

地域社会 DX 推進パッケージ事業(AI 検証タイプ)

大分県日田市

有人地帯におけるドローン運航のためのエッジ AI を用
いた通信量削減の実証

実証報告書

2026年1月30日

AI07 大分県

KDDI スマートドローン株式会社

株式会社ノーベル、株式会社 ARISE analytics

目次

0.	エグゼクティブサマリ.....	1
0.1	実証概要	1
0.2	KPI/KGI の内容と達成状況.....	1
0.3	考察.....	4
0.4	成果.....	4
0.5	課題.....	5
1.	実証の目的及び内容等.....	7
1.1	実証の背景・取り組むべき課題.....	7
1.2	実証の目的.....	8
1.3	最終目標・構想イメージ.....	10
1.4	本実証の位置づけ・目標.....	11
1.5	社会実装に向けたロードマップ・取り組みの発展性.....	13
2.	業務実施体制.....	14
2.1	実証機関.....	14
2.2	実施体制図.....	15
3.	通信システム及び AI システムの構築.....	16
3.1	通信システム及び AI システムの全体像.....	16
3.2	通信システム及び AI システムの設置場所.....	18
3.3	通信システム及び AI システムの構築・運用に要した費用.....	20
3.4	通信システム及び AI システムの構築にあたっての留意事項等.....	20
4.	AI モデルの開発・学習.....	21
4.1	AI モデルの全体像.....	21
4.2	取得したデータ.....	37
4.3	AI モデルの学習プロセス.....	46
4.4	AI モデルの開発・学習にあたっての留意事項等.....	50
5.	実証の手法.....	52
5.1	ユースケース①:エッジ AI による通信量の低減.....	52

5.1.1	実証内容の詳細	52
5.1.2	利用技術・データ	52
5.1.3	必要性・新規性	52
5.1.4	検証条件	53
5.1.5	開発・評価項目	53
5.1.6	KPI/KGI	57
5.2	ユースケース②:山間部や海中等の携帯電話網不感地域における通信の確立	59
5.3	ユースケース③:多種多様なデバイスに対する通信リソースの最適化	60
5.4	ユースケース④:分散ネットワークにおける新たな AI ソリューションの創出	61
5.5	拡張性に関する検証	62
5.5.1	実証内容の詳細	62
5.5.2	前提条件	63
5.5.3	評価項目	63
5.5.4	KPI/KGI	65
5.6	効果検証	66
5.6.1	実証内容の詳細	66
5.6.2	前提条件	67
5.6.3	評価項目	67
5.6.4	KPI/KGI	69
6.	実証の結果・考察	71
6.1	全体スケジュール	71
6.2	ユースケース①:エッジ AI による通信量の低減	72
6.2.1	実証スケジュール	72
6.2.2	開発・評価項目の結果	72
6.2.3	KPI/KGI との比較結果	78
6.2.4	考察	89
6.3	ユースケース②:山間部や海中等の携帯電話網不感地域における通信の確立	105
6.4	ユースケース③:多種多様なデバイスに対する通信リソースの最適化	106
6.5	ユースケース④:分散ネットワークにおける新たな AI ソリューションの創出	107
6.6	拡張性に関する検証	108
6.6.1	実証スケジュール	108
6.6.2	評価項目の結果	108
6.6.3	KPI/KGI との比較結果	125
6.6.4	考察	126
6.7	効果検証	127
6.7.1	実証スケジュール	127
6.7.2	評価項目の結果	127
6.7.3	KPI/KGI との比較結果	129
6.7.4	考察	132

7.	本実証の総括	133
7.1	本実証の成果・課題	133
8.	参考資料	134
8.1	システム構成図・設計書	134
8.2	ネットワーク構成図・設計書	134
8.3	使用機器・ソフトウェア一覧	134
8.4	取得したデータの例	136
8.5	その他、当該システムを再現する上で参考となる資料	140
8.6	広報活動実績	141
8.7	参考文献	143

0. エグゼクティブサマリ

0.1 実証概要

我が国では生産年齢人口の減少により人手不足が深刻化し、特に地方で点検や配送業務への影響が懸念される。課題解決にはドローン技術の社会実装が急務である。

ドローン技術の社会実装には「運航の省人化」、「安全性向上」、「普及を促進する技術の確立」の3つの課題がある。広範囲の飛行にはレベル4飛行が不可欠だが、現状は地上リスクの検知・回避の為にオペレーターによる遠隔監視を行っており、オペレーターの負担が大きい。また、遠隔監視のためには通信が不可欠だが、通信帯域に制約があり通信量の軽減が課題となる。これらの解決策として、エッジ AI による地上リスクの検知・回避をリアルタイムで行い、且つ必要情報のみの送信することが考えられる。

本実証の目的は、ドローンとエッジ AI の融合により、低通信量でのオペレーター監視業務の代替技術を確立することである。これにより、取り組むべき課題である「運航の省人化」、「安全性向上」、「普及を促進する技術を確立」し、本実証後はドローン運航へ活用することでドローンの社会実装の加速を目指す。

本実証では、飛行中と着陸時の2つのシナリオを設定し、①飛行ルート下の人の集中を検知する AI(以降、飛行中のリスク検知 AI)、②着陸地点周辺の人物や障害物を検知する AI(以降、着陸時のリスク検知 AI)を開発した。

また実環境での検証として大分県、日田市と連携し、災害時の孤立集落調査を想定したドローン飛行を実施した。飛行経路下に人物・着陸地点に障害物を配置し、ドローンに開発したエッジ AI を搭載して、エッジ AI による地上リスク検知と着陸時の安全性の有効性について検証を行った。

0.2 KPI/KGI の内容と達成状況

開発・評価項目に関する KPI/KGI

番号	目標値	結果	達成状況
定性 評価	1 ドローンの自律飛行における活用可否評価	本システムを活用することで安全性向上や運航の効率化の効果を確認できた。	目標を達成できた。
	2 オペレーターの監視負担低減効果評価	通常運航時に監視負担の低減が確認できたが、多数機同時運航をする際はより多くの監視負担低減の可能性が示された。	目標を達成できた。
定量 評価	3 検知精度(Recall) 90%以上	全ての測定環境において、検知率(Recall)90%以上となった。	目標を達成できた。

	4	検知位置精度(IoU) 0.5 以上	全ての測定環境において、検知位置精度 (IoU) は 0.5 以上となった。	目標を達成できた。
	5	エッジ AI での検知速度 1 秒以内	全ての測定環境において、エッジ AI での検知速度は 1 秒以内であった。	目標を達成できた。
	6	クラウド AI と比較して 通信量を 90% 削減	エッジ AI ではクラウド AI と比較して通信量を 92.5% 削減可能であると示された。	目標値を達成できた。

拡張性検討に関する KPI/KGI

番号	目標値	結果	達成状況	
定性評価	1	異なる産業・分野、異なる条件・環境への横展開の可能性を評価	本事業のエッジ AI システムはドローン運航中に人物や異物の検知に必要な物資配送やインフラ点検においても活用の可能性が示された。他分野においてもエッジ AI の活用可能性が示された。	目標値を達成できた。
	2	エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価	エッジ AI を活用することで、クラウド AI と比較して通信量が 92.5% 削減可能であると示された。	目標値を達成できた。
定量評価	3	各分野での横展開の可能性を検証するために、3 本以上の論文を調査し、その結果をもとに有識者にヒアリングを 1 件以上行う	各分野で 3 本の論文を調査とヒアリング 1 件を実施した。	目標値を達成できた。
	4	クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 90% 以上削減されていること	エッジ AI ではクラウド AI と比較して通信量を 92.5% 削減可能であると示された。	目標値を達成できた。

効果検証に関する KPI/KGI

番号	目標値	結果	達成状況	
定性評価	1	コスト削減、投資対効果を評価	コスト削減に伴う本 AI システムへの投資対効果示された。	目標値を達成できた。
	2	エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価	クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 92.5% 削減可能であると示された。	目標値を達成できた。
定量評価	3	エッジ AI システムを使用することでドローン運航に要する費用(人件費、電力費、通信費の合計)が	ドローン運航に要する費用が合計で 67% 削減される見込みであることが示された。	目標値を達成できた。

		50%削減される見込みが立つこと。		
4	クラウド AIと比較し、エッジ AI の通信量が 90% 以上削減されていること	エッジ AI ではクラウド AI と比較して通信量を 92.5% 削減可能であると示された。		目標値を達成できた。

0.3 考察

本開発・評価項目で設定した目標値をすべて達成した。その要因として、本 AI で用いる AI モデルの設計・学習における複数の技術的工夫が挙げられる。

まず、飛行中のリスク検知 AI の検知領域を限定するため、ドローンが落下した場合の分散範囲を算定し、リスク対象を確実にカメラの画角内に収めるようカメラ角度と落下までの秒数を最適化した。この最適化は、風速ヒートマップを用いた定量評価に基づき、様々な運用条件下で安全性を確保できるパラメータを選定した。

飛行中のリスク検知 AI で使用する人物検知 AI モデルでは、エッジ側でリアルタイム推論を可能にするため、量子化や枝刈りなどの軽量化技術を適用し、精度と速度の最適バランスを確保するため複数 AI モデルを比較・評価し、最適 AI モデルを選定した。

着陸時のリスク検知 AI で使用する人物・障害物検知 AI モデルでは、ドローンの離着陸時に同一地点の俯瞰画像を取得し、差分検知処理の対象画像として活用した。さらに、入力画像に対して計算コスト低減を目的に画像圧縮処理を導入し、フィルタ適用と画像処理パラメータの調整によりノイズを除去し、軽量かつロバストな設計を実現した。

加えて、複数エリアで撮影した多様な背景条件を含むデータを収集し、過学習を防ぐことで幅広い運用環境に対応可能な AI モデルを構築した。

拡張性検討で目標値を達成できた要因は、技術面と運用面を両立した体系的な検証にある。具体的には、各分野の論文調査と有識者の意見を組み合わせ、学術的知見と実運用の視点を統合し、異なる産業・分野や条件・環境への横展開の可能性を定量的に評価できた。

効果検証で目標値を達成できた要因は、エッジ AI 導入によりオペレーターの監視業務を AI が代替し、ドローン運航コストの大部分を占める人件費削減の見込みと、レベル 4 運航の実装と運航回数増加により初期費用回収の可能性が示されたことにある。これにより、コスト削減と投資対効果を定量的に評価できた。

0.4 成果

本実証にて開発したエッジ AI は多様な環境下で高速かつ高精度で安定した性能を示し、実運用を想定したエッジデバイス上でも有効性が確認された。

飛行中のリスク検知 AI では、実環境で撮影したデータおよびオープンソースデータを用いた評価で検知精度 90%以上、位置精度 IoU 0.5 以上の目標値を達成し、未知環境下でも一定の汎化性能を維持できることを確認した。さらに、異なる地理条件、撮影時期、データ取得条件という多様な条件下で一貫した性能を示し、AI モデルの安定性に関する重要な知見を得た。処理速度は平均推論時間約 21ms、標準偏差約 0.9ms と極めて小さく、高速かつ安定した性能を維持できることが実証された。

着陸時のリスク検知 AI も複数のデータセットで目標値を達成し、検知結果は正解領域と高い一致度を示した。障害物の輪郭や位置精度において過不足のない検出が可能であり、地面材質や照明条件、背景の複雑さにかかわらず差分領域を適切に抽出できることが確認された。また、誤検知は最小限に抑制され、照明変化や背景ノイズによる偽陽性が効果的に排除されていることが確認された。処理速度は平均推論時間約 651ms、標準偏差約 13ms とこちらも目標値を大きく下回り、高速かつ安定した性能

を維持できることが実証された。

異なる分野への展開可能性として、ロボットの運航でも人や障害物との接触回避のためオペレーターの監視負荷が高く運航効率性向上に寄与する可能性を示し、物流・インフラ分野でも1対多運航でのオペレーター負荷低減に寄与する可能性を示唆した。さらに、クラウド AI 比で通信量を大幅に削減し、ネットワーク負荷低減とスケーラビリティ向上を確認したことで、運航コストの大幅削減が見込まれる。本技術は経済性・ネットワーク効率の観点からも高い有効性を示し、エッジ AI の社会実装に向けた成果が得られた。

0.5 課題

本実証を通じて、技術面・運用面における課題が明らかとなった。

技術面として、人物検知において高難度の検知条件における検知率の低下である。しゃがみ・座位姿勢、日陰、遮蔽物といった困難条件下でも一定の性能は確認されたものの、複数条件が重なる高難度条件の場合に検知率が低下した。将来的にオペレーターの常時監視を AI に置きかえる場合、このような高難度の人物検知の向上が必要である。

改善策として、以下3つの技術のいずれか又は組み合わせを導入することが考えられる。

- 本実証では可視光カメラ画像から人物検知を行ったが、それに加えてサーモグラフィカメラ画像による人物検知を併用する。この2種のカメラから得られた画像をそれぞれ AI で人物検知を行い、それぞれが一定以上の人物判定を行った場合に最終的に人物と判定することで、検知率向上が期待できる。可視光カメラのみでは人物検知が難しい夜間等にも活用が考えられる。

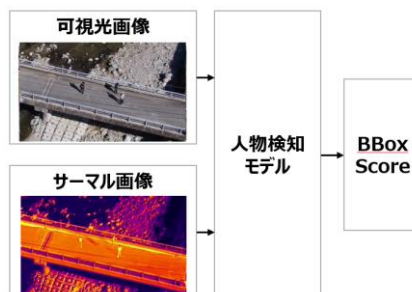


図1 サーマル画像併用イメージ

- 人物検知モデルの後処理にトラッキングモデルを追加し、フレーム間で検知結果を追跡し、一定フレーム異常継続して検知された場合のみ通知を行う。これにより単発(1フレームのみ)での誤検知を除外することができる。

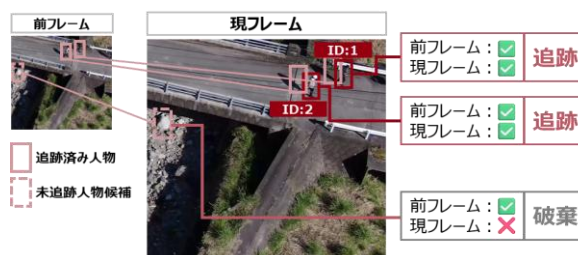


図2 トラッキングのイメージ

- 学習データのバリエーションを増やすために複数の場所やシチュエーションで日常的にドローンを飛行し撮影し蓄積したデータを 1 つのエッジ AI に集約して学習する。また画像合成(画像処理、画像生成モデル)を用いる。それにより人物/非人物の識別能力を向上させ、人物検知の向上・誤検知の低減が期待できる。

運用面では、ドローン飛行にかかる人件費削減には、1 人のオペレーターが管理する機体数を増やす必要があるが、現状では機体数の増加には限界がある。エッジ AI によるオペレーター支援は、この課題解決に寄与する可能性がある。本実証ではオペレーター1 人に対してドローン 1 機体の運用であり、その場合でも AI 活用の有用性が確認できた。次のステップとしてエッジ AI を多数機同時運航にて検証することでオペレーターの負荷をどの程度低減できるのか、また、新たな課題の有無等を検証する必要がある。

1. 実証の目的及び内容等

1.1 実証の背景・取り組むべき課題

【実証の背景】

我が国においては生産年齢人口の減少に伴う人手不足の深刻化が見込まれており、今後幅広い産業に深刻な影響を及ぼすことが懸念されている。特に生産年齢人口の減少が顕著な地方を中心に点検や物資配送などのあらゆる業務で人手不足が顕在化することとともに、人件費負担も課題となりつつある。これらの課題を解決するために、ドローン技術の社会実装が急務である。

ドローン技術の活用によって、点検・物資配送業務などの省人化や安全性向上が可能になる。しかし、有人地帯での目視外飛行であるレベル 4 飛行は第一種型式認証を取得したドローン機体である必要があるが、安全面の観点で当認証の取得難易度が高い(2026 年 1 月時点での承認機体は 1 機体のみ)為、広範囲での普及には至っていない。ドローンの飛行が可能なエリアを拡大させ、平時・有事ともに点検や物資配送業務においてドローンによる省人化や安全性向上を実現するためには、レベル 4 飛行が必要である(図 3 参照)。これを実現するためにはドローンが自律的に飛行しながら、地上リスク(人の集中や障害物)を検知・回避し、安全に運航する技術が求められる。現状はドローンのカメラ映像等を遠隔でモニタリングするオペレーターに配信し、地上リスクを常時監視しているためドローン運航中はオペレーターの稼働が大きくなる。



図 3 飛行形態の概要

【取り組むべき課題】

上記背景を踏まえ、ドローン技術の社会実装を広げる為の課題は以下の 3 点である。

1. 運航の省人化

ドローンが広範囲で飛行するためには、レベル 4 飛行の実現が必要であるが、現状のレベル 4 運航は地上リスクを検知・回避するために多くの運航関係者を要している。KDDI スマートドローンが 2024 年度に行ったレベル 4 運航では 6 名体制で運航を行っており、社会実装を目指す上では省人化が必要である(図 4 参照)。



2024年度 レベル4 飛行実証

- 将来的な都心部での医薬品オンデマンド配送実現を目指し、東京都檜原村でレベル4 運航を実証（11/5～11/7）
- 現状、1機に対して多くの運航者を要している



図 4 KDDI スマートドローンによる 2024 年のレベル 4 運航実証の概要

2. 安全性の向上

ドローンの安全性に関わるリスクはドローンが落下することにより人的・物的に損害を与える地上リスクと航空機などと衝突する空中リスクが存在する。

特に地上リスクを軽減させるためにはドローンを人的・物的に損害を与える可能性が少ない飛行ルートを行わせることが必要である。

3. 普及の促進する技術の確立

ドローンを目視外飛行させるためには遠隔のオペレーターに対して映像などを配信することにより監視ができる状態が求められるため、ドローンとの通信が必要となる。現状、目視外飛行の多くは携帯電話などで利用される LTE 通信を活用しているが、LTE の電波が届かないエリアではドローンの目視外飛行を行うことが難しい。その課題を克服する手段として将来的には Starlink などの衛星とドローンが直接通信を行うことが期待されるが、衛星との直接通信は回線の帯域が限られており、ドローンからの通信量を軽減するなどより回線の効率性が求められる。

これらの課題はエッジ AI 技術の導入を通じて解決が期待される。エッジ AI は、ドローンが生成するデータをローカルでリアルタイムに処理し、必要な情報のみを送信することで、通信負荷の軽減に寄与する。

1.2 実証の目的

本実証の目的は、ドローンとエッジ AI の融合により、低通信量でのオペレーター監視業務の代替技術を確認することである。これにより、取り組むべき課題である運航の省人化、安全性の向上、普及を促進する技術を確認し、本実証後はレベル 4 運航へ活用することでドローンの社会実装を目指す。

1. AI を活用したオペレーターの監視業務代替技術の確立:

レベル 4 飛行は有人地帯の目視外飛行が可能になるが、運航の安全性確保の観点で事前に飛行ルート上の地上リスク(人の集中)を把握する必要がある。しかし、地上リスクは日や時間により変動するため、計画段階での想定に対し、飛行時は異なる可能性がある。その為本来であれば飛行中の地上リスクをリアルタイムで把握することが望ましいが、現状その技術は確立されていない。また、ドローンが目的地上空に到着して着陸する際、着陸予定地点の周囲に人物や障害物が存在すると安全の観点で着陸ができない。その為、オペレーターは着陸時も常時ドローンのカメラ映像を監視している必要がある。これらの監視業務を以下①, ②の通り AI で代替することで運航における安全性の向上や省人化を実現する。

- ① ドローンが飛行中に飛行ルート下の地上リスク(人の集中)をリアルタイムで計測し、予め設定された数値以上を検知した場合にオペレーターに通知し、ドローンをホバリング(空中での静止)させる。



図 5 飛行ルート下の地上リスク 人の集中 検知のイメージ
(黄色枠: 検知対象範囲、赤枠: 人の検知結果)

- ② ドローンが着陸予定地の上空に到着した際に、着陸予定地周辺の人物や障害物の検知を行い、指定の範囲内に人物や障害物が確認された際にオペレーターに通知し、ドローンをホバリングさせる。

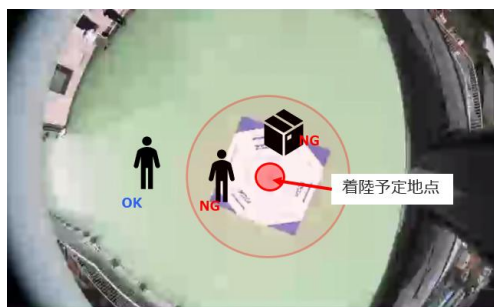


図 6 着陸地点周辺監視のイメージ
(赤色の円: 着陸地周辺人物・障害物検知範囲)

2. エッジ AI の活用によるオペレーター監視業務代替中の通信量の削減:

ドローンがカメラ映像で地上の人物を AI で検知するためには高い解像度が必要となる。その為カメラ映像を常時クラウドに送り AI 処理をする(クラウド AI)場合、高速通信環境下で多くの通信量が必要となる。従って、映像をクラウドに送らずにドローンに搭載するエッジデバイスにて AI

処理をするエッジ AI の活用が通信量削減には有効である。エッジ AI を活用し、地上リスクや着陸地点周辺の人物・障害物が検知された場合のみ通知・ホバリングを指示することで、大容量通信を行うことなくオペレーター業務の代替を実現する。

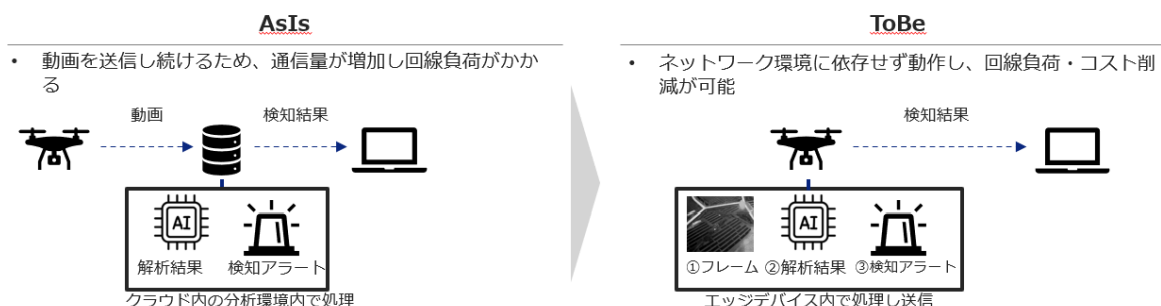


図 7 クラウド AI とエッジ AI の比較イメージ

1.3 最終目標・構想イメージ

本実証後は、当技術を活用してオペレーターの監視業務を代替し、レベル 4 運航時の省人化の実現を目指す(現状、ドローンによる遠隔運航をする際のオペレーターによる機体のカメラ映像の監視は基本的な運航方法であり、航空局との議論や制度改正の働き掛けが必要になる)。

さらに最終目標としては、以下を実現することでドローンの社会実装を実現する。

1. Starlink 直接通信の活用

現状、目視外飛行の多くは携帯電話などで利用される LTE 通信を活用しているが山間部では電波が届かず通信できない場合があり、飛行可能範囲が限定されることがある。将来的には、エッジ AI の活用により通信量の削減をした上で、空が開けている場所であればどこでも通信が可能となり得る Starlink 直接通信を活用することで、広範囲でのドローン運航の実現を目指す。

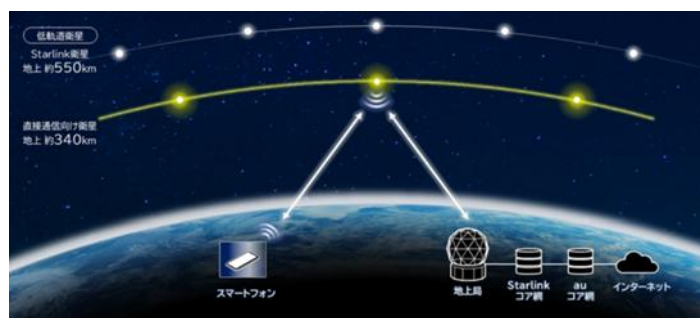


図 8 Starlink 直接通信のイメージ

2. 1 対多運航の実現

各ドローンが低通信量で運航し、且つオペレーターの監視業務をエッジ AI が代替することで、1人のオペレーターが多数のドローンを同時に運航する(以降、1 対多運航)ことが可能になる。それによりドローン運航にかかる人件費(運航コスト)を下げることに寄与する。



図 9 1 対多運航のイメージ

1.4 本実証の位置づけ・目標

本実証では、エッジ AI を活用し、運航の省人化、安全性の向上、通信効率化という三つの課題を解決するため、以下の観点に基づいた開発が必要である。

1. ドローンは上空から地上を撮影するため既存モデルでは検知精度が低下する可能性があり、上空視点に対応した AI モデル
2. エッジデバイスは処理能力や電力に制約があるため、AI モデルに最適化した入力画像処理手法の確立
3. ドローンの飛行経路下や着陸予定地周辺など、リスクが集中する領域のみを検知対象とすることで、計算負荷を低減し、処理の低遅延化と省電力化を実現する人物検知対象範囲の限定

以下に観点に基づいた開発項目と開発項目を含むエッジ AI を活用した本実証の達成目標に関する詳細を記す。

【開発項目】

1. AI モデルの開発

クラウド上での AI 解析と比べてエッジデバイスは処理能力に制限があるため、エッジデバイスの処理能力に合わせて人物検知 AI モデル、人物・障害物検知 AI モデルの軽量化を行う。またドローンは上空を飛行しているため、上空から捉える地上の人物の映り方は地上から捉える人物の映り方と異なる。その為、必要に応じて上空のカメラからでも地上の人物を検知するための再学習を行う。

2. AI モデルへのインプット情報の設定(画像処理手法の確立)

ドローンは高度 50m 程度またはそれ以上を飛行することがあり、地上の人物や物を検知するためには高い解像度が必要になる。一方で高解像度の映像を AI モデルに入力することはエッジデバイスへの負荷が大きくなり、消費電力が増えてドローンのバッテリー消費を加速させる他、AI モデルの計算処理の遅延に繋がりリアルタイム処理に影響を及ぼす可能性がある。その為 AI モデルの検知率と検知速度・エッジデバイスの電力消費等を考慮した最適なインプット情報と

するための画像処理手法を確立する。

3. 人物検知対象範囲の限定

ドローンが飛行中の飛行ルート下の地上リスク検知やドローンの着陸予定地周辺のリスク検知は落下分散範囲内や着陸予定地周辺など必要な箇所のみ抽出すればよい。具体的には以下 2 パターンで検知対象を限定する。

① 落下分散範囲の特定による地上リスク検知対象の限定

落下分散範囲とは、ドローンが飛行中に万が一故障した場合に落下する可能性がある範囲を指す。当範囲はドローンの高度・進行方向・進行速度などの情報を得ることで範囲の特定が可能である。カメラの画角全体で人物検知を行った上で当範囲をリアルタイムで算出し、その中の人物の人数を抽出することで地上リスクを検知する。



図 10 落下分散範囲を特定しない場合の検知対象範囲(左図黄色部)と、落下分散範囲を特定する場合の検知対象範囲(右図黄色部)のイメージ

② 着陸予定地周辺の人物・物(障害物)検知対象範囲の限定

着陸の安全性に影響を及ぼす範囲は着陸地点を中心に、半径 5~10m である(詳細は場所やドローン機体によって異なる)為、着陸予定地点から一定範囲内を人物・物(障害物)の検知対象とする(図 6 参照)

【本実証の達成目標】

上記開発項目を含めたエッジ AI システムをドローン運航に導入し、以下点における有効性を確認する。

1. オペレーターの監視業務代替

ドローン運航においてエッジ AI システムによる異常検知やオペレーターへの通知、ホバリング、オペレーターの対応の流れを一連で検証し、本システムがオペレーターの監視のサポート手段としての活用や、将来的なオペレーターの監視業務代替としての活用が可能であること。

2. オペレーター監視業務代替時の通信量削減

高解像度のカメラ映像を通信し続けるクラウド AI の活用と比較し、通常時の人物検知、人物・障害物検知をエッジデバイス上で行い、異常時のみ通信をすることで監視業務代替時の通信量が削減されていること。

1.5 社会実装に向けたロードマップ・取り組みの発展性

本実証は大分県の協力の元で行う。大分県は地震や大雨などの災害発生により土砂崩落が発生し、孤立する可能性がある集落が存在する。災害発生時にドローンを活用することで、空中からの孤立集落や孤立者の調査を行い、迅速且つ安全な災害対応に繋げることが期待される。

上記を実現するためには、ドローンの離陸地点から孤立地域に向かう際に地上リスクが低い飛行をする必要があるため「1.2 実証の目的」で述べたエッジ AI 技術の活用が必要である。その為、本実証において上記ケースを想定したドローンの運航において、本エッジ AI システムの有効性を確認する。また本実証後は引き続き大分県と連携し、開発したエッジ AI システムを活用しどのように社会実装を実現するかを議論し、実装に向けた取り組みを行う。

また、本実証で使用したドローンは点検用途に最適化された機体である。その為本実証後は他の用途に用いられるドローンにも本エッジ AI システムを展開し、災害時の孤立集落や孤立者の調査に限らず幅広い活用用途を模索する。例えば災害時/平常時の物資配送や、インフラや建設現場、倉庫等の点検等があげられる。

さらに、実利用を通して有効性が確認できた際は他の自治体や民間企業での課題解決に利用することを検討する。本エッジ AI システムを活用した課題解決ソリューションを対外的にアピールし、自治体や民間企業の課題解決に貢献できるよう、各組織のステークホルダーと連携しながら普及を図っていく。

2025年	2026年	2027～
本実証	実装に向けた検討	実装および横展開
災害時を想定したドローンの運航において、本エッジAIシステムの有効性を確認する。 評価項目 ・ドローンの自律飛行における活用可否 ・オペレーターの監視負担低減(省人)効果	大分県と連携し実装に向けた課題解決方法について協議する。 ・エッジAIシステムの活用方法 ・運用地域 ・運用体制	同様の課題を抱える他地域への展開する。また物資配送や点検業務などの他用途への展開を検討する。 1対多運航やStarlink直接通信への活用を検討する。

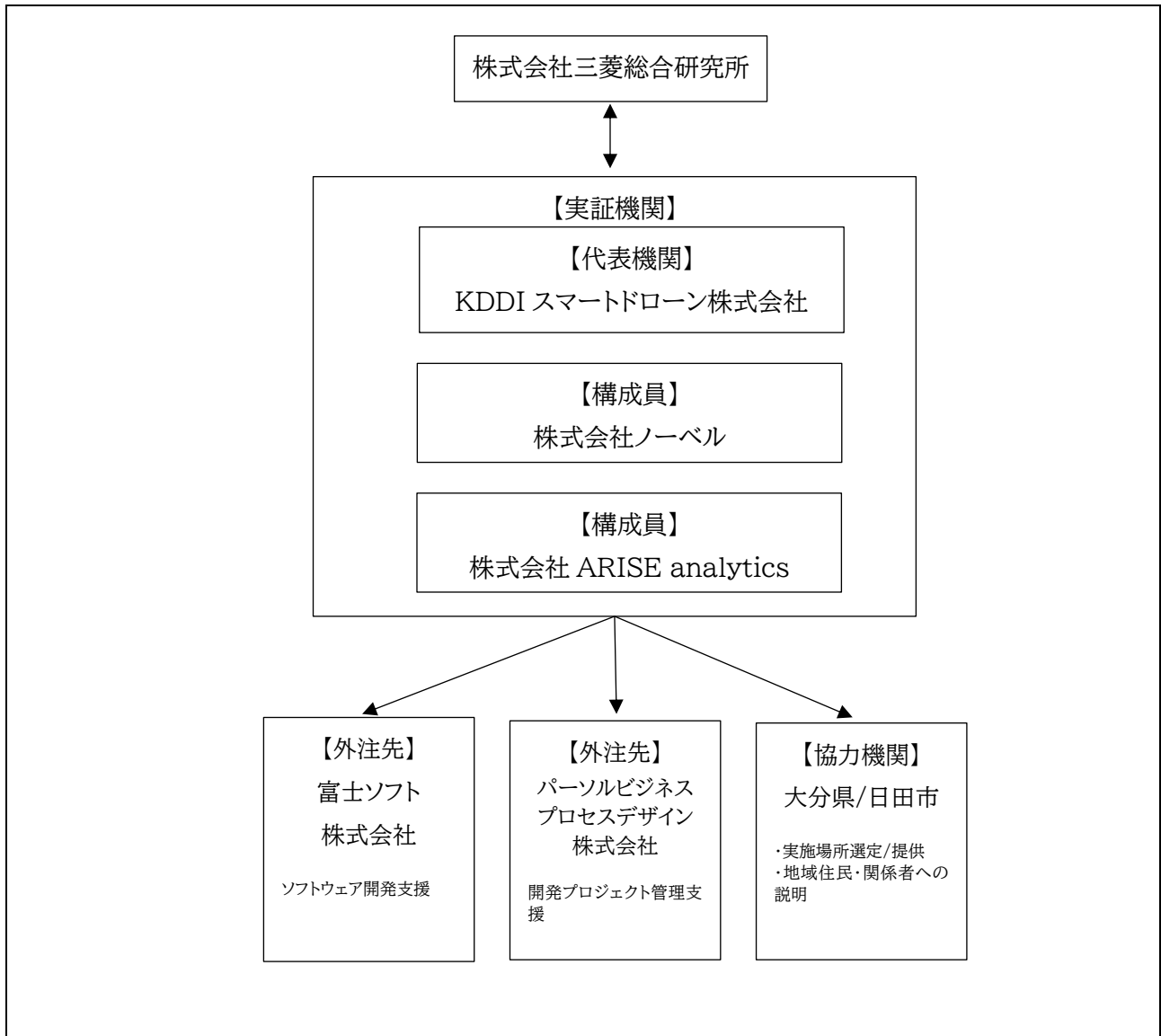
図 11 ロードマップ

2. 業務実施体制

2.1 実証機関

代表機関	法人名	KDDI スマートドローン株式会社
	代表者氏名	博野 雅文
	所在地	東京都千代田区飯田橋 3-10-10 ガーデンエアタワー
	業務の概要	ドローン事業
構成員	法人名	株式会社ノーベル
	代表者氏名	野元 孝通
	所在地	大分県日田市大字友田 2554 番地 3
	業務の概要	ドローンのトータルサービスプロバイダー
	構成員とする理由	ドローンの補助者無し目視外飛行の実績を多数有するため
構成員	法人名	株式会社 ARISE analytics
	代表者氏名	坂本 崇
	所在地	東京都渋谷区渋谷 2-21-1
	業務の概要	データ分析、アルゴリズム開発、及び DMP、AI、IoT ソリューション導入支援などのアナリティクスサービスの提供
	構成員とする理由	高い AI 開発技術・知見を有し、当該実証内でのエッジ AI 開発における機能提供に資するケイパビリティを有しているため

