دور تقنيات الرؤية الحاسوبية في إدارة مشاريع البناء

Role of Computer Vision techniques in the management of construction projects

د/ أحمد صالح عبد الفتاح علي اسماعيل

الأستاذ المساعد بقسم الهندسة المعمارية - كلية الهندسة بالمطرية - جامعة حلوان - مصر

ahmed_saleh@m-eng.Helwan.edu.eg

ملخص البحث :

تمر إدارة المشروع كوظيفة بمرحلة ثورية من التغيير أحدثها العصر الرقمي وتقنيات الذكاء الاصطناعي، مما دفع مديري المشاريع إلى البحث عن طرق جديدة ومبتكرة للعمل بشكل أفضل وأكثر كفاءة من خلال استخدام خوارزميات تعلم الاله Machine learning (ML) والتعلم العميقDeep learning (DL). في هذه الورقة، يتم تقديم نظرة عامة على أحدث طرق استشعار ومراقبة مواقع البناء القائمة على رؤية الحاسوب Computer Vision في مرحلة تنفيذ مشروعات التشييد، تم توضيح القضايا المتعمقة التي تؤثر على تطبيق رؤية الحاسوب في مواقع البناء ومحاولة سد الفجوات المعرفية الحالية في هذه النوعية من الابحاث بالاستعانة بثلاثة امثلة توضح استخدام المراقبة الآلية القائمة على خوارزمية التعلم العميق، والمدربة على فهم ماهية الإجراءات التي تقوم بها الحفارات في مواقع التشييد أو ما تبدو عليه أي معدة اخري بالموقع. من خلال دمج القياس التصويري - باستخدام كاميرات متعددة لتحقيق إدراك العمق والعلاقات المكانية تمامًا كما تفعل عيناك - حيث توفر رؤية الحاسوب مجموعة غنية من المعلومات، بإنتاجية العمال والمعدات بمواقع البناء، وسلوكيات كيانات المشروع، وظروف الموقع؛ حول مشهد البناء عن طريق التقاط الصور أو مقاطع الفيديو، مما يسهل فهم مهام البناء المعقدة بسرعة ودقة وشمولية. وفقاً لذلك، يتم تطبيق رؤية الحاسوب على مجالات مختلفة في البناء مثل مراقبة التقدم وتحليلاً لإنتاجية، واكتشاف العيوب، والتوثيق الآلي. بالإضافة الي ذلك تتمتع تقنيات رؤية الحاسوب أيضاً بإمكانيات كبيرة كأدوات مراقبة السلامة والصحة الميدانية التي يمكنها معالجة قيود مناهج المراقبة اليدوية الحالية، وخلق فرص لأتمتة عمليات تحديد المخاطر وتقييمها من خلال استخراج المعلومات ذات الصلة من الصور أو مقاطع الفيديو وتحليلها. لمراقبة توجد مجموعة من التحديات الي تواجه هذه التقنية. على الرغم من التقدم الذي تم إحرازه مؤخراً نحو الأساليب القائمة على رؤية الحاسوب، لاتزال هناك العديد من التحديات التقنية والإدارية في التطبيق. واخيرا تمت مناقشة القيود والعقبات المحتملة لتطبيق وتقديم الحلول المقترحة للتغلب عليه.

الكلمات المفتاحية KEYWORDS

الذكاء الاصطناعي؛ خوارزميات تعلم الاله؛ التعلم العميق؛ رؤية الحاسوب؛ التكنولوجيا الرقمية.

1. المقدمة Introduction

في الستينيات، كان استخدام الذكاء الاصطناعي Artificial Intelligence (AI) لا يزال في مهده مع عدد قليل جداً من الابحاث التي تطبق تقنيات التحسين، وبمرور الوقت، كان التحسين هو أهم مجال من مجالات الاهتمام البحثي في تطبيق الذكاء الاصطناعي (AI) في صناعة البناء، وفي العقد الماضي تم إجراء أكثر من 60 ٪ من أبحاث تطبيقات الذكاء الاصطناعي في البناء[1] وأدت إلى ظهور وتعزيز ظهور تقنيات متقدمة تعتمد على الحوسبة الكمية في تسريع حل المشكلات وتحسين حلولها[2]. ومع التحول الرقمي، وتطور الإنترنت من مجرد السماح للبشر بالتواصل مع بعضهم البعض، إلى تمكين الاتصال بين كائنات متعددة والبشر لخلق بيئة ذكية[3]. بداء ينتشر تطبيق الذكاء الاصطناعي (AI) في إدارة وتنفيذ مشروعات البناء تدريجياً من قبل شركات البناء حتى أصبح مطلباً هام لاستفادة من إمكانيته الهائلة في تحسين قطاع التشييد وصناعة البناء ككل. ومن ثم أصبح هدف للعديد من شركات التشييد والبناء البحث عن هذه التقنيات المبتكرة للبقاء في المقدمة والاستمرار في الإنتاج. ومع مزيد من التطورات في تقنيات الذكاء الاصطناعي (AI)، ولا سيما رؤية الحاسوب وخوارزميات التعلم العميق، والتعلم الآلي، ومعالجة البيانات الضخمة[4]؛ ساعدت علي رقمنه قطاع البناء وبالتالي تقديم خدمات أرخص وأسرع وأكثر ذكاءً[5]. استنادًا إلى البحث الذي أجرته شركة McKinsey [2]، عن تطبيقات رؤية الحاسوب في البناء انه يمكن تحقيق مكاسب من 14 إلى 15٪ في الإنتاجية ومن 4 إلى 6٪ في خفض التكلفة[2]. وبالتالي، يمكن الاستفادة من تطبيقات رؤية الحاسوب في البناء لتحسين الإنتاجية وتحسين الكفاءة الإجمالية من حيث التكلفة. حيث يمكن أن تؤدي رؤية الحاسوب المهام بنفس طريقة الرؤية البشرية، بما في ذلك "رؤية" الصور وتفسيرها[6]. بمعنى آخر، يمكن أن تؤدي رؤية الحاسوب إلى التعرف على الصور وتحليلها لتوفير رؤى فنية قيمة؛ بالإضافة الي أتمتة المهام داخل موقع العمل الإنشائي دون الحاجة إلى تدخل بشري مادي؛ لذا فإن نظام مراقبة الموقع المستند إلى الكاميرات القائم على خوارزميات التعلم العميق سيسمح لك بقياس إنتاجية الموقع بالكامل وتحسينها في النهاية. في هذه الورقة البحثية، سنلقي نظرة على كيف يمكن لتطبيقات رؤية الحاسوب أن تفيد صناعة البناء في رفع كفاءة مشروعات التشييد على المدى الطويل[7].

1.1 الاشكالية البحثية RESEARCH PROBLEM

تباينت جهود الدول العربية لتعزيز التحول الرقمي، وتبني تطبيقات الذكاء الاصطناعي بشكل عام وفي إدارة واتمتة اعمال البناء بشكل خاص[*1]؛ بالرغم من وجود العديد من الجهود البحثية التي قد تم توجيهها نحو مراقبة وإدارة مواقع التشييد القائمة على الرؤية الحاسوبية بدلا من الطرق التقليدية[2]، إلا أن تطبيقها في الممارسة الواقعية لا يزال محدوداً على المستوي العربي بسبب الافتقار الي المعرفة المنهجية، وإلى المراجع العربية، والأبحاث المتعلقة بإمكانيات هذه التقنية. بالإضافة الي بعض التحديات من حيث الموثوقية والدقة وإمكانية التطبيق؛ مما أدى إلى تأخر دمج هذه التقنيات في صناعة البناء للسوق العربي بشكل عام والسوق المصري والمشروعات القومية بشكل خاص، ومن ثم أعاق التطبيق الكامل لها والاستفادة من مميزاتها في تحسين ورفع كفاءة الاداء في المشروعات القومية. ونظراً لحداثة إستخدام مصطلح رؤية الحاسوب في البناء؛ فإن معناه لا يزال غير واضح، لتنوع الرؤى والأهداف من إستخدامه. وبناء على إشكالية البحث تم تحديد سؤال محوري للبحث: **ماهي رؤية الحاسوب وكيفية الاعتماد عليها في تحسين ورفع كفاءة اداء مشروعات البناء؟**

2.1 هدف البحث RESEARCH AIM

يهدف البحث إلى توفير رؤية شاملة محدثة حول استخدام رؤية الحاسوب في إدارة البناء، وتقديم نظرة عامة مصنفة لتطبيقات رؤية الحاسوب في البناء؛ من خلال دراسة التطورات الأخيرة في هذا المجال للاستفادة الكاملة من الفوائد المحتملة لرؤية الحاسوب. مع إزالة الالتباس والإجابة على ماهية الرؤية الحاسوبية في البناء، وكيفية تحسين ورفع كفاءة اداء مشروعات البناء؟ والاستفادة منها في إدارة السلامة ومراقبة التقدم وتتبع الإنتاجية في البناء، بالإضافة الي توفير مراجع باللغة العربية في هذا المجال يكون نواة لأبحاث المستقبلية.

3.1 منهجية البحث RESEARCH METHODOLOGY

بناءً على الإشكالية البحثية ولتحقيق الهدف من البحث يُتبع المنهج الاستقرائي الاستنباطي، تم إجراء بحث موسع في الأدبيات لتحديد الابحاث حول تطبيقات الرؤية الحاسوبية في البناء وتتضمن تشغيل البحث على قاعدتي بيانات للمجلات Scopus and ScienceDirect خلال تواريخ تتراوح من 2018 إلى 2022 تأثرت التواريخ المختارة إلى حد كبير بثورة التعلم العميق التي حدثت في هذه الفترة وأيضاً التبني الأخير لرؤية الحاسوب في صناعة البناء. وقد تم فلترة نتائج الاستعلام على الأبحاث ركزت على استخدام تطبيقات رؤية الحاسوب في البناء. أيضاً ، اقتصرت نتائج الاستعلام على المنشورات الإنجليزية فقط، حيث لا يوجد أي أبحاث باللغة العربية في هذه الموضوعات الحديثة وتضمنت هذه الأبحاث أولا مهام رؤية الحاسوب الأكثر شيوعاً والأكثر أهمية ذات الصلة بتطبيقات إدارة الإنشاءات المختلفة. ثانياً ،تطبيقات رؤية الحاسوب في البناء والتطورات الأخيرة في هذا المجال سريع التطور. ومن ثم تم التركيز على استخدام تقنيات رؤية الحاسوب المختلفة في مراقبة التقدم ومتابعة الإنتاجية Monitor progress and follow through on productivity والبناء الآلي automated building ومراقبة السلامة Safety Management. Improve تم اختيار المقالات بناء على عنوان المنشور والملخص. والتي تم تمت مراجعتها ونشرها بشكل رئيسي في مجلات مثل Advanced Engineering Informatics, Automation in construction.

2. نظرة عامة على الذكاء الاصطناعي وفروعه An overview of artificial intelligence

يعتبر البشر أكثر الأنواع ذكاءً على وجه الأرض حيث يمكنهم حل أي مشكلة وتحليل البيانات الضخمة بمهاراتهم مثل التفكير التحليلي والتفكير المنطقي والمعرفة الإحصائية والذكاء الرياضي أو الحسابي، مع وضع كل هذه المجموعات من المهارات في الاعتبار، تم تطوير الذكاء الاصطناعي للآلات والروبوتات التي تفرض القدرة على حل المشكلات المعقدة في الآلات مثل تلك التي يمكن أن يقوم بها البشر؛ لذلك من الناحية الفنية، يمكن تعريف الذكاء الاصطناعي"الذكاء الاصطناعي هو قدرة الجهاز على الإدراك والاستنتاج والتصرف"، هناك تعريف آخر وهو كالتالي " الذكاء الاصطناعي هو قدرة الحاسب الآلي أو أي جهاز آخر على إنجاز بعض الأعمال التي تتطلب نوع من الذكاء"، على مر السنين. ارتبط الذكاء الاصطناعي بمصطلحات مختلفة تتراوح من الحوسبة المعرفية والتعلم الآلي إلى معالجة اللغة الطبيعية، الشيء المشترك بينهم جميعًا هو فكرة أن الآلات يمكن أن تتعلم يومًا ما بنفسها، بدلاً من الاضطرار إلى التصرف وفقًا لمجموعة قواعد مبرمجة مسبقًا.

1.2 أنواع الذكاء الاصطناعي Types of Artificial Intelligence

من التجارب السابقة وجد أن الأنشطة التي تستغرق وقتاً طويلا ومملة للبشر، مثل الحسابات المعقدة، يمكن إجراؤها في ثوان بواسطة أنظمة الذكاء الاصطناعي، والمهام الأكثر بساطة بالنسبة للإنسان التي تتطلب الاستخدام المتأصل للمهارات المعرفية؛ مثل التعرف على الأصوات والاشكال والصور، تشكل تحدياً أكبر لأنظمة الذكاء الاصطناعي. هذا يرجع بشكل رئيسي إلى صعوبة تقديم شروط محددة سلفاً لأنظمة الذكاء الاصطناعي لتحديد جميع

[*1] نشرة التكنولوجيا من اجل التنمية في المنطقة العربية افاق عالمية وتوجهات إقليمية/ العرب امام تحديات التكنولوجيا (2019) تصدر عن الإسكوا - الأمم المتحدة الموقع الإلكتروني:www.unescwa.org

الاحتمالات في أي سيناريوهات معينة، وبالتالي تصبح "سيناريوهات عشوائية"[8]. مما يتطلب مستوي جديداً متطور من أنظمة الذكاء الاصطناعي، مشتقة من أنظمة الذكاء الاصطناعي والمعروفة باسم " التعلم الآلي Machine learning " أو "التعلم العميق Deep learning "، والتي يمكن أن تفكر بنفسها، ولذلك تم تصنيف أنظمة الذكاء الاصطناعي علمياً إلى ثلاث فئات معروفة على النحو التالي[9]:-

1.1.2 الذكاء الاصطناعي المحدود Artificial Narrow Intelligence (ANI)

والمعروف أيضاً باسم الذكاء الاصطناعي الضعيف، هو نوع من الذكاء الاصطناعي الذي تم تطويره لغرض أداء مهمة محددة، ولم يكن قادراً على التعلم، وبالتالي يمكن أن يرتكب نفس الأخطاء مراراً وتكراراً[10]، تمت برمجة AI الضيق للعمل في الوقت الفعلي ضمن نطاق محدد مسبقًا، باستخدام معلومات من مجموعة بيانات محددة، وخير مثال على ذلك هو المساعد الافتراضي مثل Siri أو Alexa أو Google Assistant، على الرغم من أنه قد يبدو أن هذه التقنيات تفكر بنفسها عندما تطرح عليها أسئلة، إلا أنها في الواقع تقوم ببساطة بإدخال طلباتك أو أوامرك في محركات البحث أو التطبيقات واسترداد النتائج[11].

