی	
			۷۵	۳	۹	۳	۹	شرقی	۵
۷۵	۷۵	۷۵	۷۵	۳	۹	۳	۹	جنوبی	
			۳۳	۲	۸	۲	۸	غربی	۶
۳۳	۳۳	۳۳	۳۳	۲	۴	۲	۴	جنوبی	

۵- نتیجه گیری

در این تحقیق، روشی نوآورانه برای پایش پیشرفت پروژه‌های ساختمانی ارائه شده است که از ترکیب تکنیک‌های بینایی رایانه‌ای و مدل‌سازی اطلاعات ساختمان بهره می‌برد. برجسته‌ترین ویژگی این چارچوب، توانایی آن در ارزیابی دقیق پیشرفت پروژه با استفاده از تنها یک تصویر از هر نما و بدون نیاز به تجهیزات پیشرفته یا مجموعه داده‌های ورودی گسترده است. این ویژگی باعث می‌شود چارچوب پیشنهادی به‌ویژه برای پروژه‌هایی با منابع محدود یا در مقیاس کوچک، بسیار کاربردی و مقرون به‌صرفه باشد.

به‌طور خلاصه، مدل آموزش‌دیده با دقت ۰/۹۷، فراخوانی ۰/۹۶ و امتیاز F1 برابر ۰/۹۶ موفق شد اغلب ستون‌های بتنی را با خطای ناچیز شناسایی کند. در ارزیابی مطالعات موردی، دقت تشخیص ستون‌ها در چهار مطالعه موردی (۱، ۳، ۵ و ۶) برابر ۱۰۰٪ ثبت شد. در مطالعه موردی دوم به سبب اختلاف ارتفاع یکی از ستون‌ها و اعوجاج پرسپکتیو در نمای غربی (به‌همراه پوشیدگی‌های موضعی)، بخشی از ستون‌ها به‌صورت نادرست تفکیک شد و دقت کاهش یافت. در مطالعه موردی چهارم نیز ناهمسانی زاویه دید دوربین و ناهمراستایی ستون‌ها میان نماها، همراه با پوشیدگی‌های جزئی، موجب افت دقت گردید. برای سنجش کمی عملکرد چارچوب در محاسبه پیشرفت پروژه، مقدار RMSE روی ۱۴ نما برابر ۲/۰۲ واحد درصد محاسبه شد. بنابراین لازم است میان دو سنج «تشخیص ستون‌ها» و «محاسبه درصد پیشرفت پروژه» تمایز قائل شد. علاوه بر این، این چارچوب شامل دستاوردهای زیر می‌باشد:

