



AI 搭載型 5G 端末の開発と歩行者検出センサの性能自動改善での実証

Development of an AI-Equipped 5G Terminal and Demonstration of Automatic Performance Improvement in Pedestrian Detection Sensors

矢田 勝啓*
Katsuhiko Yada

牧 俊祐
Shunsuke Maki

古田 牧太郎
Makitaro Furuta

門井 駿介
Shunsuke Kadoi

鈴鹿 拓也
Takuya Suzuka

小河 昇平
Shohei Ogawa

当社では産業用 5G 端末 IGW5111 を製品出荷している。今後 AI 機能をエッジ処理で実行したいとの要望が増えることが予想されるため、AI 機能を搭載可能な 5G 端末を開発した。そこで「戦略的イノベーション創造プログラム（SIP）第 3 期／スマートモビリティプラットフォームの構築」の一環として、交差点での歩行者検出に用いる画像検出 AI の性能自動向上を目指し、実証実験にてアルゴリズムとエッジ処理の有効性を確認した。また、エッジ処理による工場での安全向上への有用性を確認した。

Our company has been shipping the industrial 5G terminal IGW5111. As demand for performing AI functions through edge processing is expected to increase, we developed an AI-equipped 5G terminal capable of supporting such functions. As part of the “The Cross-ministerial Strategic Innovation Promotion Program (SIP) Phase 3/Development of Smart Mobility Platform”, we aimed to automatically improve the performance of image detection AI used for pedestrian detection at intersections. Through demonstration experiments, we verified the effectiveness of the algorithm and edge processing. Furthermore, we verified the usefulness of edge processing in improving safety in factories.

キーワード：5G 端末、エッジ処理、物体検出 AI、アノテーション

1. 緒 言

無線通信技術の発展とともに携帯電話等で使用される通信プロトコルも高度化しており、現在では 5G 通信方式が一般的に使用されている。5G 通信方式は高速・大容量・低遅延を兼ね備えた通信プロトコルであり、コンシューマー向けのみならず産業用途でも活用が進んでいる。当社は既に産業用 5G 端末 IGW5111 を製品出荷しており、この度 AI 機能を搭載可能な「AI 搭載型 5G 端末」を開発した。そこで本端末の概要及び交通用途（歩行者検出センサの性能自動改善）及び工場での安全向上への応用事例を紹介する。

2. AI 搭載型 5G 端末の開発

無線 LAN 等の無線通信では無関係な通信によるスループット低下等が発生するため、通信の安定性に問題がある。一方 5G 通信はライセンス・バンド^{*1}を使用しており、さらに産業用途（ローカル 5G^{*2}）では専用周波数を使用することで非常に安定した通信が可能である。ただしローカル 5G は使用する周波数の免許を取得する必要がある上、基地局も自前で開設する必要があり、設備投資も高額となる。そこでソフトバンク(株)（以下、「ソフトバンク」）はソフトバンクの周波数を活用したお客様専用のプライベート 5G ネットワークを構築し、安定した通信環境を「プライベート 5G」として産業用途向けに提供しており、ユーザによる基地局設置が不要で初期投資を低減できる。当社は

プライベート 5G 向けの産業用 5G 端末 IGW5111 を開発・製品化し、ソフトバンクに提供している。

IGW5111 は 5G 通信、無線 LAN 通信機能等を搭載するとともに、ユーザのアプリケーションを本体内で実行する Docker^{*3}機能を実装しており、外付け機器なしでエッジ処理^{*4}を実行可能である。ただし本体の CPU の制限により、Deep Learning 等の AI 機能を搭載することはできなかった。一方、現在の AI の普及は目覚ましいものがあるが、①通信容量削減、②低遅延、③通信断絶時のサービス維持の観点から、エッジにて AI を動作させたいというニーズは強い。そこで IGW5111 に AI 機能を実行できる GPU を搭載した AI 搭載型 5G 端末を開発した。AI 搭載型 5G 端末の諸元を表 1 に示す。