2.1.2 الذكاء الاصطناعي العام Artificial General Intelligence (AGI)

هو تقنية قادرة على الإدراك الذاتي التوجيهي على مستوى الإنسان، ويمكنها، من الناحية النظرية، أداء جميع أنواع المهام التي يستطيع البشر القيام بها، لا يزال هذا النوع من التكنولوجيا تجريبيًا للغاية، ويتفق معظم الخبراء على أنه لم يتم تحقيقه بعد، ستصل أنظمة الذكاء الاصطناعي العام إلى مرحلة النضج حقاً عندما يتم دمج المهارات المعرفية بشكل كامل في تطويرها المنهجي لجعل تنفيذ "المهام البشرية البسيطة" احتمالاً حقيقياً لهذه الحواسيب.

3.2.2 الذكاء الاصطناعي الخارق Artificial Super Intelligence (ASI)

من المتوقع أن تكون أنظمة (ASI) هي نوع أنظمة الذكاء الاصطناعي العام التي ستتطور بشكل كبير لتتفوق على البشر في كل مجال تقريباً بما في ذلك العلوم والتفكير المعرفي والمهارات الاجتماعية، يشير مصطلح Super AI إلى التكنولوجيا التي تتجاوز الإدراك البشري والذكاء، هذا هو نوع الذكاء الاصطناعي الذي قد تشاهده في الأفلام، مثل Skynet من أفلام، Terminator. شكل رقم (1) يبين انواع الذكاء الاصطناعي.

2.2 كيف يعمل الذكاء الاصطناعي؟ How does AI work

يقوم علم الذكاء الصناعي ككل على مبدأين أساسيين هما: **المبدأ الأول: تمثيل البيانات:** وهو كيفية تمثيل البيانات أو المشكلة في الحاسوب بحيث يتمكن الحاسوب من معالجتها وإخراج النتائج أو بالأحرى كيفية وضع المشكلة في صورة ملائمة للحاسوب بحيث يفهمها ويتمكن من التفكير في حل لها.

المبدأ الثاني: البحث: وهو ما نعتبره التفكير بحد ذاته، حيث يقوم الحاسوب بالبحث في الخيارات المتاحة أمامه وتقييمها طبقا لمعايير موضوعة له أو قام هو باستنباطها بنفسه ثم يقرر الحل الأمثل يعمل الذكاء الاصطناعي على محاكاة الذكاء البشري من خلال قوة أجهزة الحاسوب، هناك طريقتان يمكن لأجهزة الحاسوب من خلالها اكتساب الذكاء الاصطناعي:

1.2.2 التعلم الآلي Machine learning (ML)

التعلم الآلي (ML) هو نوع من الذكاء الاصطناعي "يتعلم" (أو يكيف سلوكه) لأنه يكتسب البيانات - على سبيل المثال، الخوارزميات التي تقترح توصيات لك في Amazon أو Spotify أو Netflix استنادًا إلى الاختيارات السابقة، يتم ذلك من خلال الاستدلال الإحصائي والنمذجة التنبؤية؛ يستنتج البرنامج ناتجًا محتملًا نظرًا لمجموعة من بيانات الإدخال، كلما زادت البيانات التي تحصل عليها التكنولوجيا، زادت دقة تنبؤاتها، ومن هنا جاء جانب "التعلم".

3.2.2 التعلم العميق Deep learning (DL)

التعلم العميق(DL) يأخذ التعلم الآلي إلى المستوى التالي من خلال محاكاة الخلايا العصبية في الدماغ، عندما تبدأ أجهزة الحاسوب والخوارزميات في معالجة المزيد من البيانات على مدى فترة زمنية أطول، فإنها تستمر في التعلم وتعديل خوارزمياتها على غرار التعلم البشري، تستخدم السيارات ذاتية القيادة التعلم العميق للتعرف على الأنماط والتنبؤ بالمواقف والتصرف وفقًا لذلك.

3.2 المجالات الفرعية للذكاء الاصطناعي Sub-Domains of Artificial Intelligence

إحدى ميزات الذكاء الاصطناعي انها تزود الحاسوب بالقدرة على جمع البيانات تلقائيًا والتعلم من تجربة المشكلات أو الحالات التي واجهوها بدلاً من برمجتها خصيصًا لأداء المهمة أو العمل المحدد، والتعرف على الأنماط حيث يمكن وصفه بأنه التعرف التلقائي على المخطط من البيانات الأولية باستخدام خوارزميات الحاسوب، يمكن أن يكون النمط عبارة عن سلسلة ثابتة من البيانات بمرور الوقت والتي تُستخدم للتنبؤ بتسلسل الأحداث والاتجاهات. ومن هذه المجالات للذكاء الاصطناعي:-

شكل رقم (1) يبين انوع الذكاء الاصطناعي وكيفية عمله اعتمادا على مبادى التعلم الالي والعميق [9]،[8]

1.3.2 الشبكات العصبية الصناعية Artificial Neural Networks (ANN)

الشبكات العصبية هي دماغ الذكاء الاصطناعي، وهي نسخة طبق الأصل من الاتصالات العصبية في دماغ الإنسان، لمحاكاة المخ البشري وتتكون من عدد من الخلايا العصبية الصناعية والتي ترسل إشارات لبعضها البعض عن طريق العديد من الموصلات بأوزان نسبية مختلفة لتعزيز قدرة الشبكات العصبية العميقة على التعامل مع وحدات البيانات الضخمة والواسعة الأبعاد. والشبكة العصبية الصناعية لديها القدرة على التعلم، التذكر، والتعميم من أنماط التدريب والبيانات (الرقمية وغير الرقمية أو كلهما). لتحقيق النتيجة النهائية بأقل قدر من الخطأ ومستوى دقة عالية. من خلال طبقات متعددة من البيانات المخفية بما في ذلك طبقة الإخراج التي تقوم بتجميع مخرجات جميع الطبقات السابقة لإنتاج ناتج نهائي أكثر وضوحًا. **تسمى هذه العملية برمتها التسلسل الهرمي للميزات** وتُعرف أيضًا بالتسلسل الهرمي لمجموعات البيانات المعقدة وغير الملموسة.

2.3.2 الحوسبة المعرفية Cognitive Computing

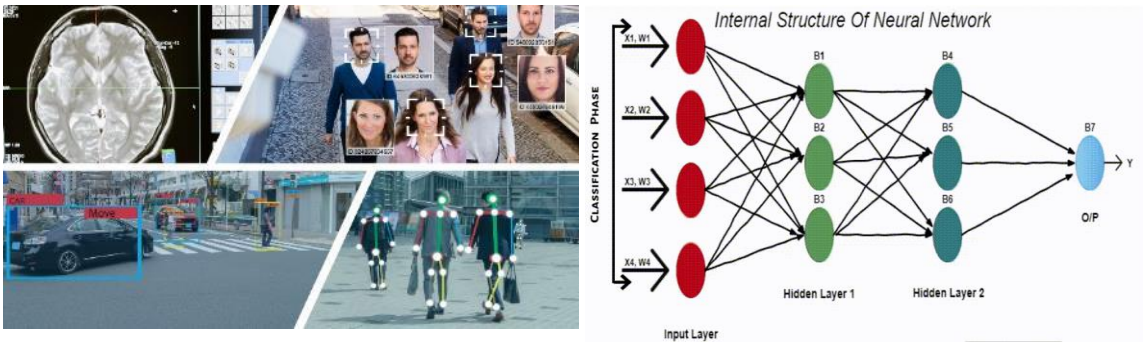
الغرض من هذا المكون من الذكاء الاصطناعي هو بدء وتسريع التفاعل لإكمال المهام المعقدة وحل المشكلات بين البشر والآلات. أثناء العمل على أنواع مختلفة من المهام مع البشر، تتعلم الآلات وتفهم السلوك البشري والمشاعر في مختلف الظروف المميزة وتعيد إنشاء عملية تفكير البشر في نموذج الحاسوب. من خلال هذه الممارسة تكتسب الآلة القدرة على فهم اللغة البشرية، وانعكاسات الصور. وبالتالي، فإن التفكير المعرفي والذكاء الاصطناعي يمكن أن يصنعوا منتجًا له إجراءات شبيهة بالإنسان. على سبيل المثال، يعد مساعد Google مثالًا كبيرًا جدًا على الحوسبة المعرفية.

3.3.2 معالجة اللغة الطبيعية Natural Language Processing

باستخدام ميزة الذكاء الاصطناعي هذه، يمكن لأجهزة الحاسوب تفسير اللغة والكلام البشري، وتحديدهما، ومعالجتهما. بغرض جعل التفاعل بين الآلات واللغة البشرية سلسًا وستصبح أجهزة الحاسوب قادرة على تقديم استجابات منطقية تجاه الكلام أو الاستعلام البشري. تعد الأنواع المختلفة من المترجمين الذين يحولون لغة إلى أخرى أمثلة على نظام معالجة اللغة الطبيعية. تعد ميزة Google للمساعد الصوتي ومحرك البحث الصوتي أيضًا مثالاً على ذلك.

4.3.2 رؤية الحاسوب Computer Vision

تعتبر رؤية الحاسوب جزءًا حيويًا جدًا من الذكاء الاصطناعي حيث إنها تسهل على الحاسوب التعرف تلقائيًا على البيانات المرئية من صور ومرئيات العالم الحقيقي وتحليلها وتفسيرها من خلال التقاطها وتحليلها[9]. تستفيد الروبوتات من تقنية رؤية الحاسوب لرؤية العالم والتفاعل معه في الوقت الفعلي. إنه يشتمل على مهارات التعلم العميق



شكل رقم (2) يبين تقنية رؤية الحاسوب وتطبيقاتها واعتمادها على الخوارزميات الرياضية في اخراج النتائج بدقة[10]

والتعرف على الأنماط لاستخراج محتوى الصور من أي بيانات معطاة، بما في ذلك الصور أو ملفات الفيديو؛ يتم ذلك باستخدام خوارزميات مختلفة من خلال تطبيق التعبيرات الرياضية والإحصاءات كما هو مبين شكل رقم (2). يستخدم تطبيق هذا المكون على نطاق واسع في صناعة الرعاية الصحية، وأيضًا في صناعة السيارات للتعامل مع المركبات والطائرات بدون طيار، ومؤخرا في إدارة ومراقبة مواقع التشييد وهو موضوع هذه الورقة البحثية.

5.3.2 التخطيط والجدولة الآلية Automated planning and scheduling

التخطيط هو مجال فرعي من الذكاء الاصطناعي يهتم بتمكين الأنظمة الذكية من تحقيق الأهداف المرجوة من خلال اختيار الإجراءات وتسلسلها بعناية بناء على نتائجها المتوقعة[12]. تتضمن الجدولة اختيار الخطط وتخصيص الوقت والموارد اللازمة لتحقيق الأهداف المرجوة بناء على إجمالي الموارد المتاحة[13]. يتم اعتماد تقنيات التخطيط والجدولة لتقديم حلول للتطبيقات المعقدة التي تناسب بشكل أفضل قيود المشكلة واحتياجات المستخدم[14].

6.3.2 النظم الخبيرة المبنية على المعرفة Knowledge Based Expert Systems (KBES)

التقاط المعرفة من الخبراء في قواعد بيانات (بما أن – إذن) مما يتيح الفرصة للحاسب للإجابة عن أسئلة ذات مستوى عال. تعتمد النظم الخبيرة على مكونين: قاعدة معرفة (knowledge base) ومحرك الاستدلال (inference engine) قاعدة المعرفة هي مجموعة منظمة من الحقائق حول نطاق النظام. اما محرك الاستدلال فيفسر ويقيم الحقائق الموجودة في قاعدة المعرفة من أجل تقديم إجابة والمساعدة في صنع القرار.

7.3.2 التحسين والاختيار بين البدائل Optimization

التحسين معني باتخاذ القرارات أو الخيارات التي توفر أفضل النتائج في ظل مجموعة من القيود. مشكلة التحسين هي بناء مشكلة اتخاذ الخيار الأفضل من بين مجموعة من الخيارات بإيجاد الحل الأمثل لأي مشكلة معينة.

8.3.2 الروبوتات Robotics

الروبوتات هي أجهزة آلية تقوم بأنشطة بدنية في العالم الحقيقي، متعدد التخصصات تتضمن تصميم، وتصنيع، وتشغيل، وصيانة. الروبوتات وإجراءات الحاسوب الأخرى لتقليد الإجراءات البشرية المادية[15]. تعُد الروبوتات لأداء مهام عالية التخصص، وتتخذ الأشكال الأكثر ملاءمة لاستخدامها. وتتفاعل مع البيئة باستخدام أجهزة الاستشعار والمحركات[16].

3. الذكاء الاصطناعي في مشروعات التشييد Artificial intelligence in construction projects

بسبب التقدم السريع في التقنيات الرقمية، تتغير طبيعة العمل. بينما ينمو الذكاء الاصطناعي والروبوتات بشكل أكثر تعقيدًا، يتم إعادة اختراع الوظائف. قد تبدأ الشركات قريبًا في تقسيم المهارات وإعادة صياغة الوظائف وفقًا، من ناحية، للمهارات البشرية الأساسية، ومن ناحية أخرى، المهام غير الأساسية التي يمكن أن تقوم بها الآلات. فالذكاء الاصطناعي يساعد الفرق على تحديد أهم المخاطر المؤثرة على سلامة البناء والجودة، والتي تتطلب حلولًا فورية قبل تفاقمها، وباستخدام الذكاء الاصطناعي، يصبح بإمكاننا تقييم المخاطر المرتبطة بالمشكلات تلقائيًا، وتستطيع خوارزميات الذكاء الاصطناعي أيضًا فهم المخاطر المعقدة وتوقع آثارها.

1,3. مراحل تطور استخدام الذكاء الاصطناعي في إدارة مشروعات التشييد

تستخدم الشركات الذكاء الاصطناعي لتطوير أنظمة السلامة لمواقع العمل. يتم استخدام الذكاء الاصطناعي لتتبع التفاعلات في الوقت الفعلي للعمال والآلات والأشياء على الموقع وتنبيه المشرفين بقضايا السلامة المحتملة وأخطاء البناء وقضايا الإنتاجية. ومن ثم سوف يتطور من أتمتة المهام البسيطة إلى التحليلات التنبؤية للمشروع التي يمكن من خلالها اتخاذ القرارات بشكل الي.

1.1.3 التكامل والأتمتة Integration & automation

غالبًا ما يستخدم مصطلح الذكاء الاصطناعي بالتبادل مع "الأتمتة." ومع ذلك، هناك فرق كبير بينهم: الأتمتة هي عملية خاضعة للرقابة تتبع منطق وقواعد مبرمجة مسبقًا، بينما الذكاء الاصطناعي لمحاكاة التفكير الذكي ومماثل لتفكير البشري في اتخاذ القرارات. حتى الآن في كثير من مشروعات البناء التركيز على الأتمتة - التي تتطلب درجة معينة من التوحيد القياسي - للمهام، ومع ذلك، فإننا نعتبر هذا بمثابة المرحلة الأولى فقط في تطور الذكاء الاصطناعي في إدارة مشروعات البناء.عندما يتعلق الأمر بالتكامل والأتمتة، هناك بالفعل تركيز قوي على تبسيط وأتمتة مهام المشروع الموحدة من خلال تكامل سير العمل وأتمتة العمليات. يمكن أيضًا جعل تخطيط المشروع أكثر قوة من خلال تمكين الجدولة التلقائية عن طريق المنطق والقواعد المبرمجة، أي التتبع التلقائي للتقدم وحالة المهام التي يؤديها أعضاء فريق المشروع وتنبيه مدير المشروع فقط للتدخل في سيناريو قائم على الاستثناء.