- نیاز به تعداد تصاویر بسیار کم: یکی از مهم ترین دستاوردهای این تحقیق، توسعه یک چارچوب پیشرفته برای پایش پیشرفت پروژه است که می تواند با استفاده از تنها یک تصویر، میزان پیشرفت پروژه را با دقت قابل توجهی مشخص کند. این قابلیت به ویژه در پروژه هایی که امکان تهیه تصاویر متعدد در آن ها وجود ندارد و یا منابع محدود هستند، بسیار ارزشمند است.
 - هزینه بسیار کم و عدم نیاز به نیروی متخصص: چارچوب پیشنهادی نه تنها نیاز به تجهیزات گران قیمت و پیچیده و نیروی کار متخصص ندارد، بلکه می تواند با استفاده از تجهیزات و منابع اولیه نیز به خوبی عمل کند. این دستاورد به ویژه برای پروژه های ساختمانی کوچک تر با بودجه محدود، بسیار حائز اهمیت است.
 - سرعت محاسباتی بالا: این تحقیق موفق به توسعه یک چارچوب پایش شده که از نظر محاسباتی بسیار سریع عمل می کند. این ویژگی به مدیران پروژه امکان می دهد تا در زمان کوتاهی وضعیت پیشرفت پروژه را بررسی کرده و تصمیمات لازم را اتخاذ کنند.
 - قابلیت اجرا در پروژه های کوچک: چارچوب های ارائه شده در این تحقیق، با توجه به نیازهای حداقلی از نظر منابع و تجهیزات، می تواند در پروژه های کوچک تر نیز به طور مؤثر به کار گرفته شوند.
 - ارائه پایگاه داده: در این تحقیق، یک پایگاه داده شامل ۵۰۱ تصویر ستون های بتنی ارائه گردیده است [۴۸] که می تواند در پژوهش های آینده در حوزه بینایی رایانه ای و مهندسی عمران بسیار کاربردی باشد.
- با وجود مزایای چارچوب ارائه شده در پایش پیشرفت پروژه های ساختمانی، محدودیت هایی همچون تمرکز صرف بر ستون های بتنی، نادیده گرفتن دیگر المان های سازه ای، عدم بررسی پروژه های با پلان های پیچیده تر (منحنی، نامتقارن و غیرمستطیلی) و عدم پوشش پروژه های فولادی وجود دارد. همچنین، اتکا به ارزیابی ستون های بیرونی به عنوان شاخص اصلی پیشرفت، دشواری تصویربرداری در ساختمان های بلند، نپرداختن به فرایندهای اجرایی فراتر از بخش سازه ای (مانند نازک کاری و نما)، وابستگی زیاد به کیفیت تصاویر و نیز عدم ارتباط مستقیم با هزینه ها و زمان بندی های کلان، حوزه هایی را نشان می دهد که می توانند در پژوهش های آینده برای ارتقای بیشتر چارچوب مورد توجه قرار گیرند. علاوه بر این، این مطالعه صرفاً روی مرحله اسکلت سازه ای تمرکز داشته و چارچوب حاضر بر فرض تیپ بودن طبقات و یکسان بودن کار مورد نیاز در هر طبقه است؛ بنابراین نتایج گزارش شده عمدتاً برای ارزیابی پیشرفت سازه ای قابل استفاده اند.
- برای ارتقای دقت و گستره پوشش چارچوب پیشنهادی و رفع محدودیت ها، چند مسیر پژوهشی پیشنهاد می شود. در ادامه، توسعه چارچوب برای شناسایی و تحلیل المان های سازه ای متنوع تر (نظیر تیرها، دیوارها، و کفها) و اجزای درونی سازه می تواند دامنه کاربرد آن را افزایش دهد. بررسی تأثیر کیفیت تصاویر (وضوح، نویز و کنتراست) و زاویه برداری های غیر ایده آل بر دقت خروجی مدل در محدوده این پژوهش قرار نداشت؛ با این حال، پرداختن به این موضوع در مطالعات آینده می تواند زمینه ی ارتقای بیشتر عملکرد و پایداری چارچوب را فراهم سازد. افزون بر این در پژوهش های آینده پیشنهاد می شود سازوکار وزن دهی طبقات (براساس مساحت/حجم یا داده های IFC) و تعمیم چارچوب به طبقات غیر تیپ و مراحل نازک کاری و تاسیسات بررسی گردد تا قابلیت تعمیم و دقت برآورد افزایش یابد. همچنین، وابستگی فعلی چارچوب به تعیین دستی نمای هر تصویر توسط کاربر، یک محدودیت محسوب می شود که می تواند احتمال بروز خطای انسانی را افزایش دهد؛ با این حال، افزودن قابلیت تشخیص خودکار نمای تصاویر این وابستگی را کاهش داده و زمینه را برای بهره گیری از منابع تصویری پیوسته (مانند دوربین های ثابت و پهپاد) فراهم می کند. در ادامه، یکی از محدودیت های چارچوب حاضر آن است که آستانه های تعریف شده ویژه

مجموعه داده و پیکربندی مدل در این مطالعه هستند و قابلیت تعمیم مستقیم به سایر پروژه‌ها یا دیتاست‌ها را ندارند. گرچه روند استخراج آن‌ها مبتنی بر یک روش سیستماتیک و تکرارپذیر است، اما در صورت استفاده در داده‌های جدید، لازم است مقادیر آستانه مجدداً محاسبه شوند. سرانجام، ادغام تحلیل پیشرفت فیزیکی با زمان‌بندی و هزینه‌ها به مدیران پروژه کمک می‌کند تا با دیدی جامع‌تر، تأثیر مؤلفه‌های مختلف بر پیشرفت و کنترل پروژه را به شکل دقیق‌تری پیش‌بینی و مدیریت کنند. همچنین، اتصال چارچوب به سیستم‌های تصویربرداری خودکار مانند پهپادها یا دوربین‌های ثابت می‌تواند فرآیند دریافت تصاویر را نیز خودکار کرده و گامی مهم در جهت توسعه یک سیستم پایش تمام خودکار فراهم کند.