表 1 AI 搭載型 5G 端末の主な仕様

項目	仕様
5G	3GPP Rel-16 対応、SA モード 対応周波数：Sub6-6GHz、ミリ波
無線 LAN	IEEE802.11 a/b/g/n/ac/ax
有線 LAN	100/1000BASE-T × 3
その他 I/F	RS-485 × 1、接点 (DI × 1、DO × 1)
サイズ	315 × 300 × 82 mm
重量	4.0kg
冷却方式	自然冷却（ファンレス）
防塵・防水	IP66
AI 機能	NVIDIA 製 Jetson Orin NX 16GB 1024 NVIDIA CUDA コア、157 TOPS

3. 歩行者検出センサの性能自動改善

3-1 目的

交通事故による死者・重傷者を撲滅することを目標に掲げた Vision Zero の考えが各国で推進されており、歩行者や自転車などの交通弱者の安全確保を目的とした道路交通システムの開発が盛んとなっている。日本でも戦略的イノベーション創造プログラム（SIP）第3期「スマートモビリティプラットフォームの構築」にて“リスクの事前通知による交通事故の未然防止支援の研究開発”の取組みが進められている。当社も本プロジェクトに参画し、死角が存在する交差点からの歩行者の飛び出しによる事故の未然防止を目的とした歩行者検出センサの開発と実環境での実証実験に従事した。

一般的に、画像検出 AI の物体検出能力は、実フィールドではそれほど高くない。これは物体検出 AI がどのような画像でも検知できるように汎用的に調整されているためである。しかし歩行者検出等の用途では撮影野が固定されるため、現地画像を取得して教師データ^{※5}を作成し、追加学習を行うことにより、物体の検出能力を大幅に向上することができる。ただ、検出能力を向上させるためには、歩行者検出センサが設置された現地画像を数千枚取得し、手作業で物体の位置やカテゴリを指定し（アノテーション^{※6}）、それを教師データとして追加学習する必要がある。

例えば追加学習を行うための画像を設置場所あたり3,000枚取得し、アノテーション作業に1枚あたり40秒ほどを要するとすると、アノテーション作業のみで33時間20分かかることとなる。設置場所毎にこの作業が必要となるため、例えば100ヵ所に設置すると、合計3,333時間を要することとなる。この費用は機器の本体価格や工事費とは別に生じる上、アノテーション作業を実施する熟練作業者の確保も必要となり、社会実装のためには大きな課題となる。

そこで本プロジェクトでは、自動的にアノテーションを行い、教師データを作成する機能を開発することにより、社会実装時の導入負荷の低減を目指す。

3-2 自動アノテーション機能の概要

歩行者検出に対して自動アノテーション機能を適用した構成の概要図を図1に示す。

歩行者検出センサは、魚眼レンズと AI 物体検出モデル

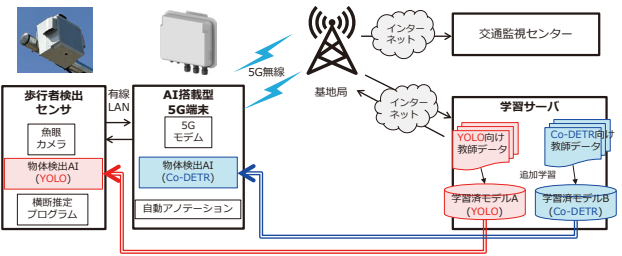


図1 自動アノテーション機能のシステム構成図

(YOLO^{※7})、歩行者検出機能が搭載されており、交差点に設置して100msに一度の頻度で交差点の画像を取得し、人や自転車などの位置及び横断歩道等の横断可能性を求める。

AI搭載型5G端末は、歩行者検出センサにて検出した歩行者・自転車の位置及び横断可能性を交通監視センター等に送信する。また、歩行者検出センサとは異なるAI物体検出モデル（Co-DETR^{※7}）を搭載し、歩行者検出センサとは独立して人や自転車を検出する。そして両者を比較することによりアノテーション（Bounding Box^{※8}とカテゴリの組合せの生成）を行い、生成した教師データを追加学習用のデータとして学習サーバに送信する。なお、自動アノテーション生成は学習サーバでも実現可能であるが、エッジにて処理することで学習サーバとの通信量を低減している。

