

画像認識AIを活用したAI安全帯不使用者検知システム「KAKERU」について

廣瀬 年彦

株式会社奥村組 ICT統括センター イノベーション部 DX推進課

(〒100-7022 東京都千代田区丸の内二丁目7番2号)

2023年の国内建設業における労働災害は、墜落・転落災害が最多であり、依然として深刻な課題である。これに対し、奥村組は日立ソリューションズ、西尾レントオールと共同で、AI安全帯不使用者検知システム「KAKERU」を開発した。画像認識技術により墜落制止用器具フックの不使用状態を自動検出し、警告と記録を行うことで安全意識の向上に寄与している。本稿では、システムの研究結果と精度検証の結果を報告する。

キーワード AI、安全、新技術

1. はじめに

2023年に発生した国内建設業の労働災害は、墜落・転落によるものが最も多く、死亡事故が¹⁾86人、死傷者数は¹⁾4,554人に上る。厚生労働省は、労働安全衛生法の改正を行い、2019年2月1日から、高所作業で使用する安全帯の規格はフルハーネス型を原則とし、名称を「墜落制止用器具」に改めるなど、安全基準が見直された。

		[人]					
死亡災害		H30	R1	R2	R3	R4	R5
業種別	土木工事業	111	90	101	100	108	87
	建築工事業	139	125	101	132	117	98
	その他の建設業	59	54	54	46	56	38
	墜落・転落	136	110	95	110	116	86
事故の型別	交通事故（道路）	31	27	37	25	24	25
	飛来・落下	24	18	13	10	16	21
	崩壊・倒壊	23	34	27	31	27	18
	はさまれ・巻き込まれ	30	16	27	27	28	13
	おぼれ	13	4	5	10	1	12
	高温・低温物との接触	11	10	9	11	14	12
	激突され	18	26	13	19	27	10
	死傷災害	15,374	15,183	14,790	14,926	14,539	14,414
業種別	土木工事業	3,889	3,808	3,933	4,038	3,942	3,852
	建築工事業	8,554	8,417	8,074	7,895	7,606	7,510
	その他の建設業	2,931	2,958	2,783	2,993	2,991	3,052
	墜落・転落	5,154	5,171	4,756	4,869	4,594	4,554
事故の型別	はさまれ・巻き込まれ	1,731	1,693	1,669	1,676	1,706	1,704
	転倒	1,616	1,589	1,672	1,666	1,734	1,598
	飛来・落下	1,432	1,431	1,370	1,363	1,318	1,234
	切れ・こすれ	1,267	1,240	1,257	1,339	1,272	1,234
	動作の反動・無理な動作	875	885	947	981	940	988
	激突され	832	842	791	825	800	781
	高温・低温物との接触	340	238	289	210	233	307

図1_建設業における労働災害発生状況

しかしながら、建設業における墜落・転落災害は後を絶たず、建設業各社は、より効果的な対策が求められている。そこで、株式会社奥村組（以下、奥村組）は、株式会社日立ソリューションズ（以下、日立ソリューションズ）、西尾レントオール株式会社（以下、西尾レントオール）と共同で、AI安全帯不使用者検知システム「KAKERU」（以下、本システム）を開発した。

2. 開発技術の概要

本システムは、高所作業における墜落制止用器具（以下、安全帯）フックの使用状況を画像認識 AI によってリアルタイムで自動判定することができる。監視エリアにはクラウドカメラとパトランプを設置する。フックの不使用状態をシステムが検知すると、パトランプによって音と光で警告し、管理者の PC にメール送信することもできる。

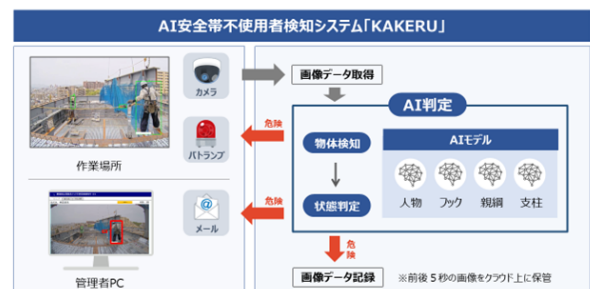


図2_システムの全体像

3. 開発技術の特徴

(1) 独自の AI モデル

本システムの AI モデルは、複数の建設現場で収集した延べ数万件以上の画像を学習させたもので、カメラ映像から人物や安全帯のフック、親綱支柱や親綱を検出し、フックが親綱にかかっていない不使用状態を自動判定することができる。