2.2 実施体制図



3. 通信システム及び AI システムの構築

3.1 通信システム及び AI システムの全体像

【通信システムの概要】

1. ドローン本体

- カメラ

周辺的环境及び人間を撮影する。

- ローカルストレージ

カメラで撮影された画像および動画データを格納する。

また、エッジデバイス上で処理された検出結果およびアラートフラグなどのログを格納する。

- エッジデバイス

AI は、大量の画像データから学習する学習済み AI モデルと AI 推論エンジンで構成される。AI 推論エンジンは、エッジデバイス上で学習済み AI モデルを実行し、入力された画像データに基づき、人物や物の検出や検知対象範囲の抽出を行う。

飛行中における異常発生(設定値以上の地上リスク、着陸中の指定範囲内の人物・障害物を検知)した場合、異常発生フラグをローカルストレージへの格納とクラウドへデータを送信する。

2. クラウド

- クラウドストレージ

エッジデバイス上で行われた処理結果などを格納する。

3. 運航管理システム

クラウド上のドローン機体情報(カメラ映像(低解像度)や機体情報(緯度・経度高度、速度、姿勢、バッテリー残量など)を表示する。それを受けてオペレーターは 弊社で開発している運航管理システム(FOS:Flight Operation System、以下運航管理システム) にてドローン进行操作する(停止、運航中止、退避、等)

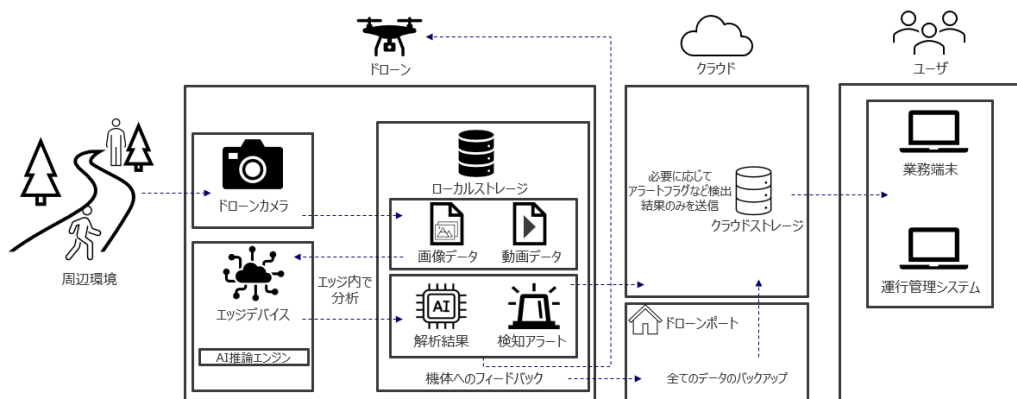


図 12 通信システムの概要

【AI 技術の概要】

本実証で開発する AI 技術の概要を示す。

1. AI モデル

① 飛行中のリスク検知 AI

YOLOX(You Only Look Once X)などの物体検出 AI モデルに対して人間の特徴量を学習することにより、ドローンの搭載カメラ画像から人物を検知する人物検知 AI モデル。

YOLOX の詳細は、4.1(3)参照。

② 着陸時のリスク検知 AI

離陸時と着陸時の画像を比較することで、画素値差分から障害物の位置を特定する人物・障害物検知 AI モデル。

2. AI モデルの軽量化

① AI モデル圧縮技術

量子化(Quantization)や枝刈り(Pruning)、知識蒸留(Knowledge Distillation)などの AI モデルの軽量化技術。

各技術の詳細は、4.1(3)参照。

② アーキテクチャ最適化

ONNX RunTime, TensorRT などといった SDK による特有のハードウェアに最適化して高速かつ効率的に動かすための AI モデルの変換技術。

各変換技術の詳細は、4.1(3)参照。

3. データ軽量化技術

① AI モデル検知領域の限定

落下分散範囲の特定による地上リスク検知対象の限定。当範囲はドローンの高度・進行方向・進行速度などの情報を得ることで範囲の特定が可能である。当範囲とその面積をリアルタイムで算出し、その中の人物とその人数を検知することで地上リスクを検知。

3.2 通信システム及び AI システムの設置場所

本実証にて使用したドローン(Matrice350RTK)をモバイル通信による遠隔運航を実現するためにスマートドローンアタッチメント(※詳細は別紙参照)を搭載する。当機器はシングルボードコンピュータである NVIDIA Jetson Xavier NX(8GB)で構成されており、本実証においては当機器をエッジデバイスとしても活用する。



図 13 ドローンに搭載するスマートドローンアタッチメントのイメージ

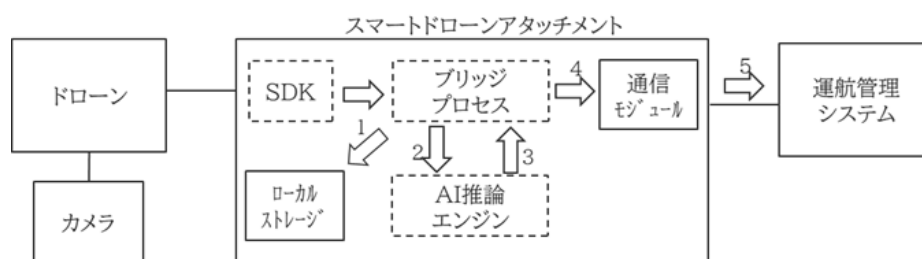


図 14 通信システム構成図(実線:ハードウェア、破線:ソフトウェア)

ドローンやスマートドローンアタッチメント(エッジデバイス)を含めた通信システムの構成は以下の通り。

1. スマートドローンアタッチメントは、SDK およびブリッジプロセスを介して、ドローンのカメラから撮影された動画画像を取得し、ローカルストレージに格納する。
2. ローカルストレージに格納されたデータは、ブリッジプロセスからエッジデバイス上の AI 推論エンジンに渡され処理が行われる。
3. エッジデバイス上の AI 推論エンジンでは、AI モデルが扱うための前処理と実際に AI モデルが解析を行う推論を行い、人物検知およびアラートなどの分析結果を出力する。
4. 出力された分析結果は、機体へのフィードバック及びドローンに内蔵された 4G/5G などの SIM や通信モジュールからクラウドへ送信を行う。ここでクラウドに送信されるデータは、圧縮された人物・物の検知結果映像と人物・物の検知が行われた画像内の座標およびアラートフラグといった最小限のデータとなる。(現在多く採用されているレベル 3.5 の運航においては、オペレーターによる映像監視が求められているため、通常時においても、オペレーターが人物の状況をリアルタイムに確認可能な品質の映像データを継続的に送信している。

一方、将来的にはエッジ AI がオペレーターに代わって人物監視等を担うことにより、通常時(検知が行われていない間)には映像データはクラウドへ送信されず、人物・物を検知した場合に限り、

検知結果映像等の最小限のデータをクラウドへ送信する運用が考えられる。)

5. クラウド上に送信されたデータは、運航管理システムや、作業者が確認する業務端末に送信され、ユーザが任意に確認することができる。

3.3 通信システム及び AI システムの構築・運用に要した費用

エッジデバイスの製作・設置(イニシャルコスト)	設備・機器費	ドローン/1 台	220 万円
		バッテリー関連機器/1 式	74 万円
		タブレット/1 台	5 万円
		制御用アタッチメント/1 台	130 万円
運航管理システムの運用	利用費	システム利用(上空電波 SIM 込み)/1 か月	5 万円
		タブレット通信地上 SIM/1 か月	0.5 万円
		ネットワーク RTK/1 か月	2 万円
AI システムの設置	設備・機器費	ワークステーション/1 台	150 万円
備品	設備・機器費	ランディングマット/1 枚	8 万円
合計			594.5 万円

※記載の金額は実証中における参考価格であり実装時は諸条件に応じて大きく変動する可能性がある。

※設計・設置・運用に係る人件費等は別途必要。

3.4 通信システム及び AI システムの構築にあたっての留意事項等

本実証の前段階として、開発した AI が正しく対象を検知できているかを確認するため、AI の検知結果を映像にリアルタイムで配信できるように、以下の工夫を行った。

1. AI の検知結果を映像に重畳し、リアルタイムで配信を実現した。さらに、通信負荷を抑えるため、検知結果を圧縮して描画するなど、データ量削減の工夫を施した。
2. AI の検知結果をリアルタイムに描画するため、AI モデルの出力と描画処理の間に新たなデータ転送インターフェースを構築し、画像メモリ領域の最適化を行った。その結果、検知結果の描画に要する時間を 500 ミリ秒短縮することができた。

4. AIモデルの開発・学習

4.1 AIモデルの全体像

(1) AIモデルの処理フロー

本実証では、飛行中と着陸時の2つのシナリオを設定し、①飛行中のリスク検知 AI、②着陸時のリスク検知 AI で用いる各 AI モデルを開発した。

1) ①飛行中のリスク検知 AI の処理フロー



図 15 ①の処理フロー

【Ⅰ】データ入力:

ドローンに搭載されたカメラから、飛行ルート下の地上の画像データをリアルタイムで取得する。

【Ⅱ】人物検知:

YOLOX による対象物検出処理を用いて、入力された画像内の人物を自動的に識別・検知する。検知された人物の位置座標や人数をデータ化する。

【Ⅲ】落下分散範囲内人物抽出:

万が一ドローンが墜落した場合に想定される落下分散範囲を事前に計算し、その範囲内に存在する人物を抽出する。

【Ⅳ】地上リスク判定:

抽出された落下分散範囲内の人物が2人以上の場合にアラートを発出する。本実証では連続的に画像を取得・処理する設計となっており、同一の人物や地上リスクを複数フレームにわたって継続的に監視する運用となっている。

2) ②着陸時のリスク検知 AI の処理フロー



図 16 ②の処理フロー

【Ⅰ】離陸時データ保存:

ドローンに搭載されたカメラから、離陸時の画像データを取得し保存する。その際に高度を取得し画像データに対応づける。

【Ⅱ】着陸時データ入力:

ドローンに搭載されたカメラから、着陸時の画像データを取得し保存する。その際に高度を取得し画像データに対応づける。

【Ⅲ】特徴点マッチング:

着陸時の撮影高度をもとに、撮影高度に近い離陸時の画像データを参照する。参照した画像データと着陸時の画像データの特徴点マッチングを行う。

【Ⅳ】差分検知:

特徴点マッチングの結果をもとに、離陸時の画像データと参照した画像データの差分検知を行う。

【Ⅴ】着陸地周辺範囲内障害物抽出:

差分検知の結果をもとに、検知対象範囲内の障害物(人物を含む)を抽出する。

【Ⅵ】着陸地リスク判定:

抽出された障害物の面積の合計と検知対象範囲の面積の比が 0.1%を超えた場合にアラートを発出する。

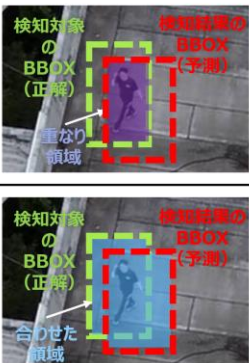
(2) AI モデルの性能評価

1) 各種指標の説明

【IoU の定義】

IoU(Intersection over Union:検知位置精度)は、正解の BBOX (Bounding Box)と予測の BBOX の重なり度合いを定量的に評価する指標である。この指標により、検出された領域が正解領域とどの程度一致しているかを 0 から 1 の範囲で評価することが可能となる。値が 1 に近いほど、検出位置および検出範囲の精度が高いことを示す。

計算式と導出イメージ

$$\text{IoU (Intersection-over-Union)} = \frac{\text{正解と予測のBBOXの重なり領域 (積集合)}}{\text{正解と予測のBBOXを合わせた領域 (和集合)}} = \frac{\text{検知対象のBBOX (正解) と 検知結果のBBOX (予測) の重なり領域}}{\text{検知対象のBBOX (正解) と 検知結果のBBOX (予測) を合わせた領域}}$$


- 2つのBBOXの重なり度合いによって位置ズレを評価
 - 例えば、検知対象と検知結果が同じサイズで、2/3ずつ重なっている場合を考える。重なり領域は元のBBOXのサイズの2/3、合わせた領域は元のBBOXのサイズの4/3となるため、IoU = 重なり領域 / 合わせた領域 = 0.5となる。

図 17 検知位置精度(IoU)導出方法

【Recall/Precision における IoU 閾値の定義】

Recall(再現率)は、実際に正解であるもののうち、AI モデルが正しく検出できた割合であり、見逃しの少なさを示す指標、Precision(適合率)は、AI モデルが検出したもののうち、実際に正解である割合であり、誤検出の少なさを示す指標、IoU(Intersection over Union)は、検出領域と正解領域の重なり度合いを評価する指標として用いられる。

IoU 閾値は、検出結果を正解として判定するための基準値である。評価において、予測された BBOX と正解 BBOX の間で IoU を計算し、その値が設定した IoU 閾値以上である場合に、当該検出結果を正解として扱う。IoU 閾値未満の場合は、検出位置や検出範囲が正解と十分に一致していないと判断され、誤検出または検出漏れとして扱われる。

【本実証における閾値設定】

本実証では、以下の 2 種類の IoU 閾値を設定し、多角的な評価を実施した。

(1) IoU 閾値 = 0.5(標準的基準)

正解 BBOX と予測 BBOX が 50%以上重なっている場合に正解と判定する。一般的な物体検出タスクで広く採用されている標準的な基準であり、検出位置の精度と実用性のバランスが取れた値である。

(2) IoU 閾値 = 0.3(緩和基準)

正解 BBOX と予測 BBOX が 30%以上重なっている場合に正解と判定する。小物体検出や位置ずれの影響を受けやすいタスクで使用される基準であり、より多くの検出結果が正解として認められるため、Recall が向上する傾向にある。

【平均 IoU の算出方法】

平均 IoU は、すべての検出結果における IoU 値の算術平均であり、検出位置および検出範囲の

全体的な精度を示す総合指標である。評価において、各検出結果と対応する正解 BBOX の間で IoU を個別に計算し、それらすべての IoU 値を平均することで算出される。

(3) AI モデルのアルゴリズム

1) ①飛行中のリスク検知 AI のアルゴリズム

【飛行中のリスク検知 AI】

飛行中のリスク検知 AI で行う人物検知は、CNN(Convolutional Neural Network:畳み込みニューラルネットワーク)をはじめとして、すでに多くの実装が研究的に公開されている。本実証においては、精度や速度要件に応じて複数のサイズの事前学習済み AI モデルを選択可能であり、モバイル端末やエッジデバイスでの優れた性能実績が報告されている YOLOX を採用した。

YOLOX の選定理由としては、リアルタイム性が求められる運航管理システムにおいて、高速な推論速度と高精度な検出性能を両立できる点が挙げられる。従来の二段階検出器(R-CNN ファミリーなど)と比較して、YOLOX は一段階検出アーキテクチャを採用しており、画像全体を一度のネットワーク処理で解析することで、検出速度の大幅な向上を実現している。加えて、YOLOX を用いた分析環境がすでにアセットとして整備されており、迅速かつ効率的にシステム構築を実現可能であった点も選定理由として挙げられる。

技術的特徴として、YOLOX は既存の YOLO 系列の技術(YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5 など)と比較して、以下のような先進的な設計を採用している。

第一に、事前にどの領域に物体が収まるかを定義する「アンカー(anchor)」という従来の設計概念を排除したアンカーフリー設計を導入している。これにより、様々なアスペクト比や大きさを持つ物体に対して、より柔軟かつ汎用的な検出が可能となった。

第二に、複数の矩形領域内のグリッドに対してラベル割り当てを動的に最適化する SimOTA(Simplified Optimal Transport Assignment)と呼ばれる技術を採用している。この手法により、訓練時の正解ラベルの割り当てが最適化され、特に密集した物体や重なり合った対象物の検出精度が向上している。これらの技術革新により、計算量の削減と、人物の様々な姿勢や対象物のサイズ変動に対する堅牢性を兼ね備えた実装が実現されている。

さらに YOLOX の大きな利点として、COCO(Common Objects in Context)と呼ばれる大規模な物体検出用データセットで事前学習された多様な AI モデルバリエーションが公開されている点が挙げられる。具体的には、軽量 AI モデルとして YOLOX-nano、YOLOX-tiny が、標準 AI モデルとして YOLOX-S、YOLOX-M、YOLOX-L、YOLOX-X といった、タスクの要求精度や計算資源の制約に応じて使い分けることが可能な AI モデルパラメータが複数用意されている。

本実証においては、これら軽量 AI モデルと標準 AI モデルを実際のフィールド環境で比較検証することで、検出精度と推論速度のトレードオフを定量的に評価し、最適な AI モデル選定を行う。また、学習済み AI モデルを学習のベースとして利用できるため、ゼロから独自 AI モデルを構築する場合と比較して、開発期間の短縮とコスト削減を実現し、効率的なシステム開発を実施することが可能となる。

本実証では、実証フィールドであるコードベースキッツ(千葉県君津市)と大分県日田市で取得したデータを学習と評価に使用した(実証フィールドの詳細については 6.2.2 を、取得したデータの詳細については 4.2 を参照)。

【AI モデル軽量化】

AI モデルを設計・選定した後、実運用環境への実装段階において重要となるのが、エッジデバイスでの動作を実現するための更なる AI モデル軽量化プロセスである。ドローン搭載カメラからのリアルタイム映像解析や、地上設置型監視カメラでの低遅延検知を実現するためには、クラウドサーバーでの推論処理を待つのではなく、エッジ側で即座に推論を完了させる必要がある。

AI モデル軽量化の代表的な技術として、以下の三つの手法が広く活用されている。

第一に、「量子化」がある。これは、ニューラルネットワークのパラメータや重みを、従来の FP32 (32 ビット浮動小数点) 表現から、より低精度な INT8 (8 ビット整数) や INT4 (4 ビット整数) などの表現形式に変換する技術である。この変換により、AI モデルのメモリ使用量を大幅に削減すると同時に、整数演算の高速性を活用することで推論速度を向上させることができる。量子化には、学習後に適用する PTQ (Post-Training Quantization) と、学習中に量子化を考慮する QAT (Quantization-Aware Training) の二つのアプローチがあり、精度要件に応じて使い分けることが可能である。

第二に、「枝刈り」と呼ばれる技術がある。この手法は、推論結果への影響が小さいニューロンの接続(重み)や、ネットワーク構造内の冗長なノードを識別して削減することで、ネットワーク全体を疎な構造(Sparse Network)に変換する。構造化枝刈り(Structured Pruning)では、フィルタやチャネル単位での削減を行い、非構造化枝刈り(Unstructured Pruning)では、個別の重み単位で削減を実施する。これにより、AI モデルサイズの縮小と計算量の削減を同時に達成できる。

第三に、「知識蒸留」という技術がある。これは、高性能な大規模 AI モデル(教師モデル/Teacher Model)の知識や学習結果を、より小規模で軽量の AI モデル(生徒モデル/Student Model)に転移させる手法である。教師モデルの出力する確率分布(ソフトターゲット)を生徒モデルが模倣するように学習させることで、小規模 AI モデルでありながら大規模 AI モデルに近い精度を実現することが可能となる。

これらの軽量化技術を単独または組み合わせて適用することで、検知精度(Accuracy)を実用レベルで維持しつつ、AI モデル自体のファイルサイズを削減し、推論時の計算速度を大幅に向上させることが可能となる。

本実証では、これらの AI モデル軽量化プロセスをより効果的に実施するために、NVIDIA 社が提供する AI モデル最適化エンジンである TensorRT を採用した。TensorRT の採用理由は以下の通りである。

第一に、本実証で使用するエッジデバイスが NVIDIA Jetson シリーズ(Jetson Nano、Jetson Xavier NX、Jetson AGX Orin など)であることから、同じ NVIDIA 製の TensorRT を用いることで、ハードウェアとソフトウェアの最適な統合が可能となる点が挙げられる。TensorRT は、NVIDIA 製 GPU 固有の CUDA コアや Tensor コアといった演算リソースの特性を深く理解した上で最適化を行うため、他の汎用的な最適化エンジンと比較して、より高い性能向上が期待できる。

第二に、TensorRT は層融合(Layer Fusion)、カーネル自動調整(Kernel Auto-Tuning)、動的テンソルメモリ管理、精度キャリブレーションといった高度な最適化技術を自動的に適用することで、推論速度を数倍から十数倍に高速化できる実績がある。特に、YOLOXのような畳み込み層を多用するネットワークにおいては、連続する演算を融合して中間データの読み書きを削減することで、メモリ帯域幅の制約を大幅に緩和し、スループットを向上させることができる。

第三に、TensorRT は FP32、FP16、INT8 といった複数の精度モードをサポートしており、精度と速度のトレードオフを柔軟に調整できる。特に INT8 量子化においては、キャリブレーション機能により、精度低下を最小限に抑えながら高速化とメモリ使用量の削減を実現できる。

第四に、TensorRT は産業用途での実績が豊富であり、自動運転、ロボティクス、スマートシティなどの安全性が求められる分野での採用事例が多数報告されている。本実証のようなドローン運航管理という公共性の高いシステムにおいて、信頼性と安定性が実証されたツールを使用することは、システム全体の品質保証の観点からも重要である。

以上の理由から、本実証では TensorRT を採用し、YOLOX モデルの最適化を実施した。具体的には、学習済みの YOLOX モデルを ONNX 形式に変換した後、TensorRT のビルダーを用いて FP16 精度での最適化エンジンを構築し、Jetson デバイス上での推論速度と検出精度の両立を実現した。この最適化プロセスにより、リアルタイム映像解析に必要な処理速度を維持しながら、高精度な人物検知を可能とするシステム基盤を確立した。

【AI モデルサイズの選定】

YOLOX は、タスクの要求精度や計算資源の制約に応じて使い分けることが可能な複数の AI モデルサイズが提供されている。本実証では、エッジデバイス(NVIDIA Jetson Xavier NX)上での実運用を前提として、検出精度と推論速度のバランスを最適化するため、中間報告時点において YOLOX-nano、YOLOX-tiny、YOLOX-S、YOLOX-M、YOLOX-L、YOLOX-X の 6 種類の AI モデルサイズについて、TensorRT による FP16 最適化を適用した上で、実機環境での性能評価を実施した。

各 AI モデルのパラメータ数は、YOLOX-nano が 0.91M と最も軽量であり、YOLOX-tiny(5.06M)、YOLOX-S(9.0M)、YOLOX-M(25.3M)、YOLOX-L(54.2M)と段階的に増加し、YOLOX-X(99.1M)が最大規模となる。一般的に、パラメータ数が多い AI モデルほど表現能力が高く、複雑なパターンを学習できるため検出精度が向上する傾向があるが、同時にメモリ消費量と計算量も増加し、推論速度が低下する。

推論速度の評価指標として、1 枚の画像を処理するのに要する時間(ミリ秒:ms)と、1 秒間に処理できるフレーム数を示す fps(frames per second)を使用した。fps は推論速度から算出される値であり、例えば推論速度が 10ms の場合、1 秒(1000ms)÷10ms=100fps となる。一般的な映像のフレームレートは 30fps 程度であるため、30fps 以上の処理性能があればリアルタイム映像解析が可能と判断できる。

中間報告時点でのプロトタイプ AI モデルを用いた Jetson Xavier NX 上での推論速度測定の結果、以下の性能が確認された。

表 1 Jetson Xavier NX 上での推論速度測定の結果

AI モデルサイズ	パラメータ数(M)	平均推論速度(ms)	fps
YOLOX-nano(FP16)	0.91	8.32	120.2
YOLOX-tiny(FP16)	5.06	10.16	98.4
YOLOX-S(FP16)	9.0	22.39	44.1
YOLOX-M(FP16)	25.3	42.39	23.5
YOLOX-L(FP16)	54.2	69.37	14.4
YOLOX-X(FP16)	99.1	120.0	8.30

最軽量 AI モデルである YOLOX-nano は平均推論速度 8.32ms(120.2fps)と極めて高速であり、リアルタイム処理に十分な性能を有している。YOLOX-tinyも10.16ms(98.4fps)と高速であり、一般的な映像フレームレート(30fps)を大きく上回る処理能力を示した。YOLOX-S は22.39ms(44.1fps)と、リアルタイム性を維持しながらも十分な処理速度を確保している。

一方、YOLOX-M以降のAIモデルでは、パラメータ数の増加に伴い推論速度が低下する傾向が顕著となった。YOLOX-Mは42.39ms(23.5fps)、YOLOX-Lは69.37ms(14.4fps)、YOLOX-Xは120.0ms(8.3fps)となり、特にYOLOX-M、YOLOX-LおよびYOLOX-Xでは30fpsを下回る結果となった。これらのサイズの大きいAIモデルは高精度が期待できる一方で、エッジデバイス上でのリアルタイム映像解析には処理速度の面で制約があることが確認された。

中間報告時点のプロトタイプAIモデルを用いて、君津撮影データ(20250822_君津)での検出精度を評価した結果は以下の通りである。

表 2 君津撮影データ(20250822_君津)での検出精度評価結果

AI モデルサイズ	Recall (IoU=0.5)	Recall (IoU=0.3)	Precision (IoU=0.5)	Precision (IoU=0.3)	平均 IoU
YOLOX-nano(FP16)	0.85	0.91	0.88	0.94	0.68
YOLOX-tiny(FP16)	0.91	0.95	0.92	0.96	0.72
YOLOX-S(FP16)	0.93	0.96	0.95	0.99	0.79
YOLOX-M(FP16)	0.91	0.94	0.94	0.97	0.80
YOLOX-L(FP16)	0.93	0.96	0.95	0.98	0.81
YOLOX-X(FP16)	0.95	0.97	0.96	0.99	0.83

検出精度の観点では、パラメータ数が増加するにつれて Recall、Precision、IoU の各指標が向上する傾向が見られた。YOLOX-nano は Recall 0.85、IoU 0.68 と、軽量 AI モデルとしては実用的な性能を示したが、本実証の KPI 目標である Recall 0.90 以上には到達しなかった。YOLOX-tiny では Recall 0.91、IoU 0.72 と KPI を達成し、軽量性と精度のバランスが取れた結果となった。

YOLOX-S は Recall 0.93、IoU 0.79 と高い精度を示し、特に Precision 0.95 という優れた値を記録した。YOLOX-M、YOLOX-L、YOLOX-X と AI モデルサイズが大きくなるにつれて、さらに精度が向上し、YOLOX-X では Recall 0.95、IoU 0.83 という最高性能を達成した。

本実証における最適 AI モデルの選定にあたっては、以下の三つの要件を総合的に考慮した。

第一に、KPI 要件である Recall 0.90 以上および推論速度 1 秒以下を満たすことが必須条件である。第二に、リアルタイム映像解析のため、一般的な映像フレームレート 30fps を安定的に処理できる性能(推論速度 33.3ms 以下)が望ましい。第三に、システム全体の処理余裕を確保するため、映像処理以外のタスクにも計算資源を割り当てられることが重要である。

これらの要件を総合的に評価した結果、中間報告時点において YOLOX-S(FP16)を最適な AI モデルとして選定した。選定理由は以下の通りである。

第一に、検出精度が KPI 要件を十分に満たしている。YOLOX-S は Recall 0.93、IoU 0.79 と KPI 要件を上回る高精度を達成しており、検出性能の面で十分な水準に到達している。Precision 0.95 という高い値は、誤検出が少ないことを示しており、実運用時の信頼性確保に寄与する。

第二に、推論速度がリアルタイム処理に最適である。推論速度は 22.39ms(44.7fps)であり、KPI 要件である 1 秒以下を大きく上回り、30fps の映像入力に対して約 1.5 倍のマージンがある。この余裕により、リアルタイム性を堅牢に担保でき、かつシステム全体の他の処理にも計算資源を割り当てることが可能である。

第三に、精度と速度のバランスが実用的である。YOLOX-tiny も検討候補として有力であったが、Recall 0.91 と KPI をわずかに上回る程度であり、実運用時の環境変動(照明条件の変化、カメラアングルのばらつき、気象条件の変化など)を考慮すると、精度面での余裕が不足する懸念があった。一方、YOLOX-M 以降の AI モデルは精度面では優れているものの、推論速度が 30fps 以下に低下するため、リアルタイム性の要件を満たすことが困難である。

第四に、エッジデバイスのリソース効率が良好である。パラメータ数 9.0M と適度な AI モデルサイズであるため、メモリ使用量も抑えられ、エッジデバイス(Jetson Xavier NX)の計算資源を効率的に活用できる。これにより、長時間の連続運用においても安定した動作が期待できる。

以上の分析から、YOLOX-S は検出精度と推論速度の最適なバランスを実現しており、本実証の要求仕様を満たす最適な AI モデルサイズであると結論付け、中間報告以降の開発では YOLOX-S をベース AI モデルとして採用した。

【落下分散範囲の計算と画角の決定方法】

ドローンの飛行ルート下における地上リスク評価を実施するためには、万が一ドローンが落下した場合に、機体が到達する可能性のある落下分散範囲を正確に算定する必要がある。ここでは、本実証における落下分散範囲の計算方法について説明する。

本実証では設定した実証飛行条件に基づき、飛行高度を 50m(地上基準)、運航速度を 8m/s(水平方向の巡航速度)として設定した。

落下距離の算定は、以下の計算式に基づいて実施される。水平方向の移動距離は $X = (V + W) \cdot t$ で表され、ここで X は水平方向の落下距離(m)、 V はドローンの水平速度(m/s)、 W は風速(m/s)、 t は落下時間(s)である。

鉛直方向の落下については、 $H = \frac{1}{2}gt^2$ の式で求められる。ここで、 H は飛行高度(m)、 g は重力加速度(= 9.80665 m/s²)、 t は落下時間(s)である。上式を t について解くと、 $t = \sqrt{2H/g}$ となる。この落下時間 t を水平移動距離の式に代入することで、落下距離は $X = (V + W)\sqrt{2H/g}$ により算定できる。本実証の条件を代入すると、風速 W に応じた落下距離を算出できる。

実際の運航環境においては、風速や風向は時々刻々と変化するため、落下位置は一点ではなく、ある範囲に分散する。本実証では、この分散を考慮した落下分散範囲を設定した。まず、風が存在しない条件($W = 0$)では、機体の水平速度 V によってのみ水平方向に移動する。この無風時の落下位置を基準点(中心)として設定する。次に、風速 W が存在する場合、風下方向への追加的な移動距離が発生する。風向は 360 度あらゆる方向から吹く可能性があるため、風速による影響距離 $W\sqrt{2H/g}$ を半径として、無風時の落下位置を中心とする円形の領域を落下分散範囲として定義する。

さらに、本実証では実際のシステム動作における処理遅延を考慮したバッファを追加している。カメラで撮影された画像が AI モデルに入力され、人物検知が実行され、その結果が運航判断に反映されるまでには、一定の処理時間が必要である。この処理時間の間にもドローンは飛行を続けており、機体位置が移動する。したがって、画像が AI モデルに入力されるタイミングから、ドローンが落下するまでの秒数を考慮し、その時間分の飛行距離をバッファとして落下分散範囲に追加する。最終的に計算される落下分散範囲のイメージを以下に示す。

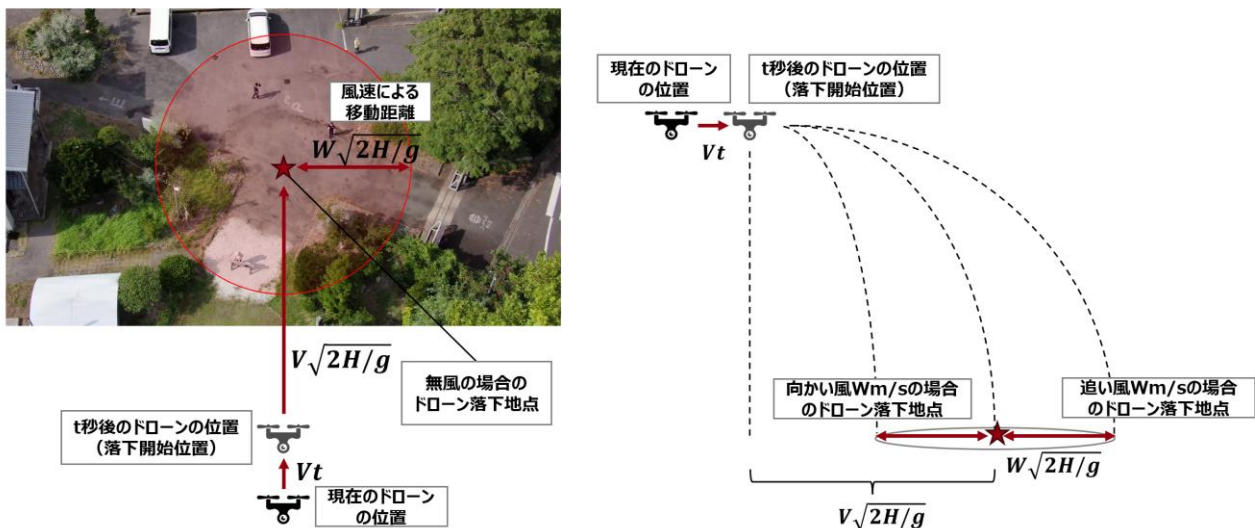


図 18 落下分散範囲の算出イメージ

前述の落下分散範囲の計算方法に基づき、本実証では実運用に最適なカメラ角度(上下方向の傾き)と落下までの秒数を決定する必要がある。これらのパラメータは、落下分散範囲が常にカメラの画角内に収まるように設定することが重要である。落下分散範囲が画角外にはみ出してしまうと、リスク対象となる人物を検知できない可能性があり、安全性が損なわれる。

カメラ角度と落下までの秒数は、相互に関連するパラメータである。カメラ角度が浅い(水平に近い)場合、遠方まで広く監視できるが、近距離の視野が狭くなる。逆に、カメラ角度が深い(真下に近い)場合、近距離を広く監視できるが、遠方の視野が狭くなる。また、落下までの秒数が長い場合、ドローンはより遠方まで移動するため、落下分散範囲も遠方に広がる。

これらの関係性を考慮し、様々な風速条件下においても、落下分散範囲が確実にカメラの画角内に収まる最適な組み合わせを選定する必要がある。本実証では、この選定プロセスを体系的に実施するため、風速ヒートマップを作成し、定量的な評価に基づいてパラメータを決定した。