2.1.3 المساعدة الالية (روبوتات الدردشة) Chatbot assistants

تعتبر روبوتات الدردشة التي تعمل بالذكاء الاصطناعي والتي تعمل كمساعدين للمشروع بمثابة المرحلة الثانية في تطور الذكاء الاصطناعي في إدارة المشاريع. ستلعب الروبوتات دورًا في التفاعل بين الإنسان والحاسوب، بالاعتماد بشكل أساسي على التعرف على الكلام أو النص. يمكن لروبوتات الدردشة أن تتولى المهام الوضيعة مثل تنظيم الاجتماعات، والتخطيط مقابل عمليات التحقق من التقدم، وتذكير أعضاء فريق المشروع بالأنشطة المجدولة، وما إلى ذلك. يرسل تذكيرات لأعضاء الفريق ويتتبع أدائهم من ومقارنة بالمعدلات المطلوبة، على غرار المرحلة الأولى من تكامل مهام المشروع والأتمتة، سيستمر مساعدو المشروع في تولي مهام إدارة المشروع الأساسية وإعفاء فرق المشروع من العمل المتكرر الذي ينتج عنه القليل من القيمة. نتيجة لذلك، سيتم استبدال دور مدير المشروع الكلاسيكي الذي يقود مكتب إدارة المشاريع وموظفيه بشكل متزايد بمساعدين أذكياء للمشروع (روبوتات الدردشة).

3.1.3 إدارة المشاريع القائمة على التعلم الآلي Machine learning-based project management

تقدم المرحلة الثالثة من الذكاء الاصطناعي في إدارة المشاريع التعلم الآلي في ممارسة إدارة المشاريع. حيث يتيح التعلم الآلي التحليلات التنبؤية لمساعدة مدير المشروع في إتخاذ القرارات. على سبيل المثال، توجيه المشروع وفقًا لمعايير معينة للوصول إلى أفضل نتيجة ممكنة بناءً على ما نجح في المشاريع السابقة. من خلال جدولة الالية المستندة إلى الذكاء الاصطناعي، والدروس المستفادة من المشاريع السابقة؛ وتقترح جداول زمنية متعددة محتملة بناءً على السياق والتبعيات. علاوة على ذلك، يمكن تكييف خطط المشروع وإعادة صياغتها في الوقت الفعلي تقريبًا بناءً على تقدم الأداء في المشروع. يمكن لنظام الذكاء الاصطناعي أن ينبه مدير المشروع بالمخاطر والفرص المحتملة باستخدام تحليل بيانات المشروع في الوقت الفعلي، وتمكين صانعي القرار من تحديد المخاطر والفرص المحتملة قبل حدوثها. استعداداً للمرحلة الرابعة من تطور إدارة المشاريع القائمة على الذكاء الاصطناعي.

4.1.3 إدارة المشاريع المستقلة Autonomous project management

على غرار السيارات ذاتية القيادة، لن تحتاج إدارة المشروع المستقلة إلا إلى مدخلات وتدخلات محدودة. إلى جانب عمليات إدارة المشروع الفنية - وهي ما تركز عليه المراحل الثلاث السابقة بشكل أساسي - سيحتاج نظام إدارة المشروع المستقل بالإضافة إلى ذلك إلى دراسة بيئة المشروع وأصحاب المصلحة ذوي الصلة لتحديد الاولويات. لذلك يجب أن تكون أنظمة الذكاء الاصطناعي هذه قادرة على تطبيق خوارزميات الادراك والمنطق لاتخاذ قرارات مستقلة. لا توجد حاليًا حالات استخدام فعلي يدعم إدارة المشاريع المستقلة بالكامل. ولكن مع سرعة التطور ستعمل إدارة المشاريع المستقلة كامتداد لإدارة المشاريع القائمة على التعلم الآلي في المستقبل، خاصة في المشاريع غير المعقدة.

2.3. الرؤية الحاسوبية في البناء Computer Vision in Construction

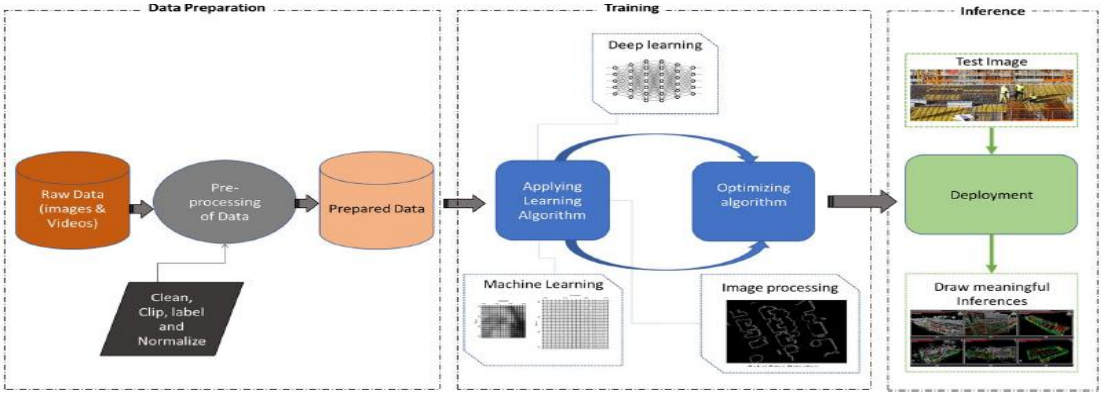
تتطلب إدارة مواقع البناء المراقبة والإشراف كل يوم، على مهام عمال البناء والمعدات. وفي نفس الوقت يجب عليهم أيضًا ضمان أداء السلامة لعمليات البناء الخاصة بهم في الموقع. تعد رؤية الحاسوب أحد أهم تطبيقات الذكاء الاصطناع في المراقبة المستمرة للظروف غير الآمنة، وفحص الجودة والعيوب، ومراقبة أنشطة الموقع[17]. تعرّف Intel هذه التقنية على أنها مزيج من الكاميرات والحوسبة القائمة على خوارزميات الذكاء الاصطناعي (AI) لتمكين الأنظمة من رؤية الأشياء والتعرف عليها. يساعد هذا نظام الحاسوب على تفسير وفهم العالم المرئي من خلال قوة الشبكات العصبية التي توجه الأنظمة في معالجة الصور وتحليلها. استناد إلى الأساليب المتنوعة القائمة على رؤية الحاسوب يوضح الشكل رقم (3) يبين كيفية عمل الأساليب القائمة على رؤية الحاسوب حيث تبدأ في الحصول على بيانات الصور في المشهد باستخدام أجهزة استشعار الصور المختلفة[18]. لاستخراج المعلومات المطلوبة، ثم تحليل بيانات الصور حسابياً باستخدام تقنيات رؤية الحاسوب المتنوعة. ولتوضيح ذلك يمكن مناقشة خمس تقنيات للرؤية الحاسوبية بإيجاز وهي:

1.2,3. تصنيف الصور Image Classification

في تصنيف الصور، يتم إدخال مجموعة من مجموعة بيانات التدريب من الصور المصنفة في الحاسوب لمعالجة البيانات. يدرس الحاسوب الصور ويتعرف على المظهر المرئي للصور[19]. يؤدي تمديد مهام تصنيف الصور إلى إطارات متعددة إلى التعرف على الإجراءات ثم دمج التنبؤ من كل إطار.

2.2,3. الكشف عن الأشياء Object Detection

اكتشاف الكائن هو مهمة تحديد الكائنات في صورة ما، ووضع علامات عليها وإخراج مربعات الحدود. تختلف هذه التقنية باختلاف المنهجية المستخدمة. اكتشاف الكائن عند تطبيقه على كل إطار في الفيديو يتحول إلى مهمة تتبع كائن.



شكل رقم (3) يبين كيفية عمل الأساليب القائمة على رؤية الحاسوب من خلال التقاط الصور ثم معالجتها[18]

3.2,3. تتبع الكائن Object Tracking

تشير هذه التقنية إلى تتبع كائن متحرك واحد أو أكثر في أي مشهد معين. يتم تطبيق هذه التقنية بشكل تقليدي لمراقبة التفاعلات في العالم الحقيقي. يتم تطبيق تتبع الكائن على إطارات الفيديو[20].

4,2,3 التجزئة الدلالية Semantic Segmentation

التقسيم هو جزء أساسي من رؤية الحاسوب الذي يقسم الصورة بأكملها إلى مجموعة من البكسلات التي يمكن تصنيفها وتصنيفها[21]. لكي تكون أكثر تحديداً، يحاول التقسيم الدلالي فهم الجزء الذي يلعبه كل بكسل في كل صورة.

5.2,3. تجزئة المثيل Instance Segmentation

تصنف هذه التقنية جميع فئات المثيل المختلفة. على سبيل المثال، مشهد معقد به العديد من الكائنات والخلفيات المتداخلة، ثم تم تصنيف جميع الكائنات، وكذلك تحديد الاختلافات وكيفية ارتباط هذه الكائنات ببعضها البعض، كل هذه الأشياء بحاجة إلى التقييم[22].

3,3. تطبيقات الرؤية الحاسوبية في مواقع البناء Computer vision applications in construction

في صناعة البناء والتشييد، تتمتع رؤية الحاسوب بإمكانيات هائلة. بفضل قدرته على التعرف على الأشياء والتعرف عليها، يمكنه تقييم بيانات الفيديو من مواقع العمل في الوقت الفعلي، وتحديد المهارات الانتاجية، والانحراف عن خطط العمل الموحدة، أو مقارنة العمل المنجز بالجدول الزمني. لاكتشاف الانحرافات الواضحة في زمن التنفيذ، او الجودة أو مظهر العيوب. يمكن أن يؤدي تحديد الانحرافات الزمنية، وقضايا الجودة إلى توفير، وقت المشاريع، ومواردها، وأموالها. بعد ذلك، يمكن أن تساعد رؤية الحاسوب في إنشاء نماذج ثلاثية الأبعاد لمراقبة التقدم، أو رسم الخرائط، أو الروبوتات المستقلة، أو العروض التقديمية[23]. يمكن أن يساعد ذلك في التخطيط لأنشطة البناء ومتابعتها. في هذا البحث، سنلقي نظرة على كيف يمكن لتطبيقات رؤية الحاسوب أن تفيد صناعة البناء ومن هذه التطبيقات:-

1.3,3. رصد التقدم في مواقع العمل Monitoring Progress at Worksites

يمكن الآن المراقبة عن بُعد، بدلاً من التواجد فعليًا في موقع العمل. هذا يساعد على التخلص من عمليات التفتيش اليدوية والشاقة. علاوة على ذلك، توفر التكنولوجيا مراجعة أكثر دقة لتقدم المشروع وتوفر رؤية في الوقت الفعلي لجودة المشروع وتطويره[24]. هذا يعني انه يمكن اكتشاف وتصحيح العيوب والأخطاء على الفور، مما يقلل من التأخير في مشروعات. بشكل عام، ستمنح المراقبة عن بُعد وفي الوقت الفعلي دقة أفضل في تقدم مشروعات. ومن ثم اتخاذ الإجراءات فورية لإعادة المشاريع إلى مسارها في حالة وجود اي انحراف في تقدم المشروع عن المسار المخطط له.

2.3,3. تحسين الإنتاجية وتحكم أفضل في التكاليف Improving Productivity and Cost Control

يمكن للرؤية الحاسوبية مراقبة مواقع البناء(أداء العمال والمعدات) على مدار الساعة طوال أيام الأسبوع، كذلك يمكن للبرنامج قياس المدة التي تستغرقها مهمة معينة. بالإضافة إلى تحديد الموارد غير المستغلة، مثل العمال والمعدات والمواد. بعد ذلك، يمكنك تخصيص هذه الموارد لمناطق يمكن إعادة نشرها فيها[25]. لا يمكنك فقط تحسين الإنتاجية من خلال تخصيص الموارد بشكل أكثر كفاءة، وتحقيق تحكم أفضل في التكلفة. باستخدام رؤية الحاسوب وخوارزميات التعلم العميق، يمكن تحليل أداء إنتاجية المقاولين. يتم ذلك من خلال تصنيفها بناءً على درجات الانتاجية مثل عدم التأهيل، وضعف الأداء وقضايا الالتزام بالمواعيد. باستخدام هذه الأفكار، ستتمكن من العمل عن كثب مع المقاولين، ومن ثم تحسين الإنتاجية وتحكم أفضل في التكاليف. وبالتالي استخدام الموارد البشرية بشكل أفضل[26]. بمرور الوقت، ستكون خوارزميات التعلم العميق قادرة على تزويدك بالتخطيط الأمثل في تنسيق القوى العاملة وتفويض المهام.

3.3,3. ضمان الامتثال للسلامة Ensuring Safety Compliance

يمكن استخدام رؤية الحاسوب لتحديد ما إذا كان هناك أي انتهاكات لمعدات الحماية الشخصية أو امتثال آخر للسلامة. في أي وقت، سيكون النظام قادرًا على تحديد ما إذا كان العمال يرتدون معدات الوقاية الشخصية الخاصة بهم مثل الخوذة والأحذية المناسبة وسترة الحماية في مواقع العمل[27]. إذا كان هناك أي خرق للسلامة، سيتم تنبيه مفتشي السلامة. ومن ثم يمكن لمفتشي السلامة أيضًا اتخاذ الإجراءات اللازمة على الفور قبل وقوع أي حوادث.

4.3,3. تتبع كميات المواد Tracking material quantities

يمكن للرؤية الحاسوبية تتبع كميات مواد البناء المخزنة في موقع البناء. يمكن أن توفر التقنية تنبيهات مسبقًا عند انخفاض الكميات، او أي اهلك للمواد بسب سوء التخزين والمناولة. لن يساعد هذا فقط على تحسين أداء المشروع من خلال تحديد المواد غير المستغلة بالكامل، بل سيساعد أيضًا على تقليل هدر المواد ويؤدي إلى تحكم أفضل في التكلفة.

5.3,3. مراقبة الجودة

تساعد رؤية الحاسوبية في تقليل عمليات إعادة العمل من خلال رصد عيوب وانحرافات الجودة وعدم المطابقة. ومن ثم تحقق ضمان الجودة / مراقبة الجودة، بمساعدة BIM يمكن تحقيق التكامل بينهم في تقييم الأبعاد ومراجعة المواصفات، واكتشاف العيوب مثل التشققات واختلال المحاذاة وتناقضات الأبعاد باستخدام الميزات المرئية، والملمس، واللون، والحواف، وما إلى ذلك. وبالتالي تزيد من كفاءة مراقبة الجودة وتقليل الجهد البشري. على الرغم من هناك جهود بحثية عديدة في استخدام رؤية الحاسوب في الجودة الا انها مازالت محدودة إلى حد ما في مراقبة الجودة.