交通監視センターは道路を横断する可能性の高い歩行者・自転車がどうかの情報を受信し、その近隣を走行中の自動車等に通知することで運転者へ注意を促す。

学習サーバは教師データを蓄積し、YOLO及びCo-DETRの学習モデルの更新を行い、その結果を歩行者検出センサ及びAI搭載型5G端末の物体検出AIに反映する。

ここで、AI搭載型5G端末で搭載しているCo-DETRはYOLOより時間をかけて処理を行うため検出能力は高いが、それでも検知誤りが発生しており、特に未学習の設置位置での検出性能は高くない。そのため、YOLO・Co-DETRのそれぞれの教師データを作成し、それぞれ学習・反映を行う（図1の赤部分と青部分）。

3-3 自動アノテーション機能

YOLOもCo-DETRも物体検出時に各物体の信頼度^{※9}を計算するが、信頼度が高くても検出が誤っていることも多いため、アノテーションの生成には不向きである。一方でYOLOは100ms間隔で物体のBounding Boxを生成するため、その物体の位置を追跡することでアノテーションを行う方針とした。すなわち、①YOLOの検出結果、②物体追跡によって前後の画像から推定した位置・カテゴリ、③Co-DETRの結果の3つの情報の多数決により物体の位置・カテゴリを判断している。推論結果の判断基準と送信先の例を表2に示す。

表2 推論結果の判断基準と送信先の例

YOLO結果 ①	物体追跡 ②	Co-DETR ③	動き検出	アノテーション (出力)	
				カテゴリ	送信先
人	人	人	—	人	どちらか
人	自転車	人	—	人	どちらか
人	人	自転車	—	人	Co-DETR
人	自転車	自転車	—	自転車	YOLO
人	人	無検知	—	人	Co-DETR
人	無検知	無検知	—	無検知	YOLO
無検知	人	人	—	人	YOLO
無検知	無検知	人	検出	人	YOLO
その他の組合せ				判断不可	(対象外)

本システムの概要を以下に示す。

- (1) 歩行者検出センサの魚眼カメラにて100ms 毎に交差点画像を取得する。
- (2) 歩行者検出センサが搭載する物体検出モデル (YOLO) で推論を実施する。
- (3) YOLOの Bounding Boxの追跡を行う。
- (4) Co-DETRの処理速度が遅いため、YOLOで推論した画像の間引き処理を行う。
- (5) 歩行者検出センサで取得した画像を間引きし (Co-DETRの処理が遅いため)、Co-DETRで物体検出を行う。
- (6) YOLO・Co-DETRの結果とYOLOの物体追跡結果より、多数決処理 (表2参照) を行うことでアノテーションを行う。ただし、物体追跡の結果動きがほとんどない場合は静止物として対象から外す。
- (7) アノテーション結果を教師データとして学習サーバに送信する。
- (8) 教師データが一定数集まったら学習サーバで追加学習を実施し、新しい学習済AIモデルを作成する。
- (9) 学習済AIモデルを歩行者検出センサとAI搭載型5G端末の物体検出AIに適用・更新する。

上記画像取得からAIモデルの適用・更新までを1サイクルとし、サイクルの繰り返しにより物体検出性能の向上を目指す。

3-4 公道実証実験

歩行者検出センサ及びAI搭載型5G端末をつくば市の交差点に2025/9/24~2026/3/24の期間設置し、自動アノテーション機能を動作させて公道実証を行った。その時の設置位置を図2に、設置状況を写真1に、歩行者検出センサで実際に撮影した画像を写真2に示す。

今回の実証実験では歩行者検出センサのフィールド設置時の自動的な性能向上の検証を目的とするため、検出カテゴリを「person」「bicycle」「umbrella」のみに限定した。また対象交差点の周辺に街灯等がなく、歩行者検出セ

ンサのカメラが夜間撮影に対応していないため、本実証実験での自動アノテーションは日の出から日没までの期間に限定している。



写真1 公道実証実験時の設置状況



写真2 歩行者検出センサで撮影した画像の例



図2 公道実証実験時の設置位置 (地図上の○印)