風速ヒートマップは、カメラ角度と落下までの秒数の各組み合わせに対して、落下分散範囲が画角内に収まる最大風速を算出し、マトリクス形式で可視化したものである。この最大風速が大きいほど、より厳しい風速条件下でも落下分散範囲を画角内に捉えることができることを意味し、運用の堅牢性が高いことを示している。

風速ヒートマップの作成にあたっては、本実証の運航条件および使用機材の仕様に基づき、以下のデータ範囲と計算パラメータを設定した。

データ範囲について、カメラ角度は 30 度から 75 度までの範囲を 5 度刻みで設定した(合計 10 パターン)。この範囲は、実用的なドローン運用において採用される一般的なカメラ角度範囲を網羅している。落下までの秒数は 1 秒から 5 秒までの範囲を 0.5 秒刻みで設定した(合計 9 パターン)。この範囲は、AI モデルの推論時間および通信遅延などを考慮した、現実的な処理時間の想定範囲である。

計算パラメータについては、使用するカメラの焦点距離を 13.66mm、センサーの高さを 5.6mm とした。これらは本実証で使用する実機材の仕様値である。飛行高度は 50m、ドローン速度は 8m/s とし、本実証の運行条件と一致させた。重力加速度は 9.80665m/s^2 を使用した。

これらのパラメータを用いて、各カメラ角度と落下までの秒数の組み合わせについて、以下の計算を実施した。まず、カメラの画角をカメラの焦点距離とセンサーサイズから算出する。次に、設定された落下までの秒数とドローン速度から、無風時の落下位置を計算する。さらに、風速を変数として、風速が増加した場合の落下分散範囲を算出し、この円形領域の最遠点がカメラの画角の境界に到達する風速を求める。この風速が、当該組み合わせにおける最大風速となる。作成された風速ヒートマップを以下に示す。

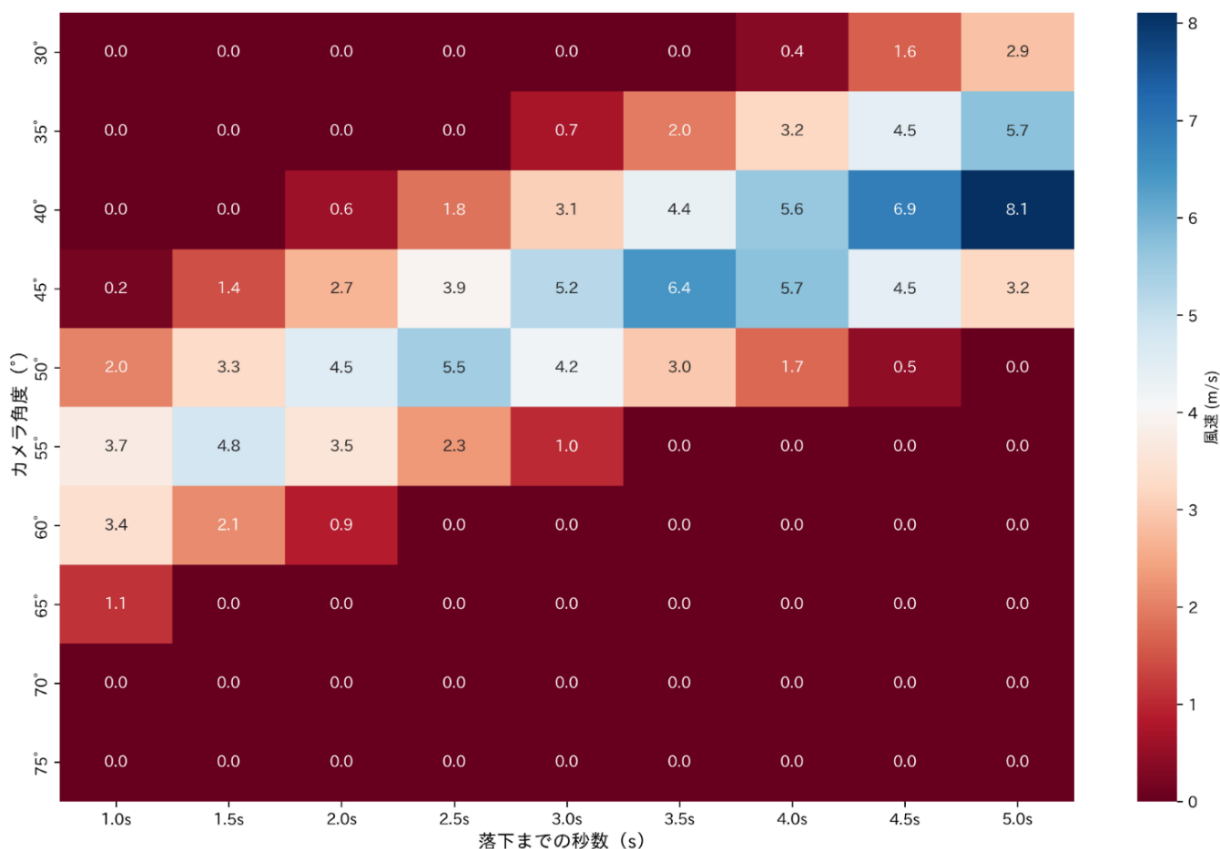


図 19 風速ヒートマップ

表中の数値は、各カメラ角度と落下までの秒数の組み合わせにおいて、落下分散範囲が画角内に収まる最大風速(m/s)を表している。数値が 0.0 となっているセルは、無風状態においても落下分散範囲が画角外にはみ出してしまうため、実用不可能な組み合わせであることを示している。表の左上側(カメラ角度が浅く、落下までの秒数が短い領域)に 0.0 の値が集中している。これは、カメラ角度が浅すぎる場合、カメラの視野が遠方に向いているため、落下分散範囲が画角外となり、画角内に収まらないことを示している。例えば、カメラ角度 30 度や 35 度では、落下までの秒数が短い条件でも落下分散範囲を捉えられない。一方、表の右下側(カメラ角度が深く、落下までの秒数が長い領域)にも 0.0 の値が分布している。これは、落下までの秒数が大きすぎる場合、ドローンが遠方まで移動するため、落下分散範囲の中心位置が遠方に位置し、カメラ角度が深い設定では、この遠方の落下分散範囲が画角外となり、画角内に収まらないことを示している。例えば、カメラ角度 55 度以上では、落下までの秒数が 3.5 秒を超えると落下分散範囲を捉えられなくなる。

本実証では、実際にドローン運航を担当する運航者への意見聴取およびヒアリングを実施した結果、実証フィールドにおける実運用では風速 4m/s までを想定した設定が望ましいとの知見が得られた。この運用観点からの要件を踏まえ、風速 4m/s 以下の条件において落下分散範囲を確実に画角内に収めることを、パラメータ選定の基準とした。

風速ヒートマップを参照すると、風速 4m/s を上回る性能を持つ組み合わせとして、複数の候補が存在する。これらの中から、最も落下までの秒数の短い組み合わせ(カメラ角度:55 度、落下までの秒数:1.5 秒)を本実証では設定した。この組み合わせは、最大風速 4.79m/s という値を示しており、目標と

する風速 4m/s を十分に上回る。また、この落下までの秒数 1.5 秒という値は AI の推論に要する時間と通信の遅延の合計とおおむね齟齬のない値である。

【落下分散範囲内人物抽出】

飛行中のリスク検知 AI によって検知された人物の中から、ドローンの飛行ルート下における落下分散範囲内に位置する人物を抽出する処理は、地上リスク判定において重要なステップである。上記で計算された落下分散範囲を用いて、その範囲内の人物を抽出する方法、および抽出の際に導入した IoU マージンの設定について説明する。

飛行中のリスク検知 AI は、カメラ映像内の各フレームにおいて人物を検知し、その位置を矩形領域として出力する。この検知結果に対して、落下分散範囲との位置関係を判定し、落下分散範囲内に位置する人物のみを抽出する処理を実施する。

基本的な判定方法としては、検知された人物の矩形領域が、落下分散範囲を示す領域に一部でも含まれる場合、その人物を「落下分散範囲内に存在する人物」として抽出する。この「一部でも含まれる」という判定基準は、安全性を最優先とする観点から採用されており、人物の体の一部でも落下分散範囲内に入っていれば、リスク対象として認識する保守的なアプローチである。

具体的な処理手順としては、まず飛行中のリスク検知 AI が出力した各人物の矩形領域の座標(画像座標系)を、カメラ情報および飛行高度・姿勢情報を用いて地上座標系に変換する。次に、変換された人物位置と、落下分散範囲(地上座標系での領域)との重なり判定を実施し、重なりが存在する人物を抽出する。

しかしながら、上記の基本的な抽出方法には、AI モデルの検知精度に起因する課題が存在する。本実証で構築した AI モデルは、IoU 閾値 0.5 という基準で評価を実施する。IoU は、検知された矩形領域と正解矩形領域の重なり度合いを示す指標であり、IoU 0.5 とは、検知結果と正解位置が 50%の重なりを持つことを意味する。

この特性が示唆するのは、AI モデルによる検知結果は、実際の人物位置からずれる可能性があるということである。具体的には、実際の人物が落下分散範囲の境界付近に位置している場合、AI モデルの検知結果が実際の位置から外側方向にずれることで、検知矩形が落下分散範囲に全く含まれないと誤判定される可能性がある。

安全性を最優先とする運航管理システムにおいては、このような検知位置のズレによる見逃しは許容できない。実際には落下分散範囲内に人物が存在するにもかかわらず、システムがそれを認識できない状況は、重大なリスクとなり得る。

上記の課題に対応するため、本実証では「IoU マージン」を導入した。IoU マージンは、落下分散範囲を外側方向に一定距離拡張した領域であり、AI モデルの検知位置のズレを吸収するためのバッファとして機能する。

具体的には、検知された人物の矩形領域が、落下分散範囲+IoU マージンで構成される拡張領域に一部でも含まれる場合、その人物を「落下分散範囲内に存在する人物」として抽出する。この方法により、AI モデルの検知位置が多少ずれている場合でも、実際に落下分散範囲内に存在する人物を確実に捕捉できるようになる。

本実証での IoU マージンの具体的な値の設定にあたっては、一般的な人物のサイズを想定し、2m

とした。この値は、AI モデルの検知位置ズレや実運用環境における人物サイズの変動を考慮した、実用的かつ保守的な設定であり、ドローンの飛行高度によらない。

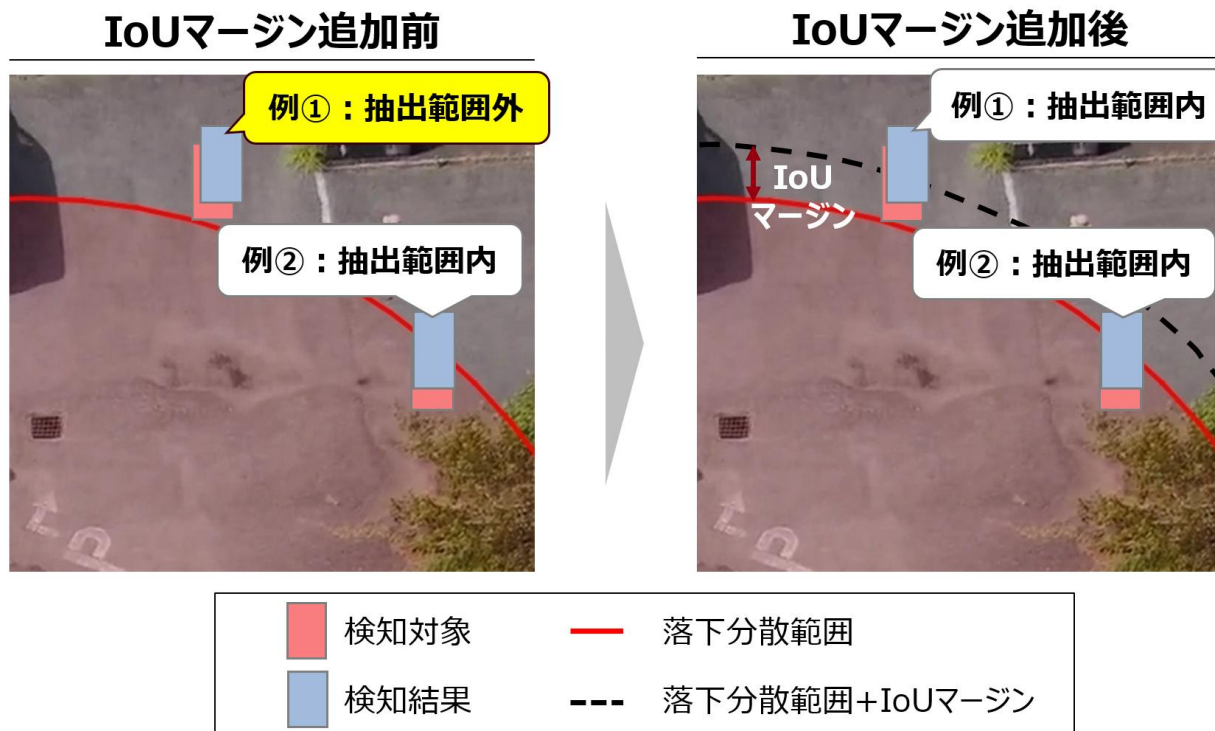


図 20 IoU マージンのイメージ

2) ②着陸時のリスク検知 AI のアルゴリズム

【差分検知対象画像】

ドローンの離陸時と着陸時において、同一地点の俯瞰画像を取得し、これらを差分検知処理の対象画像とする。離陸時データは、ドローンが飛行を開始する直前に撮影された画像であり、着陸予定地点およびその周辺環境の初期状態を記録したものである。一方、着陸時データは、ドローンが飛行ミッションを完了し着陸動作に移行する直前に撮影された画像であり、飛行中に発生した可能性のある環境変化を含んだ状態を記録している。これら両時点のデータを、高度をもとに参照することで、障害物や人の侵入などの環境変動を把握し、安全な着陸判断のための基礎情報とする。

取得した画像は、処理速度の最適化とリアルタイム性の確保のため、元画像サイズ(1920×1080ピクセル)に対して 0.6 倍にリサイズして処理を行う。これにより、画素数が約 36%に削減され、特徴点抽出、マッチング、差分演算などの各処理ステップにおける計算コストが大幅に低減される。リサイズ後も、着陸時の障害物検知に必要な空間分解能は維持されており、実用上の検知精度への影響は最小限に抑えられている。

【特徴点マッチング】



図 21 特徴点マッチングの処理イメージ

離陸時に取得した画像と着陸時に取得した画像は、ドローンの位置・姿勢の微小な変化や風による機体の揺れ、カメラの視点のずれなどにより、完全に同一の画角・視点では撮影されていない。そのため、単純な画素単位での差分演算を行う前に、両画像間での幾何学的な位置合わせ(レジストレーション)が必要となる。この位置合わせを実現するために、特徴点マッチング処理を実施する(図 21 参照)。

処理効率化のため、参照画像と対象画像は 0.6 倍にリサイズされた後、グレースケール変換が施される。カラー情報を輝度情報に統一することで、特徴点抽出処理の計算量をさらに削減するとともに、照明条件の変化に対するロバスト性を向上させる。

リサイズおよびグレースケール変換された画像に対して、特徴点抽出アルゴリズムを適用する。具体的には、SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)、ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF)、AKAZE (Accelerated-KAZE)、BRISK (Binary Robust invariant scalable keypoints) などの特徴点抽出アルゴリズムを用いて、両画像から回転・スケール変化に不変な特徴点を検出する。各特徴点には、その周辺領域の輝度勾配情報などから算出された特徴量記述子が付与される。次に、離陸時画像と着陸時画像の特徴点群に対して、特徴量記述子のユークリッド距離やハミング距離に基づいた最近傍探索を行い、対応点ペアを抽出する。本実証においては、実行環境がエッジデバイスであることをふまえ、リアルタイム処理にも適した高速性を兼ね備えている AKAZE を採用した。AKAZE は、照明変化やノイズに対してロバストな特性を持ち、各特徴点には、その周辺領域の輝度勾配情報から算出されたバイナリ記述子が付与される。

次に、離陸時参照画像と着陸時対象画像の特徴点群に対して、Brute-Force Matcher (総当たりマッチング) を、Hamming ノルムを距離尺度として適用し、対応点ペアを抽出する。抽出された対応点は、距離値の小さい順にソートされる。本実証においては処理速度をふまえ、上位 30 点の最も信頼性の高い対応点ペアが選定される。

対応点ペアが得られた後、RANSAC (Random Sample Consensus) などのロバスト推定手法を用いて外れ値を除去し、信頼性の高い対応点のみを選定する。これらの対応点から、ホモグラフィ行列を推定し、一方の画像を他方の画像の座標系に射影変換することで、画像間の幾何学的な

整合性を確立する。この処理により、同一の地物が両画像で同じ位置に配置され、正確な差分検知が可能となる。

【差分検知】



図 22 差分検知の処理イメージ

特徴点マッチングにより算出されたホモグラフィ行列を用いて、離陸時画像を着陸時画像の座標系に射影変換し、両画像の位置合わせを完了する。変換後の各画像に対して、画素レベルでの差分絶対値演算を実施し、差分画像を生成する(図 22 参照)。

この際、射影変換により生じる画像端部の無効領域や黒画素領域を適切に処理するため、両画像のビット積演算により有効画素マスクを生成し、有効領域内のみで差分評価を行う。これにより、変換に起因する偽検知を抑制する。

差分画像に対しては、センサーノイズや照明条件の微小な変動による誤検知を低減するため、メディアンフィルタ(カーネルサイズ 5×5)を適用し、スパイク状のノイズを除去する。さらに、ガウシアンフィルタ(カーネルサイズ 5×5)を適用することで、差分値の空間的な平滑化を実施する。

平滑化された差分画像に対して、閾値処理(threshold=57)を適用し、設定値を超える変化領域を二値化して抽出する。この閾値は、実環境での検証を通じて、微小な環境変動と有意な物体変化を適切に分離できる値として設定されている。

二値化後の差分マスクに対しては、モルフォロジー演算を段階的に適用し、ノイズ除去と領域の整形を行う。まず、オープニング処理(3×3 カーネル)により微小な孤立ノイズを除去し、次にクロージング処理(7×7 カーネル)により変化領域内の小さな穴を埋める。最後に、膨張処理(5×5 カーネル、1 回反復)を適用することで、変化領域の輪郭を若干拡張し、物体境界の検出漏れを防ぐ。

これらの一連の処理により生成された差分マスクは、環境変化領域を高精度に抽出したものである。そのため、差分がある箇所を障害物がある箇所として検知している。検知対象となる変化には、障害物の出現(人物、車両、資材など)等が含まれる。

【着陸地周辺人物・障害物検知範囲】

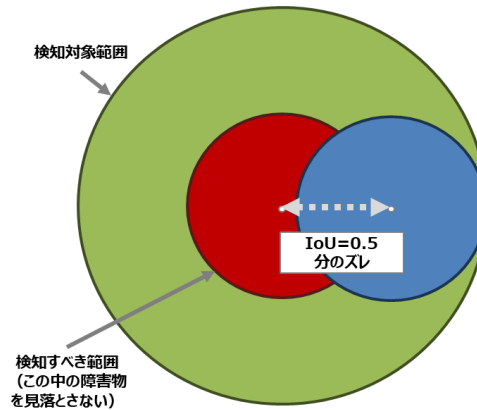


図 23 検知範囲の考え方

差分検知処理により生成された変化領域マスクに対して、着陸予定地点を中心とした安全範囲内に存在する障害物の有無を判定する処理を実施する。

まず、ヒアリング内容をもとに、検知すべき範囲を 300cm 半径とする円形領域とした。このとき、検知すべき範囲内の障害物有無を判定するためには、IoU0.5 のズレを考慮する必要がある。そのため、検知対象範囲を半径 500cm の円形領域に設定した。

この検知範囲の画素単位での半径は、GSD (Ground Sampling Distance: 地上画素寸法) を用いて算出される。GSD は、センサ幅、飛行高度、焦点距離、画像解像度から以下の式で計算される。

$$GSD \left[\frac{cm}{pixel} \right] = \frac{\text{センサー幅} [mm] \times \text{高度} [mm]}{\text{焦点距離} [mm] \times \text{画像幅} [pixel]} \times \frac{1}{10} \left[\frac{cm}{mm} \right]$$

本システムでは、2 倍望遠レンズ (焦点距離 13.66mm)、センサ幅 7.5mm、画像解像度 1920×1080 ピクセルの仕様に基づき、各高度における GSD が動的に算出される。目標半径 500cm を GSD で除算することで、画像上での検知範囲半径 (ピクセル単位) が決定される。

画像中心を中心とし、算出された半径を持つ円形マスクを生成し、差分マスクとの論理積演算を実施することで、検知範囲内の変化領域のみを抽出する。この処理により、着陸動作に直接影響を与えない遠方の変化を除外し、安全性評価に必要な領域に絞り込まれる。

検知範囲内に抽出された差分マスクは、最終的な出力と視覚化のため、元の画像解像度 (1920×1080 ピクセル) にスケールアップ (1.0/0.6 倍) される。これにより、高解像度での結果表示が可能となり、オペレーターによる詳細な確認が容易になる。検知範囲の半径についても、同様に 0.6 で除算することで元の解像度における半径に変換される。

障害物の有無判定は、抽出された変化領域の面積比率に基づいて実施される。具体的には、円形検知範囲の総面積 (πr^2) に対する変化領域の画素数の割合を算出し、設定された閾値 (0.1%) を超える場合に障害物ありと判定する。この面積ベースの判定手法により、微小な誤検知や環境ノイズの影響を受けにくく、実用的な障害物検知を実現している。

判定結果は、障害物の有無を示すブール値として出力され、これに基づいて着陸ステータス (STATUS_NORMAL=0: 正常, STATUS_ANOMALY=1: 異常) が決定される。

また、検知結果の視覚化のため、変化領域を赤色で半透明にオーバーレイ表示し、検知範囲円を

描画した結果画像が生成される。これにより、オペレーターは障害物の位置と分布を直感的に把握でき、必要に応じて手動介入の判断を行うことが可能となる。

4.2 取得したデータ

(1) 取得したデータ一覧

表 3 取得データの一覧

項番	用途	データ取得機器名	稼働場所	データ項目	データ収集期間	データ形式
1	飛行中のリスク検知 AI の参考用	Matrice350RTK	コードベース キミツ (千葉県君津市広岡)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年7月30日	MP4, JPEG
2	飛行中のリスク検知 AI の学習用	Matrice350RTK	コードベース キミツ (千葉県君津市広岡)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年8月21日	MP4, JPEG
3	飛行中のリスク検知 AI の評価用	Matrice350RTK	コードベース キミツ (千葉県君津市広岡)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年8月22日	MP4, JPEG
4	飛行中のリスク検知 AI の学習用	Matrice350RTK	大分県(小野地区)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年9月9日	MP4, JPEG
5	飛行中のリスク検知 AI の学習用	Matrice350RTK	大分県(前津江地区)	人物(※1)の映像・写真	令和7年9月11日	MP4, JPEG

				※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定		
6	飛行中のリスク検知 AI の評価用	Matrice350RTK	大分県(小野地区)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年9月11日	MP4, JPEG
7	飛行中のリスク検知 AI の評価用	Matrice350RTK	大分県(前津江地区)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年9月11日	MP4, JPEG
8	飛行中のリスク検知 AI の評価用	Matrice350RTK	コードベースキミツ (千葉県君津市広岡)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年9月29日	MP4, JPEG
9	飛行中のリスク検知 AI の参考用	Matrice350RTK	コードベースキミツ (千葉県君津市広岡)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年9月29日	MP4, JPEG
10	飛行中のリスク検知 AI の学習用	Matrice350RTK	コードベースキミツ (千葉県君津市広岡)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年10月27日	MP4, JPEG
11	飛行中のリスク検知 AI の評価用	Matrice350RTK	大分県(前津江地区)	人物(※1)の映像・写真	令和7年11月5日	MP4, JPEG

				※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定		
12	飛行中のリスク検知 AI の学習用	Matrice350RTK	大分県(小野地区)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年11月6日	MP4, JPEG
13	飛行中のリスク検知 AI の評価用	Matrice350RTK	大分県(小野地区)	人物(※1)の映像・写真 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年11月7日	MP4, JPEG
14	着陸時のリスク検知 AI のチューニング追加用	Matrice350RTK	大分県(前津江地区)	着陸地点の人物(※1)・障害物の映像 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年9月10日	MP4, JPEG
15	着陸時のリスク検知 AI のチューニング追加用	Matrice350RTK	大分県(小野地区・旧北小野小)	着陸地点の人物(※1)・障害物の映像 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年9月11日	MP4, JPEG
16	着陸時のリスク検知 AI のチューニング追加用	Matrice350RTK	大分県(小野地区・小野公民館)	着陸地点の人物(※1)・障害物の映像	令和7年9月11日	MP4, JPEG

				※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定		
17	着陸時のリスク検知 AI の評価用	Matrice350RTK	コードベース キミツ (千葉県君津市広岡)	着陸地点の人物(※1)・障害物の映像 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年9月29日	MP4, JPEG
18	着陸時のリスク検知 AI の評価用	Matrice350RTK	大分県(前津江地区)	着陸地点の人物(※1)・障害物の映像 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年11月5日	MP4, JPEG
19	着陸時のリスク検知 AI の評価用	Matrice350RTK	大分県(小野地区・小野公民館)	着陸地点の人物(※1)・障害物の映像 ※1 業務従事者及び代表事業者の社員に限定	令和7年11月7日	MP4, JPEG

(2) データセット作成に係る処理

1) ①飛行中のリスク検知 AI のアルゴリズム

データセット作成は、実証フィールドにおいて撮影した動画データを基に、以下の手順で実施した。

まず、撮影された 30fps の動画データから静止画フレームを抽出する処理を実施した。フレームの切り出し頻度については、データセットの用途(学習用または評価用)および撮影場所に応じて、最適な設定を適用した。具体的には、君津市で撮影した学習用データおよび評価用データ、ならびに大分県で

撮影した学習用データについては、1fps の間隔で切り出しを実施した。この設定により、学習に必要な多様なシーンを効率的に収集しつつ、データ量を管理可能な規模に抑えることができる。一方、本実証フィールドである大分県で撮影した評価用データについては、より詳細な評価を実施するため、5fps の間隔で切り出しを実施した。この設定により、評価時により密なフレーム間隔で AI モデルの性能を検証することが可能となる。

次に、切り出された各フレームに対してアノテーション作業を実施した。アノテーションとは、画像内に存在する人物の位置を矩形領域で囲み、人物としてラベル付けする作業である。このアノテーションデータが、AI モデルの学習における正解データとして使用される。

本実証では、実証フィールドにおいて撮影を実施しているため、意図せず本事業関係者以外の一般の人物が画像に映り込む可能性がある。個人情報保護の観点から、本事業関係者以外の人物が画像に映り込んでいる場合は、当該フレームをデータセット作成から除外して取り扱うこととした。

画像データに対してアノテーションを付与するか否かの判断基準として、撮影時に意図的に配置した人物であり、かつ目視確認可能で概ね 3 分の 2 以上が画像内に含まれている場合に、アノテーションを付与することとした。対象物の大部分が画像フレーム外にはみ出している場合や、遮蔽物により大部分が隠れている場合は、アノテーションの対象外とした。

2) ②着陸時のリスク検知 AI のアルゴリズム

実証フィールドにおいて撮影した動画データを基に、以下の手順で実施した。

まず、撮影された動画データから静止画フレームを抽出する処理を実施した。動画は通常 30fps といった高フレームレートで撮影されるが、連続するフレーム間での画像内容の変化は小さく、すべてのフレームをデータセットに含める必要性は低い。また、データの冗長性を抑制し、効率的なデータセット構築を実現するため、本実証では動画を 5fps の間隔で切り出す処理を実施した。この 5fps という設定は、実際の実証において着陸地点周辺環境の検知処理を実行する際の処理フレームレートも参考にしており、データセットと実運用時の処理条件を整合させることで、より実用的な AI モデルの構築を目指した。この間隔により、ドローンの移動や人物・障害物の配置変化を適切に捉えつつ、データ量を管理可能な規模に抑えることができる。

次に、切り出された各フレームに対して、撮影時のドローンの飛行状態情報であるテレメトリ情報との紐づけを実施した。この紐づけ処理により、特定の高度や位置で撮影されたフレームを正確に抽出することが可能となる。

さらに、着陸地点周辺環境の検知を目的とするため、対象高度に該当するフレームのみを抽出する処理を実施した。本実証では、着陸直前の高度として 30m から 50m の範囲を対象高度として設定した。

最後に、抽出されたフレームに対してアノテーション作業を実施した。アノテーションとは、画像内に存在する人物や障害物の位置を矩形領域で囲み、そのカテゴリをラベル付けする作業である。このアノテーションデータが、AI モデルの評価における正解データとして使用される。

本実証では、実証フィールドにおいて撮影を実施しているため、意図せず本事業関係者以外の一般の人物が画像に映り込む可能性がある。個人情報保護の観点から、本事業関係者以外の人物が画像に映り込んでいる場合は、当該フレームをデータセット作成から除外して取り扱うこととした。

画像データに対しては、対象物が目視確認可能でかつ概ね 3 分の 2 以上が画像内に含まれている

場合にアノテーションを付与することとした。本データセットでは、人物と障害物に対してアノテーションを付与し、いずれも撮影時に意図的に配置・用意したものを対象とした。また、人物・障害物が地面に落とす影についても障害物としてアノテーションを付与した。

(3) システム全体のデータフロー図

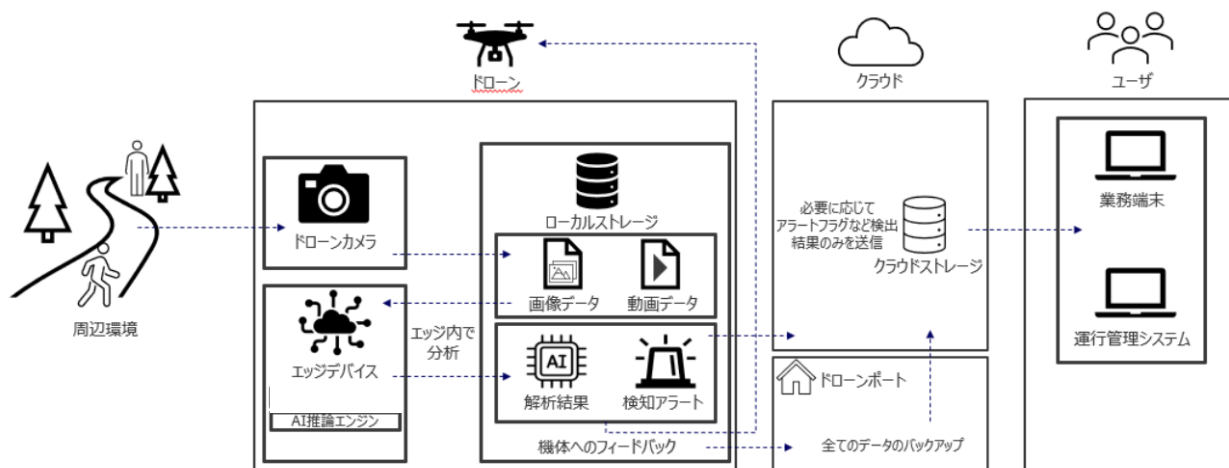


図 24 システム全体のフロー図

(4) データの適切さ

1) ①飛行中のリスク検知 AI のアルゴリズム

以下に、作成したデータセットの詳細を示す。

表 4 人物検知 AI モデル用に作成したデータセットの詳細

項番	データセット	用途	データ収集場所	データ収集期間	画像枚数
1	20250730_君津	人物検知 AI モデルの参考用	コードベース キミツ(グラウンド)	令和 7 年 7 月 30 日	400
2	20250821_君津	人物検知 AI モデルの学習用	コードベース キミツ(グラウンド・校舎周辺・屋上・駐車場・道路)	令和 7 年 8 月 21 日	622
3	20250822_君津	人物検知 AI モデルの評価用	コードベース キミツ(グラウンド・屋上・駐車場)	令和 7 年 8 月 22 日	111
4	20250909_小野	人物検知 AI モデルの学習用	大分県(小野地区)	令和 7 年 9 月 9 日	383
5	20250909_前津江	人物検知 AI モデルの学習用	大分県(前津江地区)	令和 7 年 9 月 11 日	146
6	20250909_大分	人物検知 AI モデルの評価用	大分県(小野地区・前津江地区)	令和 7 年 9 月 11 日	370
7	20250929_君津	人物検知 AI モデルの評価用	コードベース キミツ(グラウンド・校舎周辺・屋上・駐車場・道路)	令和 7 年 9 月 29 日	168
8	20250929_君津_70	人物検知 AI モデルの参考用	コードベース キミツ(グラウンド・駐車場・道路)	令和 7 年 9 月 29 日	48
9	20250929_君津_100	人物検知 AI モデルの参考用	コードベース キミツ(グラウ	令和 7 年 9 月 29 日	55

			ンド・駐車場・道路)		
10	20250929_君津_しゃがみ・座位	人物検知 AI モデルの参考用	コードベースキミツ(グラウンド・駐車場)	令和 7 年 9 月 29 日	65
11	20250929_君津_日陰	人物検知 AI モデルの参考用	コードベースキミツ(グラウンド・道路・校舎周辺)	令和 7 年 9 月 29 日	97
12	20250929_君津_遮蔽物	人物検知 AI モデルの参考用	コードベースキミツ(グラウンド)	令和 7 年 9 月 29 日	42
13	20251027_君津	人物検知 AI モデルの学習用	コードベースキミツ(グラウンド・校舎周辺・駐車場)	令和 7 年 10 月 27 日	150
14	20251106_小野	人物検知 AI モデルの学習用	大分県(小野地区)	令和 7 年 11 月 6 日	420
15	20251105_大分	人物検知 AI モデルの評価用	大分県(小野地区・前津江地区)	令和 7 年 11 月 5 日・令和 7 年 11 月 7 日	1125
16	オープンソースデータ	人物検知 AI モデルの学習・評価用	insan tespit 、 security drone 、 small objects 11111		6091

AIモデルが多様な実運用環境において安定した性能を発揮するためには、学習データが様々な撮影条件や環境条件を網羅していることが重要である。本実証では、データの代表性を確保するため、以下の観点から多様なデータを収集した。