مراجع

- [1] Z. Pučko, N. Šuman, and D. Rebolj,(2018). "Automated continuous construction progress monitoring using multiple workplace real time 3D scans," *Advanced Engineering Informatics*, vol. 38, pp. 27-40, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2018.06.001>.
- [2] W. S. Alaloul, A. H. Qureshi, M. A. Musarat, and S. Saad,(2021). "Evolution of close-range detection and data acquisition technologies towards automation in construction progress monitoring," *Journal of Building Engineering*, vol. 43, p. 102877, <https://doi.org/10.1016/j.jobee.2021.102877>.
- [3] H. Son and C. Kim,(2010). "3D structural component recognition and modeling method using color and 3D data for construction progress monitoring," *Automation in Construction*, vol. 19, no. 7, pp. 844-854, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2010.03.003>.
- [4] M. Golparvar-Fard, J. Bohn, J. Teizer, S. Savarese, and F. Peña-Mora,(2011). "Evaluation of image-based modeling and laser scanning accuracy for emerging automated performance monitoring techniques," *Automation in Construction*, vol. 20, no. 8, pp. 1143-1155, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2011.04.016>.
- [5] M. Kopsida, I. Brilakis, and P. A. Vela, (2015) "A review of automated construction progress monitoring and inspection methods," In: *Proc. of the 32nd CIB W78 Conference 2015*. City: 421-431, <https://doi.org/10.17863/CAM.92941>.
- [6] S. El-Omari and O. Moselhi,(2011). "Integrating automated data acquisition technologies for progress reporting of construction projects," *Automation in Construction*, vol. 20, no. 6, pp. 699-705, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2010.12.001>.
- [7] K. Han, J. Degol, and M. Golparvar-Fard,(2018). "Geometry-and appearance-based reasoning of construction progress monitoring," *Journal of Construction Engineering and Management*, vol. 144, no. 2, p. 04017110, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CO.1943-7862.0001428](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001428).
- [8] H. Omar, L. Mahdjoubi, and G. Kheder,(2018). "Towards an automated photogrammetry-based approach for monitoring and controlling construction site activities," *Computers in Industry*, vol. 98, pp. 172-182, <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.03.012>.
- [9] V. K. Reja, K. Varghese, and Q. P. Ha,(2022). "Computer vision-based construction progress monitoring," *Automation in Construction*, vol. 138, p. 104245, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104245>.
- [10] B. Sherafat *et al.*,(2020). "Automated methods for activity recognition of construction workers and equipment: State-of-the-art review," *Journal of Construction Engineering and Management*, vol. 146, no. 6, p. 03120002, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CO.1943-7862.0001843](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001843).
- [11] "Remote Monitoring of Dynamic Construction Processes Using Automated Equipment Tracking," in *Construction Research Congress 2012*, pp. 1360-1369.
- [12] A. Khosrowpour, J. C. Niebles, and M. Golparvar-Fard,(2014). "Vision-based workplace assessment using depth images for activity analysis of interior construction operations," *Automation in Construction*, vol. 48, pp. 74-87, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2014.08.003>.
- [13] "Joint Reasoning of Visual and Text Data for Safety Hazard Recognition," in *Computing in Civil Engineering 2017*, pp. 450-457.