また、物体検出性能の集計では下記のルールを適用している。

- (1) 横断者推定のための物体検出のため、自転車置き場に駐輪している自転車は検出対象外とする (検出すると過検出扱い)。
- (2) 自転車を押して歩いている人は自転車と同じ Bounding Box で「bicycle」とする (人と自転車を別々に検出したら過検出扱い)。
- (3) 自転車置き場に人がいる場合、横断推定には影響を

与えないため「person」でも「bicycle」でも正解とする。

- (4) 傘を差す人は「person」でも「umbrella」でも正解とする。ただし両方を検出したら過検出とする。
- (5) 人が抱えている乳児・幼児はカウントしない。
- (6) バイク・スクーターは学習対象外のため、検出したら過検知とする。

3-5 自動生成したアノテーションの正解率

実交差点での自動アノテーションの性能を把握するため、現地交差点で生成したアノテーション結果に対し、その妥当性を手作業で評価・集計した。アノテーション結果を物体検出AIの結果とみなした場合の正解率（Accuracy）、検出率及び適合率^{*10}／再現率^{*11}／F値^{*12}を表3に示す。ここで正解率、検出率は下記の定義とした。

$$\text{正解率} = \frac{\text{正解数}}{\text{正解数} + \text{カテゴリ誤り数} + \text{過検知数} + \text{未検知数}}$$
$$\text{検出率} = \frac{\text{正解数} + \text{カテゴリ誤り数}}{\text{正解数} + \text{カテゴリ誤り数} + \text{過検知数} + \text{未検知数}}$$

表3 自動アノテーションの性能評価

使用した学習モデル		初期モデル	Cycle-1
正解率		95.8%	97.5%
検出率		97.5%	98.6%
適合率	Person	98.0%	99.6%
	Bicycle	96.2%	97.8%
再現率	Person	96.8%	96.3%
	Bicycle	95.7%	99.4%
F 値	Person	97.4%	98.0%
	Bicycle	96.0%	98.6%

これらの指標のうち正解率が物体を正しく発見しカテゴリも正解だった割合で、検出率がカテゴリの誤りは許容するが物体を正しく発見した割合を表す。

また、Cycle-1（Cycle-2の学習に使用）にて不正解であったアノテーションについて、その要因分類結果を表4

表4 アノテーション結果が不正解の要因分類結果

要因		不正解中の割合[%]	
未検知	自転車置き場にいる人	55.77	38.46
	他の人と重なって		5.77
	親と一緒にの幼児		3.85
	ベビーカーの幼児		3.85
	その他		3.85
過検知	バイクをbicycleとして	1.92	1.92
カテゴリ誤り	自転車を押している人をperson	42.31	1.92
	買い物キャリア等を押している人をbicycle		19.23
	その他（自転車→person）		5.77
	その他（人→bicycle）		15.38

に示す。

自転車置き場にいる人の検出漏れが不正解パターンのうち38.46%を占めている。その実例を図3に示す（赤丸で囲った部分で検出漏れ発生）。自転車置き場に人がいる場合、多くは自転車に荷物を積んだり鍵をかけたりして動きが小さくなる。現在の物体追跡処理では長時間動きがない場合に静止物としてアノテーション対象から外しており、これが未検出の原因になっていると考えられ、静止物と判断する閾値の調整により改善すると推測される。また自転車を背景とした person は事前学習にないことも原因と考えられるため、事前学習の改良でも改善できると考えられる。