データ収集は、千葉県君津市のコードベースキミツおよび大分県(小野地区、前津江地区)の 2 つの地域で実施した。コードベースキミツでは、グラウンド、校舎周辺、屋上、駐車場、道路といった複数のエリアで撮影を行い、多様な背景条件を含むデータを収集した。大分県では、小野地区および前津江地区において撮影を実施し、地理的条件や環境特性が異なる複数の地域のデータを確保した。この地域的多様性により、特定の環境に過適合することなく、幅広い実運用環境に対応できる AI モデルの構築を目指した。

データ収集期間は、令和 7 年 7 月 30 日から令和 7 年 11 月 7 日までの約 3 ヶ月半にわたって実施した。この期間中、7 月、8 月、9 月、10 月、11 月の各月において撮影を実施することで、季節の変化に伴う照明条件などの環境変動を学習データに含めることができた。特に、夏季から秋季にかけての撮影により、強い日差しから穏やかな秋の光まで、多様な照明条件下でのデータを収集した。この時期的多様性により、季節や時刻によらず安定した検知性能を持つ AI モデルの構築を実現した。

AI モデルの学習と評価を適切に実施するためには、十分なデータ量の確保と、学習用データと評価用データの適切な分割が必要である。本実証では、以下の方針でデータの適正性を確保した。

本実証で収集した独自データの総画像枚数は 4,202 枚となった。このうち、学習用データとして 1,721 枚、評価用データとして 1,774 枚、参考用データ(高度変化、困難条件評価など)として 707 枚を収集した。さらに、データの多様性と量を補完するため、オープンソースデータも学習および評価に使用した。オープンソースデータは、公開されている人物検知用データセットから、本実証の撮影条件(高度、俯角など)に類似したデータを選定し、活用した。独自収集データとオープンソースデータを組み合わせることで、AI モデルの学習に必要な十分なデータ量を確保するとともに、データの多様性を更に向上させることができた。

学習用データと評価用データは、異なる撮影日に収集したデータを使用することで、厳格に分離した。具体的には、君津市では 8 月 21 日、10 月 27 日撮影分を学習用、8 月 22 日、9 月 29 日撮影分を評価用として使用した。大分県では、9 月 9 日および 11 月 6 日撮影分を学習用、9 月 11 日および 11 月 5 日・7 日撮影分を評価用として使用した。この分割方針により、学習時に使用していない未知のデータで評価を実施することで、AI モデルの汎化性能を検証することができた。

2) ②着陸時のリスク検知 AI のアルゴリズム

以下に、作成したデータセットの詳細を示す。

表 5 人物・障害物検知 AI モデル用に作成したデータセットの詳細

項番	データセット	用途	データ収集場所	データ収集期間	画像枚数
1	20250910_前津江	人物・障害物検知 AI モデルのチューニング追加用	大分県(前津江地区)	令和 7 年 9 月 10 日	40
2	20250911_小野(小野公民館)	人物・障害物検知 AI モデルのチューニング追加用	大分県(小野地区・小野公民館)	令和 7 年 9 月 11 日	40
3	20250911_小野(旧北小野小)	人物・障害物検知 AI モデルのチューニング追加用	大分県(小野地区・旧北小野小)	令和 7 年 9 月 11 日	40
4	20250929_君津	人物・障害物検知 AI モデルの評価用	コードベース キミツ(グラウンド)	令和 7 年 9 月 29 日	40

5	20251105_前津江	人物・障害物検知 AIモデルの評価用	大分県(前津江地区)	令和7年11月5日	35
6	20251107_小野(小野公民館)	人物・障害物検知 AIモデルの評価用	大分県(小野地区・小野公民館)	令和7年11月7日	80

AIモデルが多様な実運用環境において安定した性能を発揮するためには、評価データが多様な撮影条件や環境条件を網羅していることが重要である。本実証では、データの代表性を確保するため、以下の観点から多様なデータを収集した。

データ収集は、千葉県君津市のコードベーススキッツおよび大分県(前津江地区、小野地区)の2つの地域で実施した。大分県では、前津江地区、小野地区の小野公民館、旧北小野小の3つの異なる着陸候補地点で撮影を実施し、各地点の地理的特性や周辺環境の違いを含むデータを収集した。コードベーススキッツでは、グラウンドにおいて撮影を行い、開けた平坦な着陸環境のデータを確保した。この地域的および地点的多様性により、特定の環境に過適合することなく、幅広い着陸地点条件に対応できるAIモデルの評価を実現した。

データ収集期間は、令和7年9月10日から令和7年11月7日までの約2ヶ月間にわたって実施した。この期間中、9月と11月の2つの時期において撮影を実施することで、季節の変化に伴う照明条件の変化などの環境変動を評価データに含めることができた。特に、同一地点(前津江地区、小野公民館)において9月と11月の2回撮影を実施することで、時期による環境変化がAIモデルの性能に与える影響を検証することが可能となった。この時期的多様性により、季節や時刻によらず安定した検知性能を持つAIモデルであることを確認した。

AIモデルの評価を適切に実施するためには、十分なデータ量の確保が必要である。本実証では、以下の方針でデータの適正性を確保した。

本実証で収集した着陸時のリスク検知AI用のデータの総画像枚数は275枚となった。内訳として、大分県前津江地区で75枚(9月10日:40枚、11月5日:35枚)、大分県小野地区の小野公民館で120枚(9月11日:40枚、11月7日:80枚)、大分県小野地区の旧北小野小で40枚(9月11日)、千葉県君津市のコードベーススキッツで40枚(9月29日)となった。

4.3 AIモデルの学習プロセス

(1) 学習環境

本実証では学習用計算機として、高性能なワークステーションを使用した。CPUには、Intel Core i9-10980XE(18コア/36スレッド、ベースクロック3.0GHz)を搭載した。GPUには、NVIDIA RTX A6000(48GB GDDR6メモリ、CUDAコア10,752基、Tensorコア336基)を搭載した。RTX A6000の大容量GPUメモリにより、効率的なバッチ処理が可能となり、学習時間の短縮を実現した。システムメモリは256GB(DDR4-3200)を搭載し、大規模なデータセットの読み込みと前処理を円滑に実行できる環境を構築した。ストレージには、3.8TBのSSDを使用し、データの高速な読み書きを実現した。

本実証における人物検知 AI の学習は、以下のソフトウェア環境で実施した。

Python のバージョンは 3.10 を使用した。Python 3.10 は、2021 年 10 月にリリースされたバージョンであり、型ヒントの改善やエラーメッセージの明確化など、開発効率を向上させる機能が導入されている。また、主要な深層学習ライブラリとの互換性も確保されており、本実証における開発に適したバージョンである。

GPU 演算を可能にするため、NVIDIA CUDA Toolkit 11.7 を使用した。CUDA 11.7 は、PyTorch 2.0 系との互換性が確保されており、GPU を用いた高速な行列演算や並列処理を実現するための基盤として機能する。

深層学習フレームワークとして、PyTorch 2.0.1(CUDA 11.7 対応版)を使用した。PyTorch は、動的計算グラフ(Dynamic Computational Graph)を採用しており、柔軟な AI モデル構築とデバッグの容易性から、研究開発において広く利用されているフレームワークである。本実証で採用した YOLOX は、PyTorch をベースに実装されており、PyTorch 2.0.1 との組み合わせにより、効率的な AI モデル学習を実施することができた。

(2) 学習設定

人物検知 AI モデルとして、YOLOX-S を採用した。YOLOX-S は、YOLOX モデルファミリーの中で標準的なサイズの AI モデルであり、検出精度と推論速度のバランスに優れている。AI モデルの構造パラメータとして、depth(深さ係数)を 0.33、width(幅係数)を 0.50 に設定した。これらのパラメータにより、ネットワークの層数およびチャンネル数が決定され、YOLOX-S の特性が定義される。学習の初期状態として、COCO データセット(Common Objects in Context)で事前学習された AI モデルを使用した。COCO データセットは 80 クラスの物体を含む大規模データセットであり、事前学習により獲得された汎用的な特徴抽出能力を、本実証の人物検知タスクに転移学習させることで、効率的かつ高精度な AI モデル構築を実現した。本実証では、人物のみを検知対象とするため、出力クラス数を 1 に設定した。事前学習 AI モデルの最終層を、1 クラス検出用に再構成し、ファインチューニングを実施した。

最大学習エポック数を 300 に設定し、バッチサイズは 8 とした。バッチサイズは、1 回の勾配更新で使用する画像枚数を示しており、GPU メモリ容量と学習の安定性を考慮して決定した。学習率は、0.01/64.0 として設定した。学習率スケジューリングとして、yoloxwarmcos スケジューラを採用した。このスケジューラは、Warmup と Cosine Annealing を組み合わせた手法であり、学習初期段階では学習率を徐々に上昇させ、その後コサイン関数に従って学習率を減衰させる。Warmup 期間中の学習率は 0 から開始し、20 エポックかけて目標学習率まで上昇させた。学習終盤における最小学習率は、初期学習率の 0.05 倍に設定した。このスケジューリングにより、学習初期の不安定性を回避しつつ、学習後半での精密な最適化を実現した。

最適化アルゴリズムとして、SGD(Stochastic Gradient Descent:確率的勾配降下法)を使用した。SGD は、深層学習において広く使用される基本的な最適化手法であり、安定した学習収束が期待できる。SGD のパラメータとして、momentum を 0.9 に設定した。モーメンタムは、過去の勾配情報を考慮することで、勾配の振動を抑制し、安定した学習を実現する手法である。さらに、Nesterov momentum を有効化した。Nesterov momentum は、標準的な momentum の改良版であり、よ

り効率的な最適化を実現する。重み減衰は 0.0005 に設定した。重み減衰は、AI モデルの重みに対する L2 正則化として機能し、過学習を抑制する効果がある。また、EMA(Exponential Moving Average:指数移動平均)を有効化した。EMA は、学習過程における AI モデルの重みの移動平均を計算し、これを最終 AI モデルとして使用する手法である。EMA により、学習過程での重みの振動を平滑化し、より安定した性能を持つ AI モデルを得ることができる。

学習データの多様性を向上させ、AI モデルの汎化性能を高めるため、複数のデータ拡張手法を適用した。Mosaic 拡張では、4 枚の画像をランダムに切り取り、1 枚の画像に合成する手法を適用確率 0.8、スケール範囲(0.1, 2)で実施した。Mosaic 拡張により、様々なスケールの物体や複数の物体が混在する状況を学習データに含めることができ、密集した人物や様々なサイズの人物への対応力が向上する。MixUp 拡張では、2 枚の画像を重み付き合成する手法を適用確率 0.8、スケール範囲(0.5, 1.5)で実施した。MixUp 拡張により、AI モデルの決定境界を滑らかにし、未知のデータに対する汎化性能が向上する。HSV 色調変換では、画像の色相、彩度、明度をランダムに変化させる手法を適用確率 0.8 で実施した。この拡張により、様々な照明条件や気象条件下での人物検知能力が向上する。水平フリップでは、画像を水平方向に反転させる手法を適用確率 0.8 で実施した。この拡張により、人物の向きに対する頑健性が向上する。平行移動では、画像を上下左右にランダムに移動させる手法を、移動範囲を画像サイズの ± 0.1 (10%)として実施した。この拡張により、画像内での人物の位置に対する頑健性が向上する。回転では、画像をランダムに回転させる手法を回転角度範囲 ± 10.0 度で実施した。この拡張により、カメラの傾きや人物の姿勢の変化に対する頑健性が向上する。シアー変換では、画像を斜めに歪ませる変形を加える手法をシアー角度範囲 ± 2.0 度で実施した。この拡張により、カメラアングルの変化に対する頑健性が向上する。これらのデータ拡張を組み合わせて適用することで、実運用環境における多様な撮影条件や人物の状態に対応できる AI モデルの構築を実現した。

学習時および推論時の入力画像サイズを 640×640 ピクセルに統一した。この解像度は、検出精度と処理速度のバランスを考慮して設定された YOLOX の標準的な入力サイズであり、エッジデバイスでの実行に適している。

学習の最後の 15 エポックにおいて、Mosaic および MixUp などの強力なデータ拡張を停止した。学習終盤では、拡張を適用しない元画像により近いデータで学習を行うことで、実際の推論時の入力データとの乖離を小さくし、最終的な精度向上を図った。5 エポックごとに検証データを用いて AI モデルの性能評価を実施し、評価指標として mAP を使用して学習の進捗を監視した。学習過程において、検証データでの mAP が最も高い値を示した AI モデルを最良 AI モデルとして保存し、この最良 AI モデルを本番実証 AI モデルとして採用した。

本実証では、YOLOX の標準実装に従った複合損失関数を使用した。この損失関数は、分類損失、位置損失、信頼度損失の 3 つの損失を組み合わせたものである。分類損失は検出された物体が人物であるか否かを判定するための損失であり、予測クラス確率と正解クラスとの誤差を評価する。位置損失は検出矩形の位置と大きさを最適化するための損失であり、予測矩形と正解矩形との位置的な誤差を評価する。信頼度損失は検出矩形内に物体が存在するか否かを判定するための損失であり、物体の存在確率を最適化する。これらの損失を適切に重み付けして合計することで、総合的な学習目標を定義した。各損失の重み付けについては、YOLOX のデフォルト設定を適用した。

データ読み込みの並列処理数(サブプロセス数)を 4 に設定した。この設定により、GPU での学習処

理と並行して CPU でデータの前処理を実施し、GPU の待機時間を最小化することで、効率的な学習を実現した。以上の学習設定により、本実証では高精度かつ実用的な人物検知 AI モデルの構築を実現した。

(3) 実験設定

本実証では、AI モデルの汎化性能を適切に評価し、過学習を防止するため、5-fold 交差検証を実施した。交差検証は、学習データを複数に分割し、一部を検証用として使用することで、限られたデータを効率的に活用しながら、AI モデルの性能を客観的に評価する手法である。

本実証における交差検証の具体的な方法は以下の通りである。まず、学習用の大分県撮影データを 5 つのサブセットにランダムに分割した。5-fold 交差検証では、5 つのサブセットのうち 4 つを学習用、残り 1 つを検証用として使用し、この組み合わせを 5 通り実施することで、すべてのデータが一度は検証用として使用される。各 Fold において、異なるサブセットを検証用として割り当てることで、特定のデータに依存しない汎化性能の評価が可能となる。大分県撮影データの分割にあたっては、データの偏りを避けるため、ランダム分割を採用した。ランダム分割により、各 Fold に含まれるデータの特性が均等に分散され、公平な評価環境が構築された。

学習データの構成として、大分県撮影データに加えて、君津市撮影データおよびオープンソースデータも使用した。君津市撮影データについては、全量を学習用データとして使用し、検証用には使用しなかった。これにより、地域的多様性を学習データに含めつつ、大分県データでの検証により、未知の撮影条件への汎化性能を評価することができる。オープンソースデータについても、全量を学習用データとして使用し、データの多様性と量を補完した。

オープンソースデータの使用量については、学習データ全体のバランスを考慮し、適切な量を選定する必要があった。このため、オープンソースデータの枚数を調整した複数パターンの実験を実施した。具体的には、オープンソースデータとして 2,687 枚を使用するパターンと、2,687 枚からランダムにサンプリングした 2,000 枚を使用するパターンの 2 通りを設定した。5-fold 交差検証における 5 通りの組み合わせと、オープンソースデータの 2 つの使用量パターンを組み合わせることで、合計 10 パターンの実験を実施した。

各実験の所要時間は約 15 時間であり、10 パターンの実験を並列実行することで、効率的に実験を完了した。この 10 パターンの実験結果を比較することで、オープンソースデータの使用量が学習性能に与える影響を検証するとともに、最も安定した高性能を示す AI モデル構成を選定した。

各 Fold における学習では、検証データに対する評価指標として、5 エポックごとに mAP を計算し、学習の進捗を監視した。検証データでの mAP が最も高い値を示したエポックの AI モデルを、当該 Fold における最良 AI モデルとして保存した。5 つの Fold すべての学習が完了した後、各 Fold の最良 AI モデルの性能を比較し、最も高い性能を示した Fold のモデル構成を特定した。さらに、10 パターンの実験全体を通じて、最も安定した性能を示したオープンソースデータの使用量(2000 枚)と Fold の組み合わせを最終的な学習設定として採用し、その設定で学習された AI モデルを本番実証 AI モデルとして使用した。

4.4 AIモデルの開発・学習にあたっての留意事項等

1) ①飛行中のリスク検知 AI の開発・学習にあたっての留意事項

4.3 AIモデルの学習プロセスに主な留意事項を記載した。

2) ②着陸時のリスク検知 AI の開発・学習にあたっての留意事項

【システムの適用高度範囲】

本実証で構築した差分検知による障害物検知システムの適用高度範囲は、高度 50m から 30m と設定した。この高度範囲は、ドローンが着陸シーケンスに移行する際の降下フェーズにおいて、地上の障害物を事前に検知し、安全な着陸可否を判断するために必要な範囲として定義されている。

高度 50m から 30m の範囲では、カメラによる俯瞰画像から差分検知手法により障害物を検出することで、広範囲の着陸候補地を効率的にスキャンし、最適な着陸地点を選定することが可能となる。

高度 30m 以下については、DJI 製ドローンに標準搭載されている対物センサ(障害物回避センサ)が作動する想定であり、最終的な着陸動作時の安全性を担保する。本システムと対物センサを組み合わせることで、高高度から最終着陸までの全フェーズにおいて、多層的な安全確保メカニズムが構築される。

【着陸地リスク判定基準】

本実証では、着陸可否を判定するためのリスク判定基準として、検知範囲円(半径 500cm)の総面積に対する差分検知領域の面積比率が 0.1%を超える場合に障害物ありと判定する基準を設定した。

この判定基準値 0.1%は、実運用を想定した高度 50m 程度での飛行において、段ボール箱程度のサイズ(縦横 40cm 程度)の障害物を確実に検出できる値として設定されている。高度 50m における GSD(Ground Sampling Distance:地上画素寸法)から算出される検知範囲内の総画素数に対し、典型的な障害物が占める画素数の比率を考慮し、安全マージンを含めた閾値として導出した。

【差分検知処理における画像処理パラメータのチューニング】

差分検知を用いた人物・障害物検知 AIモデルの性能を最大化するため、ハイパーパラメータ自動最適化フレームワークである Optuna を用いて、画像処理の各段階で使用されるパラメータの最適化を実施した。

チューニング対象パラメータは、差分検知閾値、メディアンフィルタおよびガウシアンフィルタのカーネルサイズ、モルフォロジー演算(オープニング、クロージング、膨張処理)のカーネルサイズ、障害物判定閾値である。本実証の KPI である Recall と平均 IoU の最大化を目的関数として最適化を実施した。

最適化の結果、差分検知閾値 57、メディアンフィルタおよびガウシアンフィルタのカーネルサイズ

5×5、オープニング処理 3×3、クロージング処理 7×7、膨張処理 5×5(1 回反復)という最適パラメータセットが導出された。

5. 実証の手法

5.1 ユースケース①:エッジ AI による通信量の低減

5.1.1 実証内容の詳細

本実証では、ドローンの自律飛行時の地上リスク検知と、着陸時の着陸地リスク検知にエッジ AI を活用し、異常時のみオペレーターに通知することで、常時ドローンのカメラ映像を送信し AI で処理をする場合(クラウド AI)と比較して、オペレーターによる監視業務に必要な通信量の削減を図る。

また、AI により運航ルート下の地上リスク(人の集中)や、着陸予定地点周辺の人物や障害物を検知し、オペレーターの監視業務を代替する技術の確立を目指す。



図 25 実証内容のイメージ

5.1.2 利用技術・データ

地上リスク検知には人の集中を検知するため人物検知 AI を活用する。また、着陸地リスク検知には人を含む障害物全般を検知するため差分検知 AI を活用する(詳細は 4.1 AI モデルの全体像を参照)。

5.1.3 必要性・新規性

ドローンのカメラ映像から人物を検知する技術は市場に存在するが、ドローンの自律飛行の運航をサポートするものではない。本実証で実現するエッジ AI システムを活用することで、運航に伴うオペレーターの監視業務を代替し、人件費削減に寄与する。

ドローンが広範囲での飛行を実現するためには、レベル 4 飛行が必要である。現在のドローン運航で

は、オペレーターが機体カメラの映像を基に地上リスクを監視しているが、この作業を AI に代替することでドローン運航の安全性向上や省人化を図る必要がある。また、将来的には Starlink 直接通信の活用が期待されるが、地上通信に比べて回線の帯域が限られるため、通信量の削減が求められる。また多数のドローンが同時に運航されることが見込まれるため、ドローン 1 機体あたりの通信量を軽減することが必要である。

これらの課題を解決するために、エッジ AI 技術が有効である。エッジ AI は、ドローンが生成するデータをローカルでリアルタイムに処理し、必要な情報のみをクラウドに送信することで通信負荷を軽減する効果があり、ドローン運航の安全性向上や省人化が実現されることが期待できる。

5.1.4 検証条件

AI モデル開発における検証はドローンを飛行し、人物を検知できる場所であれば特別な条件の指定はなく、KDDI スマートドローンが運営するドローンスクール(コードベースキミツ)のグラウンドにて行う。

一方最終的には、開発するエッジ AI システムの有効性を確認するためにドローンの自律飛行による運航を実際に行う中での検証が必要であり、大分県日田市にて実環境を想定した検証を行う。

5.1.5 開発・評価項目

番号	開発・評価項目
1	最新技術のリサーチ
2	分析環境構築
3	実証フィールドでのドローン画像撮影による学習データ取得
4	データへのラベル付与
5	AI モデルの再学習
6	AI モデル圧縮技術の開発
7	データ圧縮技術の開発
8	地上リスク範囲の特定

9	着陸地点周辺の人物・障害物を検知する範囲の特定
---	-------------------------

1) 最新技術の研究

本実証で開発するエッジ AI システムに最適な技術を選定するため、人物検知 AI モデルおよび人物・障害物検知 AI モデル、データ圧縮技術、AI モデル圧縮技術について直近の市場動向および最新アルゴリズムの研究を実施する。エッジデバイス上でのリアルタイム処理要件を満たしつつ、実装可能性の高い技術を選定し、後続の開発工程における技術的リスクを低減する。人物検知 AI モデル、人物・障害物検知 AI モデルやデータ圧縮および AI モデル圧縮に関する直近の市場およびアルゴリズムの研究が完了していることを達成条件とする。

2) 分析環境構築

AI モデルの学習から評価、エッジデバイスでの推論まで一貫した開発・評価を効率的に実施するため、GPU 学習環境およびエッジデバイスの接続を含む分析環境を構築する。本環境の構築により、実証フィールドで取得したデータを用いた迅速な AI モデル開発サイクルを実現し、目標とする検知性能および処理速度の達成に向けた効率的な開発を可能とする。AI モデルの学習環境およびエッジデバイスの接続といった分析環境が構築されていることを達成条件とする。

3) 実証フィールドでのドローン画像撮影による学習データ取得

実運用環境における高精度な AI モデルの構築を実現するため、実証フィールドにおいてドローンによる画像・動画撮影を実施する。時間帯、天候等の多様な撮影条件でのデータ収集により、実環境での検知精度 90%以上という目標達成に必要な学習データセットを構築する。ドローンの位置情報や速度等の情報(テレメトリデータ)が保持された画像、動画データが取得されていることを達成条件とする。

4) データへのラベル付与

AI モデルの効率的な学習と正確な性能評価を可能にするため、撮影した画像データに対して検知対象の Bounding Box を付与するアノテーション作業を実施する。撮影したデータに対して AI モデルにて学習画像 1,000 枚および評価画像 200 枚に利用するためのラベルが付与されていることを達成条件とする。

5) AI モデルの再学習

実証フィールドで取得したデータを用いて、選定した AI モデルの再学習を実施する。COCO 学習済み AI モデルをベースとした再学習により、汎用 AI モデルでは困難な実環境特有の撮影条件(高度、アングル、照明条件等)に最適化された AI モデルを開発する。選定した AI モデルに対して再学習を行い、検知精度が向上していることを達成条件とする。

6) AI モデル圧縮技術の開発

再学習した AI モデルをエッジデバイス上でリアルタイム動作させるため、TensorRT による量子化を含む AI モデル圧縮技術を用いて AI モデルを軽量化する。軽量化後も検知精度を維持しながら、エッジ AI での検知速度 1 秒以内という目標を達成することで、実運用に求められる精度とリアルタイム性を兼ね備えたシステムを実現する。人物検知 AI モデルの開発が完了しており、実際に撮影した画像において各種定量評価が実施できていることを達成条件とする。

7) データ圧縮技術の開発

ドローンからの画像伝送時の通信負荷を削減するため、画像圧縮技術を開発する。通信効率向上と AI 検出精度維持を両立する最適な圧縮手法を確立し、クラウド AI と比較して通信量を 90%削減するという目標達成に向けて、ファイルサイズ削減と検知精度への影響を最小限に抑える圧縮設定を特定する。データ圧縮 AI モデルの開発が完了しており、実際に撮影した画像において各種定量評価が実施できていることを達成条件とする。

8) 地上リスク範囲の特定

飛行ルート下の地上リスク(人の集中)を正確に評価するため、ドローンの落下分散範囲に基づいて算出し、画像上の該当領域を特定するアルゴリズムを開発する。また、落下分散範囲内の人物数をカウントすることで地上リスクを判定し、検知時にアラートを発出する機能を実現する。予め設定された範囲

や、落下分散範囲が画像やテレメトリデータから特定できること、および設定範囲が IoU のずれを考慮されていることを達成条件とする。

9) 着陸地点周辺の人物・障害物を検知する範囲の特定

ドローンの安全な着陸を実現するため、着陸予定地点を中心とした安全確認範囲を画像上で特定し、その範囲内の人物・障害物を検出するシステムを構築する。範囲内に人物または障害物を検知した場合に着陸中止判断を行うことで、第三者や地上設備への衝突リスクを回避し、安全な着陸を可能とする。予め設定された着陸地点周辺の範囲が画像やテレメトリデータから特定できること、および設定範囲が IoU のずれを考慮されていることを達成条件とする。

5.1.6 KPI/KGI

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定性評価	1	ドローンの自律飛行における活用可否評価
	2	オペレーターの監視負担低減効果評価
定量評価	3	検知精度(Recall)※ 90%以上 ※飛行ルート下の地上リスク(人の集中)計測時は人物のみを対象とし、着陸地点周辺監視時は人物と障害物を対象とする。
	4	検知位置精度(IoU) 0.5 以上
	5	エッジ AI での検知速度 1 秒以内
	6	クラウド AI と比較して通信量を 90%削減

1) ドローンの自律飛行における活用可否評価

ドローンの運航中にエッジ AI システムにより異常を検知してオペレーターに通知及びドローンをホバリングさせた後、オペレーターはその状況を理解し、異常に対する対策を講じる必要があるため、KGIとして設定する。

2) オペレーターの監視負担低減効果評価

エッジ AI システムがドローンの運航中における地上リスクを正確に把握し、オペレーターの監視のサポートや監視業務代替として活用できるようにするため、KGIとして設定する。

3) 検知精度(Recall) 90%以上

ドローン運航中は機体のカメラ画像をフレームレート 5fps で常時インプットしているが、1 画像当たりの検知率が 90% (非検知率 10%) の場合、2 フレーム連続で非検知の可能性は $0.1 \times 0.1 = 0.01$ (1%) である。さらに 1 秒間 (30 フレーム) 非検知の確率は 0.1^{30} (1e-29%) であり、限りなく 0% に近いいため、検知精度の KPI は 90% とした。

4) 検知位置精度(IoU) 0.5 以上

一般的に正しい検出とみなされる 0.5 以上を目標とする。

5) エッジ AI での検知速度 1 秒以内

ドローン運航の速度は早い場合で 10m/s で設定されるが、3 秒遅延することでドローンは安全性に影響を及ぼす可能性があると考えられる 30m の誤差が生じる。機体のカメラ映像の通信に約 0.5 秒、ドローンのオペレーターが認知するまでに約 1~1.5 秒かかるため、AI による検知速度は 1 秒以内とすることでドローンの安全性が確保できる範囲でオペレーターが認知することを目標とする。

6) クラウド AI と比較して通信量を 90%削減

ドローンビジネス調査報告書 2025(インプレス総合研究所 著)によると、2030 年度には 2024 年度と比較し市場規模が 2.3 倍になる。この市場規模の増加分を単純にドローンの運航数の増加と仮定した場合、ドローン運航に要する通信量が 2.3 倍になる。通信量を 90%削減することでドローン運航の増加による通信量増加に備え、さらに削減分を有効活用することが考えられる。その為本実証にてクラウド AI を使用した場合と比較しエッジ AI 使用時の通信量が 90%削減されることを目標として設定する。

5.2 ユースケース②:山間部や海中等の携帯電話網不感地域における通信の確立

当該ユースケースは実施しなかった。

5.3 ユースケース③:多種多様なデバイスに対する通信リソースの最適化

当該ユースケースは実施しなかった。

5.4 ユースケース④:分散ネットワークにおける新たな AI ソリューションの創出

当該ユースケースは実施しなかった。

5.5 拡張性に関する検証

5.5.1 実証内容の詳細

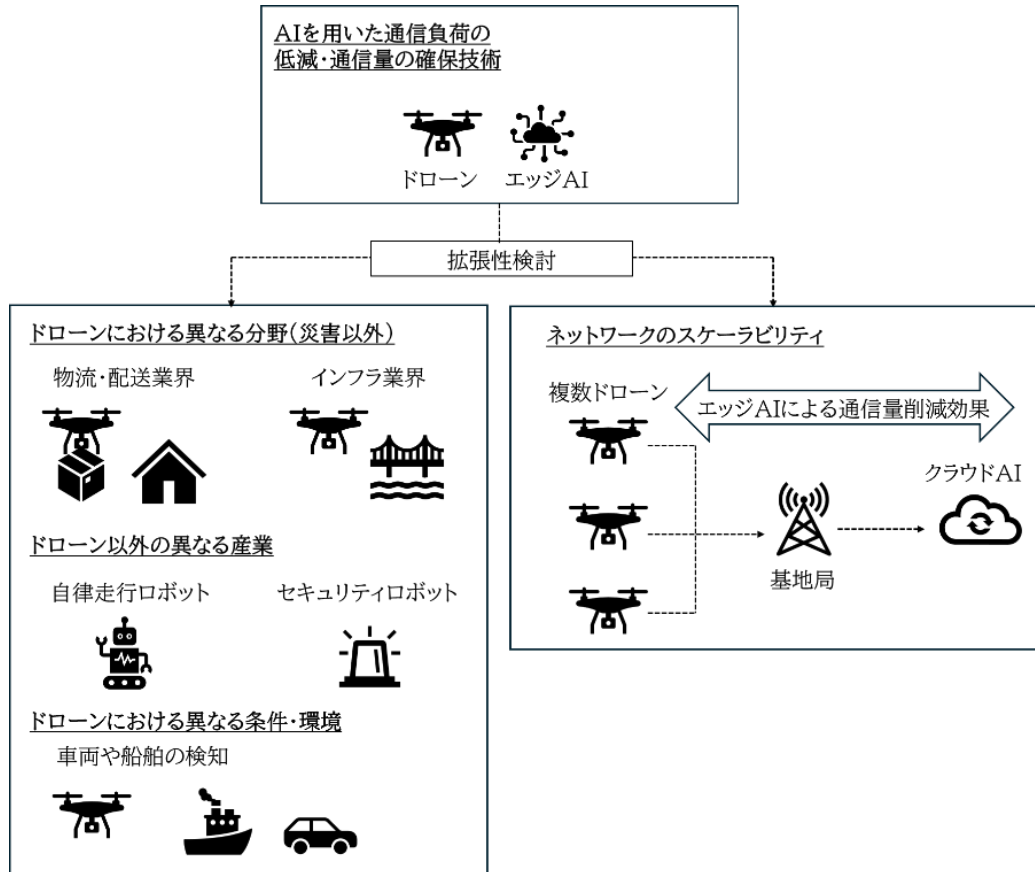


図 26 拡張性検討

- 異なる産業・分野、異なる条件・環境への横展開の可能性
エッジ AI を用いた通信負荷低減および通信量確保技術の有効性を、異なる産業・分野、異なる条件・環境への横展開の可能性について検証する。横展開の可能性を把握することにより、本 AI を活用した事業規模の試算や、将来的な横展開活動に向けた評価を行う。
- ネットワークのスケーラビリティ
将来的に複数のドローンが同時に通信を行う場合、通信帯域が圧迫され、通信速度や安定性に悪影響を及ぼす可能性がある。その為各ドローンの通信量を削減し全体の通信負荷を低減する必要があり、本項目ではエッジ AI 活用による通信量削減について評価する。

5.5.2 前提条件

- 異なる産業・分野、異なる条件・環境への横展開の可能性
異なる分野への横展開の可能性として、以下について検証する。
 - ①ドローンにおける物流・配送業界
 - ②ドローンにおけるインフラ業界異なる産業への横展開の可能性として、以下について検証する。
 - ③自動走行ロボット
 - ④セキュリティロボット異なる条件・環境への横展開の可能性として、以下について検証する。
 - ⑤ドローンにおける車両や船舶の検知
- ネットワークのスケラビリティ
エッジ AI を使用することでクラウド AI の使用と比較し、どの程度通信量を削減できるかを検証する。

5.5.3 評価項目

番号	評価項目
1	異なる産業・分野、異なる条件・環境について、業界分析を踏まえて活用検証
2	クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる通信量を調査

1) 異なる産業・分野、異なる条件・環境について、業界分析を踏まえて活用検証

本 AI を活用した事業規模の試算・横展開の活動につなげるため、以下の業界分析を踏まえて活用の可能性を検証する。

- ① ドローンにおける物流・配送業界について、業界分析を踏まえて活用検証を行う。
- ② ドローンにおけるインフラ業界について、業界分析を踏まえて活用検証を行う。
- ③ 自動走行ロボットについて、業界分析を踏まえて活用検証を行う。
- ④ セキュリティロボットについて、業界分析を踏まえて活用検証を行う。
- ⑤ ドローンにおける車両や船舶の検知について、業界分析を踏まえて活用検証を行う。

各産業・分野における現状、必要な技術要素、課題を広く把握するため、論文調査を実施する。さらに、各産業・分野の最新動向を確認や論文調査の妥当性を検証するため、有識者へのヒアリングを行う。

2) クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる通信量を調査

クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要となる通信量をそれぞれ算出し、クラウド AI との比較によってエッジ AI により削減された通信量を定量的に評価する。