6.3,3. منع الوصول غير المصرح به Preventing unauthorized access

تُستخدم حلول الرؤية الحاسوبية بالفعل في العديد من مواقع العمل للتحكم في الوصول. من خلال تحديد لوحات الترخيص، يمكن أن يمنع الوصول غير المصرح به للمركبة. وبأخذ الأمور إلى أبعد من ذلك، تستخدم التكنولوجيا أيضًا التعرف على الوجوه ويمكنها تلقائيًا تحديد الأشخاص غير المصرح لهم.

4. امثلة تطبيقية لرؤية الحاسوب في مواقع البناء Practical examples of CV in Construction

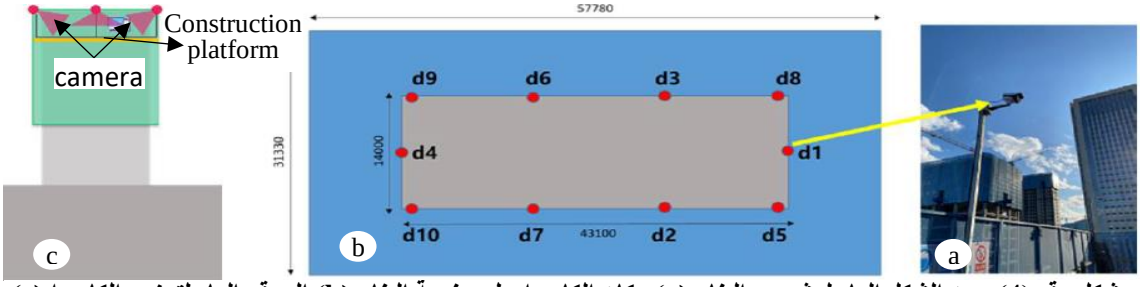
تعد تطبيقات تقنيات الرؤية الحاسوبية وسيلة قوية ومؤتمتة للمراقبة الميدانية، لاستخراج المعلومات المتعلقة بالإنتاجية والسلامة من صور ومقاطع فيديو الموقع، وتعتبر حلولاً فعالة مكملة لممارسات المراقبة اليدوية الحالية التي تستغرق وقتاً طويلا وغير الموثوق في دقتها. يستعرض هذا الجزء من البحث بعض المحاولات والتجارب السابقة في تطبيقات البناء من منظور تقني وعملي من أجل فهم الوضع الحالي لتقنيات رؤية الحاسوب، في مجال إدارة ومتابعة البناء القائم على رؤية الحاسوب المعتمدة على 3 إجراءات رئيسية وهي (1) اكتشاف الأشياء؛ (2) تتبع الكائن؛ و (3) التعرف على الإجراءات. ينصب التركيز في هذه الامثلة على تطبيقات رؤية الحاسوب التي يمكن استخدامها في صناعة البناء لحل مشكلات البناء لمراقبة وتحسين الإنتاجية، وتحركات المعدات بالموقع وكذلك مراقبة السلامة والصحة لتحديد الأعمال غير الآمنة التي تنتهك قواعد السلامة والصحة؛ من أجل القضاء على المخاطر المحتملة في الوقت المناسب، وتحقيق الخطط الإنتاجية للمشروع.

1.4 مراقبة وتتبع إنتاجية البناء Monitoring and Tracking the Productivity of the Construction

تعد إنتاجية العمال عاملا أساسياً في البناء الهندسي، مما يؤثر بشكل مباشر على وقت وجودة كل عملية، ونظراً لقيود الموارد البشرية وتكاليف الوقت، فإن معظم أطراف البناء تتحكم فقط في تقدم المشروع على المستوى الكلي، وليس لكل عملية بالتفصيل. في مجال البناء الهندسي، تعتمد معظم طرق المراقبة التقليدية على المراقبة اليدوية، وغالباً ما يوجد قصور في تغطية كل جانب من المشروع، وذلك لمراقبة سلوك العمال، وجودة العمل، وتنفيذ المهام في مواقع البناء، مما يتطلب إلى مزيد من المشرفين؛ لتحقيق الإشراف الشامل على حالة مواقع البناء في الوقت الفعلي[28]. مما يزيد من التكاليف بشكل مبالغ فيه. ونتيجة لذلك، تم إدخال العديد من التقنيات المتقدمة في الإنشاءات الهندسية، مثل تطبيق استخدام الفيديو والصورة، ورؤية الحاسوب ومستشعرات الحركة لمراقبة ومتابعة الأداء والتعرف على نشاط العمال[29]. لما لها من ميزات جديدة مثل التعلم العميق، والتكامل عبر الحدود، والتعاون بين الإنسان والآلة، والتحكم الذاتي[30].

1.1.4 طريقة تجميع واعداد المعلومات Preparation of Dataset

تم عمل نموذج Center Net لتجميع لقطات الفيديو عبر مجموعة من الكاميرات مأخوذة من موقع بناء مشروع لمبني اداري في مقاطعة Donggang Business District, Dalian City, في الصين البناء يعتمد على كور خرساني في منتصف المبني يشيد باستخدام تكنولوجيا الشدات المنزلقة كما هو موضح في الشكل رقم (4) يبين توزيع وتركيب العديد من الكاميرات التي يمكنها تسجيل مقاطع الفيديو الإنشائية بشكل مستمر دون حجب للرؤية بسبب الزيادة في الطوابق



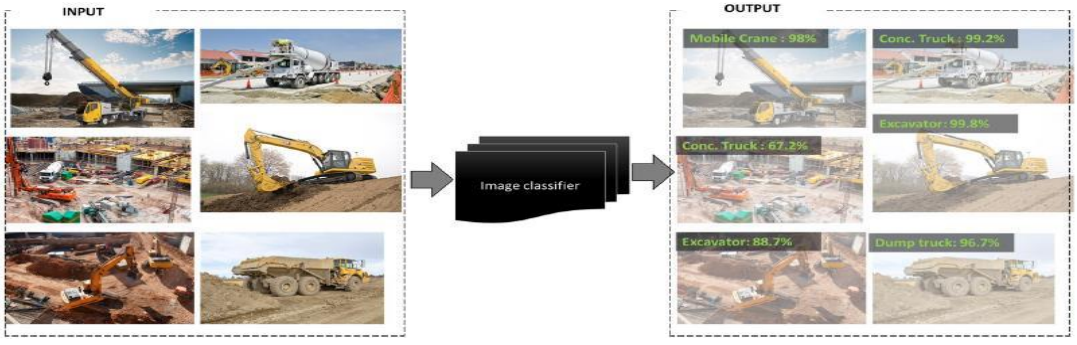
شكل رقم (4) يبين الشكل العام لمشروع البناء (a) مكان الكاميرا على منصة البناء (b) الموقع العام لتوزيع الكاميرا (c) المخطط الجانبي لارتفاع البناء مع وضع الكاميرات من منصة البناء

تم توصيل جميع الكاميرات بشبكة تقوم بنقل إشارات الفيديو إلى جهاز حاسوب. تم تجهيز نظام تسجيل الفيديو بالكامل بوحدة إمداد طاقة خاصة لضمان استمرار تسجيل الفيديو. شكل رقم (5) يظهر مصدر الصور بالتفصيل والتي تحتوي مجموعة البيانات خمس فئات من الكائنات وهي: العمال الذين يؤدون مهام البناء (عامل worker)، وأجزاء تشير إلى (تسليح العمود column وتسليح الكمرةbeam)، وحواجز الحماية من الجهتين اليمني واليسر للمساعدة في تحديد موقع العمال (Rguardrail, Lguardrail) [30]

شكل رقم (5) يبين الشكل تفاصيل مجموعة البيانات الملتقطة من الكاميرات **(a)** صورة من الكاميرا (D02)، **(b)** صورة من الكاميرا (D06) **(c)** صورة من الكاميرا (D09) [30]

2.1.4 تصنيف الصورة والكائن Image and object classification

تصنيف الصورة هو أحد مهام رؤية الكمبيوتر الأساسية لأخذ صورة إدخال وتحديد "الفئة" التي تقع الصورة تحتها (أو احتمال أن تكون الصورة جزءًا من "فئة"). على سبيل المثال، يمكن لخوارزمية تصنيف الصور التقاط صور لمعدات مختلفة في موقع بناء كمدخلات وتعيين ملصق فئة مثل "حفارة"، "شاحنة قلابة"، "رافعة شوكية" وما إلى ذلك لكل صورة كما هو واضح في شكل رقم (6). أو يمكن أن تأخذ صورة واحدة كمدخل وتوفر احتمالية أن الصورة تنتمي إلى فئة معينة من المعدات (مثل "هناك احتمال 90٪ أن هذا الإدخال عبارة عن حفار"). في بعض الأحيان، يتم تقسيم الصورة أولاً إلى كائنات منفصلة بداخلها ثم يتم تصنيف كل كائن على حدة. هذا النوع من التصنيف يحاكي نوع التحليل الذي يقوم به البشر ويسمى تصنيف الكائنات. إنها عملية التنبؤ بفئة معينة ينتمي إليها كائن بناءً على ميزات على مستوى الكائن. الكائن في سياق الصور هو مجموعة من البيكسلات داخل الصورة تنتمي إلى نفس الحالة.



شكل رقم (6) يبين تقنيات التصنيف المستخدمة لتصنيف معدات البناء والمهام[32]

3.1.4 التعرف على الأشياء Object recognition

كما نوقش أعلاه، يوفر تصنيف الصور فقط معلومات حول ما إذا كان (وبأي احتمالية) موضوع الاهتمام موجودًا في صورة أم لا. في المقابل، يتضمن التعرف على الكائنات مهام التصنيف والتوطين، أي أنه يحدد الكائنات ويحددها في الصور أو مقاطع الفيديو. غالبًا ما يكون أسلوبًا أكثر فائدة لأنه يسمح بتحديد كائنات متعددة وتحديد موقعها داخل نفس الصورة. تتعرف تقنية التعرف على الكائنات على فئات الكائنات وموقع كل كائن من خلال توفير مربع محيط يغلف كائنات مختلفة ذات أهمية في صورة[31]. عادةً ما تُخرج تقنيات الاكتشاف مستطيلاً حول الكائن المعروف المسمى Bounding Box (BB). جعلت التطورات في الشبكات العصبية التلافيفية من الممكن استخدام تقنيات التعرف على الأشياء في تطبيقات مثل الروبوتات والملاحة والاستشعار عن بعد القيادة الذاتية والمراقبة بالفيديو واكتشاف المشاة والعديد من التطبيقات الأخرى.

4.1.4 تتبع الكائن Object tracking

تتبع الكائن هو تقنية تستخدم لتتبع الكائنات أثناء تحركها عبر سلسلة من إطارات الفيديو مع الحفاظ على هويتها ومسارها. غالبًا ما تكون الكائنات المستهدفة عبارة عن أشخاص، ولكنها قد تكون أيضًا حيوانات أو مركبات أو أشياء أخرى مثيرة للاهتمام. تبدأ عملية تتبع الكائن بتحديد الكائنات وتعيين مربعات إحاطة لها (على سبيل المثال، اكتشاف الكائن). تقوم تقنيات تتبع الكائن بتعيين معرف لكل كائن محدد في الصورة، وفي الإطارات اللاحقة تحاول الانتقال عبر هذا المعرف وتحديد الموضع الجديد لنفس الكائن. يعد اكتشاف الأجسام المتحركة والتتبع المستند إلى الحركة من مكونات تطبيقات العالم الحقيقي المختلفة، بما في ذلك تتبع المشاة[32]. والتفاعل مع الكمبيوتر البشري[33]، والمركبات المستقلة، والروبوتات، والتعرف على أساس الحركة، وفهرسة الفيديو، والمراقبة والأمن[34]. مقارنةً باكتشاف الكائن الثابت، يواجه تتبع الكائن تحديات مثل إعادة تحديد الهوية - توصيل كائن في إطار واحد بنفس الكائن في الإطارات اللاحقة.

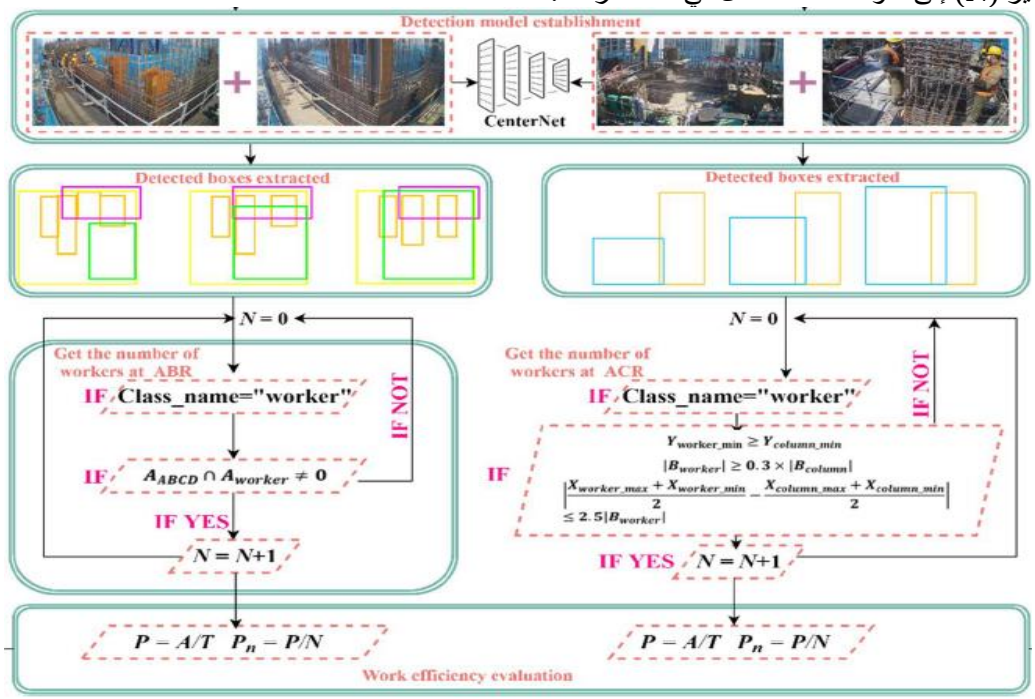
5.1.4 التعرف على العمل Action recognition

يعد التعرف على النشاط او الاجراء مهمة أخرى مهمة في رؤية الحاسوب تهدف إلى التعرف على تصرفات الكائنات من سلسلة من الصور / مقاطع الفيديو. يتضمن التعرف على الإجراء استخراج الميزات من الإطارات المتتالية للفيديو، لتحديد وتصنيف إجراء بناءً على مجموعة من فئات الإجراءات المحددة مسبقًا والشكل رقم (7) يبين مراحل التعرف على الاجراءات. تتكون غالبية أطر التعرف على الإجراءات الحالية من استخراج الميزات، وبناءً على الميزة المستخرجة يتم تحديد الاجراء، وتصنيف الفيديو باستخدام التمثيل[35]. نظرًا لأن هذه المهمة تتطلب تحليل دفق مستمر من الصور (أو الفيديو) ذات الصلة، فإن الشبكات العصبية المتكررة (RNNs) مفيدة للغاية في مشاكل التعرف على الإجراءات. تستخدم لتحديد تصرفات المعدات المختلفة لحساب الإنتاجية وإجراءات العمال لضمان وضع العمل المناسب والحركة المركبات والمعدات للتخطيط اللوجستي والإدارة وما إلى ذلك.