- [14] "Vision-Based Construction Activity Analysis in Long Video Sequences via Hidden Markov Models: Experiments on Earthmoving Operations," in *Construction Research Congress 2018*, pp. 164-173.
- [15] D. Roberts and M. Golparvar-Fard,(2019). "End-to-end vision-based detection, tracking and activity analysis of earthmoving equipment filmed at ground level," *Automation in Construction*, vol. 105, p. 102811, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.04.006>.
- [16] K. Liu and M. Golparvar-Fard,(2015). "Crowdsourcing Construction Activity Analysis from Jobsite Video Streams," *Journal of Construction Engineering and Management*, vol. 141, no. 11, p. 04015035, doi:10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001010.
- [17] H. Kim, Y. Ham, W. Kim, S. Park, and H. Kim,(2019). "Vision-based nonintrusive context documentation for earthmoving productivity simulation," *Automation in Construction*, vol. 102, pp. 135-147, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2019.02.006>.
- [18] A. Pal, J. J. Lin, S.-H. Hsieh, and M. Golparvar-Fard,(2024). "Activity-level construction progress monitoring through semantic segmentation of 3D-informed orthographic images," *Automation in Construction*, vol. 157, p. 105157, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.105157>.
- [19] A. S. Chris, A. Rashidi, B. Samanta, C.-F. Cheng, A. Davenport Mark, and V. Anderson David,(2018). "A productivity forecasting system for construction cyclic operations using audio signals and a Bayesian approach," *Construction Research Congress 2018*, <https://doi.org/10.1061/9780784481264.029>.
- [20] J. Cao, T. Zhao, J. Wang, R. Wang, and Y. Chen,(2017). "Excavation equipment classification based on improved MFCC features and ELM," *Neurocomputing*, vol. 261, pp. 231-241, <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.03.113>.
- [21] Y. Nakanishi, T. Kaneta, and S. Nishino,(2022). "A review of monitoring construction equipment in support of construction project management," (in English), *Frontiers in Built Environment*, Review vol. 7, <https://doi.org/10.3389/fbuil.2021.632593>.
- [22] Z. Ma and S. Liu,(2018). "A review of 3D reconstruction techniques in civil engineering and their applications," *Advanced Engineering Informatics*, vol. 37, pp. 163-174, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2018.05.005>.
- [23] M. Kopsida and I. Brilakis,(2020). "Real-time volume-to-plane comparison for mixed reality-based progress monitoring," *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 34, no. 4, p. 04020016, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CP.1943-5487.0000896](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000896).
- [24] K. Mirzaei, M. Arashpour, E. Asadi, H. Masoumi, Y. Bai, and A. Behnood,(2022). "3D point cloud data processing with machine learning for construction and infrastructure applications: A comprehensive review," *Advanced Engineering Informatics*, vol. 51, p. 101501, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101501>.
- [25] C. Poullis,(2013). "A framework for automatic modeling from point cloud data," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35, no. 11, pp. 2563-2575, <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2013.64>.
- [26] V. K. Reja, S. Goyal, K. Varghese, B. Ravindran, and Q. P. Ha,(2024). "Hybrid self-supervised learning-based architecture for construction progress monitoring," *Automation in Construction*, vol. 158, p. 105225, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2023.105225>.
- [27] M. Sindhu Pradeep, V. K. Reja, and K. Varghese,(2024). "ConXR: A Comparative Participatory Platform for Construction Progress Monitoring," *Journal of The Institution of Engineers (India): Series A*, <https://doi.org/10.1007/s40030-024-00799-0>.
- [28] Z. Wang *et al.*,(2021). "Vision-based framework for automatic progress monitoring of precast walls by using surveillance videos during the construction phase," *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 35, no. 1, p. 04020056, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CP.1943-5487.0000933](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000933).
- [29] A. R. ElQasaby, F. K. Alqahtani, and M. Alheyf, "State of the art of BIM integration with sensing technologies in construction progress monitoring," *Sensors*, vol. 22, no. 9. doi: <https://doi.org/10.3390/s22093497>
- [30] W. Wei, Y. Lu, T. Zhong, P. Li, and B. Liu,(2022). "Integrated vision-based automated progress monitoring of indoor construction using mask region-based convolutional neural networks and BIM," *Automation in Construction*, vol. 140, p. 104327, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104327>.