1. クラウド AI を使用することで必要になる通信量

クラウド AI では、入力映像をクラウド側に送信し、映像解析処理を行う。

クラウド AI を使用する場合に必要な通信量として、ドローン運航を行う上で、AI が映像解析処理に必要な映像データ量を算出する。

2. エッジ AI を使用することで必要になる通信量

エッジ AI では、エッジ側で映像解析処理を行う。

エッジ AI を使用する場合に必要な通信量として、ドローン運航を行う上で、オペレーターが確認するために必要な映像データ量を算出する。

映像データ量は、映像のストリーミングや通信のデータ量を表すビットレートで算出する。

5.5.4 KPI/KGI

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定性評価	1	異なる産業・分野、異なる条件・環境への横展開の可能性を評価
	2	エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価
定量評価	3	各分野での横展開の可能性を検証するために、3 本以上の論文を調査し、その結果をもとに有識者にヒアリングを 1 件以上行う
	4	クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 90% 以上削減されていること

1) 異なる産業・分野、異なる条件・環境への横展開の可能性を評価

横展開の可能性を把握することで本 AI を活用した事業規模の試算・横展開の活動につなげることができるため、評価を実施する。

2) エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価

通信量削減効果を算出することで、ネットワークのスケラビリティを評価する。

3) 各分野での横展開の可能性を検証するために、3 本以上の論文を調査し、その結果をもとに有識者にヒアリングを 1 件以上行う

各分野における論文を 3 本以上調査することで、単一の情報源に依存せず、複数の視点から知見を収集し、客観性と信頼性を確保する。有識者へのヒアリングを 1 件以上実施し、専門家の意見を取り入れることで、論文だけでは把握できない実務的な課題や最新動向を補足し、検証結果の妥当性を高める。

4) クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 90% 以上削減されていること

2030 年度には 2024 年度と比較し市場規模が 2.3 倍になり、この増加分を単純にドローンの運航数の増加と仮定した場合、ドローン運航に要する通信量が 2.3 倍になる。通信量を 90% 削減することでドローン運航の増加による通信量増加に備え、さらに削減分を有効活用することが考えられる。

5.6 効果検証

5.6.1 実証内容の詳細

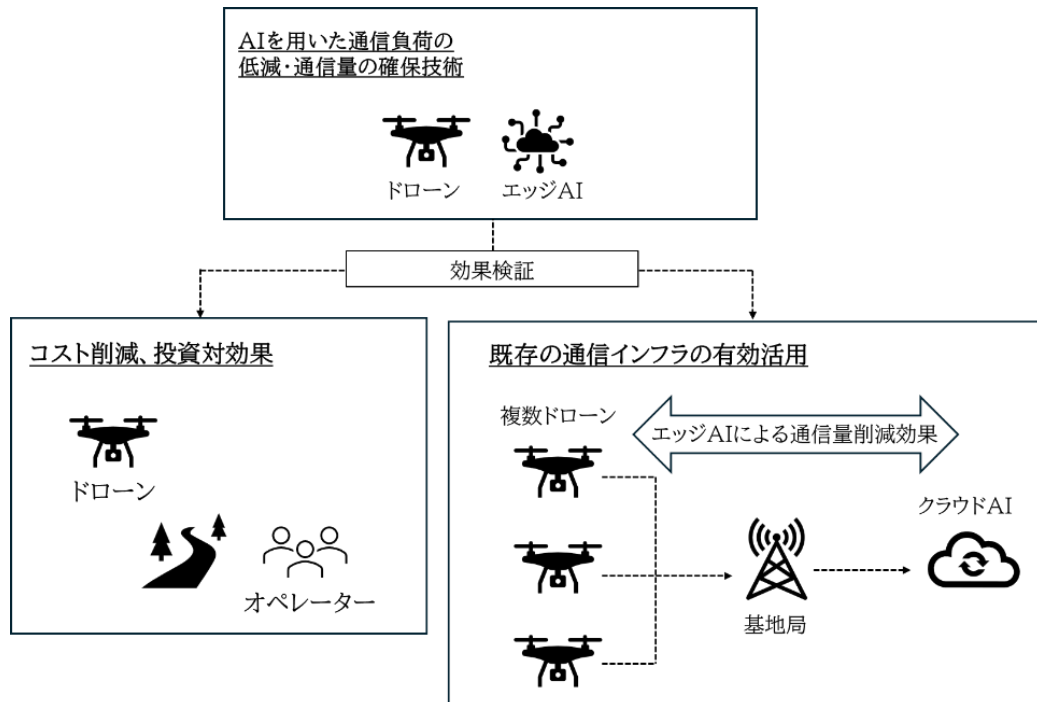


図 27 効果検証

1. コスト削減、投資対効果

エッジ AI を活用した通信負荷の低減と通信量の確保により、ドローン運航に要する人件費、電力消費、通信量など複数の観点からコスト削減効果を評価し、さらにそれに伴う投資対効果を検証する。

2. 既存通信インフラの有効活用

エッジ AI を活用した通信負荷の低減と通信量の確保により、クラウド AI との比較で削減される通信量を算出し、既存通信インフラの有効活用性を検証する。

5.6.2 前提条件

1. コスト削減、投資対効果
 - コスト削減
 - ① ドローン運航に要する人件費
 - ② 電力消費、通信量
 - 投資対効果
 - ③ 上記コスト削減に伴う投資対効果
2. 既存通信インフラの有効活用
エッジ AI を使用することでクラウド AI の使用と比較し、どの程度通信量を削減できるかを検証する。

5.6.3 評価項目

番号	評価項目
1	ドローン運航に要する人件費について、現在の運航人件費と比較してどの程度削減できるかを検証
2	電力消費、通信量について、クラウド AI の使用と比較してどの程度削減できるかを検証
3	コスト削減に伴う投資対効果について、コスト削減に伴う本 AI システムへの投資対効果を検証
4	クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる通信量を調査

1) ドローン運航に要する人件費について、現在の運航人件費と比較してどの程度削減できるかを検証

エッジ AI システムの導入によるドローン運航における人件費削減効果を定量的に検証することを目的とする。

KDDI スマートドローンが 2024 年度に実施したレベル 4 運航では、6 名体制で運航が行われていた。本実証で開発するエッジ AI システムを活用することで、省人化される人数を特定し、従来のレベル 4 運航に要した人数と比較して削減効果を評価する。

2) 電力消費、通信量について、クラウド AI の使用と比較してどの程度削減できるかを検証

エッジ AI システムの導入によるドローン運航における電力消費、通信量の削減効果を検証することを目的とする。

1. 消費電力の算出

今回の実証で使用したスマートドローンアタッチメントは、通信機能を備えており、クラウド AI とエッジ AI の双方で利用されるデバイスである。エッジ AI においては、AI 機能がこのデバイス上に実装され、飛行時は常時 AI 機能が稼働しているため、デバイスはハイパフォーマンスで動作する。

エッジ AI とクラウド AI におけるデバイスの消費電力は、以下の条件で算出する。

- エッジ AI の場合、デバイスのハイパフォーマンス時消費電力
- クラウド AI の場合、デバイスの平均消費電力

クラウド AI は受信した映像を高速に処理し、デバイス側へ送信する必要があるため、スマートドローンアタッチメントに搭載されている NVIDIA Jetson Xavier NX(8GB)以上の処理能力を有する GPU を搭載した PC の能力が求められる。クラウド AI で使用される PC は、NVIDIA GeForce RTX 2060 Super と設定した。また、クラウド AI は受信映像を高速処理し応答する必要があるため、クラウド AI の消費電力は、GPU を搭載した PC がハイパフォーマンスで動作した時の消費電力と考えられる。

エッジ AI とクラウド AI におけるそれぞれのトータルの消費電力は、以下の条件で算出する。

- エッジ AI の消費電力 = デバイスのハイパフォーマンス時消費電力
- クラウド AI の消費電力 = デバイスの平均消費電力 + GPU 搭載 PC のハイパフォーマンス時消費電力

2. 通信量の算出

5.5.32)と同様の方法で評価を行う。

3) コスト削減に伴う投資対効果について、コスト削減に伴う本 AI システムへの投資対効果を検証

AI システムの導入によるドローン運航における人件費の削減効果を検証し、本 AI システムの収益性を評価する。

レベル 4 運航に対して、AI システムを活用することで 1 回の運航において削減可能な費用を特定し、AI システムの導入による費用削減効果が本実証事業の経費を上回るレベル 4 の運航回数を算出する。

1 回のドローン運航に要する時間は、飛行前後の作業 40 分と飛行時間 20 分を合わせて、合計 1 時間とする。

1. 1 回の運航において削減可能な人件費は、(オペレーターの単価 × 1 時間 × 削減した人数)で算出する。
2. 投資回収可能な飛行回数は、本実証事業の経費を 1 回の運航における削減可能な費用で割ることで算出する。

4) クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる通信量を調査

ドローン運航の増加に伴う通信量の増加に対応するため、クラウド AI およびエッジ AI の利用によって必要となる通信量を定量的に検証することを目的とする。

5.5.32)と同様の方法で評価を行う。

5.6.4 KPI/KGI

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定性評価	1	コスト削減、投資対効果を評価
	2	エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価
定量評価	3	エッジ AI システムを使用することでドローン運航に要する費用(人件費、電力費、通信費の合計)が 50%削減される見込みが立つこと。
	4	クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 90%以上削減されていること

1) コスト削減、投資対効果を評価

ドローン運航に要する費用を評価することで本 AI システムの収益性を検証するため、本目標値を設定した。

2) エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価

通信量削減効果を評価することで、既存通信インフラの有効活用性を検証するため、本目標値を設定した。

3) エッジ AI システムを使用することでドローン運航に要する費用(人件費、電力費、通信費の合計)が 50%削減される見込みが立つこと。

現状、ドローン運航の有効性を確認しつつも、コストが要因で導入に至っていない顧客が一定数存在する。ドローン運航費用は特に人件費が全体の 75%(自社調査)と非常に大きく、人件費を含めたコストを 50%削減することで顧客がドローン運航導入のハードルが下がると考えられる。その為、削減コストの目標を 50%に設定した。

4) クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 90%以上削減されていること

2030 年度には 2024 年度と比較し市場規模が 2.3 倍になり、この増加分を単純にドローンの運航数の増加と仮定した場合、ドローン運航に要する通信量が 2.3 倍になる。通信量を 90%削減することでドローン運航の増加による通信量増加に備え、さらに削減分を有効活用することが考えられる。その為、削減される通信量の目標を 90%に設定した。

6. 実証の結果・考察

6.1 全体スケジュール

ユースケース	フェーズ	2025年								2026年			
		5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月		
①エッジAIによる通信量の低減	実証準備		自治体選定	実証地選定	飛行ルート設定								
			環境構築(データ取得、AI開発、システム開発、各種検証)				事前検証						
							事前計測						
	実証					▲ 現地実証(データ取得)		▲ 現地実証(プロトタイプ検証データ取得)		▲ 現地実証(AIシステム検証、総務省視察会、メディア公開)			
	実証評価						▲ 中間報告会			報告書作成			

図 28 全体スケジュール

6.2 ユースケース①:エッジ AI による通信量の低減

6.2.1 実証スケジュール

6.1 全体スケジュール参照。

6.2.2 開発・評価項目の結果

番号	開発・評価項目
1	最新技術の研究
2	分析環境構築
3	実証フィールドでのドローン画像撮影による学習データ取得
4	データへのラベル付与
5	AI モデルの再学習
6	AI モデル圧縮技術の開発
7	データ圧縮技術の開発
8	地上リスク範囲の特定
9	着陸地点周辺の人物・障害物を検知する範囲の特定

1) 最新技術のリサーチ

YOLOX や差分検知などについて調査した内容を記載した(詳細は 4.1 の(3) AI モデルのアルゴリズムを参照)。

2) 分析環境構築

分析環境は下記の通り構築した。(詳細は 4.3 の(1)学習環境を参照)。

- CPU: Intel Core i9-10980XE
 - 18 コア/36 スレッド
 - ベースクロック 3.0GHz
- GPU: NVIDIA RTX A6000
 - 48GB GDDR6 メモリ
 - CUDA コア 10,752 基
 - Tensor コア 336 基

3) 実証フィールドでのドローン画像撮影による学習データ取得

以下を実証フィールドとして選定し、ドローンの画像撮影及び学習データの取得を行った。

① コードベースキミツ(千葉県君津市広岡 1000)

代表事業者である KDDI スマートドローンがドローンスクール運営を行っている敷地であり、芝グラウンド、アスファルト、建物の影、建物の屋上、道路等様々な撮影環境が揃っているフィールドとして選定。



図 29 コードベースキミツのイメージ

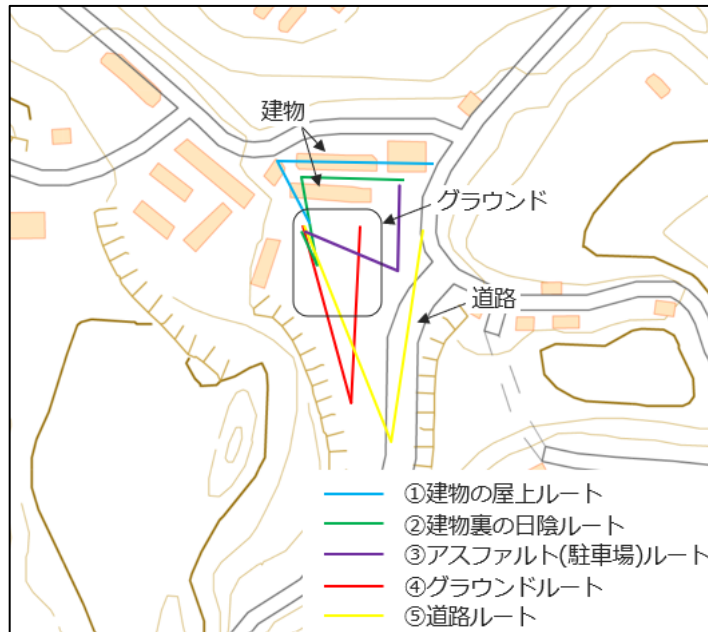


図 30 コードベースキッツでの画像撮影及び学習データ取得に用いたドローン飛行ルート
当ルート下に配置した人物、離着陸地点に障害物等を配置した着陸地点の画像データ及びを行った。
(国土地理院「地理院地図」を基に作成)

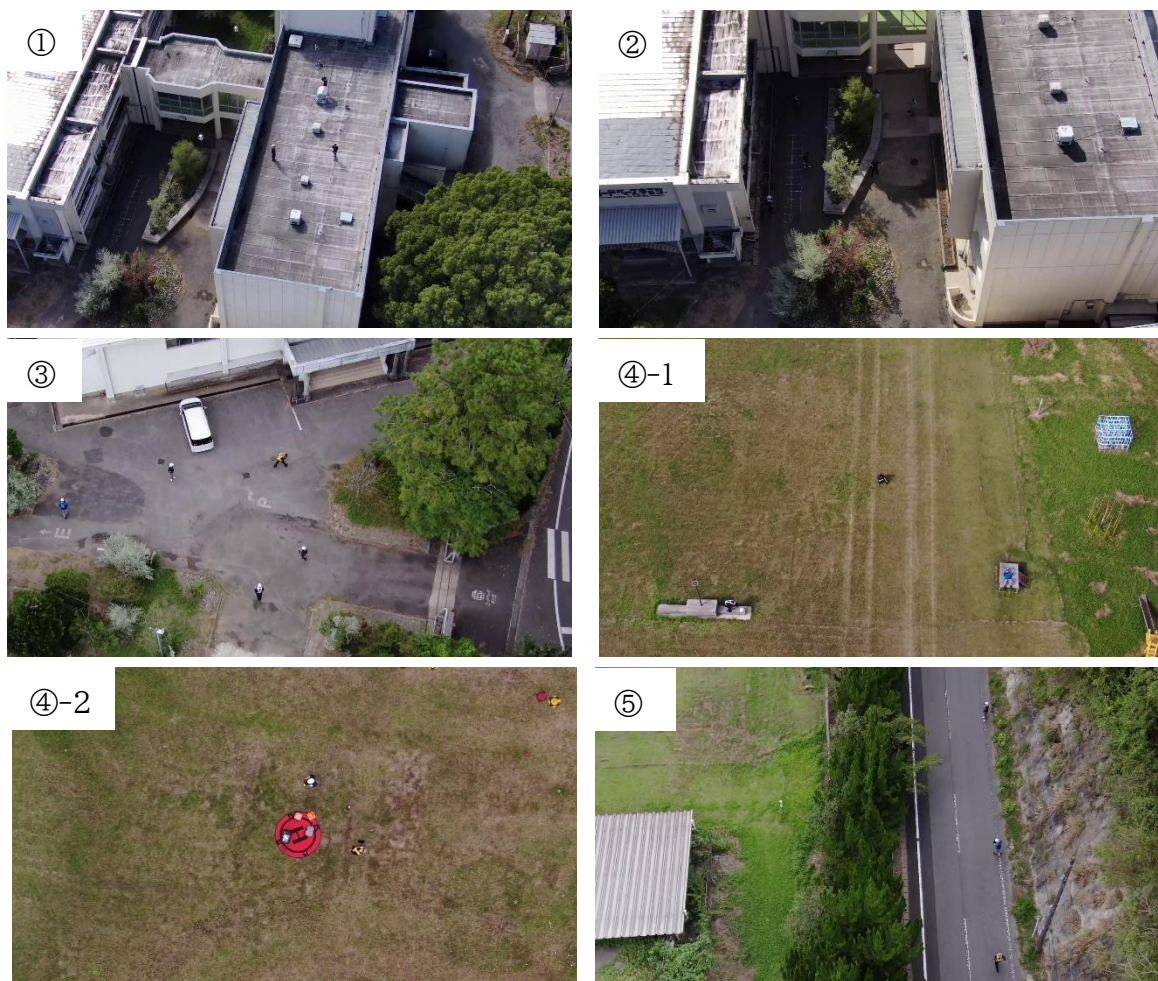


図 31 各飛行ルートでの撮影イメージ

② 大分県日田市

豪雨などによる土砂災害のリスクが高い大分県日田市を選定した。特に小野地区では平成 29 年 7 月に九州北部豪雨で甚大な被害を受けており、ドローン活用のニーズが高い地域である。本地域において災害リスクが特に高く、且つ道路、橋、川、森林、斜面、駐車場等、実用途を考えた際にドローンが飛行し得る環境・条件を含める形でルートを設定した。

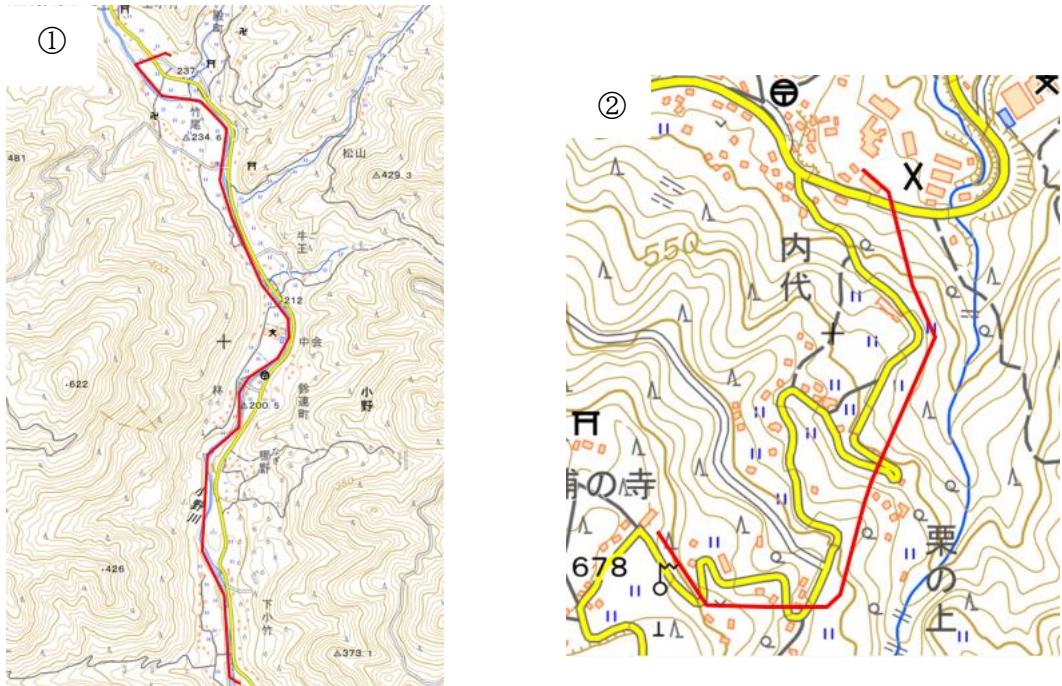


図 32 大分県日田市での飛行ルート図

左図：小野地区（小野公民館－旧北小野小学校）、右図：前津江地区（日田市役所前津江振興局－前津江郷土文化保存伝習施設）、地図上の赤線は、飛行ルートを示す。

当ルート下に配置した人物、離着陸地点に障害物等を配置した着陸地点の画像データ及びを行った。

（国土地理院「地理院地図」を基に作成）

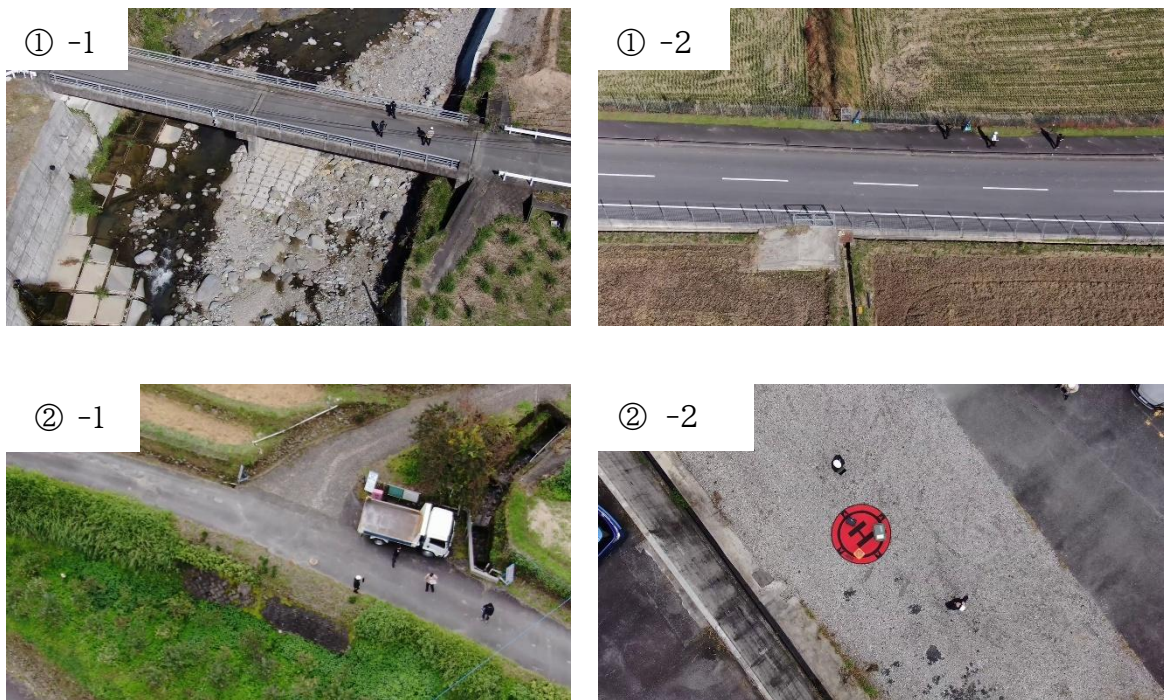


図 33 各飛行ルートでの撮影イメージ

4) データへのラベル付与

人物検知 AI モデルについて、学習用画像 1721 枚、評価用画像 1774 枚、参考用画像 707 枚に対してラベルを付与した。また、着陸時のリスク検知 AI について、チューニング追加用画像 120 枚、評価用画像 155 枚にラベルを付与した。データへのラベル付与の詳細については、4.2 の(2)データセット作成に係る処理で記載した。

5) AI モデルの再学習

本実証では、AI モデルの汎化性能を適切に評価し、過学習を防止するため、5-fold 交差検証を実施した(詳細は 4.3(3)実験設定を参照)。また、再学習を実施した AI モデルは検知率(Recall)90%以上と検知位置精度(IoU)0.5 以上を達成した(詳細は 6.2.3 を参照)。

6) AI モデル圧縮技術の開発

本実証では、TensorRT を使用して AI モデルの圧縮を実施した(詳細は 4.1 を参照)。また、圧縮を実施した AI モデルは検知速度 1 秒以内を達成した(詳細は 6.2.3 を参照)。

7) データ圧縮技術の開発

以下の理由により、未実施。

第一に、本実証で用いる運航管理システムの仕様をふまえ、当初想定していた技術適用(画像のトー

クン化等)が不可能と判断したため。

第二に、データ圧縮技術を使用せずとも、KPI 項目「クラウド AI と比較して通信量を 90%削減」を達成したため。

8) 地上リスク範囲の特定

4.1 で地上リスク範囲の特定と IoU のずれの考慮について記載した。

9) 着陸地点周辺の人物・障害物を検知する範囲の特定

4.1 で着陸地点周辺の人物・障害物を検知する範囲の特定と IoU のずれの考慮について記載した。

6.2.3 KPI/KGI との比較結果

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定性評価	1	ドローンの自律飛行における活用可否評価
	2	オペレーターの監視負担低減効果評価
定量評価	3	検知精度(Recall)※ 90%以上 ※飛行ルート下の地上リスク(人の集中)計測時は人物のみを対象とし、着陸地点周辺監視時は人物と障害物を対象とする。
	4	検知位置精度(IoU) 0.5 以上
	5	エッジ AI での検知速度 1 秒以内
	6	クラウド AI と比較して通信量を 90%削減

1) ドローンの自律飛行における活用可否評価

本 AI システムを導入したドローンを実験したオペレーターに対して、実験後にヒアリングを行い、本項目を評価した。ヒアリング内容は以下の通り。

(オペレーター談)

オペレーターは実験中に道路等第三者が立入る可能性がある場所にて、第三者の有無やその人数を確認の上、実験の判断を行う必要がある。将来的なレベル 4 の実験では人の密集度合を確認する必要があるが、現在運用されることが多いレベル 3.5 の実験では、第三者が一人でも存在する場合は上空を通過できず、停止する必要がある。しかし現状はこの第三者発見はオペレーターの目視力に依存されており、見落としが発生する可能性がある他、第三者を認識するまでの速度や精度にばらつきがあるのは事実である。その為、本システムのように検知して停止・オペレーターに通知することは安全性向上や実験の効率化に効果がある。

上記の例を図 34、図 35 に示す。図 34 の左図では現状の実験(AI 無し)の様子を示しているが、第三者を認識するまでに時間を要する。注視している間にもドローンは進んでしまう。一方で図 34 の右図は AI 有の実験画面を示しているが、人物をマーカーで検知され、さらに停止・通知されることで判断が遅れて第三者上空を誤って通過してしまうことがなく、また第三者の場所や人数を短時間で認知す

ることが可能となる。また、図 35 の左図では、別の対象物を第三者か否かを判別するために注視する必要がある例である。もし同じ画面に第三者がいた場合、別の対象物に気を取られていると第三者を皆がしてしまう可能性がある。一方で図 35 の右図は AI 有の場合だが、この場合でも、第三者を AI が検知することで、注視するポイントを絞ることができる為、見落としの可能性を減らすことができる。



図 34 左図:AI 検知無し。人なのか、風景なのか、注視している間にもドローンは進んでしまう
右図:AI 検知有り。マーカがある注視するポイントが絞られ、認知速度が向上する



図 35 左図:AI 検知無し。別の対象物を第三者か否かを判断するケースも存在する
右図:AI 検知有り。別の対象物が近くにあっても、第三者に注意を向けることが可能である

2) オペレーターの監視負担低減効果評価

本 AI システムを導入したドローンを運航したオペレーターに対して、運航後にヒアリングを行い、本項目を評価した。ヒアリング内容は以下の通り。

(オペレーター談)

1. で記載した、第三者の有無や人数を確認する際も監視負担が低減されるため効果があるが、1 対多運航を行う際はさらに高い監視負担低減効果がある。1 対多運航は 1 人の運航者が複数のドローンを同時に遠隔運航することを指すが、複数のドローン運航中のモニターを同時に注視し続けることは非常に負荷が高く、また高難度の運航方法である。その際に AI を活用して飛行ルート下の第三者や着陸予定地の障害物や人物を検知して停止し、オペレーターに通知することはオペレーターの負担低減に大きく寄与する。

具体例を図 36 に示す。以下図では 1 対 5 の運航をする際のイメージである。それぞれのドローンの運航画面を見続け、安全を判断するには操縦者の負担が非常に高い。④のドローンで道路横断時に第三者がいることを確認、⑤のルートや目的到着までの時間を確認、①のバッテリー残量の確認等を行っている際に、②のドローンは落下分散範囲に第三者入る可能性があるので一時停止操作が必要、③はドローンが着陸態勢に入った際に障害物があるため一時停止しないとイケない。

という状況が同時に起こった際、本 AI システムを活用することで③が着陸検知で自動停止、②は第三者がいるので自動停止オペレーターはそれらの対処に注力し、他はアラートが出ていないので優先度下げ、という状態を平行処理することができそうである。

なお、現在多く採用されているレベル 3.5 の運航においては、オペレーターによるモニターが求められているため、通常時においても、オペレーターが人物の状況をリアルタイムに確認可能な品質の映像データを継続的に送信している。

将来的にはエッジ AI がオペレーターに代わって人物監視等を担うことにより、通常時(検知が行われていない間)には映像データはクラウドへ送信されず、人物・物を検知した場合に限り、検知結果映像等の最小限のデータをクラウドへ送信する運用が考えられる。



図 36 1 対 5 を行う際のオペレーターの監視イメージ

3) 検知精度(Recall) 90%以上

①飛行中のリスク検知 AI の評価結果

【定量評価】

本実証で構築した人物検知 AI モデルの性能を客観的に評価するため、複数の実撮影データセットを用いた定量評価を実施した。評価に使用したデータセットは、君津市で撮影したデータ、大分県で撮影したデータ、およびオープンソースデータの三種類である。本実証で撮影した特定地域のデータだけでなく、未知の多様な撮影環境や条件下での AI モデルの汎化性能を検証するためにオープンソースデータもあわせて評価に使用した。オープンソースデータは、ドローンで撮影した人物検知向けのデータセットのうち、本実証の撮影画角に近いものを選定した(詳細は 4.2(3)を参照)。これらのデータセットを用いて、本実証の KPI として設定した Recall と IoU を含む各種評価指標による定量評価を、実運用環境を想定したエッジデバイスである NVIDIA Jetson Xavier NX 上で実施した。

評価時のパラメータ設定として、推論時の確信度閾値は 0.3、IoU 閾値は 0.5 および 0.3 の二つの値を使用した。確信度閾値は検知結果を採用するかどうかを決めるスコアの基準値で、0.3 という設定は、過剰な誤検出を抑制しつつ、検出漏れを最小化するバランスを考慮したものである。また、IoU 閾値は、検出された矩形領域と正解領域の重なり具合を評価する基準であり、0.5 は一般的な物体検出タスクにおける標準的な閾値として、0.3 は小物体検出タスクなどで使用されるより緩やかな基準として設定した。

定量評価結果の概要としては、KPI の主要な評価対象データセットである大分撮影データおよび君津撮影データにおいて、Recall 90%以上かつ IoU 0.5 以上という目標値を達成した。具体的には、2025 年 11 月 5 日に撮影した大分データセット(20251105_大分)では Recall 92%、IoU 0.72 を記録し、2025 年 9 月 11 日撮影の大分データセット(20250911_大分)では Recall 99%、IoU 0.75 という極めて高い性能を示した。君津撮影データにおいても、2025 年 9 月 29 日撮影データセット(20250929_君津)で Recall 97%、IoU 0.83、2025 年 8 月 22 日撮影データセット(20250822_君津)で Recall 94%、IoU 0.79 と、いずれも目標を上回る結果を得た。

また、オープンソースデータセットに対しては、IoU 閾値を 0.5 から 0.3 まで引き下げることで、Recall 90%(IoU 0.3 時の Recall 値)および平均 IoU 0.70 を達成した。この結果は、本 AI モデルが未知の撮影環境においても一定の検出性能を維持できることを示している。

これらの評価結果を総合すると、異なる地理的条件(大分県日田市と千葉県君津市)、異なる撮影時期(2025 年 8 月から 11 月にかけての 4 ヶ月間)、および異なるデータ取得条件(実撮影データとオープンソースデータ)という多様な条件下において、安定した高性能を達成していることが確認された。

以下に、各データセットにおける詳細な評価指標の一覧を示す。

表 6 人物検知 AI モデルの性能評価結果

データセット	Recall (IoU=0.5)	Recall (IoU=0.3)	Precision (IoU=0.5)	Precision (IoU=0.3)	平均 IoU
20251105_大分	0.92	0.94	0.90	0.93	0.72

20250911_大分	0.99	0.99	0.87	0.88	0.75
20250929_君津	0.97	0.98	0.96	0.96	0.83
20250822_君津	0.94	0.97	0.93	0.97	0.79
オープンソースデータ	0.84	0.90	0.88	0.94	0.70

【定性評価】

本実証で構築した人物検知 AI モデルの実用性を総合的に評価するため、定量評価で得られた数値データに加えて、実際の検知結果を目視で確認する定性評価を実施した。定性評価では、検知漏れや誤検知が発生するケースを分類・分析し、AI モデルの改善すべき課題や実運用時の注意点を明らかにすることを目的とした。

評価の結果、本 AI モデルにおいて検知漏れが発生する主なケースとして、以下の五つのパターンが確認された。

第一に、「密集した人物の検知漏れ」である。これは、複数の人物が近接して立っている場合や、群衆のように人が密集している状況において、個々の人物を独立して検知できず、一部の人物が見落とされるケースである。特に、人物同士の重なりが大きい場合や、前後に配置された人物の境界が曖昧な場合に発生する傾向が見られた。

第二に、「見切れた人物の検知漏れ」である。これは、人物が画像フレームの端に位置しており、体の一部のみが映っている状態で、全身や上半身が完全には捉えられていないケースである。特に、頭部や上半身が画像外にはみ出している場合に人物として認識されにくい傾向が確認された。

第三に、「カメラブレによる検知漏れ」である。ドローンや移動中のカメラで撮影された映像において、カメラの急激な動きや振動により画像がブレ、人物の輪郭やシルエットが不鮮明になることで検知精度が低下するケースである。特に、モーションブラー（動きによるぼやけ）が顕著なフレームで検知漏れが発生する傾向が見られた。