شكل رقم (7) يبين التعرف الاجراءات لتحديد نوع العمل الذي يتم من خلال الصور الملتقطة بالكاميرات[32]

6.1.4 تقييم الإنتاجية Evaluation for the Productivity

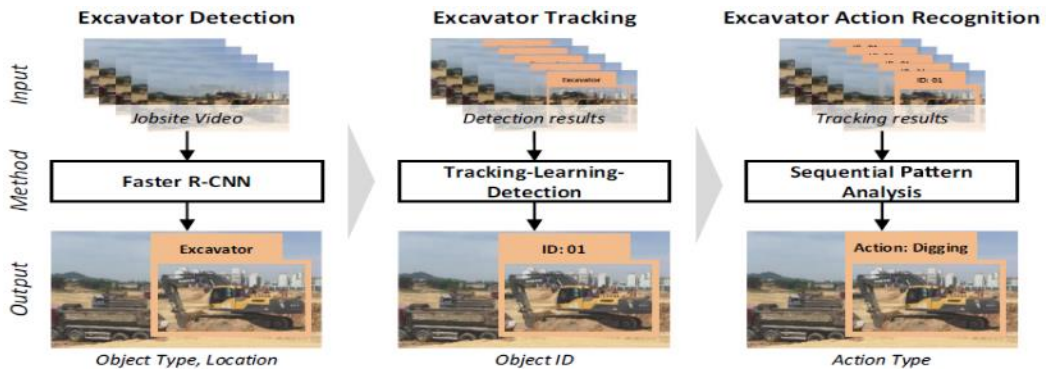
اعتمادا على أنظمة رؤية الحاسوب لتقييم إنتاجية العمل تم تحديد ومراقبة عمليات البناء والأنشطة اللازمة لتجميع وتقوية حديد التسليح للعمود assembling column reinforcement (ACR) وكذلك تحديد ومراقبة الأنشطة اللازمة لتجميع حديد التسليح للكمرة assembling beam reinforcement (ABR)من خلال معرفة الوقت المستغرق وعدد العمال المشاركين في المهمة، وحجم العمل الذي تم إنجازه. حيث تمثل (P) الإنتاجيه، (Pn) هو متوسط إنتاجية العمل للعمال(A) . هو عامل التضخيم يؤخذ على أنه 10000في هذا المثال[35]. بينما يشير (T) إلى المدة اللازمة لأداء المهمة، وتشير وفي نفس الوقت الي الانتاجية خلال هذه المدة، قد تكون قيمة (T) كبيرة؛ على سبيل المثال، عندما تكون T = 5000 ثانية، تكون (P) تساوي 0.0002 فقط. قد يكون وجود عدد كبير جدًا من الأرقام بعد الفاصلة العشرية غير مناسب للتحليل والمقارنة[36]. لذلك، لتقديم نتائج التقييم بشكل أفضل يتم استخدام معامل التضخيم (A)بقسمة (A) على (N) للحصول على (P)، ومن ثم الحصول على (Pn) كما هو واضح في الشكل رقم (8) مخطط انسيابي للطريقة المقترحة، بينما تشير (N) إلى متوسط عدد العمال في هذه الدراسة.



شكل رقم (8) يبين مخطط انسيابي للطريقة المقترحة لتقييم الانتاجية[36]

2.4. مراقبة ومتابعة معدات الحفر بناءً على تحليل النمط المتسلسل لرؤية الحاسوب

تعد مراقبة إنتاجية معدات البناء، هي عملية قياس وتحليل وتحسين الكفاءة التشغيلية وأداء المعدات؛ لأن إنتاجية المعدات تُعرّف على أنها نسبة المخرجات (أي كمية الاداء التي تقوم به المعدة) إلى موارد المدخلات (أي ساعات عمل المعدات في مواقع العمل)، وهذه المعلومات ضرورية لتقدير الوقت والتكاليف المطلوبة للعمليات المتكررة[36]. من خلال



شكل رقم (9) العمليات الرئيسية للدراسة والتي تأخذ في الاعتبار أنماط العمل المتسلسلة

مراقبة العمليات، من الممكن أيضًا تحديد عوامل الخطر المحتملة التي يمكن أن تؤثر على الإنتاجية بشكل سلبي. تهتم هذه الدراسة بعرض نهج قائم على رؤية الكاميرا لمراقبة حركات المعدات باستخدام بيانات الفيديو التي تم جمعها من الكاميرات يمكن تلقائياً التعرف على عمليات المعدات وتسجيلها[37]. ومن ثم يمكن أن تساعد هذه المعلومات مديري المواقع بشكل أكبر في اتخاذ الإجراءات التصحيحية المناسبة لمنع انخفاض الإنتاجية[38]. وتتضمن الدراسة ثلاث عمليات رئيسية هي: تحديد موقع الحفار، وتتبع الحفار، والتعرف على عمل الحفار كما هو مبين في الشكل رقم (9). من خلال تحليل الصور الملتقطة[39،40]. بعد ذلك، يتم تعقب الحفارات بواسطة خوارزمية التتبع والتعلم والكشف، للتعرف على أنواع تشغيل الحفارات، والحصول على معلومات مفصلة حول كفاءتهم التشغيلية وقياس مؤشرات الأداء، على سبيل المثال، وقت دورة التشغيل، ووقت التوقف، ومعدل العمل المباشر[41]. اعتمدت هذا الدراسة على خوارزميتين متقدمتين للتعلم العميق هما :- convolutional neural network (CNN)،delayed Long Short-Term Memory (DLSTM) معالجة التسلسلات الزمنية الكاملة للبيانات ومعالجة الصور من خلال رؤية الحاسوب، ويأخذ في الاعتبار أنماط العمل المتسلسلة لحفارات جرف التربة لتحليل وقت الدورة الأوتوماتيكي والإنتاجية. تتضمّن وحدات(DLSTM)، خليّة ذاكرة يمكنها الاحتفاظ بالمعلومات في الذّاكرة لفترات طويلة من الزّمن. تم تصميم أنماطها المتسلسلة للميزات المرئية ودورات التشغيل وتدريبها باستخدام خوارزمية التعلم العميق[42].

1.2,4. كشف موقع الحفار Excavator detection

الغرض من هذه العملية هو الحصول على معلومات حول مواقع وأبعاد الحفارات في لحظة معينة يتم إدخال الصورة الأصلية في مجموعة من طبقات الالتفاف من خلال خوارزميات، من أجل إنشاء خريطة معالم للصورة المدخلة. يمكن أن توفر خريطة المعالم معلومات أساسية حول المكان المحتمل لتواجد الكائنات المستهدفة[43]. اكتشاف حفارات تحريك التربة التي يتغير مظهرها وأشكالها باستمرار، وتتوافق هذه النتائج أيضًا مع الدراسات الأخرى القائمة على الرؤية في البناء[44،45] أثبتت خوارزميات اكتشاف الكائنات في التعلم العميق قدرتها على تحديد مجموعة متنوعة من الكائنات من الصور ومقاطع الفيديو بسرعة تقترب من الوقت الفعلي كما هو مبين في الشكل رقم(10).

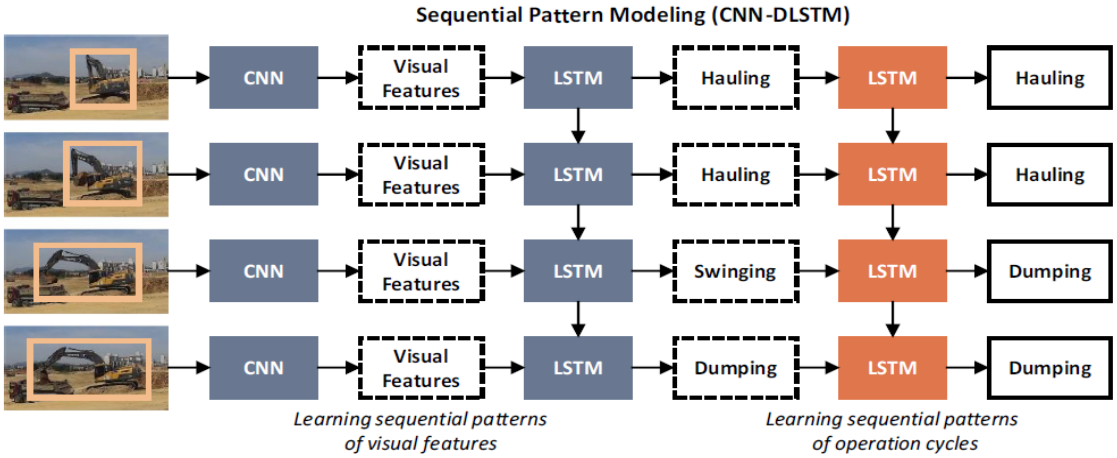
2.2.4 تتبع الحفار Excavator tracking

استخدمت خوارزمية التتبع والتعلم والكشف (TLD) التي تم تطويرها[46] لأنه تتمتع بأداء مقبول لتتبع معدات البناء. ترتبط عملية تتبع الحفار بصور متسلسلة لتوفير معلومات تتعلق بمسارات الحفارات ومكانة من خلال تشغيل كاشف ومتعقب مزود بأجهزة استشعار للتتبع وتخزين النتائج النهائية، وفي نفس الوقت لديه القدرة على التعامل مع التغييرات المفاجئة للحفارات (نتيجة الحركات المتعددة التي تقوم بها)، وكذلك بيئات مواقع العمل. ومع ذلك، قد يواجه الكاشف صعوبة في التقاط الحفارات المستهدفة في حالة حدوث أحداث غير متوقعة لم يتم تضمينها في البيانات. يتم معالجة أوجه القصور هذه بواسطة المتعقب لأن المتعقب يحلل إطارات الصور بالتسلسل ويوضع المناطق الأكثر تشابهًا بين الصور المتتالية بناءً على المعلومات الحركية (مثل المواقع والسرعة والحجم)؛ وبالتالي، يمكن للمتتبع التكيف مع التغييرات التدريجية في خصائص الكائن، على سبيل المثال، تغير شكل الحفارات بسبب دورانها؛ وبالتالي، يمكن منع أخطاء الكشف المحتملة من خلال قدرة المتعقب على التكيف مع التغييرات الملحوظة.

شكل رقم (10) يبين من خلال خوارزميات رؤية الحاسوب يمكن اكتشاف وتعقب المعدات باختلاف البيئات التي تعمل فيها[45]

3.2.4 التعرف على طريقة عمل الحفار Excavator action recognition

تتعرف هذه العملية على مهام تشغيل الحفار، يقوم الحفار بستة أنواع من المهام، مثل "الحفر digging " و"السحب hauling " و "الإغراق dumping " و "التأرجح swinging " و "الحركة moving " و "التوقف stopping "، العمليات الستة بأسلوب متكرر ودوري من خلال تحليل النمط المتسلسل. يبين الشكل رقم (11) سير عمل تحليل النمط المتسلسل. يتم التعرف على نوعين من أنماط العمل المتسلسلة للحفارات، أي الميزات المرئية visual features ودورات التشغيل operation cycles، باستخدام الشبكة العصبية التلافيفية (CNN) والذاكرة قصيرة المدى مزدوجة الطبقة (DLSTM). من خلال دمج هذه الأنماط المتسلسلة المتشابهة في إطار التعرف على الإجراءات، من المتوقع أن يستنتج أنواع عمليات الحفارات بشكل أكثر فعالية[44].



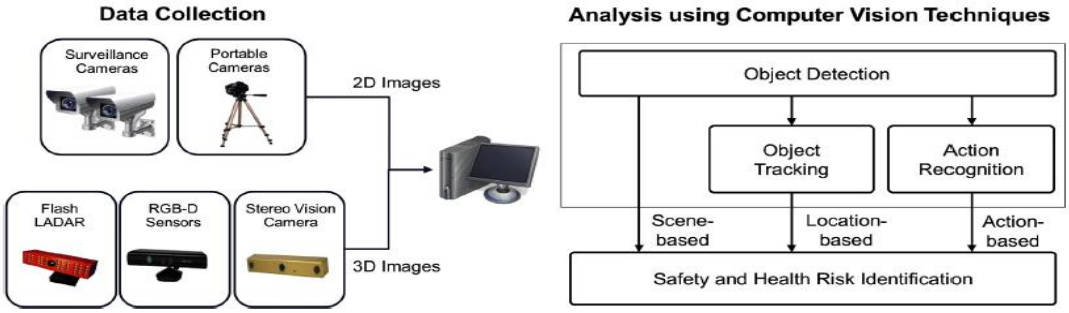
شكل رقم (11) منهجية تحليل النمط المتسلسل[44]

3,4. إدارة السلامة في مواقع البناء باستخدام رؤية الحاسوب Safety at Construction site using (CV)

يواجه عمال البناء عمومًا أخطار عالية قد تؤدي الي الوفاة وإصابات العمل بسبب طبيعة العمل في موقع البناء. يمكن تجنب العديد من هذه الإصابات إذا كان العمال يرتدون دائماً معدات الحماية الشخصية المناسبة أثناء العمل. عادة ما يستخدم مديرو المشاريع كاميرات المراقبة لمراقبة امتثال عمال البناء لإرشادات السلامة. يُطلب من جميع عمال البناء ممارسة تدابير السلامة وارتداء معدات الحماية الشخصية personal protective equipment (PPE). ومع ذلك، يصعب على مفتشي السلامة فرض الامتثال للسلامة على مدار الساعة طوال أيام الأسبوع من خلال المراقبة اليدوية فقط. يمكن استخدام رؤية الحاسوب لتحديد ما إذا كان هناك أي تجاوزات او عدم امتثال لأوامر إدارة السلامة بالموقع. للكشف عن أخطار السلامة من خلال تحليل الصور الملتقطة في مواقع العمل؛ لرصد اي تجاوزات لإرشادات السلامة. في أي وقت، سيكون النظام قادرًا على تحديد ما إذا كان العمال يرتدون معدات الوقاية الشخصية الخاصة بهم مثل الخوذة، وقفازات اليد، والأحذية المناسبة، وسترة الحماية، ونظارات سلامة الرؤية احيانا في مواقع العمل. أيضًا، يمكن اكتشاف المسافة الآمنة وارتداء الأقنعة في فترة الوباء لمنع الانتشار. ومن ثم، يمكن للرؤية الحاسوبية أيضًا اكتشاف التجاوزات والمخلفات في موقع العمل وتنبيه مفتشي السلامة لاتخاذ الإجراءات اللازمة على الفور قبل وقوع أي حوادث.