- [31] M. Golparvar-Fard, F. Peña-Mora, C. A. Arboleda, and S. J. J. o. c. i. c. e. Lee,(2009). "Visualization of construction progress monitoring with 4D simulation model overlaid on time-lapsed photographs," *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 23, no. 6, pp. 391-404, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0887-3801\(2009\)23:6\(391\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0887-3801(2009)23:6(391)).
- [32] H. Kim and N. Kano,(2008). "Comparison of construction photograph and VR image in construction progress," *Automation in Construction*, vol. 17, no. 2, pp. 137-143, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2006.12.005>.
- [33] C. Kim, B. Kim, and H. Kim,(2013). "4D CAD model updating using image processing-based construction progress monitoring," *Automation in Construction*, vol. 35, pp. 44-52, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2013.03.005>.
- [34] A. Dimitrov and M. Golparvar-Fard,(2014). "Vision-based material recognition for automated monitoring of construction progress and generating building information modeling from unordered site image collections," *Advanced Engineering Informatics*, vol. 28, no. 1, pp. 37-49, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2013.11.002>.
- [35] B. Ekanayake, A. Ahmadian Fard Fini, J. K. W. Wong, and P. Smith,(2022). "A deep learning-based approach to facilitate the as-built state recognition of indoor construction works," *Construction Innovation*, vol. ahead-of-print, no. ahead-of-print, <https://doi.org/10.1108/CI-05-2022-0121>.
- [36] J. Xue, X. Hou, and Y. Zeng,(2022). "Rough registration of BIM element projection for construction progress tracking," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 8305-8316, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3144150>.
- [37] G. A.S and J. B. Edayadiyil,(2022). "Automated progress monitoring of construction projects using Machine learning and image processing approach," *Materials Today: Proceedings*, vol. 65, pp. 554-563, <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.03.137>.
- [38] J. K. W. Wong, F. Bameri, A. Ahmadian Fard Fini, and M. Maghrebi,(2023). "Tracking indoor construction progress by deep-learning-based analysis of site surveillance video," *Construction Innovation*, vol. ahead-of-print, no. ahead-of-print, <https://doi.org/10.1108/CI-10-2022-0275>.
- [39] A. B. Ersoz and O. Pekcan,(2025). "UAV-based automated earthwork progress monitoring using deep learning with image inpainting," *Automation in Construction*, vol. 175, p. 106211, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2025.106211>.
- [40] S. Yoon and H. Kim, "Time-Series Image-Based Automated Monitoring Framework for Visible Facilities: Focusing on Installation and Retention Period," *Sensors*, vol. 25, no. 2. doi: 10.3390/s25020574
- [41] W. P. Chua and C. C. Cheah, "Deep-Learning-Based Automated Building Construction Progress Monitoring for Prefabricated Prefinished Volumetric Construction," *Sensors*, vol. 24, no. 21. doi: 10.3390/s24217074
- [42] A. Ostadreza and V. Shahhosseini,(2024). "Automated Construction Progress Monitoring Using Image Segmentation Trained on a Synthetic Dataset, 3D Reconstruction, and BIM," *Available at SSRN 5049036*,
- [43] R. Zhang, R. Deng, Z. Zhang, and Y. Mao,(2025). "Vision-based real-time progress tracking and productivity analysis of the concrete pouring process," *Developments in the Built Environment*, vol. 21, p. 100609, <https://doi.org/10.1016/j.dibe.2025.100609>.
- [44] J. K. W. Wong, F. Bameri, A. Ahmadian Fard Fini, and M. Maghrebi,(2025). "Tracking indoor construction progress by deep-learning-based analysis of site surveillance video," *Construction Innovation*, vol. 25, no. 2, pp. 461-489,
- [45] H. Zhang, J. Yan, J. Yang, W. Meng, and S. Chen,(2025). "Two-stage point cloud registration using multi-scale edge convolution for digital twin-based bridge construction progress monitoring," *Automation in Construction*, vol. 178, p. 106415, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2025.106415>.
- [46] K. Lawani, F. Sadeghineko, M. Tong, and M. Bayraktar,(2025). "Methodology for retrospectively developing a BIM model from point cloud scans using ongoing building project as case study," *Journal of Engineering, Design and Technology*, vol. 23, no. 4, pp. 1243-1261,
- [47] F. Pfitzner, S. Hu, A. Braun, A. Borrmann, and Y. Fang,(2025). "Monitoring concrete pouring progress using knowledge graph-enhanced computer vision," *Automation in Construction*, vol. 174, p. 106117, <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2025.106117>.
- [48] S. R. Ghanbari, Hossein; Nasihatkon, Behrooz; Sadeghi, Naimeh "High-Resolution Annotated Concrete Column Images for Object Detection," ed. Mendeley Data, V1, 2024.

- [49] N. Ngoc-Thoan, D.-Q. T. Bui, C. N. Tran, and D.-H. Tran,(2024). "Improved detection network model based on YOLOv5 for warning safety in construction sites," *International Journal of Construction Management*, vol. 24, no. 9, pp. 1007-1017,
- [50] M. Laakso and A. Kiviniemi,(2012). "The IFC standard: A review of history, development, and standardization, information technology," *ITcon*, vol. 17, no. 9,
- [51] D. Deng, (2020) "DBSCAN Clustering Algorithm Based on Density," In: *2020 7th International Forum on Electrical Engineering and Automation (IFEAA)*. City: 949-953, <https://doi.org/10.1109/IFEAA51475.2020.00199>.