第四に、「遮蔽物による検知漏れ」である。これは、人物の前方に木々、建造物、その他の物体が存在し、人物の体の一部または大部分が隠れている状況で発生する。完全に遮蔽されている場合だけでなく、部分的な遮蔽（例えば、樹木の枝葉によって上半身が断片的に隠れる）によっても検知精度が低下することが確認された。

第五に、「逆光・陰による検知漏れ」である。これは、太陽光などの強い光源が人物の背後にある逆光条件や、建物や樹木の陰に人物が位置している場合に発生する検知漏れである。逆光により人物がシルエット状態となり詳細な特徴が失われる場合や、陰によって人物のコントラストが低下し背景と区別しにくくなる場合に、検知性能が著しく低下することが確認された。

これらの検知漏れパターンのうち、密集した人物、見切れた人物、カメラブレ、遮蔽物による検知漏れについては、発生頻度が比較的 low、また同一の人物であっても前後のフレームでは正確に検知できているケースが大多数であった。これは、時系列で連続する映像データを処理する実運用環境においては、一時的なフレームでの検知漏れが発生しても、他のフレームで補完できる可能性が高いことを意味している。したがって、これらの要因による検知性能への影響は軽微であると評価できる。

一方で、逆光・陰による検知漏れについては、他のパターンと比較して発生回数が顕著に多く、検知性能への影響が大きいことが明らかになった。特に、検知漏れが発生した画像フレームにおける人

物領域を拡大して詳細に観察した結果、以下のような傾向が確認された。

まず、逆光条件に加えて、人物が直立姿勢を取っている場合に検知漏れが発生しやすい傾向が見られた。これは、逆光によりシルエット化された人物において、直立姿勢では体の輪郭が細長い長方形に近い形状となり、周囲の構造物との判別が困難になるためと考えられる。動作中の姿勢では、体の形状がより複雑で特徴的になるため、逆光下でも比較的検知されやすいことが確認された。

次に、人物の周囲に濃い陰が存在する場合にも検知漏れが発生する傾向が確認された。特に、建物の陰、樹木の陰など、局所的に照度が大きく低下している領域では、人物と背景のコントラストが不十分となり、AI モデルが人物の特徴を抽出できないケースが多く見られた。また、陰の境界部分に人物が位置する場合にも、画像の露出調整により人物領域が適切に捉えられず、検知精度が低下することが観察された。

さらに、逆光と陰の複合的な条件、すなわち陰の中に位置する人物が同時に逆光状態にある場合には、検知漏れの発生率が最も高くなることが確認された。このような条件下では、人物領域の輝度値が低く、かつ背景との境界が不明瞭になるため、現状の AI モデルでは安定した検知が精度が低下することが確認された。

逆光による検知漏れの発生要因をさらに詳細に分析した結果、撮影条件との関連性が明らかになった。具体的には、逆光が顕著に発生したデータセットのみ撮影時間帯が早朝または夕方であり、太陽の高度角が低い時間帯に集中していることが判明した。太陽高度が低い状態では、地上付近を飛行するドローンのカメラに対して太陽光が水平方向から入射しやすく、人物が太陽とカメラの間に位置することで強い逆光条件が生じる。

特筆すべき点として、ドローンの運航経路における往路では逆光による検知漏れがほとんど発生していないが、同一経路の復路においてのみ顕著に発生していることが確認された。これは、往路と復路で飛行方向が 180 度反転するため、太陽に対するカメラの向きが変化することに起因している。往路では太陽が背後またはサイド方向に位置するため適切な照明条件となるが、復路では太陽が正面方向に位置するため逆光条件となり、検知性能が低下したと考えられる。この現象は、時刻と飛行方向の組み合わせによって撮影条件が大きく変化することを示しており、実運用時の飛行計画において考慮すべき重要な知見である。

また、本 AI モデルの学習に使用したデータセットには、今回の実証で検知漏れが多発した逆光・陰条件下のデータが十分に含まれていない。深層学習モデルは、学習時に経験していない条件下では汎化性能が低下する傾向があるため、学習データセットに多様な照明条件、特に逆光条件や強い陰影が存在するシーンを意図的に追加することで、この課題を改善できる可能性が高いと考えられる。

具体的な改善策としては、以下のアプローチが有効である。第一に、早朝・夕方の低太陽高度時に撮影されたデータを追加収集し、学習データセットに組み込むことで、AI モデルが逆光条件下での人物特徴を学習できるようにする。第二に、データ拡張(Data Augmentation)技術を用いて、既存の学習データに対して明度調整、コントラスト変更、シャドウ付加などの処理を適用し、擬似的に逆光・陰条件を再現したデータを生成する。

これらの定性評価結果と改善方策の検討により、本 AI モデルの実運用における制約条件と改善の方向性が明確になった。今後、学習データの拡充と前処理技術の改良を実施することで、より多様

な撮影条件下でも安定した検知性能を発揮できる AI モデルへの発展が期待される。

■ 検知例 ■ : 検知結果

概要	検知例②	検知例③
小野地区		
前津江地区		
君津		

図 37 人物検知 AI の検知例

■ 検知漏れ例 ■ : 検知結果 ■ : 検知漏れ

概要	検知例①	検知例②	検知例③
密集した人物の検知漏れ			
見切れた人物の検知漏れ・カメラブレによる検知漏れ・遮蔽物による検知漏れ			
逆光・陰による検知漏れ			

図 38 人物検知 AI の検知漏れ例

■ 誤検知例

■ : 検知結果
- : 誤検知



図 39 人物検知 AI の誤検知例

②着陸時のリスク検知 AI の評価結果

【定量評価】

表 7 着陸時のリスク検知 AI の評価結果

データセット	Recall (IoU=0.5)	Recall (IoU=0.3)	Precision (IoU=0.5)	Precision (IoU=0.3)	平均 IoU
20250929_君津	0.95	0.97	0.92	0.93	0.71
20251105_前津江	0.95	1.00	0.93	0.97	0.73
20251107_小野(小野公民館)	0.95	0.95	0.97	0.98	0.82
20250910_前津江	0.91	0.93	0.79	0.80	0.55
20250911_小野(旧北小野小)	0.99	1.00	0.96	0.97	0.74
20250911_小野(小野公民館)	0.90	0.97	0.89	0.96	0.67

本実証で構築した着陸時のリスク検知 AI の性能を客観的に評価するため、複数の実撮影データセットを用いた定量評価を実施した。評価に使用したデータセットは、千葉県君津市で撮影したデータ(2025年9月29日撮影)、大分県前津江地区で撮影したデータ(2025年11月5日撮影)、および大分県小野地区で撮影したデータ(2025年11月7日撮影)の三種類である。これらのデータセットを用いて、本実証の KPI として設定した Recall と IoU を含む各種評価指標による定量評価を実施した。

評価時のパラメータ設定として、IoU 閾値は 0.5 および 0.3 の二つの値を使用した。0.5 は一般的な物体検出タスクにおける標準的な閾値として、0.3 は小物体検出タスクなどで使用されるより緩やかな基準として設定した。

定量評価結果の概要としては、KPI の主要な評価対象データセットである君津撮影データ、前津江撮影データ、および小野撮影データにおいて、Recall 90%以上かつ IoU 0.5 以上という目標値を達成した。具体的には、2025 年 9 月 29 日に撮影した君津データセット(20250929_君津、40 枚)では Recall 94.9%、IoU 0.71 を記録し、2025 年 11 月 5 日撮影の前津江データセット(20251105_前津江、35 枚)では Recall 95.4%、IoU 0.73 という高い性能を示した。小野撮影データにおいても、2025 年 11 月 7 日撮影データセット(20251107_小野公民館、80 枚)で Recall 94.5%(IoU=0.5)、IoU 0.82 と、いずれも目標を上回る結果を得た。

また、パラメータチューニング追加用として使用した 3 つのデータセットに対しても良好な結果が得られた。2025 年 9 月 10 日撮影の前津江データセット(20250910_前津江、40 枚)では Recall 91.3%、IoU 0.55、2025 年 9 月 11 日撮影の小野データセット 1(20250911_小野(旧北小野小)、40 枚)では Recall 99.4%、IoU 0.74 という極めて高い性能を示し、同日撮影の別場所の小野データセット(20250911_小野(小野公民館)、40 枚)では Recall 90.4%、IoU 0.67 を達成した。これらのデータセットは、着陸時のリスク検知 AI の AI モデルの各種パラメータ調整に使用されたものであり、チューニング効果の検証にも寄与している。

さらに、IoU 閾値を 0.5 から 0.3 まで引き下げた場合、すべてのデータセットにおいて Recall が向上し、前津江データセット(2025 年 11 月 5 日撮影)では 100%、小野データセット 1(2025 年 9 月 11 日撮影)でも 100%という完全な再現率を達成した。これは、AI モデルが検出すべき変化領域を高い確率で捉えており、検出漏れが極めて少ないことを示している。

これらの評価結果を総合すると、異なる地理的条件(大分県前津江地区・小野地区と千葉県君津市)、異なる撮影時期(2025 年 9 月から 11 月にかけての 3 ヶ月間)、および異なる地形・環境条件(コードベースキミツ、旧北小野小学校、小野公民館など)という多様な条件下において、安定した高性能を達成していることが確認された。

【定性評価】

■ 検知例（KPI対象）

■ : 検知結果
■ : 正解bbox

データセット名	パターン1	パターン2
20250929_君津	<p>高度50m付近</p>	<p>高度30m付近</p>
20251105_前津江	<p>高度30m付近</p>	<p>高度40m付近</p>
20251107_小野 (小野公民館)	<p>高度40m付近</p>	<p>高度50m付近</p>

図 40 検知結果画像

本実証で構築した着陸時のリスク検知 AI の実運用における有効性を検証するため、定量評価結果に基づき、KPI 対象データセットを用いた定性評価を実施した。

各データセットにおける検知結果から、視覚的にも検知領域が正解領域と高い精度で一致していることが確認された。特に 20250929_君津データセットでは、障害物の輪郭を正確に捉えた検知結果が得られており、検出位置のずれや検出範囲の過不足が最小限に抑えられている。

君津市、前津江地区、小野地区という異なる地理的条件および撮影環境において、いずれのデータセットでも安定した検知性能を示した。例えば、図 40 の各データセットにおけるパターン 1 の結果を参照すると、背景地面の変化や影有無にかかわらず、差分領域を適切に抽出できている。

Recall が 90% 台中盤を維持していることから、検知漏れは限定的であることが視覚的にも確認された。一方、Precision が 90% 台後半を示していることから、誤検知も最小限に抑制されており、照明変化や背景ノイズによる偽陽性が効果的に排除されていることが確認された。

4) 検知位置精度(IoU) 0.5 以上

飛行ルート下の地上リスク(人の集中)計測時と着陸地点周辺監視時どちらも検知位置精度(IoU) 0.5 以上を達成した。結果の詳細と考察については、前項の 6.2.3 -3)に記載した。

5) エッジ AI での検知速度 1 秒以内

飛行ルート下の地上リスク(人の集中)計測時と着陸地点周辺監視時どちらもエッジ AI での検知速度 1 秒以内を達成した。結果の詳細と考察については、以下に示す。

①飛行中のリスク検知 AI の評価結果

本実証で構築した飛行中のリスク検知 AI の実運用における処理性能を評価するため、エッジデバイスである NVIDIA Jetson Xavier NX 上での推論速度測定を実施した。ドローン運航管理システムにおいては、リアルタイム性が重要な要求事項となるため、映像フレームごとに迅速な人物検知判定を行う必要がある。本評価では、KPIとして設定した推論速度 1 秒以下の達成可否を検証するとともに、実運用時の処理安定性を確認することを目的とした。

測定方法としては、実際の撮影画像を用いて 100 回の連続推論を実施し、各推論にかかる処理時間を計測した。測定環境は Jetson Xavier NX を使用し、TensorRT で最適化された YOLOX モデルによる推論を行った。測定対象となる推論時間は、画像データの入力から検出矩形の出力までの一連の処理時間であり、前処理(画像のリサイズや正規)、ニューラルネットワークによる推論、後処理(非最大値抑制:NMS など)のすべてを含んでいる。

推論速度測定の結果、100 回の試行における平均推論時間は 20.79ms を記録した。これは、KPIとして設定した 1 秒以下という基準を大きく上回る性能であり、実際には目標値の約 48 分の 1 という極めて高速な処理を実現している。この結果から、本 AI モデルはエッジデバイスにデプロイするのに十分な推論速度を有していることが確認された。

処理の安定性に関する指標として、標準偏差は 0.94ms と非常に小さい値を示しており、推論時間のばらつきが少なく、安定した処理性能を維持していることが示された。最小推論時間は 20.39ms、最大推論時間は 22.18ms、中央値は 20.64ms であり、最小値と最大値の差が約 3ms 程度に収まっていることから、処理負荷の変動に対しても安定した性能を発揮できることが確認できた。

また、平均推論時間 20.79ms から算出される FPS は約 48.1fps となる。一般的な映像のフレームレートが 30fps であることを考慮すると、本 AI モデルは実時間よりも高速に処理できる能力を持っており、リアルタイム映像解析において処理遅延が蓄積する懸念はない。さらに、30fps の映像入力に対して 48.1fps の処理能力があることは、約 1.6 倍の処理余裕があることを意味しており、システム全体の他の処理(データ通信、ログ記録、UI 表示など)に計算資源を割り当てる余地があることも示している。

これらの結果から、本実証で構築した AI は、エッジデバイス上での実運用に必要な高速性と安定性の両方を兼ね備えており、ドローン飛行ルート下の人物検知という安全上重要なタスクを、リアルタイムかつ確実に実行できる性能を有していることが実証された。

以下に、推論速度測定結果の詳細を示す。

表 8 推論速度測定詳細結果

試行回数 (回)	平均推論時間 (ms)	標準偏差 (ms)	最小推論時間 (ms)	最大推論時間 (ms)	中央値(ms)	fps
100	20.79	0.39	20.39	22.18	20.64	48.1

②着陸時のリスク検知 AI の評価結果

以下に、推論速度測定結果の詳細を示す。

表 9 推論速度測定結果

試行回数 (回)	平均推論時 間(ms)	標準偏差 (ms)	最小推論時間 (ms)	最大推論時間 (ms)	中央値(ms)	fps
100	651.20	12.80	617.27	691.23	651.35	1.5

6) クラウド AI と比較して通信量を 90%削減

エッジ AI ではクラウド AI と比較して通信量を 92.5%削減できたため、設定した目標値を達成した。詳細な比較結果と結果の考察は、6.6.34)に記載した。

6.2.4 考察

今回の実証では、予め飛行高度や使用カメラなどの撮影条件の設定し通常の立位・歩行・走行姿勢の人物を検知対象として検証を行った。それにより AI 性能の指標である検知精度(Recall)、検知位置精度(IoU)、エッジ AI 性能の指標である検知速度 1 秒以内、クラウドと比較して通信量 90%削減を達成することができた。

一方で、社会実装を見据え、より広範な活用を実現するためには以下のような他条件にも対応することが必要である。

高度変化 : 本実証では高度 50m としたが、地上の障害物等の影響を考慮し、さらに高い高度で飛行させる場合もある。

ドローンカメラの画質変化 : ドローンは点検・監視・物流等様々な用途での活用が期待されるが、ドローンや用途・環境によりカメラやその性能が異なる。

しゃがみ・座位姿勢・日陰・遮蔽物への対応 : 今回は立位・歩行・走行姿勢を対象としたが、実環境における第三者はしゃがみ・座位姿勢の場合もあり、また周囲環境として日陰や遮蔽物が存在するなど、検知が困難な状況もある。

そのためここでは上記に関する追加検討を行い、その結果を示した。

要約すると、高度変化では 100m までは誤検知は増加せず、検知率と位置精度は低下するものの、性能は一定水準を維持している。画質変化においても 8Mbps から 1Mbps に下げても検知率は高く維持されたが、画像劣化によるノイズの影響で IoU 値と Precision が低下したと考えられる。しゃがみ・座位姿勢・日陰・遮蔽物といった困難条件下でも実用的な検知性能を示したが、複数条件が重なる場合には検知率が顕著に低下する傾向が確認された。

また、実運用環境を想定した評価指標として「ドローン運航向け検知率」を新たに定義し検証を行った。ドローン運航向け検知率とは、動画内に登場した人物のうち、少なくとも一度でも検知できた人物の割合を示す指標である。大分撮影データ(20251105_大分)を用いた評価の結果、動画内に登場した全ての人物(28 名)について少なくとも一度は検知することに成功し、ドローン運航向け検知率 100%を達成した。また、君津撮影データ(20250929_君津)においても 124 名中 123 名を検知し、ドローン運航向け検知率 99.2%を達成した。検知できなかった 1 名は黒い服装でしゃがみ姿勢の人物であり、姿勢による検知困難性が要因であった。これらの結果は、個々のフレームで一時的な検知漏れが発生する場合があっても、ドローン運航の安全性判断に必要な検知性能が確保されていることを示している。

以下にその詳細を示す。

【高度変化による検知性能への影響評価】

本実証では、飛行高度 50m で実施することを前提としており、AI の構築に使用した学習データおよび評価データもすべて高度 50m で撮影されたものを使用している。しかしながら、将来的な運用拡張や異なる運航条件への適用可能性を検証するため、50m、70m、100m の三つの高度条件下で飛行・撮影を行い性能評価を実施した。本評価では、学習時とは異なる高度条件下においても、AI が安定した検知性能を維持できるか、すなわち AI モデルの汎化性能を定量的に確認することを目的とした。評価には、定量評価時と同様に Recall、Precision、IoU の各指標を使用した。以下の表に、各高度における詳細な評価結果を示す。

表 10 高度変化による検知性能の評価結果

データセット	高度 (m)	Recall (IoU=0.5)	Recall (IoU=0.3)	Precision (IoU=0.5)	Precision (IoU=0.3)	平均 IoU
20250929_君津	50	0.97	0.98	0.96	0.96	0.83
20250929_君津_70	70	0.94	0.94	0.98	0.98	0.79
20250929_君津_100	100	0.90	0.92	0.96	0.98	0.71

評価結果から、以下の傾向が確認された。

第一に、学習データと同一高度である 50m において最高の性能を示している。Recall 0.97、IoU 0.83 という高い値を記録しており、AI モデルが学習データの条件に最適化されていることが確認された。これは、本実証で実施する高度 50m での運航において、十分な検知性能が担保されることを示している。

第二に、Precision の値は高度によって大きく変化せず、すべての高度において 0.96 から 0.98 という高い水準を維持している。これは、AI モデルが人物として検知した対象のうち、実際に人物である割合が高度に関わらず安定していることを示しており、誤検知が少ないことを意味する。高度が変化しても、誤って物体を人物として検知する傾向は増加していない。

第三に、高度が上がるごとに Recall と IoU の値が一貫して低下している。Recall は 50m の 0.97 から、70m では 0.94、100m では 0.90 と段階的に減少している。同様に、IoU も 50m の 0.83 から、70m の 0.79、100m の 0.71 へと低下している。この傾向は、学習データに含まれていない高度条件下では、高度が上がるほど人物を見逃す傾向(検知漏れの増加)があり、また検知された場合でも検知結果の位置や大きさの推定精度が下がることを示唆している。

高度上昇に伴う検知性能の低下要因としては、以下が考えられる。まず、AI モデルは高度 50m で撮影されたデータのみで学習されているため、70m や 100m という高度条件は学習時に経験していない未知の条件となる。高度が上がることで画像内における人物のピクセルサイズが小さくなり、人物の細部特徴(顔、手足の形状など)が不鮮明になる。

第四に、重要な点として、学習データに含まれていない高度条件においても、すべての高度で Recall 0.90 以上を達成しており、性能の低下は限定的である。100m という最も高い高度、すなわち学習データの高度から 50m 上昇した条件においても、Recall 0.90 を維持しており、AI モデルが一定の汎化性能を有していることが確認された。

この汎化性能の維持には、YOLOX の学習時に適用されるスケール関連のデータ拡張技術が大きく寄与していると考えられる。具体的には、Multi-scale Training により、学習中に入力画像サイズをランダムに変更することで、様々なスケールの物体に対応できるよう AI モデルが訓練されている。また、Mosaic Data Augmentation では 4 枚の画像をランダムにクロップして 1 枚に合成することで、様々なサイズの物体が混在する状況を学習している。さらに、Random Scale により、画像全体をランダムに拡大・縮小することで、スケール変動への堅牢性が向上している。

本実証では高度 50m のデータのみで学習しているが、これらのスケール拡張技術により、学習データには含まれていない様々なスケールの人物パターンが擬似的に生成され、AI モデルに学習されている。その結果、70m や 100m という未経験の高度条件下においても、人物のピクセルサイズが変化するにもかかわらず、ある程度の検知性能が維持されていると考えられる。

加えて、本実証における運用条件設定の工夫も性能維持に寄与している。具体的には、本実証では高度を変えた際にも、落下分散範囲が常にカメラの画角内に収まるように、カメラの俯角を適切に調整している。この設定により、高度が変化しても監視対象エリア内の人物サイズは変化するものの、人物の見え方(俯瞰角度や画像内での配置)は大きく変わらない状態を維持できている。もし高度上昇に伴いカメラ角度を固定していた場合、俯瞰角度の変化により人物の見え方が大きく変化し、学習データとの差異が更に拡大することで、より顕著な性能低下が発生していた可能性がある。適切なカメラ角度調整により、学習データに含まれていない高度条件下でも、高度変化による性能低下を限定的に抑えることができたと推察される。また、高度 50m 未満については、事前学習済みデータやオープンソースデータに一部含まれているものの、今回構築したモデルが KPI で定めた検知率等を達成できるかどうかは検証する必要がある。

■ 高度を変えた場合の検知例

■ : 検知結果
■ : 検知漏れ

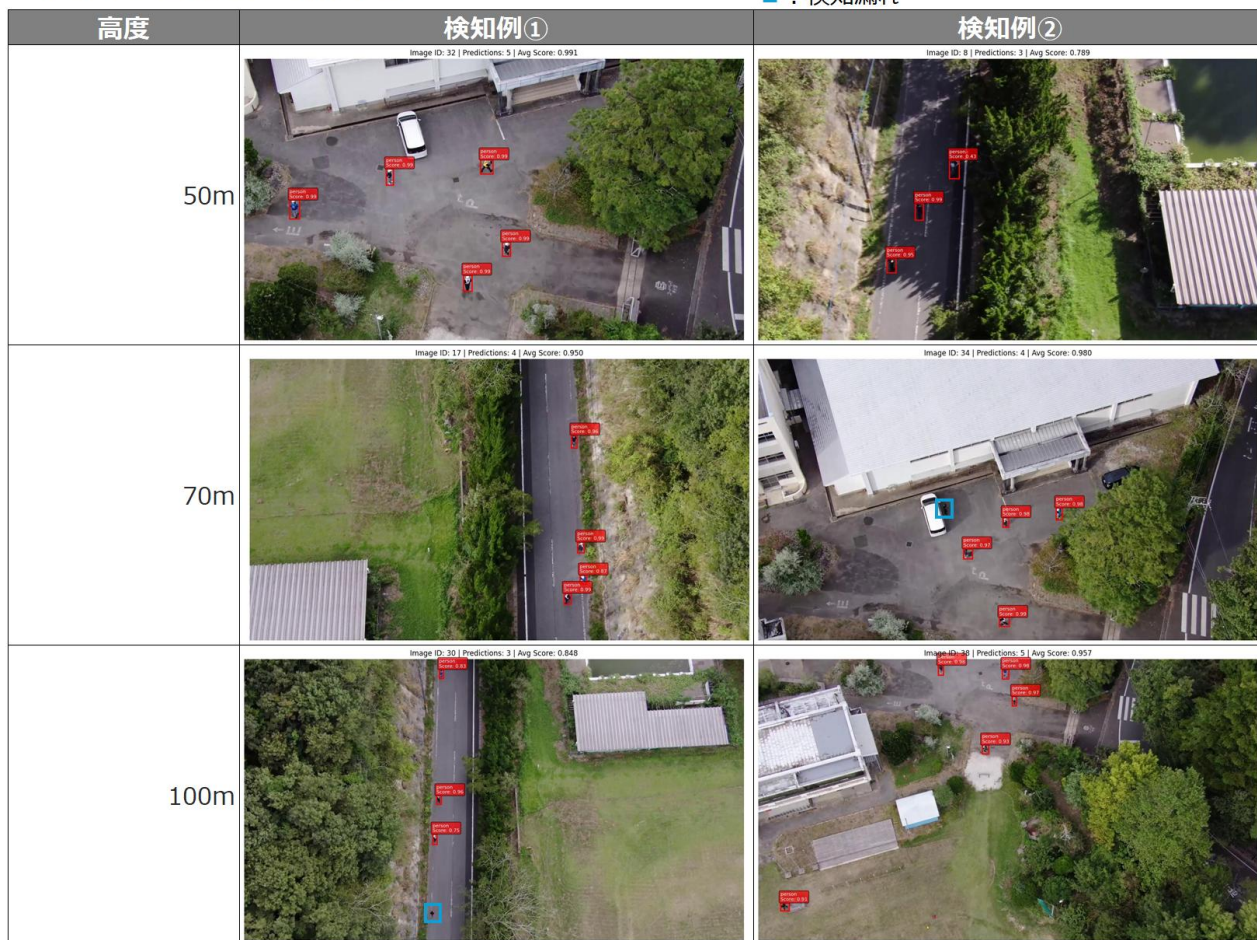


図 41 高度を変えた場合の検知例

【画質変化による検知性能への影響評価】

本実証では実証飛行をビットレート 8Mbps の映像品質で実施することを前提としており、AI の構築に使用した学習データおよび評価データもすべて実証に合わせて 8Mbps で撮影されたものを使用している。しかしながら、他ドローン機体への横展開や将来的な通信帯域の制約やネットワーク環境の変動への対応可能性を検証するため、君津撮影データ(20250929_君津、20250730_君津)を用いて、8Mbps および 1Mbps の二つの画質条件下での性能評価を実施した。本評価では、学習時とは異なる画質条件下においても、AI が安定した検知性能を維持できるか、すなわち画質劣化に対する AI モデルの堅牢性を定量的に確認することを目的とした。評価には、定量評価と同様に Recall、Precision、IoU の各指標を使用した。

表 11 画質変化による検知性能の評価結果

データセット	画質 (Mbps)	Recall (IoU=0.5)	Recall (IoU=0.3)	Precision (IoU=0.5)	Precision (IoU=0.3)	平均 IoU
20250929_君津	8	0.97	0.98	0.96	0.96	0.83
20250730_君津	1	0.99	1.00	0.87	0.87	0.67

評価結果から、画質変化が検知性能に与える影響について、以下の特徴的な傾向が確認された。

第一に、学習データと同一の画質である 8Mbps において、バランスの取れた高性能を示している。Recall 0.97、Precision 0.96、IoU 0.83 という全指標において高い値を記録しており、AI モデルが学習データの画質条件に最適化されていることが確認された。これは、本実証で実施する 8Mbps での運航において、十分な検知性能が担保されることを示している。

第二に、Recall については、画質を 8Mbps から 1Mbps に大幅に下げた場合でも、極めて高い値を維持している。むしろ、1Mbps のデータセットでは Recall 0.99(IoU=0.5)、1.00(IoU=0.3)と、8Mbps の条件よりも高い値を示している。この結果については、評価に使用した 1Mbps データセットの撮影条件が影響していると推察される。

具体的には、8Mbps のデータセット(20250929_君津)が多様な撮影場所(建物の屋上、日陰、駐車場、道路など)を含んでいるのに対し、1Mbps のデータセット(20250730_君津)は撮影場所がグラウンドのみであり、背景が比較的単純である。グラウンドという環境は、平坦な地面に人物が立っている状態が多く、背景に複雑な構造物や樹木、影などが少ないため、画質が低下しても人物と背景の区別が比較的容易である。また、グラウンド上では人物が密集するケースや遮蔽物による隠れが少ないため、検知漏れが発生しにくい条件であったと考えられる。したがって、この高い Recall 値は、画質低下への堅牢性というよりも、撮影環境の単純さによる影響が大きいと推察される。

第三に、Precision と IoU については、画質を 8Mbps から 1Mbps に下げると大幅に低下している。Precision は 8Mbps の 0.96 から 1Mbps の 0.87 へと約 9 ポイント低下し、IoU も 8Mbps の 0.83 から 1Mbps の 0.67 へと約 16 ポイントの顕著な低下を示した。

この性能低下の主要因としては、画質が大きく低下することにより生じる映像の劣化が挙げられる。具体的には、ビットレートが 8Mbps から 1Mbps へと 8 分の 1 に減少することで、映像圧縮に伴うブロックノイズやモスキートノイズなどの圧縮アーティファクトが顕著に発生する。これらのノイズにより、人物の輪郭や体の境界線が不鮮明になり、物体境界があいまいになる。その結果、AI モデルが出力する検知矩形の位置や大きさの推定精度が低下し、正解領域との重なり度合いを示す IoU 値が大幅に低下したと考えられる。

また、Precision の低下は、画質劣化により背景の構造物やノイズパターンが人物の特徴と誤認識されやすくなり、誤検知が増加したことを示している。特に、圧縮ノイズにより生じる不規則なパターンが、低解像度で不鮮明になった人物の特徴と類似することで、AI モデルが誤って人物として検知するケースが増加したと推察される。

本評価では、8Mbps と 1Mbps のデータセットで撮影環境が異なっていたため、画質変化の影響を正確に評価することが困難であった。今後は、撮影環境を統一したデータセットを用いて画質変化の影響を再評価する必要がある。また、現状のモデルは 8Mbps の画質条件で学習されているため、低画質データを学習データに追加することで画質変動に対する頑健性が向上するかを検証することも重要である。

■ 画質を変えた場合の検知例

■ : 検知結果
 - : 誤検知



図 42 画質を変えた場合の検知例

【しゃがみ・座位姿勢・日陰・遮蔽物の検知性能への影響評価】

本実証では、KPI 要件として通常の立位姿勢の人物の検知性能を設定しているが、実運用環境においては、しゃがみ姿勢の人物、日陰にいる人物、遮蔽物に隠れた人物など、より検知が困難な条件も想定される。これらの困難条件は KPI 対象外ではあるものの、安全性向上の観点から、本番実証 AI モデルがこれらの条件下でどの程度の性能を発揮するかを定量的に評価することは重要である。

本評価では、君津にて別途参考用に撮影した困難条件ごとの専用データセット(20250929_君津_しゃがみ・座位、20250929_君津_日陰、20250929_君津_遮蔽物)を用いて、本番実証 AI モデルの性能を測定した。本番実証モデルは、中間報告時点で作成したプロトタイプモデルの学習データに、君津で撮影した困難条件データセット(20251027_君津)などを追加して構築した。比較対象として、プロトタイプモデルの性能もあわせて評価し、学習データ拡充による改善効果を検証した。評価には、Recall、Precision、IoU の各指標を使用した。

しゃがみ・座位姿勢は、体のシルエットが小さくコンパクトになり、立位姿勢と比較して検知が困難な条件である。以下の表に、しゃがみ・座位姿勢データセットにおける評価結果を示す。

表 12 しゃがみ・座位姿勢・日陰・遮蔽物の検知性能評価結果

AI モデル	Recall (IoU=0.5)	Recall (IoU=0.3)	Precision (IoU=0.5)	Precision (IoU=0.3)	平均 IoU
本番実証 AI モデル	0.82	0.86	0.91	0.96	0.73
プロトタイプ AI モデル	0.69	0.75	0.89	0.97	0.73

本番実証 AI モデルは、しゃがみ・座位姿勢という困難条件下においても、Recall 0.82、IoU

0.73という実用的な水準の検知性能を達成した。プロトタイプ AI モデルの Recall 0.69と比較すると、約 13 ポイントの向上が見られ、学習データの拡充や AI モデルの最適化により、しゃがみ・座位姿勢への対応力が大幅に改善されたことが確認された。

Precision については、本番実証 AI モデルが 0.91、プロトタイプ AI モデルが 0.89 と、いずれも高い水準を維持しており、誤検知が少ないことが示されている。IoU 値は両 AI モデルともに 0.73 と同一であり、検知された場合の位置精度については同等の性能を有している。

この結果から、本番実証 AI モデルは、しゃがみ・座位姿勢の人物に対しても約 8 割以上の検知率を達成しており、KPI 対象外の条件ではあるものの、実運用において一定の安全性確保に寄与できる性能を有していると評価できる。

日陰条件は、照明条件の悪化により人物と背景のコントラストが低下し、検知が困難となる条件である。以下の表に、日陰データセットにおける評価結果を示す。

表 13 日陰データセットにおける評価結果

AI モデル	Recall (IoU=0.5)	Recall (IoU=0.3)	Precision (IoU=0.5)	Precision (IoU=0.3)	平均 IoU
本番実証 AI モデル	0.80	0.83	0.89	0.92	0.76
プロトタイプ AI モデル	0.64	0.68	0.84	0.89	0.72

本番実証 AI モデルは、日陰という困難な照明条件下においても、Recall 0.80、IoU 0.76 という実用的な検知性能を達成した。プロトタイプ AI モデルの Recall 0.64 と比較すると、約 16 ポイントという顕著な向上が見られ、日陰条件への対応力が大幅に改善されたことが確認された。

この改善は、中間報告以降に実施した学習データの拡充において、様々な照明条件下のデータを追加したことが功を奏したと考えられる。また、IoU 値もプロトタイプ AI モデルの 0.72 から本番実証 AI モデルの 0.76 へと向上しており、低照度条件下での検知位置精度も改善されている。

Precision については、本番実証 AI モデルが 0.89 を記録し、プロトタイプ AI モデルの 0.84 から 5 ポイント向上している。これは、照明条件が悪い中でも、誤検知を抑制しながら正確に人物を検知できる能力が向上したことを示している。

この結果から、定性評価で課題として指摘された日陰条件についても、本番実証 AI モデルでは約 8 割の検知率を達成しており、AI モデルの改善により実用性が向上したことが定量的に確認された。

遮蔽物による隠れは、人物の体の一部または大部分が他の物体により隠された状態であり、三つの困難条件の中で最も検知が難しい条件である。本評価では、実運用環境で想定される代表的な遮蔽パターンとして、傘による上方からの遮蔽、遊具・外灯などの構造物による部分的遮蔽、木の幹や枝葉による複雑な遮蔽などを中心にデータを撮影し、多様な遮蔽シナリオにおける AI モデルの性能を評価した。