1.3.4 جمع بيانات الصور Imagery data collection

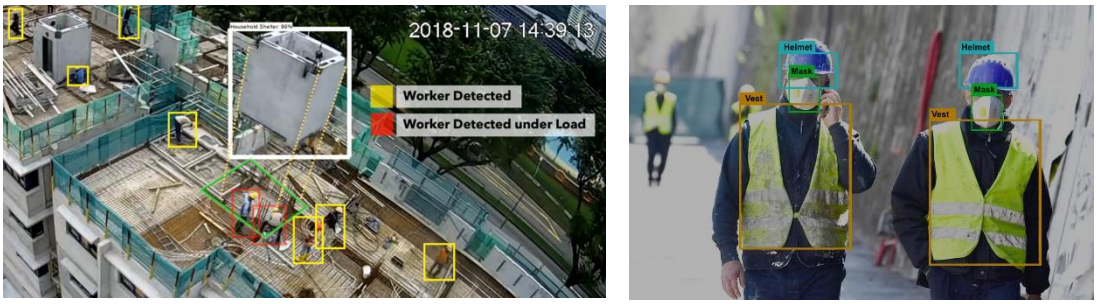
تتطلب مراقبة السلامة والصحة القائمة على الرؤية الحاسوبية صوراً أو مقاطع فيديو في البناء، لذلك تم تطبيق كاميرات الفيديو على نطاق واسع لمراقبة وتوثيق أنشطة البناء في مواقع البناء، ولتزويد مديري المشاريع صورة حية للمشاريع البعيدة[47،48]. في الآونة الأخيرة، بسبب زيادة توافر أجهزة استشعار البيانات ثلاثية الأبعاد الجديدة؛ أصبح استخدام البيانات ثلاثية الأبعاد شائعاً في تطبيقات رؤية الحاسوب[49]؛ حيث ووجدت أن المقاربات ثلاثية الأبعاد والمجمعة أظهرت دقة تصنيف أعلى من النهج القائم على البيانات ثنائي الأبعاد. يعمل النهج المستند إلى البيانات ثلاثية الأبعاد بشكل أفضل لأن البيانات ثلاثية الأبعاد أقل حساسية للإضاءة أو تباينات الألوان، وتحتوي على إشارات هندسية، وتوفر فصلاً أفضل عن الخلفية[50]. في البناء، تستُخدم أنظمة التصوير ثلاثي الأبعاد القائمة على الليزر وأنظمة الرؤية المجسمة بشكل عام لجمع بيانات ثلاثية الأبعاد في الوقت الفعلي في مواقع البناء[51]. شكل رقم (13) يبين كيفية عمل الأساليب القائمة على رؤية الحاسوب لمراقبة السلامة والصحة من خلال التقاط الصور ثم معالجتها، ولذلك يجب أن يعتمد اختيار أجهزة استشعار الصور على الغرض من تقنيات الرؤية الحاسوبية تشي طبقا معايير مقترحة لاختيار أجهزة جمع بيانات الصور المناسبة لتحديد الكائن وتتبعه في مواقع البناء[52].



شكل رقم (13) يبين كيفية عمل الأساليب القائمة على رؤية الحاسوب لمراقبة السلامة والصحة من خلال التقاط الصور ثم معالجتها[53].

2.3.4 كشف الكائن Object detection

من خلال خوارزميات التعلم العميق يمكن اكتشاف الأشياء بشكل مباشر وتحديد الظروف غير الآمنة والأفعال في مواقع البناء (على سبيل المثال، اكتشاف عدم ارتداء معدات الحماية الشخصية ومنطقة الخطر من حركة المعدات ...الخ). كذلك يساعد اكتشاف معدات السلامة مثل سترات الأمان والقبعات الصلبة في تمييز عمال البناء عن الآخرين الذين لا يرتدون معدات السلامة لمراقبة السلامة[53،54] أيضًا، يمكن اكتشاف المسافة الآمنة وارتداء الأقنعة باستخدام رؤية الحاسوب في فترة الوباء وبالتالي منع الانتشار له. ومن ثم التميز بين المشرفين أو المهندسين والمشاة[55]. يعمل اكتشاف الكائنات في الصور أو تدفقات الفيديو كخطوة أولى لأنظمة القائمة على رؤية الحاسوب مثل تتبع الكائن والتعرف على الكيانات المتعددة التي سيتم تعقبها في سلسلة من الصور[56،57]. أو تتبع الكائنات إطاراً تلو الآخر في صور متسلسلة[58]. كما هو مبين في شكل رقم (14). يتعلق النهج القائم على المشهد بفهم وتقييم أي خطر محتمل في مشهد ثابت من خلال فحص المشهد في سياق الأمان؛ ومن ثم يمكن تحديد إذا كانت العمال في مناطق غير آمنة ام لا.



شكل رقم (14) يبين الإجراء العام لاكتشاف وجود معدات الحماية الشخصية ومنطقة الخطر[58]

3.3.4 تتبع الكائن Object tracking

أحد العوامل الرئيسية لتحديد الظروف أو الأعمال غير الآمنة في مواقع البناء هو موقع كيانات المشروع وعلاقتها مع بعضها كما هو موضح في شكل رقم (15)[57]. ولذلك، أكدت جهود الأبحاث السابقة في مجال البناء على الحاجة إلى التتبع الآلي لكيانات المشروع لمراقبة السلامة في الوقت الفعلي في مواقع البناء[59]. مقارنة بأساليب التتبع القائمة على المستشعرات او الترددات الراديوية وأنظمة المواقع العالمية (GPS) فإن طرق التتبع القائمة على رؤية الحاسوب لها مزايا عديدة: (1) لا تحتاج الي توصيل أجهزة استشعار في كيانات المشروع؛ (2) يمكن أن تغطي عروض الكاميرا

شكل رقم (15) يبين الإجراء العام للتتبع الكائن[64]

مساحة كبيرة من مناطق البناء؛ (3) يمكن تتبع (كيانات متعددة للمشروع في وقت واحد[60]. ركزت مناهج التتبع القائمة على رؤية الحاسوب في البناء بشكل أساسي على التتبع ثنائي الأبعاد لكيانات المشروع[61]. ومع ذلك، قد لا تكون المواقع ثنائية الأبعاد للأشياء على الصور كافية لاستخراج معلومات جوهرية لحركة كيانات المشروع لأنه لا يمكن قياس القرب بين الكائنات أو حركات الكائنات (أي السرعة) بدقة على مستوى ثنائي الأبعاد، وبالتالي يصعب تحديد ما إذا كانت أنشطة كيانات المشروع آمنة أم لا بدون الحصول على مواقع ثلاثية الأبعاد لكيانات المشروع[62]. لذلك، يعد تتبع الكائنات ثلاثية الأبعاد أمراً ضرورياً في تطبيقات البناء لمراقبة السلامة لكيانات المشروع[56].

4.3.4 التعرف على العمل Action recognition

تم تطبيق تقنيات التعرف على الإجراء على البناء كوسيلة لاستخراج معلومات الحركة من بيانات الصور؛ للتعرف على الإجراءات بشكل صحيح، وأظهرت الأساليب التي تستخدم الميزات القائمة على الصور نتائج واعدة وقدمت نظرة ثاقبة للتعرف على الإجراءات لمعدات البناء والعمال[63]. اما بالنسبة للإجراءات وبعض المواقف المعقدة؛ قد لا تسمح هذه المعلومات بشكل كافٍ للفهم الشامل للمشهد في سياق الأمان. على سبيل المثال، قد لا يشير القرب بين الحفار والعمال بشكل مباشر إلى حالة غير آمنة إذا كان الحفار لا يعمل (حالة الخمول)[64]. من ناحية أخرى، عندما يتحرك الحفار ويدور ذراع الرافعة والجرافة لحفر التربة، يتعرض العمال الذين يعملون بالقرب من الحفار لمخاطر كبيرة إذا فشل مشغل الحفار في تحديد مكان العمال بالنسبة للحفار. توضح هذه الأمثلة الحاجة إلى أنواع مختلفة من المعلومات التي تساعد على فهم المشهد بشكل كامل. تحقيقا لهذه الغاية، ركزت الدراسات الحديثة على تقنيات التقاط الحركة من خلال تحليل وضعية الهيكل البشرية أو هياكل المعدات بعمل تمثيل خاص للمفاصل joint أو الزوايا المفصلية للهيكل لتحديد الحركة من خلال الوضعية[65]. يعتمد أداء هذا النهج بشكل كبير على جمع البيانات من حركة المفاصل الموجودة بهيكل

شكل رقم (16) يبين الإجراء العام للتتبع الكائن[68]

الحفار، لتتبع الحركات والتعرف عليها كما هو مبين في الشكل رقم (16). اختبرت وطوّرت العديد من الابحاث السابقة مناهج متنوعة قائمة على الرؤية لكل من تمثيل الصور وتصنيف الإجراءات، من خلال المفاصل الموجودة بالهيكل وهي مناسبة لتتبع والتعرف على حركات معدات البناء والعمال[66]. مجرد التعرف على الإجراءات التي تقوم بها المعدات والعمال. ومعلومات موقع تتبع الكائن وحالة التشغيل (الخمول والتشغيل)، يمكن أن يوفر فهمًا شاملاً للظروف غير الآمنة المحتملة. ومن ثم يمكن تقييم المخاطر المرتبطة بالإجراءات بناءً على قواعد السلامة والصحة الحالية[67].

4.4 تحديات تطبيق رؤية الحاسوب في البناء Challenges of applying (cv) in construction

تتضمن مهام البناء في كثير من الأحيان تفاعلات وتدخلات بين العمال والمعدات، وتتطلب مراقبة السلامة والصحة تتبع أهداف متعددة في وقت واحد، وهو أمر يمثل تحدياً كبيرا؛ نظراً للاختلافات الكبيرة والتعقيد في الحركات التي تتغير بمرور الوقت مما يسبب تداخل المسارات وبالتالي حجب للرؤية، وأحيانا تتشابه الكيانات نظرا لبعد المسافة مما يشير إلى أن العمال يمكن تصنيفهم بشكل خاطئ[68]. ولإدارة هذه المواقف التي يتداخل فيها العمال مع الصور[60]. صنفت سيناريوهات التداخل والحجب occlusion في ثلاث متواليات محتملة: (1) لا تداخل no occlusion؛ (2) تداخل جزئيpartial occlusion ؛ (3) تداخل شديد وحجب الرؤية severe occlusion [62]. وكذلك تغيير مظهر العمال اثنا التداخلات بين الكائنات المختلفة بالإضافة الي تحديات اخري ويمكن ايجاز التحديديات في النقاط التالية:

1.4.4 التحديات في عدم وجود مقاييس كمية محددة لتقييم المهام:

تشير هذه الدراسات إلى أنه لا توجد قاعدة مقبولة بشكل عام متاحة لتحديد المخاطر المستندة إلى رؤية الحاسوب أثناء مهام البناء، ويجب تحديد القواعد المحددة والقابلة للقياس مسبقاً للمهام المستهدفة التي سيتم تقييمها من مصادر متنوعة. وبالتالي، من أجل التطبيق العملي لمراقبة السلامة والصحة القائمة على رؤية الحاسوب لمهام البناء المتنوعة، يجب إكمال المزيد من الدراسات لتحديد المقاييس الخاصة بالمهمة والمقاييس الكمية لتقييم مهمة البناء، وكذلك التعرف على أنواع مختلفة من معدات الموقع[60].

2.4.4 عقبات بسبب الظروف الديناميكية في مواقع البناء

يتميز البناء بديناميكيته مثل مواقع العمل التي يشارك فيها العديد من العمال، وأنواع متنوعة من المعدات والمواد، وبيئات العمل المتغيرة باستمرار[68]. تتسبب هذه الميزات الديناميكية في مواقع البناء في العديد من المشكلات الفنية لتطبيق رؤية الحاسوب، مثل التداخلات بأنواعها المختلفة الناتجة عن أنشطة البناء التي تنطوي على العديد من المعدات والعمال التي تحدث غالباً في مساحة مزدحمة تولد حتما مستوى كبير من التداخلات المعقدة[66].

3.4.4 اختيار مواضع الكاميرات المناسبة

على الرغم من انتشار كاميرات الفيديو أو كاميرات المراقبة بشكل متزايد في مواقع البناء، إلا أن استخدام هذه الكاميرات لمراقبة الأداء في الموقع يمكن أن يكون محدوداً بسبب: (1) التغيير المستمر لمساحات العمل لمهام إنشاء محددة؛ (2) إمكانية الوصول المحدودة إلى أماكن العمل؛ (3) التداخلات المتكررة عند إجراء مهام متعددة في مساحة محدودة[69]. لهذه الأسباب، يجب تحديد عدد الكاميرات وموضعها بعناية قبل العمل. من الناحية العملية، تختلف أعداد ومواقع الكاميرات المطلوبة للمراقبة القائمة على الرؤية اعتمادا على خوارزميات رؤية الحاسوب المطبقة لأن معظم الدراسات في البناء افترضت ظروف موقع محددة طبقا لظروف كل موقع، ودقة الكاميرات المستخدمة حيث تتأثر الدقة ايضا عادة بالمسافات بين الكاميرات؛ وبالتالي يجب النظر في اختيار موقع الكاميرا الأمثل لتحسين جودة المراقبة[70]. وأيضا معايرة الكاميرات ذات أهمية للمشاريع واسعة النطاق حيث يتم رؤية الكائنات على مسافات مختلفة[70].

4.4.4 مشكلة الخصوصية بسبب المراقبة المستمرة في مواقع البناء

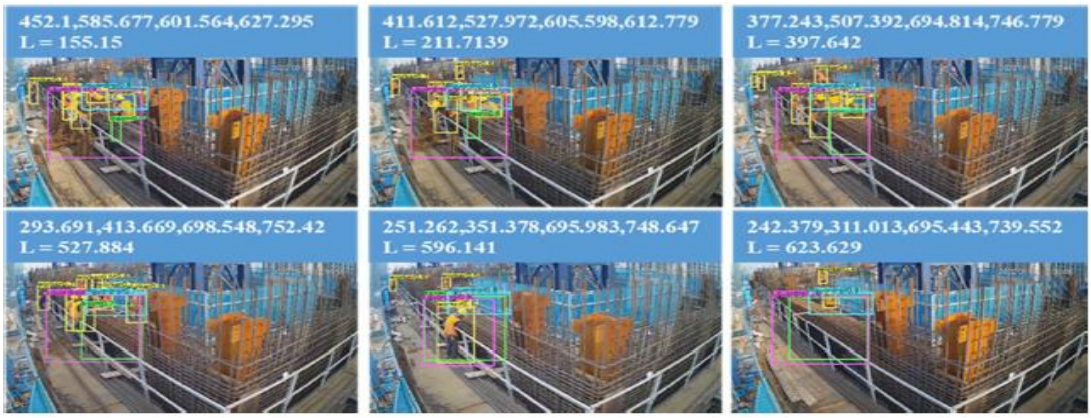
تعتمد رؤية الحاسوب على بيئة الحوسبة سريعة التطور لجمع معلومات "مدركة للسياق" حول ماذا ومتى وأين يفعل العمال[71]؛ هذا يثير الجدل حول ما إذا كان يجب السماح بالمراقبة الآلية للعمال باستخدام الكاميرات أو أجهزة تتبع الموقع أم لا[72]. يدعم البعض المراقبة الآلية في مكان العمل بسبب الفوائد التنظيمية، بينما ينتقدها البعض الآخر لأنها يمكن أن تزيد من الضغط على العمال من خلال تجريد العمال من إنسانيتهم بشكل أساسي عن طريق غزو خصوصية العمال[73]؛ وبالتالي فإن المراقبة المفرطة للعمال في أماكن العمل يمكن أن تضر بالعمال لعدد من الأسباب[74]:- (1) مخاوف تتعلق بالخصوصية عندما يتم الكشف عن معلومات العمال دون موافقتهم؛ (2) تقييد السلوكيات الإبداعية إذا أدرك العمال أن أفعالهم تخضع للمراقبة؛ (3) التعود على المراقبة مما يقلل من مقدار التزامهم ودوافعهم[75].