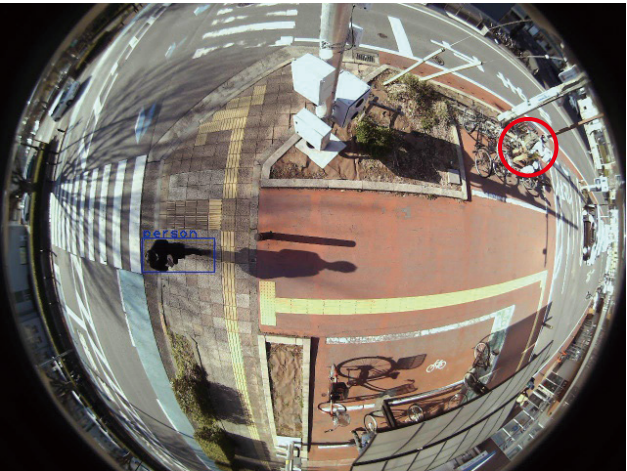


図3 自転車置き場にいる人の未検知

また、ベビーカーや買い物キャリアを押す人のカテゴリを bicycle と誤るパターンが不正解のうち19.23%を占めている。これはベビーカーや買い物キャリア等が検出カテゴリに存在せず未学習であったことが原因と考えられ、フィールド設置前の事前学習にてこれらを別カテゴリとして学習させることで改善が期待できる。

3-6 歩行者検出センサの検出性能改善効果

AI物体検出モデルの性能把握に関しては同じ条件で各サイクルの評価を行う必要があるため、事前に現地交差点の画像から評価用の画像を3,695枚抽出し、これらに対し手作業でアノテーションして正解データとした。各学習モデルにてこの評価用画像の検出処理を行い正解データと比較した結果を表5に示す。本アルゴリズム1サイクル分の学習を行うことで、正解率が52.7%から91.8%に、検出率が55.7%から93.9%に改善していることがわかる。

また、不正解であった推論結果について、過検知／未検知／カテゴリ誤りの推移を図4に、Cycle-2での詳細な要因分析結果を表6に示す。

表5 各学習モデルの性能評価

使用学習モデル		初期モデル	Cycle-1	Cycle-2
正解率		52.7%	91.8%	92.2%
検出率		55.7%	93.9%	94.2%
適合率	Person	62.7%	94.6%	97.0%
	Bicycle	40.1%	93.5%	93.1%
再現率	Person	93.4%	94.5%	92.5%
	Bicycle	86.6%	95.2%	98.1%
F値	Person	75.0%	94.6%	94.7%
	Bicycle	54.8%	94.4%	95.6%

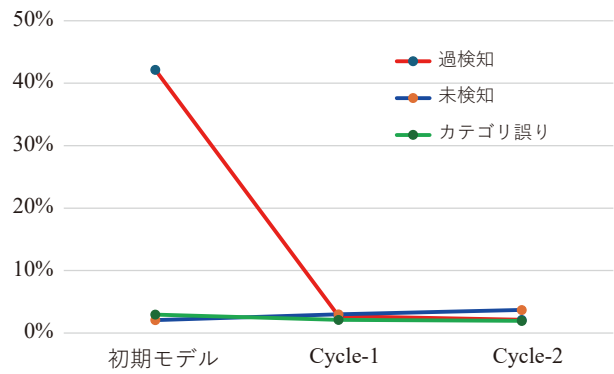


図4 不正解要因の推移

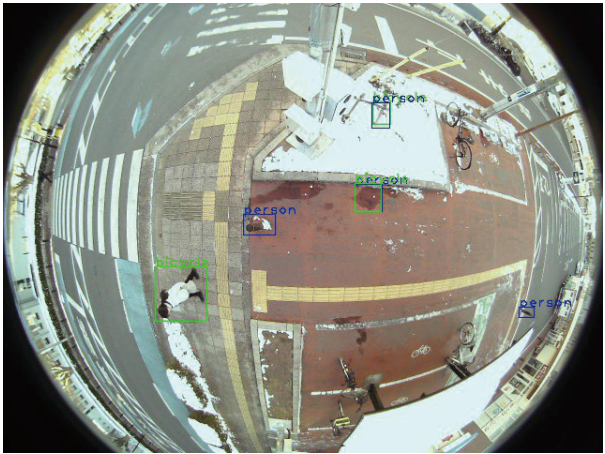
表6 YOLO 推論結果が不正解の要因分析結果

要 因		不正解中の割合[%]	
未検知	自転車置き場にいる人	47.47	17.98
	他の人と重なって		6.87
	親と一緒に幼児		6.26
	ベビーカーの幼児		8.89
	その他		7.47
過検知	バイク→bicycle	27.47	3.84
	自転車置き場の自転車		1.41
	散歩中の犬		1.01
	その他		21.21
カテゴリ誤り	自転車を押している人→person	25.05	1.82
	買い物キャリア等を押している人→bicycle		11.52
	その他 (自転車→person)		3.84
	その他 (人→bicycle)		7.88