写真 1_判定状況の例

(2) 建設現場に特化したハードウェア

本システムは、写真 2 に示すように、クラウドカメラおよびパトランプを監視対象箇所に設置する必要がある。監視範囲の柔軟な変更を可能とするため、クラウドカメラは PTZ（パン・チルト・ズーム）機能を備えたカメラを採用している。これにより、遠隔操作による視野の調整が可能となり、広範囲かつ詳細な監視が実現される。クラウドカメラおよびパトランプの背面にはクランプを装着しており、仮設足場や単管パイプ等への容易な取り付けを可能とする構造となっている。さらに、カメラ上部に設置されたプラスチック内には、モバイルルーターおよび PoE（Power over Ethernet）ハブが収納されており、プラスチックに取り付けられている電源コードを接続するだけで本システムを利用することができる。



写真 2_ハードウェア設置状況

(3) 通知機能

フックの不使用方法が検出されると、パトランプによ

る警告音および光によって即座に現場へ通知が行われる。加えて、システム管理者には、検知時の画像データを添付した通知メールが自動送信される仕組みとなっている。画像データは、フック不使用状態の前後 5 秒間を記録しており、後からでも行動の詳細を確認することが可能である。この記録機能により、現場での行動を客観的に分析することができ、データに基づいた適切な指導や改善策の立案が可能となる。

(4) 判定エリア設定

建設現場の作業状況は日々変化をするが、現場の環境に即した条件とするために、判定するエリアをシステム上で設定することができる。判定エリアは「危険エリア」と「安全エリア」の二種類に分類され、それぞれ異なる判定ロジックが適用される。危険エリアは、指定された範囲に侵入した人物を検出・判定することを目的としており、安全エリアは、対象範囲に侵入した人物を判定対象から除外することを目的としている。床面が整備された区域を安全エリアとして設定することで、不要なアラートの発生を抑制することが可能となる。作業の進捗に応じて監視範囲を動的に変更することで、特定の作業員のみを監視対象とすることができる。このような柔軟な設定により、現場の状況に即した安全管理が実現できる。



図 3_判定エリア設定画面

4. 開発技術の判定方法

本システムは、作業者の行動パターンに基づいて安全性を 4 段階（安全・注意・警戒・危険）に分類し、判定を行うものである。各判定段階には識別しやすいように異なる識別色が割り当てられている。（表 1_AI の判定結果と通知方法）

判定結果は、作業者が装着している 2 つのフックの状態に基づいて行われる（表 2_フックの状態と判定パターン）。例えば、ケース No.2 では、片方のフックが「使用中」、もう片方が「不明」と判定された場合でも、安全状態と判断される。これは、労働安全衛生法におい

て安全帯の使用が義務付けられているものの、使用するフックの数については明確な規定が存在しないことに起因する。一方、ケース No.4 のように、片方のフックが「不使用」、もう片方が「不明」と判定された場合には、危険性の有無を即座に特定することが困難であるため、「注意」状態と判定される。この注意状態が5秒間継続した場合、自動的に「警戒」状態へと移行する設計となっており、警戒状態に移行した際には、画像データがクラウド上に記録される。さらに、ケース No.5 では、両方のフックが「不使用」と判定された場合、同一状態が2秒間継続した時点で「危険」状態と判定される。また、判定結果に応じた通知方法も設けられている。「安全」および「注意」状態では通知は行われないが、「警戒」状態ではメールによる通知が行われ、「危険」状態ではメール通知に加え、現場に設置されたパトランプによる視覚的警告が発せられる。

表 1_AI の判定結果と通知方法

判定結果	識別色	通知方法
安全	緑	通知なし
注意	黄	通知なし
警戒	橙	メール
危険	赤	メール パトランプ

表 2_フックの状態と判定結果

No	フックの状態		判定結果
1	①使用	②使用	安全
2	①使用	②不明	安全
3	①不明	②不明	注意⇒警戒 ※1
4	①不使用	②不明	注意⇒警戒 ※1
5	①不使用	②不使用	警戒⇒危険 ※2

※1 注意状態が5秒間続いた場合、警戒判定となる。

※2 警戒状態が2秒間続いた場合、危険判定となる。

5. 精度向上の施策

本システムの検討は、PoC (Proof of Concept) を三つのフェーズに分けて実施した。AI の目標判定精度を90%以上に設定したが、PoC フェーズ①および②においては、AI の判定精度は約 80%に留まり、目標値には到達しなかった。この課題に対して、フックが親綱に掛かっているか否かだけを判定する従来の手法を見直し、画像内のフックの位置関係や人物に着目するアプローチへと転換した結果、判定精度は大幅に改善された。以下に示す(1)～(4)の施策は、AI の精度向上に寄与した主要な要因である。

(1) 人物周辺切り出し

単一の画像データからフックの状態を直接判定するのではなく、人物の周辺領域に存在するフックを探索する手法を導入することで、判定精度の向上を図った。人物検出に関しては、PoC フェーズ1において 95%以上の高い精度を維持していたため、本手法では人物の周辺に判定対象を限定することで、ノイズの影響を低減し、フックの判定精度向上に寄与する結果となった。