なお、遮蔽物データセットにおける評価では、IoU 閾値 0.3 を中心とした評価を行った。これは、評価データのアノテーション作成時に、傘などの遮蔽物と人物全体を含めた領域をアノテーションするのではなく、視認可能な人物部分のみをアノテーションしていたためである。このアノテーション方針により、AI が遮蔽物を含む広い範囲を検知した場合、正解領域(視認可能な人物部分のみ)との重

なりが相対的に小さくなり、IoU 閾値 0.5 では過小評価となる可能性がある。したがって、遮蔽物条件下での実質的な検知能力を評価するため、IoU 閾値 0.3 での評価を主として分析を行った。以下の表に、遮蔽物データセットにおける評価結果を示す。

表 14 遮蔽物データセットにおける評価結果

AI モデル	Recall (IoU=0.5)	Recall (IoU=0.3)	Precision (IoU=0.5)	Precision (IoU=0.3)	平均 IoU
本番実証 AI モデル	0.61	0.82	0.70	0.94	0.63
プロトタイプ AI モデル	0.57	0.79	0.64	0.90	0.61

遮蔽物データセットにおいて、IoU 閾値 0.3 での評価に注目すると、本番実証 AI モデルは Recall 0.82 という実用的な水準の検知性能を達成した。プロトタイプ AI モデルの Recall 0.79 と比較すると、約 3 ポイントの向上が見られ、しゃがみ・座位姿勢や日陰条件ほどの大幅な改善には至らないものの、遮蔽条件への対応力が向上したことが確認された。

Precision については、本番実証 AI モデルが IoU 閾値 0.3 で 0.94 という高い値を記録しており、プロトタイプ AI モデルの 0.90 から 4 ポイント向上している。これは、遮蔽により複雑な視覚情報が存在する中でも、誤検知を大幅に抑制しながら正確に人物を検知できる能力が向上したことを示している。Recall 0.82 と Precision 0.94 という組み合わせは、本番実証 AI モデルが遮蔽条件下においても、高い検知率と低い誤検知率をバランス良く達成していることを意味する。

特に、傘による遮蔽では人物の上半身や頭部が完全に隠れるケース、遊具・外灯などの構造物による遮蔽では人物の体が断片的に見えるケース、木による遮蔽では枝葉の複雑なパターンにより人物の輪郭が不明瞭になるケースなど、遮蔽物の種類や遮蔽の程度により検知難易度が大きく異なることが観察されたが、IoU 閾値 0.3 で評価した場合、これらの多様な遮蔽パターンに対して 8 割以上の検知率を維持できていることが確認された。

遮蔽物データセットにおいても、プロトタイプ AI モデルから本番実証 AI モデルへの改善が見られており、Recall、Precision、IoU のすべての指標で向上が確認された。IoU 閾値 0.3 での Recall 0.82 という結果は、しゃがみ・座位姿勢 (Recall 0.86) や日陰条件 (Recall 0.83) に近い水準であり、遮蔽という困難な条件においても、実用的な検知性能を達成していると評価できる。

さらに、定性評価を通じて、単一の条件だけでなく、複数の条件が同時に存在する場合に、検知漏れが発生しやすい傾向が確認された。具体的には、以下のような複合的条件において、検知性能が低下することが観察された。

第一に、日陰条件としゃがみ・座位姿勢が重なる場合の検知漏れである。日陰により人物と背景のコントラストが低下している状況で、さらにしゃがみ・座位姿勢により体のシルエットが小さくなることで、人物の特徴が極めて不明瞭になる。この複合条件下では、個別の条件よりも顕著に検知率が低下することが確認された。

第二に、遮蔽物としゃがみ・座位姿勢が重なる場合の検知漏れである。遮蔽物により人物の体の一部が隠されている状況で、さらにしゃがみ・座位姿勢により視認可能な体の部分が限定されることで、AI が人物として認識するための十分な情報が得られなくなる。

第三に、遮蔽物と逆光が重なる場合の検知漏れである。定性評価で最も影響が大きいと指摘された逆光条件に、さらに遮蔽物による視覚情報の欠損が加わることで、検知が極めて困難になる。特に、木や外灯などの構造物により部分的に遮蔽された人物が、同時に逆光条件にある場合、検知率が著しく低下することが確認された。

この知見は、実運用における安全性評価において重要である。定量評価で個別の困難条件ごとの性能を測定することは有効であるが、実際のフィールド環境では複数の困難要因が同時に存在するシナリオが発生し得る。したがって、最も困難な状況を想定したリスク評価と、そのような状況下での運用手順の検討が必要である。

■ 検知例

■ : 検知結果




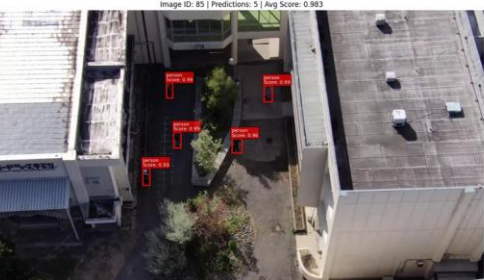


概要	検知例①		検知例②	
しゃがみ姿勢				
日陰				
遮蔽物				

図 43 しゃがみ・座位姿勢、日陰、遮蔽物の検知例

■ 検知漏れ例

■ : 検知結果
■ : 検知漏れ



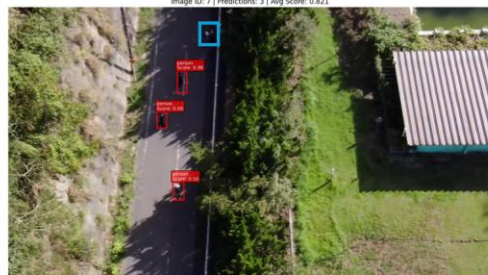



概要	検知例①	検知例②
しゃがみ姿勢	 <p>Image ID: 33 Predictions: 2 Avg Score: 0.895</p>	 <p>Image ID: 57 Predictions: 4 Avg Score: 0.688</p>
日陰	 <p>Image ID: 7 Predictions: 3 Avg Score: 0.821</p>	 <p>Image ID: 90 Predictions: 4 Avg Score: 0.929</p>
遮蔽物	 <p>Image ID: 10 Predictions: 3 Avg Score: 0.901</p>	 <p>Image ID: 11 Predictions: 1 Avg Score: 0.988</p>

図 44 しゃがみ・座位姿勢、日陰、遮蔽物の検知例

【ドローン運航向け検知率】

本実証では、実運用環境を想定した評価指標として「ドローン運航向け検知率」を新たに定義し、その達成状況を検証した。ドローン運航向け検知率とは、動画内にて少なくとも一度でも検知した人物数を、動画内に登場した総人物数で除した値であり、運航安全性の観点から最も重要な指標である。すなわち、個々のフレームでの検知漏れが一時的に発生したとしても、同一人物が映像内に登場している間に少なくとも一度検知できていれば、ドローン運航の安全性判断には十分であるという考え方に基づいている。

この評価を実施するため、大分撮影データ(20251105_大分) および君津撮影データ(20250929_君津)を用いて、各シーンに登場する人物に個別の ID(識別番号)を付与し、人物ごとの検知状況を詳細に追跡・分析した。具体的には、映像内の各フレームにおいて検知された人物を追跡し、同一人物の登場回数(全フレーム中に当該人物が存在したフレーム数)、検知数(実際に検知できたフレーム数)、検知漏れ数(登場していたが検知できなかったフレーム数)を集計した。なお、本評価における検知の判定基準として、IoU 閾値 0.5 を使用しており、検出された矩形領域と正解領域の重なりが 50%以上である場合を正しい検知として扱っている。

なお、評価データを抽出する際のフレームレートについては、大分撮影データは実際のエッジデバイス上のシステムに連携する際の処理速度を想定して 5FPS で抽出し、君津撮影データは実施計画書の推論速度の KPI に合わせて 1FPS で抽出した。

以下の表に大分撮影データの人物 ID 別の詳細な検知結果を示す。

表 15 人物 ID ごとの検知率(大分撮影データ)

人物 ID	検知数	登場回数	検知漏れ数	人物ごとの検知率
0	90	107	17	84.11
1	100	111	11	90.09
2	139	149	10	93.29
3	90	92	2	97.83
4	36	85	49	42.35
5	38	83	45	45.78
6	120	129	9	93.02
7	95	95	0	100.00
8	79	79	0	100.00
9	125	125	0	100.00
10	80	81	1	98.77
11	66	66	0	100.00
12	12	12	0	100.00
13	14	14	0	100.00
14	13	13	0	100.00
15	13	13	0	100.00

16	120	120	0	100.00
17	118	121	3	97.52
18	101	119	18	84.87
19	107	120	13	89.17
20	108	114	6	94.74
21	108	112	4	96.43
22	89	89	0	100.00
23	116	116	0	100.00
24	149	182	33	81.87
25	170	180	10	94.44
26	346	359	13	96.38
27	327	351	24	93.16
平均値	106.04	115.61	9.57	91.92

評価結果から、28名の人物のうち、11名(人物ID: 7, 8, 9, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 22, 23)が人物ごとの検知率 100%を達成しており、登場した全フレームにおいて漏れなく検知されていることが確認された。また、人物ごとの検知率の平均値は 91.92%であり、前述の定量評価で IoU 閾値 0.5 を用いて得られたデータセット全体の Recall 値(92%)とほぼ一致する結果となった。

一方で、人物ID 4(42.35%)および人物ID 5(45.78%)については、人物ごとの検知率が相対的に低い結果となった。これらの人物について、先に実施した定性評価において詳細な分析を行っており、逆光・陰による検知漏れが集中的に発生していることを確認している。具体的には、これらの人物が映像内に登場している時間帯が、太陽高度が低い早朝の復路飛行時に該当しており、強い逆光条件下で撮影されていた。このように、人物ごとの検知率が低下した要因は、先の定性評価で明らかにした逆光・陰という照明条件の影響によるものであることが、本評価結果からも定量的に裏付けられた。

最も重要な評価指標であるドローン運航向け検知率(動画内にて少なくとも一度でも検知した人物数/動画内に登場した総人物数)については、100%を達成した。すなわち、評価対象となった 28 名全員について、映像内に登場している間に少なくとも一度は人物として検知することに成功している。

以下の表に君津撮影データの人物ID別の詳細な検知結果を示す。

表 16 人物IDごとの検知率(君津撮影データ)

人物ID	検知数	登場回数	検知漏れ数	人物ごとの検知率
0	3	3	0	100.00
1	3	3	0	100.00
2	4	4	0	100.00
3	3	3	0	100.00
4	4	4	0	100.00

5	2	2	0	100.00
6	3	3	0	100.00
7	5	5	0	100.00
8	2	2	0	100.00
9	4	4	0	100.00
10	3	3	0	100.00
11	4	4	0	100.00
12	4	4	0	100.00
13	3	3	0	100.00
14	3	3	0	100.00
15	3	3	0	100.00
16	4	4	0	100.00
17	3	3	0	100.00
18	3	3	0	100.00
19	3	3	0	100.00
20	3	3	0	100.00
21	3	3	0	100.00
22	4	4	0	100.00
23	4	4	0	100.00
24	3	3	0	100.00
25	4	4	0	100.00
26	4	4	0	100.00
27	3	3	0	100.00
28	3	3	0	100.00
29	2	2	0	100.00
30	3	3	0	100.00
31	3	3	0	100.00
32	4	4	0	100.00
33	4	4	0	100.00
34	3	3	0	100.00
35	3	3	0	100.00
36	3	3	0	100.00
37	3	3	0	100.00
38	3	3	0	100.00
39	2	3	1	66.67
40	5	5	0	100.00

41	5	5	0	100.00
42	5	5	0	100.00
43	6	6	0	100.00
44	5	5	0	100.00
45	4	4	0	100.00
46	4	4	0	100.00
47	4	4	0	100.00
48	4	4	0	100.00
49	4	4	0	100.00
50	3	3	0	100.00
51	4	4	0	100.00
52	4	4	0	100.00
53	4	4	0	100.00
54	5	5	0	100.00
55	4	5	1	80.00
56	5	5	0	100.00
57	3	3	0	100.00
58	4	4	0	100.00
59	3	3	0	100.00
60	3	3	0	100.00
61	3	3	0	100.00
62	2	2	0	100.00
63	3	3	0	100.00
64	3	3	0	100.00
65	4	4	0	100.00
66	4	4	0	100.00
67	4	4	0	100.00
68	4	4	0	100.00
69	3	3	0	100.00
70	3	3	0	100.00
71	3	3	0	100.00
72	3	3	0	100.00
73	3	3	0	100.00
74	1	3	2	33.33
75	3	3	0	100.00
76	4	4	0	100.00

77	0	4	4	0.00
78	3	3	0	100.00
79	4	4	0	100.00
80	4	4	0	100.00
81	3	3	0	100.00
82	3	3	0	100.00
83	3	3	0	100.00
84	3	3	0	100.00
85	4	4	0	100.00
86	3	3	0	100.00
87	2	2	0	100.00
88	5	5	0	100.00
89	3	3	0	100.00
90	3	3	0	100.00
91	3	3	0	100.00
92	4	4	0	100.00
93	3	4	1	75.00
94	3	3	0	100.00
95	3	3	0	100.00
96	4	4	0	100.00
97	3	3	0	100.00
98	5	5	0	100.00
99	6	6	0	100.00
100	5	5	0	100.00
100	4	4	0	100.00
101	3	3	0	100.00
102	4	4	0	100.00
103	4	4	0	100.00
104	4	4	0	100.00
105	4	4	0	100.00
106	4	4	0	100.00
107	4	4	0	100.00
108	4	4	0	100.00
109	1	1	0	100.00
110	4	4	0	100.00
111	4	4	0	100.00

112	3	3	0	100.00
113	3	3	0	100.00
114	3	3	0	100.00
115	3	3	0	100.00
116	3	3	0	100.00
117	3	3	0	100.00
118	5	6	1	83.33
119	3	3	0	100.00
120	4	4	0	100.00
121	4	4	0	100.00
122	3	3	0	100.00
123	3	3	0	100.00
平均値	3.48	3.56	0.08	97.89

君津撮影データでは、124名の人物のうち、1名(人物ID 77)のみが全フレームで検知できなかった。人物ID 77は黒い服装でしゃがみ姿勢の人物であり、姿勢による検知困難性が要因と考えられる。また、人物ID 74については、人物ごとの検知率が33.33%と低い結果となったが、これはIoU閾値0.5を満たす検知の基準により、検出された矩形領域と正解領域の重なりが十分でなかったことが主な要因である。

君津撮影データにおけるドローン運航向け検知率は、 $(124-1)/124=99.2\%$ を達成した。大分撮影データの100%と比較してわずかに低い結果となったが、これはしゃがみ姿勢という検知困難条件が含まれていたためであり、実運用における安全性判断には十分な性能を有していると評価できる。

■ : 検知結果 ■ : 検知漏れ



図 45 人物ID77の検知漏れ例

6.3 ユースケース②:山間部や海中等の携帯電話網不感地域における通信の確立

当該ユースケースは実施しなかった。

6.4 ユースケース③:多種多様なデバイスに対する通信リソースの最適化

当該ユースケースは実施しなかった。

6.5 ユースケース④:分散ネットワークにおける新たな AI ソリューションの創出

当該ユースケースは実施しなかった。

6.6 拡張性に関する検証

6.6.1 実証スケジュール

ユースケース	フェーズ	2025年										2026年			
		5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月				
①エッジ AIによる通信量の低減	実証準備								論文調査						
	実証									有識者ヒアリング					
	実証評価								中間報告		報告書作成				

図 46 拡張性に関する検証スケジュール

6.6.2 評価項目の結果

番号	評価項目
1	異なる産業・分野、異なる条件・環境について、業界分析を踏まえて活用検証
2	クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる通信量を調査

1) 異なる産業・分野、異なる条件・環境について、業界分析を踏まえて活用検証

①ドローンにおける物流・配送業界について、業界分析を踏まえて活用検証

表 17 ドローンにおける物流・配送業界に関する調査論文

番号	調査論文
1	兵藤 哲朗：ドローン物流の現状と展開可能性，国際交通安全学会誌，2019.
2	吉藤 智一：ドローン物流の最新事例と社会実装の展望，計画行政，2020.
3	野波 健蔵：小型無人航空機(ドローン)における最新の技術動向と展望，計測と制御，2020

表 18 物流・配送業界に関するヒアリング対象者の従事状況

番号	ヒアリング対象者の従事状況
1	ドローン物流事業検討に 2.5 年間従事、環境省の運輸部門の脱炭素化に向けた次世代型物流促進事業を検討

【論文調査】

1. 各産業・分野における現状

- 物流分野は新たな大規模市場としての成長が期待されており、2018 年 9 月 14 日に「目視外・補助者なし飛行」の要件が明確化されたことで、ドローン物流の社会実装に向けた各事業者の取り組みが加速している。
- 「ドローンハイウェイ」と呼ばれる、ドローン飛行を前提としたインフラ整備構想も進められている。
- 現在は、離島や山間部など、生活に必要な物流の維持に課題を抱える過疎地域を中心に社会実験が行われている。
- 配送品は主に書類や食品・日用品であり、飛行距離は 1～19.6km に及ぶ。電波の到達範囲を超える場合には、アドバルーンによる中継アンテナを空中に設置して対応している。
- 岡山県和気町の実証実験では、1 回のフライトで運ぶ商品の総額は約 5,000 円であり、飛行代として商品価格の 1 割(約 500 円)をサーチャージとして設定している。
- 帰路には特産品などの高付加価値商品を輸送することで採算性を高め、完全無人飛行技術の導入により事業の継続性が向上する可能性がある。
- 離島間物流や災害対応などの実証を積み重ねており、これらの成果をもとに、将来的には都市部での荷物配送等の本格展開を見据えている。

2. 各産業・分野における必要な技術要素

- ドローンの一般的な衝突回避技術には、(1) カメラによるビジョンベース、(2) 超音波センサー、(3) 赤外線、(4) レーザー・ライダー、(5) 小型レーダーなどがある。
- カメラを用いたオブジェクト認識は、他のセンサーに比べて簡便であり、AI による画像解析の進展により、今後はビジョンベースの技術が広く普及する可能性が高い。
- 長距離の障害物を認識するには、高分解能カメラ(高画質画像)が必要となる。
- 市販のドローンでは、無線局免許を必要としない Wi-Fi 機器が多く使われているが、完全自律飛行には高画質かつ長距離の映像伝送が可能な通信技術が求められる。
- 物流ドローンには、機体の信頼性・耐久性・安全性に関して耐空証明が可能なレベルの品質保証が求められる。障害物回避を伴う完全自律飛行、飛行中の AI による故障解析・リスク評価などの技術が期待されている。
- AI アルゴリズムは、可能な限りリアルタイムで大量のデータを解析できる必要があり、エッ

ジコンピューティングとクラウドコンピューティングの適切な使い分け、高速・大容量通信の導入が望まれる。

3. 各産業・分野における課題

- 操縦者や受取人などの運用コストに対して、事業の採算性を確保することが課題となっている。
- 目視外の自律飛行には、カメラ+AI+深層学習技術を活用した高信頼な制御系が必要である。
- AI アルゴリズムによるリアルタイム・大量データ解析には、高速・大容量通信が不可欠である。
- 高品質な映像伝送には高周波数帯の通信が必要だが、伝送距離が短くなるという技術的制約がある。

4. 論文より横展開の可能性を検討

- ドローン物流においては、AI による完全無人飛行の実現が求められており、そのためにはリアルタイムかつ大量のデータを高速に処理する技術が不可欠である。
- 現在、AI によるデータ処理はクラウドベースが主流だが、通信距離や通信量の制約から、将来的には Starlink などの衛星通信によるドローンとの直接接続が期待されている。
- 衛星通信は帯域に限りがあり、リアルタイムで大量の映像やセンサーデータを送信するには現実的な制約がある。
- こうした課題に対して、本事業で検討されている「AI を活用した通信負荷の低減および通信量の確保に関する技術」は有効である。
- 具体的には、高解像度映像をドローン内部で AI 処理し、必要な情報のみを通知・制御に活用することで、通信負荷を大幅に軽減できる。
- この技術は、ドローン物流における通信制約・処理負荷・リアルタイム性の課題に対応可能であり、物流・配送業界への横展開が十分に可能であると考えられる。

【ヒアリング】

- ドローン物流において、飛行中に人を検知して一時停止する仕組みや、離着陸時に障害物や人を検知して着陸を判断する仕組みは、物流配送において有効である。
- 遠隔飛行する上で、オペレーターが飛行時に目視で道路上の人や離発着時に障害物および人の確認は、オペレーターの負荷が高く、AI によるサポートは、負荷低減につながる。
- ドローンが配送先に着陸する際、機体のスペースと安全マージンを確保するため、広い着陸スペースが必要であり、着陸せずに荷物を降ろすニーズが存在する。その場合、ドローン直下の安全確認が不可欠で、荷物降ろし機構とエッジ AI による安全確認が連携できることが望ましい。
- ドローン飛行にかかる人件費を削減するには、1 人のオペレーターが管理する機体数を増やす必要があるが、現状では、1 人が管理できる機体数に限界がある。エッジ AI がレベル

3.5 で必須となる確認箇所を補助することで、この課題の解決が期待される。

- AIによる検知の別の活用例として、エッジ AI がドローン映像から地面の平坦性を識別し、緊急着陸時の安全性判断に利用する取り組みがある。
- 最終的には、人の上空を安全に飛行できることが理想であるが、そのためには段階を踏む必要があり、まずは「人を検知したら停止」「人が少数なら通過」「人が多ければ停止」といった流れで、徐々に対応を進めることになると考えている。
- 飛行中にイレギュラーが発生した場合、オペレーターが現場を直接確認している訳ではないので、ドローンが状況をリアルタイムで認識し、人間のように臨機応変に危険回避できることが望ましい。

【考察】

- ドローン物流においては、都市部での安全性確保と採算性の両立が重要な課題である。
- 現状の遠隔飛行において、エッジ AI による支援がオペレーターの負荷軽減に寄与することが期待されている。
- 複数機体の同時管理による効率化には、エッジ AI による確認作業の自動化が不可欠である。
- 実証で導入した、飛行中に人や障害物を検知するエッジ AI の仕組みは、ドローン物流における安全性および採算性の向上に有効である。
- エッジ AI が緊急事態発生時の安全性判断を担うことができれば、ドローン物流における課題解決に大きく貢献する。

②ドローンにおけるインフラ業界について、業界分析を踏まえて活用検証を行う。

表 19 ドローンにおけるインフラ業界に関する調査論文

番号	調査論文
1	湊 忠親,角田 恵,藤原 悠祐,川崎 孝史：ローカル 5G を活用したドローンによるブレードメンテナンスの作業効率向上プロジェクトの紹介, 日本風力エネルギー学会誌, 2022.
2	中原 匡哉, 今井 龍一：スマート施工・インフラ管理のための画像処理技術の虎の巻, 建設機械施工, 2022.
3	曾谷 英司：ドローンによるインフラ設備点検のトータルソリューション, 日本機械学会誌, 2018.

表 20 ドローンにおけるインフラ業界に関するヒアリング対象者の従事状況

番号	ヒアリング対象者の従事状況
1	2023 年 つくば市でのレベル 4 飛行を想定したドローン・ロボット配送実証の責任

	者
--	---

【論文調査】

1. 各産業・分野における現状

- インフラの維持管理においては、道路や河川の常時観測、橋梁・電力設備・ダム・道路などの定期点検が必要とされている。
- 少子高齢化による労働人口の減少やインフラの老朽化は、社会的な課題として深刻化している。
- 特に風力発電設備では、運転・保守にかかるコストがライフサイクルコストの35%以上を占めるとされており、点検効率の向上が求められている。
- 従来の高所点検作業では、足場の設置、高所作業車のレンタル、ロープワークなどが必要であり、専門的な技能を持つエンジニアの派遣が不可欠であった。
- 点検作業は主に打音検査や目視によって行われ、デジタルカメラでの撮影を併用していた。
- 近年では、目視点検に代わる手段として、ビデオカメラや空撮用ドローンを活用した画像処理技術の導入が進んでいる。
- 外観点検を人からドローンに置き換えることで、作業時間の大幅な短縮が可能となる(例：風力発電設備では2日間の作業が約2時間に短縮)。
- ドローンの活用により、作業効率の向上、作業者の安全確保、工期の短縮、作業漏れの防止など、さまざまな効果が期待されている。

2. 各産業・分野における必要な技術要素

- インフラ点検においては、現場の地形や施工進捗、構造物の変状を把握することが重要であり、撮影対象の3次元復元技術や平時との比較による差異検出技術の活用が主流となっている。
- 撮影対象の表面に対しては、AIを用いることで剥離や骨材中の鉄分のにじみ出しなどの異常を自動的に検知することが可能である。
- ドローンで撮影した高解像度の点検画像をローカル5G通信を活用してリアルタイムに地上へ伝送し、即時に確認・評価を行うシステムの導入も検討されている。
- リアルタイムでの作業支援には、画像処理に特化した演算装置であるGPUを搭載したコンピュータが用いられ、迅速かつ高精度な解析を可能にしている。

3. 各産業・分野における課題

- 構造物や地形によって電波が遮られ、通信が不安定になるケースがある。
- 鉄塔の裏側や橋梁の隙間など、ドローンでは撮影が難しい部位が存在する。
- トンネル内や橋梁下など、GPS信号が届かない環境では、安定した飛行制御が課題となる。
- コンクリート構造物の打鍵(打音)による内部劣化の確認は、現状ではドローンによる代替

が難しい。

- バッテリー容量の制約により、長時間の連続飛行が困難であり、広範囲の点検には複数回の飛行が必要。
- 風雨などの悪天候下では飛行が制限され、点検作業の中断や延期を余儀なくされる。

4. 論文より横展開の可能性を検討

- 少子高齢化やインフラの老朽化により、点検作業の効率化と省人化が急務となっている。特に遠隔から点検を実施する場合、飛行中に地上の人流をリアルタイムで検知し、リスクがある場合に自動で通知・飛行制御を行う技術は、安全管理の自動化に大きく貢献する。
- 本技術は、以下のような機能拡張によって、さらなる横展開が可能である：
- エッジ AI 処理の導入により、通信依存を軽減し、電波遮蔽環境でも自律飛行を維持しながら点検作業を継続できる。
- 非 GPS 環境下においても、AI による環境認識と SLAM 技術を組み合わせることで、安定した自律飛行を実現し、点検精度の向上が期待される。

【ヒアリング】

- インフラ点検には、安全な飛行を支援する AI と点検対象を自動検出する AI の 2 つの軸がある。
- ドックから点検箇所まで距離がある場合、第三者の上空を通過する必要がある。
- 現状のインフラ点検において、全てをドローンに置きかえるのは難しく、部分的なドローン活用の検証段階にある。
- 理想は飛行・解析の完全自動化だが、サポート → 半自動 → 自動の 3 段階で進めるのが現実にあっている。
- 点検対象を自動検出する AI の場合、画像品質や写真容量、自然構造物の複雑さなど要因があり、AI による完全自動化は困難。
- また、ドローンごとに映像品質やカメラ性能が異なるため、飛行制御の方が AI を適用しやすい。
- 点検対象を自動検出する AI の場合、現状の AI 精度では問題箇所の完全特定は困難で、ドローンによるフィルタリングで異常箇所を提示する形が現実的。
- 現状のレベル 3.5 運航ではオペレーターが人検知に集中し、他の監視項目が疎かになる懸念がある。
- 現状のレベル 3.5 運航は、オペレーターの監視負荷が高く、1 対多運航は現実的ではない。

【考察】

- 高所や危険箇所の点検を安全かつ迅速に実施する上で、ドローンの活用は有効な手段である。
- 点検内容、箇所の環境条件やカメラ性能の差異により、点検作業全体をエッジ AI によって

自動化することは現状では困難である。

- 一方で巡視点検においては、オペレーターが人検知に集中することで他の監視項目が疎かになる懸念があり、監視負荷を低減するための支援技術としてエッジ AI の活用が期待されている。
- 実証で導入した、飛行中に人や障害物を検知するエッジ AI の仕組みは、巡視点検における安全性の向上に有効である。

③自動走行ロボットについて、業界分析を踏まえて活用検証

表 21 自動走行ロボットに関する調査論文

番号	調査論文
1	佐々木 洋子, 新島 駿 : 自律移動ロボットによる人と空間情報の構造化, 人工知能学会誌「人工知能」, 2020.
2	佐々木 洋子 : 人と生活空間の理解に基づく自律走行ロボット技術, 日本ロボット学会誌, 2022.
3	安藤 健 : 動ロボットを活用した屋内外搬送ソリューション, 国際交通安全学会誌, 2022.

表 22 自動走行ロボットに関するヒアリング対象者の従事状況

番号	ヒアリング対象者の従事状況
1	ロボット配送、サービスロボット 3 年間従事、AI に関連業務に 1 年間従事
2	ロボット配送、サービスロボット 3 年間従事、AI に関連業務に 1 年間従事

【論文調査】

1. 各産業・分野における現状

- 超高齢社会や人手不足を背景に、生産性向上の手段としてロボティクスへの期待が高まっている。
- 物流における人手不足は深刻化しており、特に「ラストマイル」と呼ばれる最終配送工程に大きな負荷がかかっている。
- 商業施設、病院、工場での自動搬送ロボットや災害対応ロボット、車の自動運転など、屋内外で自律移動するロボットの実用化が進みつつある。
- 屋内利用の状況
 - 人手不足解消や生産性向上に加え、新型コロナウイルスの影響で非接触ニーズが高まり、病院や飲食店(焼肉店、ファミリーレストランなど)で配送ロボットの導入が進んで

いる。

- 導入事例は増加しているが、中国や米国メーカー製が主流で、競争は激化している。
- 経済産業省は、エレベータとロボットの通信規格策定など、「ロボットフレンドリー」な環境整備を推進している。
- 屋外利用の状況
 - EC の拡大による物流負荷軽減やフードデリバリーの利便性向上に加え、中山間地域で深刻化する「買い物難民」問題の解決にも貢献する可能性がある。
 - 政府は2020年以降、物流システム構築や制度整備、技術開発支援を推進。2021年度には導入促進事業が開始され、公道走行試験も実施され、安全性や法規制対応が検討されている。
 - 事例が増加しているが、各社ともユースケース探索や収益化に向けたビジネスモデル構築を試行錯誤している段階である。

2. 各産業・分野における必要な技術要素

- 都市空間での自律走行では、事前に地図情報を保持する方法が一般的に採用されている。
- 地図情報の基本は2次元または3次元の形状情報であり、主に自己位置推定と経路計画に利用される。
- 自己位置推定には、SLAMによる地図と位置の同時推定や、既知の地図を用いるMCLがある。
- SLAM技術には、LiDARデータを用いた3D地図作成や、カメラを利用するVisual SLAMなどが含まれる。
- 経路計画では、目的地までの経路を生成する大局的経路生成技術が重要(一般的にA*アルゴリズムが用いられる)。
- LiDARで取得した3D点群に加え、BIMなど異種データを統合的に扱う開発も進められている。
- ロボットに搭載されたカメラ画像、LiDAR情報、位置情報、走行情報を取得し、遠隔監視・操作を可能にするシステムの開発も行われている。

3. 各産業・分野における課題

- 登録されるデータの品質評価、位置ごとの品質や観測日時の管理、時間経過による過去データの増加への対応など、継続的な運用を含めた3D地図管理に課題がある。
- 単に人や物にぶつからない最短経路では不十分であり、人の流れを妨げない、通るべきでない場所を避ける、安全を優先するなど、複数要素を同時に最適化する必要がある。
- 屋外利用については、各地で事例は増えているものの、各社はユースケースの探索や収益化に向けたビジネスモデルの構築を、試行錯誤しながら進めている段階。

4. 論文より横展開の可能性を検討

- ドローンの飛行中に人流を検知し、リスク時に通知・制御する技術は、自動走行ロボットの混雑環境での安全走行に応用可能である。
- 着陸時の人物・障害物検知技術は、自動走行ロボットの狭所や動的環境での停止・回避動作に活用できる。
- 高解像度映像をクラウド送信せず、端末内で AI 処理する通信負荷軽減技術は、ロボットの遠隔監視・操作の通信効率化に貢献に寄与する。
- AI による監視業務の代替は、ロボット運用における人的負担の軽減や運用コスト削減に直結する。

【ヒアリング】

- 自律走行ロボットは、自律航行時通常 SLAM で動作し、異常があればオペレーターの監視に切り替える。
- 自律走行ロボットにおけるエッジ AI は、精度に課題があり、AI は状況判断に使用し、制御は現行技術を使用するといった利用方法の認識である。
- 自律走行ロボットに搭載できるエッジデバイスの能力には限りがあるため、エッジ側でどこまで対応できるかは検討段階であるが、将来的には極力エッジで完結させることを想定している。
- 自律走行ロボットが、決められたルート上の障害物を避けながら走行することは既存の SLAM で可能であり、ここを AI が制御することはないと考えている。しかし、自律走行ロボットが、人だかりに巻き込まれた場合や、この先に進むと通信圏外になる状況で、来た道に戻れば復帰できるといった動作は既存技術では対応できず、エッジ AI に期待されている。
- 自律走行ロボットが、些細な異常でも都度オペレーターにエスカレーションするとオペレーションコストが増大するため、極力エッジで処理し、オペレーターへのエスカレーションを減らせるとよい。

【考察】

- 自律走行ロボットの走行には、自己位置推定、LiDAR やカメラによる環境認識、経路計画、遠隔監視・操作など、既存技術が広く用いられている。
- 一方で、人だかりに巻き込まれた場合や、通信圏外からの復帰動作といった高度な判断は、既存技術では対応困難であり、エッジ AI の活用が期待されている。
- 実証で導入した、飛行中に人や障害物を検知するエッジ AI の仕組みは、既存技術では対応困難な状況に有用である。
- 従来はオペレーターが介在していたケースにおいて、エッジ AI による支援を導入することで、自律走行ロボットの運用効率が向上し、収益性の改善が期待される。

④セキュリティロボットについて、業界分析を踏まえて活用検証

表 23 セキュリティロボットに関する調査論文

番号	調査論文
1	益田 俊樹, 森田 裕介, 村上 真之, 吉越 一樹 : 自律移動型警備ロボット「ペルセウスボット」の駅施設におけるリスクアセスメントと開発, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2019.
2	桐林 星河, 渡辺 敦志 : 巡回警備ロボット「SQ-2」のシステムアーキテクチャ, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2020.
3	中村 尚樹 : 医療・警備分野に見る遠隔操作技術と 5G, 専修大学社会科学研究所 月報, 2020.