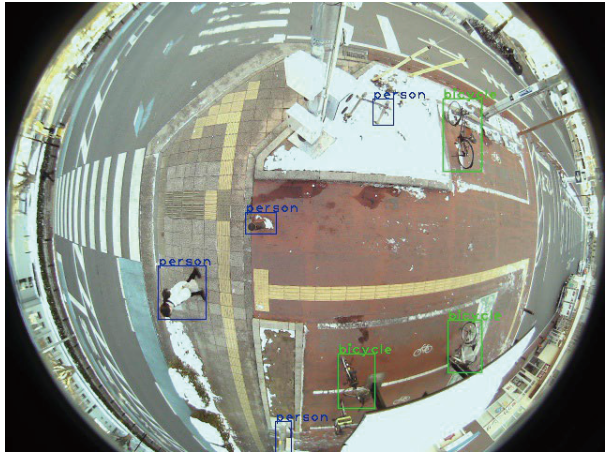
図4に示す通り、本アルゴリズム1サイクルの学習で、初期モデルで大量に発生していた過検知のほとんどを解消したことがわかる。また、「親と一緒に幼児」「ベビーカーの幼児」「バイク→bicycle」「散歩中の犬」「買い物キャリア等を押している人→bicycle」はそれぞれ別カテゴリと学習させることで、「自転車置き場にいる人」は物体追跡処理の閾値調整によって性能の改善が可能と推測される。

図5に初期モデルで自動アノテーションを実施した例を示す。(a)のYOLOの検出結果では歩行者がbicycleと検出されているが、アノテーションの結果ではCo-DETRにあ

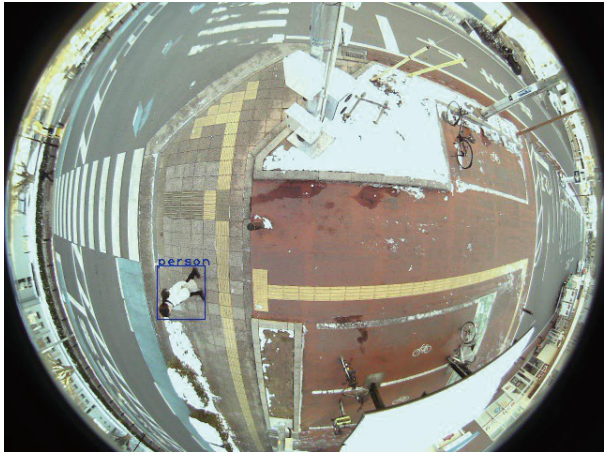
わせてpersonに修正されている。またYOLO・Co-DETRで発生している様々な過検知もアノテーション結果では解消されていることがわかる。なお、本画像は残雪の残る日のものであり事前学習等では学習していないパターンであるが、正しい教師データを生成できている。



(a) YOLOの検出結果



(b) Co-DETRの検出結果



(c) アノテーションの結果

図5 自動アノテーションの実例 (初期モデル使用)

3-7 歩行者検出センサの性能自動改善のまとめ

画像検出 AI の高精度化を実現するための自動アノテーション機能の開発を行い、つくば市公道実証の交差点にて魚眼レンズで撮影した画像による実証試験を行った。その結果、正解率が 52.7% から 92.2% に、検出率が 55.7% から 94.2% にと、学習モデルを大幅に性能向上できることを実証した⁽¹⁾。特に過検知対策に有効で、1 サイクルの実施でも十分効果があることが実証された。また、更なる性能向上の目途をつけることができた。

なお、本実証ではアノテーション結果をそのまま教師データとして使用したが、アノテーション結果から教師データに適した画像を目視で選別することもできる。この場合、作業時間を大幅に短縮できる（3,000 枚で 2 時間程度）。