(2) 仮想親綱

仮想親綱とは、支柱頂部のリングとこの支柱の隣に配置された支柱のリングとの間に、親綱がかかっていると仮定する技術である。検出した支柱情報とベクトル情報から自動で親綱を設定することで、人物とフックの位置関係からフックを使用しているか否かを判定する仕組みとした。具体的には、図 4_仮想親綱に示す通り、支柱間の高さの半分を親綱の領域として設定し、その領域にフックが入っている場合は、使用しているとみなす。これは、支柱及び親綱は腰よりも低い高さに位置をしているためである。なお、仮想親綱は、親綱を検知できなかった場合のフェイルセーフであり、親綱を検知することが基本であるが、本技術を利用することで精度向上に寄与する結果となった。

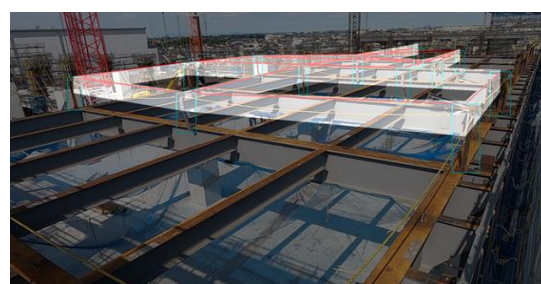


図 4_仮想親綱

(3) 距離判定

複数のフックが検出された場合には、人物からの距離に基づいて最も近接する2つのフックを選定し、それ以外のフックは判定対象から除外する方針とした。(写真3)さらに、フックと人物との位置関係に応じて判定基準を変更し、人物検知枠の外側に位置するフックや背中側に見えるフックについては、安全状態とみなすこととした。(写真4)これは、フックを不使用の場合、身体(胸あたり)に装着されているケースが多く、人物から離れた位置にあるフックは使用されている可能性が高いためである。このように、人物から一定の距離にあるフックを使用状態とみなし、一定以上の距離にあるフックを対象から除外することで、特異検出の抑制および判定精度の向上に寄与することが確認された。



写真3_距離判定①

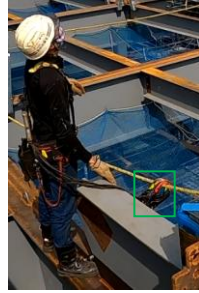


写真4_距離判定②

(4) 判定フロー

上記 1) ～3) の施策を判定フローに取り込み、フックの状態だけでなく、行動から判定するロジックを構築した。また、フックの特徴量を増加させるために、蛍光テープを貼付する仕様も採用した。蛍光テープには市販品を使用し、黄色、橙色、緑色など複数の色を対象に精度検証を実施した。その結果、橙色の蛍光テープが他の色と比較して最も高い視認性を示したため、本システムにおいては橙色の蛍光テープをフックに貼付する仕様を採用した。その結果、AI モデルの精度は 92%まで向上し、当初の目標である 90%を超える結果となった。

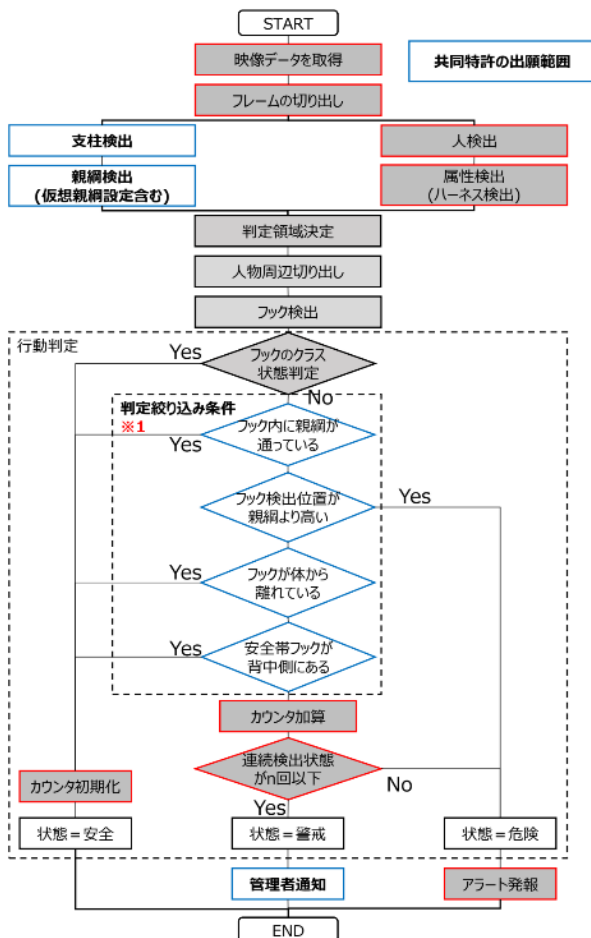


図5_判定フロー

6. 精度検証

本システムの対象作業は、鉄骨上での作業及び山留支保工上での作業に限定されているが、対象作業の拡張を検討するために、仮設足場の組立・解体作業について精度検証を行った。足場の組立・解体作業においては、AIが未学習ではあるが、カメラの画角や高さ、その他の条件等をシステムの仕様に近づけることで、判定が可能な状態にした。