5. النتائج والتوصيات Findings and Recommendations

الرؤية الحاسوبية هي تقنية حديثة تمنح الذكاء الاصطناعي البصر. تشبه رؤية الحاسوب والذكاء الاصطناعي معًا وجود مجموعة إضافية من العيون تبحث في كل جانب من جوانب المشروع . جمع المعلومات باستمرار وتحليلها في الوقت الفعلي يحسن من سرعة اتخاذ القرار المناسب في الوقت الفعلي. تجعل تطبيقات الرؤية الحاسوبية مشاريع البناء أكثر إنتاجية، وكفاءة، وأمانًا، وربحية. وفي نفس الوقت تحسين ورفع كفاءة اداء مشروعات البناء؛ والاستفادة منها في إدارة السلامة ومراقبة التقدم وتتبع الإنتاجية في البناء ويظهر ذلك واضحا من خلال نتائج التجارب التطبيقية التي تم عرضها في البحث وهي كما يلي:-

1.5 نتائج مراقبة وتتبع إنتاجية البناء

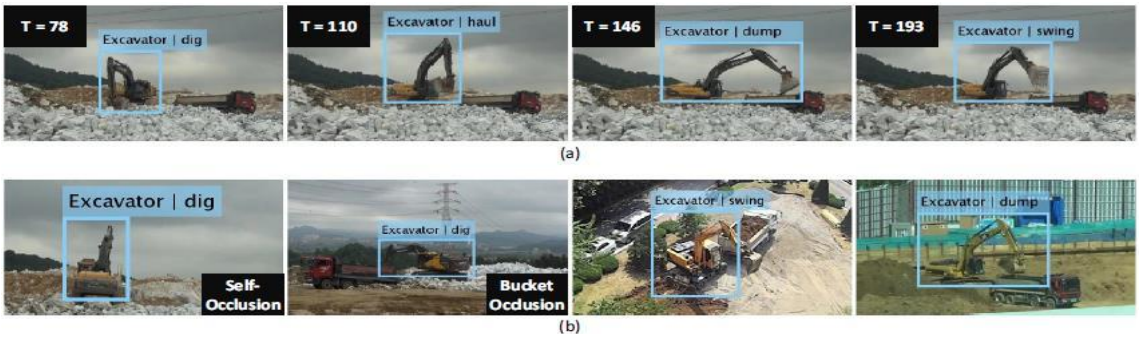
من خلال انظمة رؤية الحاسب يمكن تحديد علاقة الموقف بين العامل وكائن البناء، وكذلك تحديد عدد العمال الذين يشاركون في العملية(N). يمكن أيضًا الحصول على الوقت (T) لأداء المهمة والانتاجية(P) من خلال تحديد التغير في حجم الانتاج من خلال الصور والتغيير في كميات المواد. باستخدام (N) و(T)، يمكن تقييم الإنتاجية. نتائج هذه الدراسة تثبت جدوى الأساليب القائمة على رؤية الحاسوب في تقييم إنتاجية العمل. ومن ثم يمكن للمديرين التحقق من إنتاجية العمل بالتفصيل، وتحديد العمال الذين يؤدون عملاً غير فعال، ثم تخصيص موارد العمل بشكل أكثر منطقية لتعزيز وتحسين الجودة الكاملة للمشروع بأكمله. مع صقل الطريقة المقترحة والتوسع في تطبيقها، فإن النهج القائم على رؤية الحاسوب سيجعل من الممكن إجراء تقييم سريع للإنتاجية لكل عمليات البناء. تحتوي هذه الدراسة على بعض الأخطاء في النتائج، ومعظم هذه الأخطاء ناتجة عن التداخل بين العناصر او الكائنات؛ مثل إخفاء العمال أو عناصر البناء. يمكننا التغلب على ذلك بإضافة عدة كاميرات في مشهد العملية لتوسيع الرؤية والتدقيق في تجميع البيانات المرئية، لمحاولة تقليل الأخطاء. ثانيًا، مسألة قابلية التطبيق: يمكن أن تمتد نتائج هذه الدراسة إلى عمليات أخرى لبناء مثل أعمال الحفر، واعمال صب الخرسانة، واعمال هيكل البناء. أخيرًا، يتم تقييم إنتاجية العمل من خلال تغيير إحداثيات الكائن في الصور او الفيديو كما هو مبين في شكل رقم (17)، مع تحديد الوقت المستغرق لأداء المهمة، وكذلك عدد العمال المشاركين في العملية. تتوافق قيمة تقييم إنتاجية العمل التي تم الحصول عليها مع الحالة الفعلية لموقع البناء، مما يشير إلى أن تطبيق رؤية الحاسوب لتقييم إنتاجية العمل الهندسي هو نهج ممكن تحقيقه في متابعة ومراقبة تنفيذ مشروعات التشييد.



شكل رقم (17) يبين تقيم الانتاجية من خلال حساب احداثيات المربعات الكائنات المختلفة[32]

2.5 نتائج مراقبة ومتابعة معدات الحفر بناءً على تحليل النمط المتسلسل لرؤية الحاسوب

قدمت هذه الدراسة منهجية مراقبة الإنتاجية للمعدات القائمة على الرؤية متعددة الكاميرات والتي تحلل مقاطع الفيديو الملتقطة من عدة كاميرات غير متداخلة في موقع العمل. وتضمنت الدراسة ثلاث عمليات رئيسية هي: تحديد موقع الحفار، وتتبع الحفار، والتعرف على عمل الحفار. دعمت النتائج التجريبية جدوى الطريقة المقترحة، كانت المنهجية قادرة على تتبع المعدات الثقيلة، والتعرف على أفعالهم الفردية، نجح النموذج في التعرف على أفعال الحفار حتى في ظروف المراقبة القاسية لتغيرات الإضاءة والتداخلات الجزئية في الرؤية الذي حدث بسبب تغييرات وضع الحفار أو الكائنات الأخرى بما في ذلك الشاحنات القلابة الأخرى القريبة كما هو واضح في (الشكل 18). أشارت النتائج إلى أن الإطار المقترح كان قادرًا على تفسير كل من الأنماط المتسلسلة للسمات المرئية ودورات التشغيل[76]،[77]. وخلص إلى إمكانية تطبيق أساليب التعرف على الإجراءات القائمة على الرؤية. وامكانية قياس وقت دورة حفارات تحريك التربة تلقائيًا وتحليل الأسباب الجذرية لانحرافات الإنتاجية والتدريب على تحسينها. يمكن أن يساهم هذا الإطار في النهاية في التعرف الآلي على العمل وتحليل تشغيل حفارات جرف التربة. لمعالجة أوجه القصور الجوهرية في النهج القائمة على الرؤية، واقتراح البدائل الممكنة لتحسين الأداء في الموقع.



شكل رقم (18) يبين (a) المراقبة المستمرة لأنواع العمليات التي يقوم بها الحفار؛ (b) التعرف على العمل الناجح في ظل التداخلات في الرؤية، ووجهات النظر المختلفة، واختلافات الإضاءة[44]

3.5 نتائج إدارة السلامة في مواقع البناء باستخدام رؤية الحاسوب

قدمت هذه الدراسة مراجعة شاملة للنهج القائمة على رؤية الحاسوب لمراقبة السلامة والصحة في مواقع البناء. استنادًا إلى الممارسة الحالية لمراقبة السلامة والصحة ، بناء على تحديد المخاطر القائم على الإجراء الذي يمكن تحقيقه من خلال تقنيات محددة مثل اكتشاف الأشياء وتتبع الأشياء والتعرف على الإجراءات على التوالي. تم الاعتماد على خوارزميات الرؤية الحاسوبية القائمة على التعلم العميق في الاكتشاف الآلي للعمليات الرئيسية التي تحافظ على سلامة البناء والإدارة في الموقع. من خلال تتبع الكائن ثنائية أو ثلاثية الأبعاد مسارات كيانات المشروع مثل المعدات والعاملين، ويوفر معلومات عن مواقع وحركات المشروع الكيانات التي يمكن استخدامها لتحديد الأعمال أو الظروف غير الآمنة مثل بسبب انتهاكات حدود السرعة للمعدات ، والقرب بين المعدات أو بين المعدات والعمال. التعرف على العمل يوفر معلومات غنية عن المواقف وحركات المعدات والعاملين ، وبالتالي يمكن تقييم الأعمال غير الآمنة تلقائيًا.

بناءً على النتائج السابقة من خلال عرض التجارب التطبيقية لرؤية الحاسوب؛ تتمثل المساهمة الرئيسية لهذه الورقة في مراجعة شاملة للنهج القائمة على رؤية الحاسوب في إدارة مشروعات التشييد وامكانيات الاستفادة منه في مراقبة إنتاجية مشروع البناء للعاملين، والمراقبة الآلية لمعدات موقع البناء في الوقت الفعلي بصريًا. يمكن لهذه التقنية أن تقوم برقمنة عملية البناء بسهولة في سيناريوهات البناء المعقدة وتوفر قاعدة معلومات لزيادة تعزيز أتمتة وذكاء عملية البناء لإدارة الذكية للمواقع البناء. حيث وجد أن رؤية الحاسوب هي طريقة ممتازة لإدراك موقع البناء؛ من خلال توفير معلومات ثرية من الإدراك في الموقع باستخدام طرق رؤية الحاسوب. حيث إنه يقيس "البوصات" التي نماها المشروع بمرور الوقت، وانتاجية وتحرك المعدات بالموقع، بالإضافة الي مراقبة السلامة والصحة في مواقع البناء لتحديد الأفعال والظروف غير الآمنة. من خلال اكتشاف الأشياء وتتبع الأشياء والتعرف على الإجراءات على التوالي. مما يساعد ويسهل عمل مديري المشروع مراقبة التقدم في المشروع ومعالجة اي انحرافات قد تنتج اثناء التنفيذ بالموقع، وأيضًا تتبع العمل في موقع العمل في الوقت الفعلي. من خلال التعرف على الوجه والإجراءات بمساعدة الكاميرات في الموقع والتقنيات المماثلة لتقييم إنتاجية العمال ومطابقتهم للإجراءات. حيث يوفر التعرف على الإجراءات معلومات غنية عن المواقف وحركات المعدات والعاملين، وبالتالي يمكن تقييم الأعمال غير الآمنة تلقائيًا؛ وبالتالي التخفيف من أخطار السلامة وتقليل عدد الحوادث بشكل كبير على المدى الطويل بدون موارد بشرية إضافية. كما يمكن استخدام تقنية الرؤية الحاسوبية في تنفيذ تدابير آمنة والتحكم في الحشود مع جائحة COVID-19، من خلال تمديد نظام مراقبة السلامة القائم على الرؤية الحاسوبية. على الرغم من التقدم الأخير في الأساليب القائمة على رؤية الحاسوب، لاتزال هناك العديد من التحديات التقنية والادارية تمت أيضًا مناقشة القيود والعقبات المحتملة لتطبيق، بالنظر إلى التقدم التقني الحالي والفوائد المحتملة من النهج القائمة على رؤية الحاسوب، يُعتقد أنه سيتم حل هذه التحديات والقضايا في المستقبل القريب. وبالتالي، هناك حاجة إلى مزيد من الدراسات لمعالجة هذه المشكلات في الدراسات المستقبلية من أجل التطبيق العملي لرؤية الحاسوب؛ والتفكير في الحلول الإدارية والحلول التقنية للتخفيف من النتائج الضارة. اخيراً، نتوقع أن يؤدي التقدم التكنولوجي إلى إحداث تغييرات كبيرة في صناعة البناء. باستخدام تقنية رؤية الحاسوب التي تعمل بالذكاء الاصطناعي، ستساعد على ضمان السلامة في مواقع البناء، وتحسين الإنتاجية وتحقيق كفاءة التكلفة، ومن ثم تحقيق الاستدامة على المدى الطويل في أعمال البناء؛ حيث اتخاذ القرار القائم على البيانات فرصاً لتحسين الكفاءة التشغيلية والنجاح في تحقيق الاهداف المنشودة.

وفي الخاتمة تثبت الأبحاث الخاصة بتطبيقات الذكاء الاصطناعي بصفة عامة وصناعة البناء بصفة خاصة في الوقت الراهن أكثر من أي وقت مضى ان العلاقة الوطيدة بين تقدم القدرات العلمية التكنولوجية للدولة وبين معدلات التنمية الاقتصادية والاجتماعية فيها. ولذلك يجب ان تنتبه الدول العربية لهذه الظاهرة واتخاذ إجراءات جادة، تبدأ بصياغة سياسة واستراتيجية تتبني فيها تطبيقات الذكاء الاصطناعي والتعلم العميق والرؤية الحاسوبية بصفة عامة في مجالات الحياة المختلفة، وفي إدارة البناء بصفة خاصة، والأهم من ذلك وضع آليات لتنفيذها تعتمد على منظومة البحث العلمي وفقا للتحول الرقمي، لتعزيز القدرة المؤسسية والميزة التنافسية للجامعات والمراكز العلمية والبحثية العربية؛ وفي نفس الوقت تعزيز الدعم والتعاون والتكامل العلمي والبحثي بين المؤسسات العلمية بالدولة وشركات التشييد لتوجيه البحث لحل المشكلات الفعلية التي يعانى منها مجال التشييد. مع زيادة الدعم الحكومي في تمويل منظومة البحث العلمي. بحيث تتحول هذه المنظومة إلى نظام وطني للإبداع أو الابتكار.

6. المراجع References

(1) IPA, Transforming Infrastructure Performance, Infrastructure and Projects Authority, 2017.

(2) M. Hirvensalo, Encyclopedia of sciences and religions, in: Quantum Computing, Springer, Dordrecht, 2013, pp. 1922–1926.

(3) D. Miorandi, S. Sicari, F. De Pellegrini, I. Chlamtac, 2012. Internet of things: Vision, applications, and research challenges, Ad Hoc Netw. 10 (7) (2012) 1497–1516.

(4) B.J. Gledson, D. Greenwood, The adoption of 4d bim in the UK construction industry: an innovation diffusion approach, Eng. Construct. Architect. Manage. 24 (6) (2017) 950–967.