4. 工場での安全向上への応用

工場での安全意識の高まりは近年ますます強くなっており、当社でも「安全は全てに優先する」を実践すべく様々な取り組みを行っている。当社はソフトバンク、(株)テクノプロ（以下、「テクノプロ」）と共同で、工場を走行するフォークリフト等の作業運転車両（以下運転車両）の安全性向上を目的とした実証実験を実施した。

本実証実験では、工場内にカメラ、LED 警告灯と AI 搭載型 5G 端末を設置し、ソフトバンクの「プライベート 5G（共有型）」回線経由でカメラ画像をソフトバンクの MEC^{*13} に送信している。MEC ではテクノプロ製の接近検出 AI が動作しており、画像を解析して運転車両の接近を検知すると工場の LED 警告灯を点滅させることで危険を周知するシステムを構築した（①）。またテクノプロ製接近検出 AI を AI 搭載型 5G 端末に移植し、5G 回線・MEC を介さずにエッジ処理にて接近検知を行い、LED 警告灯を点滅させるシステムも構築した（②）。

両システムを工場に設置し実証実験を行ったところ、①及び②のいずれの構成でも人と運転車両の接近を検知し、かつ安全距離を確保するための目標遅延時間 150ms 以下を達成することを実証した。エッジでの処理は通信断絶時もサービスを維持できることから、安全分野への応用が期待される。

5. 結 言

AI 機能を搭載した AI 搭載型 5G 端末の開発を行うとともに、歩行者検出センサの性能自動改善及び工場での安全性向上について実証実験を行い、有効性を実証した。

6. 謝 辞

本研究報告には、内閣府総合科学技術・イノベーション会議の下で推進する「戦略的イノベーション創造プログラム（SIP）第 3 期／スマートモビリティプラットフォームの

構築」（研究推進法人：国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構）（NEDO 管理番号：JPNP23023）の成果が含まれています。

また、工場での安全向上の実証ではソフトバンク(株)及び(株)テクノプロにご協力いただきました。



用 語 集

※1 ライセンスバンド（免許帯域）

通信事業者等が国から免許を受けて使用する特定の周波数。

※2 ローカル 5G

企業や自治体が特定の建物や敷地内に独自に 5G ネットワークを構築する技術。

※3 Docker

アプリケーションの動作環境を「コンテナ」として軽量・高速に構築・配布できるプラットフォーム。

※4 エッジ処理

「データ発生源の近く」でデータ処理を行う技術。

※5 教師データ

AI の「教師あり学習」において AI に正解を教えるために用いられる「入力データ」と「ラベル（正解）」がセットになったデータセット。

※6 アノテーション

画像データに AI が学習するための「正解」となるラベルを付与する作業及びそのデータ。

※7 YOLO/Co-DETR

どちらも代表的な画像検出 AI アルゴリズム。

※8 Bounding Box

画像の特定の物体を囲む最小の長方形。物体の位置を示す。

※9 信頼度（Confidence）

Bounding Box が物体の領域を囲む正確さとカテゴリの予想確率を示す。

※10 適合率（Precision）

機械学習において AI モデルが「陽性（正解）」予測したもののうち実際に正解だった割合を示す評価指標。

※11 再現率 (Recall)

機械学習において実際に「陽性 (正解)」だったもののうち
どれだけ正しく予測したかを示す評価指標。

※12 F値 (F-measure)

適合率と再現率の調和平均をとった評価指標。

※13 MEC

Multi-access Edge Computing : 通信を行う機器の近くに
サーバを分散配置することで処理のレスポンスを早め通
信を高速化する技術。

参 考 文 献

- (1) 牧俊祐、矢田勝啓、古田牧太郎、門井駿介、鈴鹿拓也、小河昇平、「実
環境に設置した魚眼カメラ画像を用いたAI物体検出モデルの性能自動
向上システム」、Vol.2026-CVIM-246 No.51 (May 2026)

執 筆 者

矢田 勝啓* : 情報ネットワーク研究所 主幹



牧 俊祐 : 情報ネットワーク研究所



古田牧太郎 : 情報ネットワーク研究所



門井 駿介 : 情報ネットワーク研究所



鈴鹿 拓也 : 情報ネットワーク研究所 主席



小河 昇平 : 情報ネットワーク研究所 グループ長



*主執筆