(1) 検証概要

場 所：近畿地方整備局 大阪国道事務所
南大阪維持出張所
期 間：2025 年 1 月 20 日～1 月 23 日
対象作業：仮設足場組立・解体作業

写真5に示す通り、仮設足場を近畿地方整備局 大阪国道事務所 南大阪維持出張所内に設置し、仮設足場の組立・解体状況での検証を行った。

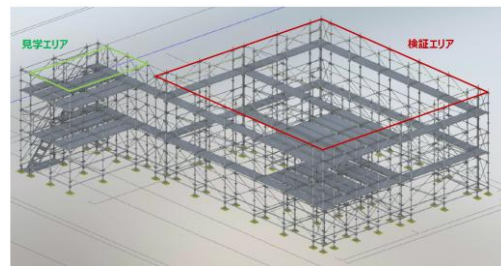


図6_仮設足場 BIM モデル



写真5_仮設足場設置状況

(2) 検証結果

本検証における結果は、以下写真6～写真8に示すとおりである。写真6は正常検知している様子である。フックを使用している作業員は緑枠（安全状態）で人物を囲み、フックを使用していない作業員は橙枠（警戒状態）で人物を囲んでいる。警戒状態が2秒間続くと危険状態に変わり、枠の色は赤色となる。今回の検証では、安全を確保したうえで、試験的に危険状態にした。



写真6_判定画像（正常検知）

写真7は、注意状態および検知漏れが発生した事例を示している。画像左側の人物について、片方のフックは未使用と判定しているが、もう片方のフックは使用状況が確認できないため、注意状態として分類されている。この注意状態が5秒間継続すると警戒状態に移行し、該当画像がシステム上に記録される。検知漏れの要因については、推測ではあるが、周辺の背景や紺色の作業服に関する学習データの不足が影響していると考えられる。



写真7_判定画像（検知漏れ）

写真8は、誤検知が発生した事例を示している。画像右側の人物は手摺にフックを掛けているが、システムはこれを未使用状態と誤判定し、人物を橙色（警戒状態）に分類している。この誤検知の主な原因は、AIモデルが手摺材にフックを掛けた状態を十分に学習していないことが考えられる。写真7における検知漏れと写真8の誤検知は、同様の画像を追加学習させることで、検出精度の向上が期待できる。



写真8_判定画像（誤検知）

(3) 判定精度

本検証における判定精度は、表3に示す通りである。判定した画像の総数1,432枚に対して、正常検知が1,180枚、AIの判定精度は82.4%という結果であった。

表3_判定結果

総数	正常検知	精度
1,432枚	1,180枚	82.4%

残りの252枚の検出結果については、表4に示す通りである。内訳は、検知漏れが216枚、誤検知が36枚であり、割合に換算すると、誤検知率は2.5%、検知漏れ率は15.0%となった。検知漏れが多く発生した主な要因としては、足場の組立・解体作業に関する画像が学習データに含まれていないことが挙げられる。AIは主にフック周辺の情報を基に判定を行っているが、仮設足場の作業環境に関する情報が未学習であるため、検知精度が低下し、誤検知や検知漏れが増加したと考えられる。過去の学習実績から推察すると、足場組立・解体作業に関連する画像を追加学習させることで、検知漏れ率および誤検知率の低減が期待され、検出精度は90%以上まで向上する可能性がある。

表4_検知漏れと誤検知の結果

検知漏れ	誤検知	誤検知率	検知漏率
216枚	36枚	2.5%	15.0%

7. おわりに

本システムは、奥村組に限らず、同業他社やプラント業界など、幅広い分野で導入が進んでいる。これは、建設業界に限らず、他業界においても同様の課題が存在しており、本システムがそれらに対して有効な技術であることを示唆している。実際に、精度検証に参加した作業員全員が、「安全意識が高まった」と回答しており、これは過去に奥村組の現場で導入した際にも同様の結果が得られている。今後は、判定対象物の拡充や、精度検証を行った足場の組立・解体作業への対応を進めることで、本システムの適用範囲を広げていきたいと考えている。

謝辞： 検証にご協力いただいた近畿地方整備局 大阪国道事務所 南大阪維持出張所の皆様には、深く感謝致します。

参考文献

1) 厚生労働省 令和4年 労働災害発生