(5) UKGOV, Construction 2025: Industrial Strategy: Government and Industry in Partnership, HM Government, 2013.

(6) T. Liu, A. Mathrani, J. Mbachu, Benefits and barriers in uptake of mobile apps in New Zealand construction industry : What top and middle management perceive, Facilities 37 (5/6) (2019) 254–265. https://doi.org/10.1108/F-08-2017-0078.

(7) A. Gbadamosi, et al., Offsite construction: developing a BIM-based optimizer for assembly, J. Clean. Prod. 215 (2019) 1180–1190.

(8) Gurkaynak, G., Yilmaz, I. and Haksever, G. (2016). Stifling artificial intelligence: Human perils. Computer Law & Security Review, 32(5), pp.749-758.

(9) Zhao Y, Chen Q, Cao W,Yang J, Xiong J and Gui G 2019 *Deep learning for risk detection and trajectory tracking at construction sites, ieee access, doi: 10.1109/access.2019.2902658*.
(10) Makridakis, S. (2017). The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. Futures, 90, pp.46-90
(11) TechRepublic. (2018). IBM Watson: The inside story of how the Jeopardy-winning supercomputer was born, and what it wants to do next. (online) Available at: *https://www.techrepublic.com/article/ibm-watson-the-inside-story-of-how-the-jeopardy-winning-supercomputer-was-born-and-what-it-wants-to-do-next/*(Accessed:5 April 2018).
(12) M. Ghallab, D. Nau, P. Traverso, *Automated Planning: Theory and Practice.* s.L, Elsevier, 2004.
(13) A. Fukunaga, G. Rabideau, S. Chien, D. Yan, Towards an Application Framework for Automated Planning and Scheduling. s.L, IEEE, 1997, pp. 375–386.
(14) G. Cortellessa, A.E. Gerevini, D. Magazzeni, I. Serina, Automated planning, and scheduling, Intell. Artif. 8 (1) (2014) 55–56.
(15) J. M.D. Delgado, L. Oyedele, A. Ajayi, L. Akanbi, O. Akinade, M. Bilal, H. Owolabi, Robotics and automated systems in construction: understanding industry-specific challenges for adoption, Journal of Building Engineering 26 (2019), 100868.
(16) J. Kober, J. Peters, Reinforcement learning in robotics: a survey, in: Reinforcement Learning, Springer, Berlin, 2012, pp. 579–610.
(17) Li, S.; Zhao, X. Automatic Crack Detection and Measurement of Concrete Structure Using Convolutional Encoder-Decoder Network. IEEE Access **2020**, 8, 134602–134618.
(18) Perez H, Joseph h, Tah M and Mosavi A 2019 *Deep learning for detecting building defects using convolutional neural networks, sensors, 19, 3556; doi:10.3390/s19163556.*
(19) Zhang, A.; Wang, K.C.P.; Li, B.; Yang, E.; Dai, X.; Peng, Y.; Fei, Y.; Liu, Y.; Li, J.Q.; Chen, C. Automated Pixel-Level Pavement Crack Detection on 3D Asphalt Surfaces Using a Deep-Learning Network. Comput.-Aided Civil. Infrastruct. Eng. **2017**, 32, 805–819.
(20) Choi,W.; Cha, Y.-J. SDDNet: Real-Time Crack Segmentation. IEEE Trans. Ind. Electron. **2020**, 67.
(21) Liu, H.; Wang, G.; Huang, T.; He, P.; Skitmore, M.; Luo, X. Manifesting construction activity scenes via image captioning. Autom. Constr. **2020**, 119, 103334.
(22) Luo, X.; Li, H.; Yang, X.; Yu, Y.; Cao, D. Capturing and UnderstandingWorkers' Activities in Far-Field Surveillance Videos with Deep Action Recognition and Bayesian Nonparametric Learning. Comput. Civ. Infrastruct. Eng. **2018**, 34, 333–351.
(23) Bochkovskiy, A.;Wang, C.; Liao, H. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection. arXiv **2020**, arXiv:2004.10934.
(24) Liu, W.; Anguelov, D.; Erhan, D.; Szegedy, D.; Reed, S.; Fu, C.; Berg, A.C. SSD: Single shot multiBox detector. In Proceedings of the Proceedings of European Conference on Computer Vision; Amsterdam, The Netherlands, 11–14 October 2016, pp. 21–37.
(25) Ren, S.; He, K.; Girshick, R.; Sun, J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. **2017**, 39, 1137–1149).
(26) Nipun D. Nath et al. 2020 *Learning for site safety: real-time detection of personal protective Equipment https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103085* Elsevier.
(27) Poh C Q X, Ubeynarayana C U and Goh Y M 2018 *Safety leading indicators for construction sites: a machine learning approach, elsevier, doi: https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.03.022*.
(28) Zhong, B.;Wu, H.; Ding, L.; Love, P.E.D.; Li, H.; Luo, H.; Jiao, L. Mapping computer vision research in construction: Developments, knowledge gaps and implications for research. Autom. Constr. **2019**, 107, 102919.
(29) Ryu, J.; Seo, J.; Jebelli, H.; Lee, S. Automated Action Recognition Using an Accelerometer-Embedded Wristband-Type Activity Tracker. J. Constr. Eng. Manga. **2019**, 145, 04018114.
(30) Development Plan for New Generation Artificial Intelligence. Available online: http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm (accessed on 1 Jan 2022).
(31) Xiongwei Wu, Doyen Sahoo, Steven C.H. Hoi, Recent advances in deep learning for object detection, Neurocomputing 396 (2020) 39–64, https://doi.org/ 10.1016/j.neucom.2020.01.085.
(32) Xiangyuan Lan, Mang Ye, Shengping Zhang, Huiyu Zhou, Pong C. Yuen, Modality-correlation-aware sparse representation for RGB-infrared object tracking, Pattern Recogn. Lett. 130 (2020) 12–20, https://doi.org/10.1016/j. patrec.2018.10.002.
(33) W. Luo, J. Xing, A. Milan, X. Zhang, W. Liu, T.K. Kim, Multiple object tracking: a literature review, Artif. Intell. 293 (Apr. 2021) 103448, https://doi.org/10.1016/ j.artint.2020.103448. Elsevier B.V.
(34) Arnold W.M. Smeulders, Dung M. Chu, Rita Cucchiara, Simone Calderara, Afshin Dehghan, Mubarak Shah, Visual tracking: an experimental survey, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel. 36 (7) (2013) 1442–1468, https://doi.org/ 10.1109/TPAMI.2013.230.
(35) Jiajia Luo, "Feature Extraction and Recognition for Human Action Recognition. " PhD diss, University of Tennessee, 2014. https://trace.tennessee.edu/utk_gradd iss/2710. date accessed September 17, 2020.

(36) J. Gong, C.H. Caldas, C. Gordon, Learning and classifying actions of construction workers and equipment using Bag-of-Video-Feature-Words and Bayesian network models, Adv. Eng. Inform. 25 (2011) 771–782, https://doi.org/10.1016/j.aei.2011.06.002.
(37) H. Kim, S. Bang, H. Jeong, Y. Ham, H. Kim, analyzing context and productivity of tunnel earthmoving processes using imaging and simulation, Autom. Constr. 92 (2018) 188–198, https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.04.002.
(38) J. Kim, S. Chi, J. Seo, Interaction analysis for vision-based activity identification of earthmoving excavators and dump trucks, Autom. Constr. 87 (2018) 297–308, https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2017.12.016.
(39) J. Kim, S. Chi, Adaptive detector, and tracker on construction sites using functional integration and online learning, J. Comput. Civ. Eng. 31 (2017) 04017026, https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000677.
(40) S. Chi, C.H. Caldas, D.Y. Kim, A methodology for object identification and tracking in construction based on spatial modeling and image matching techniques, Comput. Aided Civ. Inf. Eng. 24 (2009) 199–211, https://doi.org/10.1111/j.1467-8667.2008.00580.x.
(41) M. Golparvar-Fard, A. Heydarian, J.C. Niebles, Vision-based action recognition of earthmoving equipment using spatio-temporal features and support vector machine classifiers, Adv. Eng. Inform. 27 (2013) 652–663, https://doi.org/10.1016/J.AEI.2013.09.001.
(42) Jinwoo Kim, Seokho Chi, Action recognition of earthmoving excavators based on sequential pattern analysis of visual features and operation cycles, Automation in Construction 104 (2019) 255–264, https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0926580518312731.
(43) F. Vahdatikhaki, A. Hammad, H. Siddiqui, Optimization-based excavator pose estimation using real-time location systems, Autom. Constr. 56 (2015) 76–92, https://doi.org/10.1016/j.autcon.2015.03.006.
(44) H. Kim, H. Kim, Y.W. Hong, H. Byun, detecting construction equipment using a region-based fully convolutional network and transfer learning, J. Compute. Civ. Eng. 32 (2018) 04017082, https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000731.
(45) W. Fang, L. Ding, H. Luo, P.E.D. Love, Falls from heights: a computer vision-based approach for safety harness detection, Autom. Constr. 91 (2018) 53–61, https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.02.018.
(46) Z. Kalal, K. Mikolajczyk, J. Matas, Tracking-learning-detection, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 34 (2012) 1409–1422, https://doi.org/10.1109/TPAMI.2011.239.
(47) J.G. Everett, H. Halkali, T.G. Schlaff, Time-lapse video applications for construction project management, J. Constr. Eng. Manage. 124 (3) (1998) 204–209.
(48) J. Yang, O. Arif, P.A. Vela, J. Teizer, Z. Shi, tracking multiple workers on construction sites using video cameras, Adv. Eng. Inform. 24 (4) (2010) 428– 434.
(49) B. Browatzki, J. Fischer, B. Graf, H.H. Bulthoff, C. Wallraven, going into depth: evaluating 2D and 3D cues for object classification on a new, large-scale object dataset, in 2011 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), IEEE, 2011, pp. 1189–1195.
(50) R. Socher, B. Huval, B. Bath, C.D. Manning, A. Ng, Convolutional-recursive deep learning for 3D object classification, in: Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, pp. 665–673.
(51) C. Wang, Y.K. Cho, Smart scanning and near real-time 3D surface modeling of dynamic construction equipment from a point cloud, Automat. Constr. 49 (2014) 239–249.
(52) Osha, *worker safety series: construction* Website: https://www.osha.gov/publications/ osha3252/3252.html (last updated on 15-Oct-2020).
(53) M.W. Park, I. Brilakis, Construction worker detection in video frames for initializing vision trackers, Automat. Constr. 28 (2012) 15–25.
(54) T.I.P. Weerasinghe, J.Y. Ruwanpura, Automated multiple objects tracking system (AMOTS), in: Construction Research Congress 2010, 2010, pp. 11–20.
(55) J. Gong, C.H. Caldas, an object recognition, tracking, and contextual reasoning-based video interpretation method for rapid productivity analysis of construction operations, Automat. Constr. 20 (8) (2011) 1211–1226.
(56) E. Rezazadeh Azar, B. McCabe, Automated visual recognition of dump trucks in construction videos, J. Compute. Civil Eng. 26 (6) (2012) 769–781.
(57) I. Brilakis, M.W. Park, G. Jog, Automated vision tracking of project related entities, Adv. Eng. Inform. 25 (4) (2011) 713–724.
(58) M. Memarzadeh, M. Golparvar-Fard, J.C. Niebles, Automated 2D detection of construction equipment and workers from site video streams using histograms of oriented gradients and colors, Automat. Constr. 32 (2013) 24– 37.
(59) N. Pradhananga, J. Teizer, Automatic spatio-temporal analysis of construction equipment operations using GPS data, Autom. Constr. 29 (2013) 107– 122.
(60) S.J. Ray, J. Teizer, Real-time construction worker posture analysis for ergonomics training, Adv. Eng. Inform. 26 (2) (2012) 439–455.
(61) M.W. Park, A. Makhmalbaf, I. Brilakis, Comparative study of vision tracking methods for tracking of construction site resources, Automat. Constr. 20 (7) (2011) 905–915.

(62) Fang W, Fang, Ding L, Zhong B, Automated detection of workers and heavy equipment on construction sites: a convolutional neural network approach, adv. Eng.Inform.37, https://doi.org/10.1016/j.aei.2018.05.003.(2018).
(63) Billie F, Spencer jr Et al. 2019 *Advances in computer vision-based civil infrastructure inspection and monitoring - Https://doi.org/10.1016/j.eng.2018.11.030 published by elsevier ltd*.
(64) Hamledari H , Brendamccabe and Shakibadavari 2017 *Automated computer vision-based detection of components of under-construction, doi:https://doi.org/10.1016/j.autcon.2016.11.009, Elsevier.*
(65) Dung C V and Anh L D 2019 *Autonomous concrete crack detection using deep fully convolutional neural network, autom. Constr. 99 https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.11.028* pp 52–58.
(66) Akinosho, T.D., et al., *Deep learning in the construction industry: A review of present status and future innovations.* Journal of Building Engineering, 2020. **32**.
(67) Seo J et al. 2015 *Computer vision techniques for construction safety and health monitoring, adv. Eng. Informat. http:// dx.doi.org/10.1016/j.aei.2015.02.001*.
(68) Website Source: https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/05/social-distancing-detection-tool-deep-learning (last updated on 15-Oct-2020).
(69) H. Fathi, I. Brilakis, A transformational approach to explicit stereo camera calibration for improved Euclidean accuracy of infrastructure 3D reconstruction, in 2013 ASCE Workshop on Computing in Civil Engineering, 2013.
(70) S. Chi, C.H. Caldas, Image-based safety assessment: automated spatial safety risk identification of earthmoving and surface mining activities, J. Constr. Eng. Manage. 138 (3) (2012) 341–351.
(71) H. Bristow, C. Baber, J.F. Knight, S.I. Woolley, Defining and evaluating context for wearable computing, Int. J. Human–Comput. Stud. 60 (5–6) (2004) 798–819.on Computing in Civil Engineering, 2013.
(72) G.S. Alder, Ethical issues in electronic performance monitoring: a consideration of deontological and teleological perspectives, J. Bus. Ethics 17 (7) (1998) 729–743.
(73) C. Wang, Y.K. Cho, Smart scanning and near real-time 3D surface modeling of dynamic construction equipment from a point cloud, Automat. Constr. 49 (2014) 239–249.
(74) Gondia, A., et al., *Machine Learning Algorithms for Construction Projects Delay Risk Prediction.* Journal of Construction Engineering and Management, 2020. **146**(1).
(75) F. Tabak, W.P. Smith, Privacy, and electronic monitoring in the workplace. A model of managerial cognition and relational trust development, Emp. Response. Rights J. 17 (3) (2005) 173–189.
(76) J. Yoon, J. Kim, J. Seo, S. Suh, Spatial factors affecting the loading efficiency of excavators, Autom. Constr. 48 (2014) 97–106, https://doi.org/10.1016/J.AUTCON.2014.08.002.
(77) R.L. Peurifoy, C.J. Schexnayder, R.L. Schmitt, A. Shapira, Construction Planning, Equipment, and Methods, 9th Edition, McGraw-Hill, 2018.