表 24 セキュリティロボットに関するヒアリング対象者の従事状況

番号	ヒアリング対象者の従事状況
1	ロボット配送、サービスロボット 3 年間従事、AI に関連業務に 1 年間従事
2	ロボット配送、サービスロボット 3 年間従事、AI に関連業務に 1 年間従事

【論文調査】

1. 各産業・分野における現状

- 日本の労働人口減少は社会問題として広く取り上げられており、その中でも警備業は特に減少が顕著な職種のひとつである。
- 警備業は中小零細企業が大半を占め、警備員の多くは契約社員である。勤続年数が増えなくても給与が上がらないケースが多く、他職種と比較しても給与水準は低い。
- 労働時間は全産業平均より月 20 時間以上長く、夜勤も多い。
- 労働災害の件数は全産業では減少傾向にある一方、警備業では逆に増加している。
- このような背景から、ICT・IoT・ロボット技術を活用した警備業務の効率化が強く求められている。
- 近年、セキュリティロボットの開発が進んでおり、設定エリア内での侵入者検知や人物認証、自律移動走行が可能なロボット、敷地内を自動巡回し異常箇所を発見、不審者への威嚇やアーム搭載センサーによる不審物点検が可能な屋外巡回監視ロボット、さらに周囲情報を撮影できる自律移動型ロボットなどが登場している。
- 特に、定型業務かつ長距離歩行を伴う巡回業務が多いオフィスビルなどでは、ロボット活用のニーズが高い。
- 消火器や消火栓、非常口やゴミ箱などの設備異常を映像やセンサーで把握し、サーモセン

サーによって肉眼では確認できない異常な熱源を検知することで、火災対策にも寄与する。

2. 各産業・分野における必要な技術要素

- セキュリティロボットには、以下のセンサー類が搭載される。
頭頂部に自律移動のための 3D LiDAR、不審物検知用の AI カメラ、周囲への警告表示用 LED、駅員との連絡用 インターフォンカメラ、人物認識用 深度センサー、階段検知および衝突検知用 Laser Range Scanner(LRS)、レーザー透過物体検知用 超音波センサー、さらに衝突検知用 バンパーセンサーなど、複数のセンサーを組み合わせている。
- 自律走行には、三次元形状データに基づく SLAM を採用し、ロボットに搭載された制御用 PC 上で ROS により制御される。
- 通信は LTE を利用することで、Wi-Fi や専用ネットワークを構築する必要がなく、導入先で特別な準備を不要とする。動画・音声ストリーム、ロボットへの指令、テレメトリ情報は、制御用 PC に搭載した LTE 端末を介してクラウドに送信される。
- クラウドシステムと接続し、映像やロボット状態を Web サービス としてユーザに提供する。また、クラウド上には外部システムとの接続インターフェースを備え、導入先ビルの エレベータ統合管理システム と連携し、ロボットがフロア間移動を実現している。
- ハードウェア面では、安全性確保のため、プラスチック製外装による衝撃緩和、適切な重量設定、車輪間隔の最適化、重心の低配置など、転倒防止設計が求められる。
- ソフトウェア面では、Docker 等の仮想環境でテストを実施し、テストをパスした Docker イメージを実機に導入することで、品質を担保している。

3. 各産業・分野における課題

- 自律移動については、自動車の自動運転が高速道路など限定区間で実用化されつつある一方、一般道を含む完全自動運転はまだ実現していない。同様に、ロボット専用で整備されていない環境で自律移動を実現するロボットは、国内外を含めても数が少なく、特に狭い通路やオフィスで人を避けながら移動できるロボットはほとんど存在しない。
- 建物の隅など通信状態が不安定、あるいは途絶する場所がある限り、ロボットは通信がなくても安全に動作できる必要がある。例えば通信が切れた瞬間に子どもが飛び出しても、確実に停止できる設計が求められる。そのため、クラウドとロボットの機能を適切に分担したトータル設計が不可欠である。
- 運用面では、立哨警備から巡回警備への移行や駆けつけ対応時に、ロボットの移動方向が分かりにくいという課題がある。音声や光による進行方向の通知を強化する必要があるほか、駅利用者とは並行して移動する場面では、人の流れを考慮した巡回経路の選定が求められる。

4. 論文より横展開の可能性を検討

- 巡回ロボットに人流検知を導入し、混雑や異常行動を検知した際には速度を調整し、経路を変更する自律制御を行う。

- 停止や駆けつけ時に人物や障害物を検知し、安全な停止を保証する仕組みを追加する。
- エッジ AI による映像解析をロボット内で実施し、異常時のみクラウドに通知することで通信量を削減する。
- 通信が途絶した場合でも、ローカル AI によって緊急停止や安全制御を実行し、クラウド側は履歴管理や高度な解析に限定する。
- 複数ロボットを運用する場合でもクラウド負荷を最小化し、スケーラブルなシステムを構築する。
- 高精度な検知と通知により、安全性を強化しつつ、通信コストと運用コストを低減する。

【ヒアリング】

- 「走行中の緊急事態発生時の安全停止」は、自律走行ロボットとセキュリティロボットに共通する課題である。
- 自律走行ロボットとセキュリティロボットの違いは、自律走行ロボットは人を避けて移動するのに対して、セキュリティロボットは異常と判断した場合、人に近づくケースが異なる。

【考察】

- セキュリティロボットは自律走行ロボットと同様に、既存技術を基盤としつつ、緊急事態における対応においてエッジ AI の活用が期待されている。
- 一方で、セキュリティロボットは異常を検知した際に人へ接近する必要があるため、この動作は既存技術では対応が困難である。
- 安全に人へ接近するため、実証で導入した飛行中に人や障害物を検知するエッジ AI の仕組みは、セキュリティロボットへの応用可能性が高い。
- 従来はオペレーターが介在していたケースにおいて、エッジ AI による支援を導入することで、セキュリティロボットの運用効率が向上し、収益性の改善が期待される。

⑤ドローンにおける車両や船舶の検知について、業界分析を踏まえて活用検証

表 25 ドローンにおける車両や船舶の検知に関する調査論文

番号	調査論文
1	妹尾 大輝, 和田 光真, 野々村 敦子, 吉田 秀典 : ドローンと人工知能を組み合わせた要配慮者の避難支援システムの開発, 計算数理工学論文集, 2022.
2	浅井 広美 : 2020 年代の産業分野への利活用に向けたドローンの技術的進展, 物理探査, 2021.
3	家頭 裕也, 吉川 祐樹, 城明 舜磨 : ドローンを使った牡蠣イカダメンテナンスのための画像認識と飛行制御, 第 20 回情報科学技術フォーラム講演論文集, 2021.

表 26 ドローンにおける車両や船舶の検知に関するヒアリング対象者の従事状況

番号	ヒアリング対象者の従事状況
1	AI を用いたモビリティ高度化検討に 8 年間従事

【論文調査】

1. 各産業・分野における現状

- 近年、気候変動の影響により日本で発生する自然災害は激甚化している。
- 災害発生時には、ドローンを用いて避難経路の確認や、土砂に埋没した車両の捜索への活用が検討されている。
- 船舶に近い事例として、大雨や高波、台風などの悪天候後に、牡蠣イカダの破損や漂流を確認する作業にドローンを活用する取り組みが進められている。
- 車両検知では、探索用ドローンで取得した画像・映像を AI で解析し、車両を検出して道路の通行可否を判断する技術が研究されている。
- 埋没車両については、ドローンに吊り下げた電磁探査センサーを用いて、地下の土砂内にある車両の位置を特定する方法が検討されている。
- 牡蠣イカダの確認作業では、ドローンが自律飛行しながら湾内のイカダを自動撮影し、業者が管理するイカダの状態を遠隔で確認できる仕組みの開発が進められている。
- 災害発生時に広域を上空から迅速に探査できるドローンの活用ニーズは高まっており、車両や船舶の検知技術は今後さらに重要性を増すと考えられる。

2. 各産業・分野における必要な技術要素

- 車両検出には、YOLO を用いた車両検出 AI モデルを構築した。
- 上空撮影された車両画像をフリー画像サイトから収集し、アノテーションツールでラベル付けを実施した。
- イカダの検出では、GPS 情報を用いてドローンの飛行経路を指定し、イカダ列の上空を飛行させた。
- 潮流による位置ずれに対応するため、撮影画像をディープラーニングで認識し、飛行経路を修正しながらイカダ中心で撮影する制御を実装した。
- 電磁探査センサーを吊り下げる際の揺動対策として、ペイロード重量に対応できる高出力機体を選定した。
- レンジファインダーの角度や取り付け位置を工夫し、機体高度を安定的に維持できるようにした。

3. 各産業・分野における課題

- 車両検出結果から、要配慮者が通行可能な道路幅を自動的に判定することは現状では困

難である。

- 車両検出結果を地図に反映し、通行可否を判断できる「道路閉塞マップ」を作成することが求められる。
- 実海域でのドローン運用では、風、太陽光反射、天候による輝度や色彩の変化など、画像認識精度を低下させる要因への対応が必要である。
- 現状のドローンは最大でも約 30 分の飛行時間であるため、短時間で広範囲を撮影する工夫が必要である。
- ユーザが活用しやすいサービスソリューションを構築することが不可欠である。

4. 論文より横展開の可能性を検討

- 車両や船舶の検知に対して、現状の技術をそのまま横展開するのは難しいが、技術を拡張することや車両や船舶の検知が期待される災害時や海上利用に対して、以下の横展開が考えられる。
- エッジ AI によるローカル映像解析
 - 災害時の通信制約や海上の不安定な通信環境でも、映像をドローン内で処理し、必要時のみ通知・制御を行うことで通信負荷を軽減する
- 異常発生時の安全な緊急着陸
 - 災害現場では、障害物や人を検知し、安全な着陸位置を自動選定する。
 - 海上では、船上やイカダへの着陸時に障害物検知を活用し、安全性を確保する。
- 避難経路上での人流検知
 - 要配慮者や群衆をリアルタイムで検知し、混雑や危険箇所を通知することで、災害時の安全性を向上。

【ヒアリング】

- 船舶では、プレジャーボートなど天井が開放されたものが多い。
- ドローンが海上を飛行する際、ドローンは船舶を遠距離から視認できるため、ドローンはむやみに停止せず、リルートした方がエネルギー効率の面でも望ましい。
- 防衛用途では、USV(無人船舶)を沖合に漂流させ、USV からテザードローンを飛ばし、ドローンが水平線上の漂流物を検知する使い方も検討されている。
- ドローンによる船舶の検知は、過去災害現場での活用が広く検討されていたが、現状では防衛用途や海上飛行の安全性確保のための技術が求められている。
- ドローンと車両との連携では、トラック後部にドローン用ドックを設置し、ドローンが安全に着陸する際にエッジ AI を活用するケースが考えられる。
- ドローンによる車両トラッキングのニーズは、エンタメ用途もあれば警備用途もある。
- ドローンによるレベル 3.5 飛行を加速させるためには、オープンカー、バイク、自転車などを早急に把握する必要がある。

- 高速で走る車両に対してドローンの速度は遅いため、ドローンは瞬時に車両を認識し、速度の相対関係を把握したうえで移動予測を行い、そこから接触の可能性を判断し、飛行を制御する機能が求められる。これをエッジ AI に組み込むことで、安全性を高めることができる。
- ドローンのエッジ AI による対応は人物検知よりも難易度が高いが、こうした機能を実装しなければレベル 3.5 で安心して飛行することはできず、将来的に人による監視時間を減らすこともできないと考えられる。

【考察】

- ドローンによる車両および船舶の検知は、過去の災害現場での活用が広く検討されてきたが、現状では飛行の安全性を確保するための技術開発が求められている。
- 飛行中のドローンがプレジャーボート、オープンカーなど人が露出した乗り物を特定する際には、実証で導入した人や障害物を検知するエッジ AI の仕組みが活用できる。
- それら対象物の移動予測を行い、ドローンが最適なルートへ変更することは技術的難易度が高いが、この機能を実装しなければレベル 3.5 での安全な飛行は実現できず、将来的に人による監視時間を削減することも困難である。
- エッジ AI により、飛行中のドローンが車両や船舶を遠距離から視認し、停止するのではなくルートを変更することで、飛行時間に関する課題の解決に寄与する可能性がある。

2) クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる通信量を調査

表 27 クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる通信量

評価項目	必要なビットレート (Mbps)
クラウド AI を使用することで必要になる通信量 (AI が映像解析処理に必要な映像データ量)	8
エッジ AI を使用することで必要になる通信量 (オペレーターが確認するために必要な映像データ量)	0.6

ドローンの飛行高度、カメラの画角、落下分散範囲などの飛行環境を考慮した上で、ドローンを実際に飛行させて映像を取得し、AI による解析を行った。その結果、AI が映像解析に必要な映像データのビットレートは 8 Mbps であった。

通常の遠隔運航では、FPV 映像を運航管理システムに送信し、その映像を元にオペレーターが監視を行っている。この FPV 映像データのビットレートは 0.6 Mbps である。(なお、エッジ AI はリスク検知時にアラート情報を送信するが、当該データはリスク検知時のみ送信される文字データであり、そのデータ量は非常に微小である。通信帯域の大部分は映像伝送に利用されていることから、当該データについては省略した。)

参考として、映像データのビットレートが 8 Mbps と 0.6 Mbps の画像を掲載する。



ビットレート 8Mbps の映像



ビットレート 0.6Mbps の画像

図 47 ドローンのカメラが撮影した人の画像



ビットレート 8Mbps の映像



ビットレート 0.6Mbps の画像

図 48 ドローンのカメラが撮影したランディングマットの画像

6.6.3 KPI/KGI との比較結果

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定性評価	1	異なる産業・分野、異なる条件・環境への横展開の可能性を評価
	2	エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価
定量評価	3	各分野での横展開の可能性を検証するために、3 本以上の論文を調査し、その結果をもとに有識者にヒアリングを 1 件以上行う
	4	クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 90% 以上削減されていること

1) 異なる産業・分野、異なる条件・環境への横展開の可能性を評価

ドローンにおける異なる分野として、物流・配送業界およびインフラ業界では、レベル 3.5 の飛行が求められる一方で、オペレーターの監視業務負荷が高いという課題が存在する。また、これらの業界ではドローン運航の採算性に関する課題もあり、1 対多運航の実現が求められている。実証で導入したエッジ AI の仕組みは、これらの課題に対して、ドローン飛行の安全性および採算性の向上に有効であることが示された。

さらに、異なる条件・環境として、車両および船舶の検知が必要となるケースでは、レベル 3.5 での安全な飛行を実現するため、プレジャーボートやオープンカーなど、人が露出した車両・船舶の検知が不可欠である。これらの検知においても、オペレーターへの負担や採算性に関する課題が存在し、実証で導入したエッジ AI の仕組みが課題解決に有効である可能性が示された。

また、ドローン以外の異なる産業である自律走行ロボットやセキュリティロボットにおいても、通信圏外からの復帰動作や人だかりへの対応など高度な判断が求められる場面では、エッジ AI の活用が期待される。実証で導入したエッジ AI の仕組みは、これらの分野においても活用可能性が示され、目標値を達成した。

2) エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価

表 27 において、クラウド AI を使用することで必要になる通信量は 8Mbps、エッジ AI を使用することで必要になる通信量は 0.6Mbps という結果が示された。これより、エッジ AI を活用することで、クラウド AI と比較して通信量が 92.5% 削減されることが確認された。

この結果から、各ドローンにエッジ AI を適用することで、ドローンが独自にデータを処理し、必要な情報のみを送信することで、全体の通信負荷を軽減できると考えられる。これにより、携帯電話通信への影響を最小限に抑えることが可能となり、エッジ AI はネットワークのスケラビリティ向上に寄与することが示唆される。

また、Starlink などの衛星との直接通信は利用可能な回線帯域が限られているものの、将来的には、エッジ AI が必要最小限の情報のみを送信することで、ドローンと衛星との直接通信環境下でも安定した通信が期待できる。

3) 各分野での横展開の可能性を検証するために、3 本以上の論文を調査し、その結果をもとに有識者にヒアリングを 1 件以上行う

1 分野につき 3 本の論文調査と 1 件のヒアリングを実施し、目標値を達成した。

論文調査により、各分野の現状、求められる技術、課題を抽出し、有識者へのヒアリングを通して、専門家の意見を取り入れることで、論文のみでは把握できない実務的な課題や最新動向を補足し、各分野での横展開の可能性について、広く検討することができた。

4) クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 90%以上削減されていること

表 27 より、クラウド AI を使用する場合に必要な通信量は 8 Mbps であるのに対し、エッジ AI を使用する場合は 0.6 Mbps であり、エッジ AI ではクラウド AI と比較して通信量を 92.5%削減できたため、設定した目標値を達成した。

通信量を大幅に削減することで、ドローン運航の増加に伴う通信負荷の増大に対応できるだけでなく、削減分の通信リソースを他の用途に有効活用できる可能性があると考えられる。

6.6.4 考察

異なる産業・分野、ならびに異なる条件・環境への横展開を検証するにあたり、ドローンおよびロボットの運航においては、人や障害物との接触を回避するため、安全性への配慮が不可欠である。このため、オペレーターによる機体監視が求められ、監視業務の負荷が高いことが確認された。また、これらの機体を用いた事業の採算性を向上させるためには、1 名のオペレーターが複数機体を管理する 1 対多運航の実現に課題であることが明らかとなった。具体的には、物流・配送およびインフラ分野において要求されるレベル 3.5 飛行の実現に伴い、オペレーター監視負荷の高さと 1 対多運航の必要性が顕在化している。これに対し、エッジ AI の導入が安全性および採算性の向上に寄与しうることが示唆された。さらに、プレジャーボートやオープンカーなど、人の露出が生じる車両・船舶の検知においても、エッジ AI の活用により、オペレーター負担のさらなる軽減と採算性改善に資する可能性が確認された。

自律走行ロボットやセキュリティロボットといったドローン以外の領域においても、エッジ AI の適用可能性が示され、横展開の妥当性が確認された。

通信量の観点では、クラウド AI と比較してエッジ AI の通信量が 92.5%削減されることが確認された。

この結果は、エッジ AI の導入がネットワーク負荷の低減およびスケーラビリティ向上に資することを示唆している。

以上の検証結果から、本実証は異なる産業・分野、ならびに異なる条件・環境への横展開の可能性を示すとともに、通信量削減の観点でも有効性を確認した。これにより、本技術のさらなる発展が期待され

る。

6.7 効果検証

6.7.1 実証スケジュール

ユースケース	フェーズ	2025年										2026年		
		5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月			
①エッジ AIによる通信量の低減	実証準備									データ収集				
	実証											効果検証		
	実証評価								中間報告				報告書作成	

図 49 効果検証スケジュール

6.7.2 評価項目の結果

番号	評価項目
1	ドローン運航に要する人件費について、現在の運航人件費と比較してどの程度削減できるかを検証
2	電力消費、通信量について、クラウド AI の使用と比較してどの程度削減できるかを検証
3	上記コスト削減に伴う投資対効果について、コスト削減に伴う本 AI システムへの投資対効果を検証
4	クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる通信量を調査

1) ドローン運航に要する人件費について、現在の運航人件費と比較してどの程度削減できるかを検証

表 28 現状のドローン運航と監視業務を AI に代替したドローン運航の人件費の比較

ドローン運航形態	1 運航の従事者数
現状のドローン運航	6 名
監視業務を AI に代替したドローン運航	2 名

現状の運航人件費と比較した削減数	4名
------------------	----

KDDI スマートドローンが 2024 年度に実施したレベル 4 運航では、6 名体制で運航が行われていた。今回の実証より、監視業務を AI に代替した場合、運航指揮者(操縦士)1 名と現地補助者 1 名の計 2 名体制で運航を行うことが可能となり、監視業務に従事する 4 名の省人化を実現できる。

2) 電力消費、通信量について、クラウド AI の使用と比較してどの程度削減できるかを検証

1. 電力消費量の検証

表 29 クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる消費電力

AI 処理方式	デバイス側消費電力(W)	クラウド側消費電力(W)	合計(W)
クラウド AI	8	500	508
エッジ AI	25	0	25

各消費電力は、以下から算出した。

- クラウド AI がデバイス側で消費する電力は、スマートドローンアタッチメントの平均消費電力 8W
- クラウド AI がクラウド側で消費する電力は、GPU 搭載 PC のハイパフォーマンス時の消費電力 500W
- エッジ AI がデバイス側で消費する電力は、スマートドローンアタッチメントのハイパフォーマンス時の消費電力 25W
- エッジ AI がクラウド側の処理が発生しないため、消費電力は 0W

クラウド AI の消費電力の合計が 508 W に対して、エッジ AI の消費電力の合計は 25 W であり、クラウド AI の使用と比較してエッジ AI は消費電力が約 95.1%削減できる。

2. 通信量の検証

6.6.34) の評価において、エッジ AI はクラウド AI の使用と比較して、92.5%の通信量を削減することができる。

3) コスト削減に伴う投資対効果について、コスト削減に伴う本 AI システムへの投資対効果を検証

表 30 コスト削減に伴う本 AI システムへの投資対効果

本実証事業の経費	58,304,570 円
----------	--------------

1回の運航において削減可能な人件費	16,821 円
投資回収可能な飛行回数	3,466 回

1. 1回の運航において削減可能な人件費

5.6.3 3) で定義した 1 回の運航時間（飛行前後の作業 40 分と飛行時間 20 分の合計 1 時間）と本実証の実施計画書【別紙 4】からオペレーターの人件費時間単価の平均値(4,218 円)を引用した場合、表 28 より 1 回の運航において削減できる人件費は以下のとおりである。

$$4,218 \text{ 円/時} \times 1 \text{ 時間} \times 4 \text{ 名} = 16,821 \text{ 円} \cdots \textcircled{1}$$

2. 投資回収可能な飛行回数

本実証事業の経費(税抜)は「実施計画書 別紙 4 支出計画書」より、58,304,570 円※ \cdots ②

本実証経費に対する費用削減効果が上回るレベル 4 の運航回数は、以下の通りである。

$$\textcircled{2} / \textcircled{1} = 3,466 \text{ 回}$$

4) クラウド AI およびエッジ AI を使用することで必要になる通信量を調査

6.6.34) の評価において、エッジ AI はクラウド AI の使用と比較して、92.5% の通信量を削減することができる。

6.7.3 KPI/KGI との比較結果

定性評価 / 定量評価	番号	目標値
定性評価	1	コスト削減、投資対効果を評価
	2	エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価
定量評価	3	エッジ AI システムを使用することでドローン運航に要する費用(人件費、電力費、通信費の合計)が 50% 削減される見込みが立つこと。
	4	クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 90% 以上削減されていること

1) コスト削減、投資対効果を評価

表 27、表 28、表 29 より、通信量、人件費、消費電力のコスト削減効果を確認することができた。また、表 30 より、コスト削減に伴う本 AI システムへの投資対効果示され、目標値を達成した。

レベル 4 運航の実装が進み 1 日 10 回運航をした場合、約 1 年で本実証経費の投資回収が可能である。また 3 名の省人化により安全性が確認できた場合、さらに 2 名を省人化し 1 名のオペレーターで

運航を行うことも現実的になる。また 1 名のオペレーターで複数機を同時に運航する 1 対多運航が実現できればさらに省人化され、投資回収期間の短縮が期待される。

2) エッジ AI を用いることでの通信量削減効果を評価

表 27 より、クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 92.5%削減されることが確認され、目標値を達成した。

この結果から、エッジ AI を用いることでドローン運航の増加に伴う通信量の増大に対応できるだけでなく、削減分の通信リソースを有効活用できる可能性が示唆される。

3) エッジ AI システムを使用することでドローン運航に要する費用(人件費、電力費、通信費の合計)が 50%削減される見込みが立つこと。

表 28 より、現状のドローン運航と比較して監視業務を AI に代替した場合、1 運航のそれぞれの人件費と削減費は、以下となる。

表 31 ドローン運航形態毎の 1 運航の人件費

ドローン運航形態	1 運航の人件費
現状のドローン運航	100,926 円
監視業務を AI に代替したドローン運航	33,642 円
削減された人件費	67,284 円

AI システムをエッジ AI とクラウド AI で比較した結果、電力費は、表 29 の値と資源エネルギー庁が公表する 2023 年度産業用電力平均単価(24.89 円/kWh)を用いて試算した結果、1 運航のそれぞれの電力費と削減費は、以下となる。

表 32 ドローン運航形態毎の 1 運航の電力費

AI システム	1 運航の電力費
クラウド AI	約 4.2 円
エッジ AI	約 0.2 円
削減された電力費	約 4 円

通信 KDDI スマートドローンでは、ドローン向けにデータ量毎に 3 段階の定額料金プラン(上空電波従量プラン)を提供しており、通信量毎の飛行回数は以下となる。

表 33 データ利用料とエッジ AI とクラウド AI の飛行回数

通信量	通信利用料※	飛行回数
-----	--------	------

	(税込み)	エッジ AI	クラウド AI
0.3GB 未満	0 円	3.3 回	0.25 回
3GB 未満	24,800 円	33.3 回	2.5 回
3GB 超過	49,800 円	—	—

※ 基本料金は含まない

月間の運航に使用する機体数や回数によって通信費は変動するが、通信量が 0.3GB～3GB の場合、エッジ AI とクラウド AI では約 30 回の飛行回数の差があり、エッジ AI の方が通信費面で有利である。

エッジ AI 導入におけるドローン運航費用を以下に示す。なお、本項目は 1 運航あたりに必要な費用でありイニシャルコストや運航維持に要する消耗品コストは考慮していない。

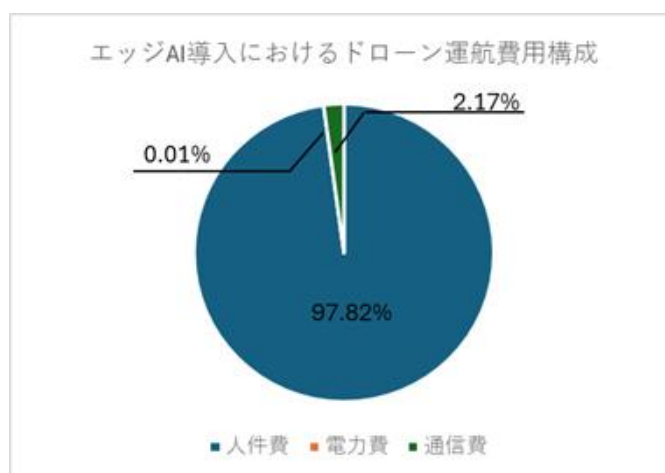


図 50 エッジ AI 導入におけるドローン運航費用構成

表 34 エッジ AI 導入におけるドローン運航費用内訳

費用項目	費用	構成比率
人件費	33642 円	97.82%
電力費	4.97 円	0.01%
通信費※	744.74 円	2.17%
合計	34391.71 円	100%

※通信費は、3GB で 33.3 回飛行する想定で算出

ドローン運航に要する費用の大部分は人件費であり、エッジ AI を導入することで、費用は人件費削

減分に相当する約 67%の削減が可能であり、目標値を達成した。

本実証で開発したエッジ AI をドローン運航に導入することで、これらのコスト削減効果が得られ、運航コストの低減に大きく寄与することが確認された。

4) クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 90%以上削減されていること

表 27 より、クラウド AI と比較し、エッジ AI の通信量が 92.5%削減され、目標値を達成した。

通信量を大幅に削減することで、ドローン運航の増加に伴う通信負荷の増大に対応できるだけでなく、削減分の通信リソースを他の用途に有効活用できる可能性があると考えられる。

6.7.4 考察

本評価検証では、ドローン運航におけるエッジ AI 導入が、通信量削減、人件費削減、電力消費削減を通じて運航コストの低減に寄与し、さらに投資対効果の観点からも有効であることが確認できた。

具体的には、現状のドローン運航と比較し、人件費は約 67%削減され、また AI システムにおいてもクラウド AI と比較し、エッジ AI は、通信量は 92.5%削減、電力消費は約 95.1%削減される見込みが示された。

これらの削減効果は、運航頻度が増加する場合においても通信負荷の増大を抑制し、ネットワークのスケラビリティ向上に資することが期待される。また、今回試算した投資回収において、レベル 4 運航の実装が進み、1 日 10 回の運航を行う条件下では、約 1 年で本実証経費の回収が可能であることが示唆されている。

安全性が確認された場合には、オペレーターの省人化を段階的に進め、最終的には 1 名で複数機体を同時に運航する 1 対多運航の実現が視野に入る。

このような運航方法が実現されれば、さらなる人件費削減と投資回収期間の短縮が期待され、事業の採算性向上に大きく寄与する。

7. 本実証の総括

7.1 本実証の成果・課題

本実証では、エッジ AI を活用したドローン運航に関する技術的検証を通じて、安全性、効率性、経済性の観点から有効性を確認し、制度面を含む今後の課題を明確にした。

技術面では、AI モデルの軽量化や画像処理の最適化により、飛行中のリスク検知 AI および着陸時のリスク検知 AI の両 AI で高精度かつ高速な性能を達成した。飛行中のリスク検知 AI は、複数の実環境データおよびオープンソースデータを用いた評価で、検知精度 90%以上、位置精度 IoU 0.5 以上を安定的に達成し、平均推論時間約 21ms というリアルタイム処理性能を示した。着陸時のリスク検知 AI も複雑な背景条件下で高精度を維持し、平均推論時間約 651ms という結果であり、検知精度、位置精度、処理速度の目標値を達成した。さらに、本技術ではクラウド AI 比で通信量を約 92%削減し、ネットワーク負荷低減とスケラビリティ向上を確認した。また、ドローン運航に要する費用が合計で 67%削減される見込みであることが示され、運航コストの大幅削減が期待されるなど、十分な成果が得られた。

一方で、技術面・運用面における課題が明らかとなった。技術面では、しゃがみ・座位姿勢、日陰、遮蔽物、逆光など高難度の検知条件の検知率が顕著に低下することが確認された。改善策として、サーモグラフィカメラの併用、人物に ID を付与したトラッキング技術、学習データの拡充が考えられる。

運用面では、省人化を進めるため、1 人のオペレーターが管理する機体数増加が求められるが、現状では機体数の増加には限界がある。本実証において、エッジ AI によるオペレーター支援の有用性が検証できたので、次のステップとしてエッジ AI による多数機同時運航でも検証し、負荷低減効果と新たな課題の有無を確認する必要がある。

本実証は、エッジ AI による人物・障害物検知がドローン運航の安全性確保と効率化に対して有効な技術選択肢であることを精度・速度・経済性という多面的な指標で検証し、現場運用と制度運用の両面から実装に向けた知見を得た。今後は、技術・運用・制度の三位一体で取り組みを推進することで、レベル 3.5 以降のドローン運航、さらにはレベル 4 運航の持続的拡大に向けた社会実装の実現可能性がさらに高まると考えられる。

8. 参考資料

8.1 システム構成図・設計書

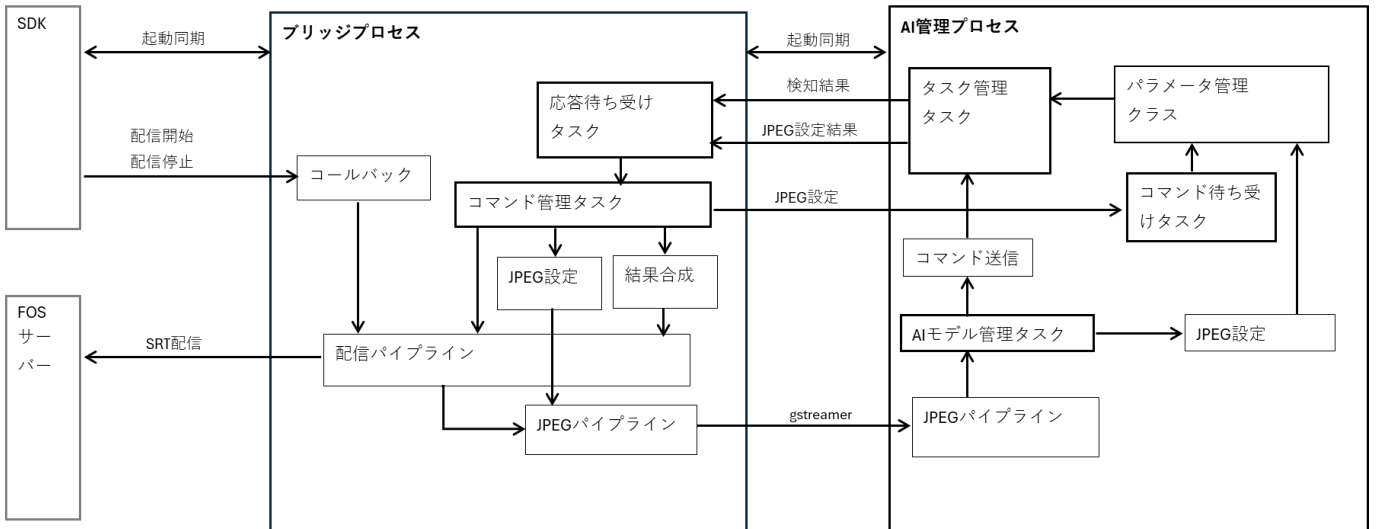


図 51 システム構成図

8.2 ネットワーク構成図・設計書



図 52 ネットワーク構成図

8.3 使用機器・ソフトウェア一覧

- データ取得に関する機器・ソフトウェア(センサ類)

機器名 : カメラ
使用台数 : 1台

表 35 カメラ詳細仕様

項目	仕様
センサ	12 MP 1/2.3 CMOS センサ
レンズ	35mm 判換算焦点距離:24 mm、DFOV(対角視野):82.9°

- データ通信に関する機器・ソフトウェア

機器名 : スマートドローンアタッチメント

使用台数 : 1 台

表 36 スマートドローンアタッチメント詳細仕様

項目	仕様
サイズ(W x H x D)	84mm×56mm×30mm(アンテナ以外)
重量	約 162g
CPU	Jetson Xavier NX 6core 8GB LPDDR4
演算能力	21TOPS
ストレージ	128GB eMMC +拡張カードスロット
LTE 通信対応周波数	Band1(2GHz),Band3(1.7GHz),Band18(800MHz)
動作保証温度	-22~55℃
IP 規格(防塵/防水)	IP55
入力電圧	10~30V
平均消費電力	8W
最大消費電力	25W

- データ処理に関する機器・ソフトウェア

機器名 : データ通信に関する機器と同一

使用台数 : 1 台

ソフトウェア :

表 37 ソフトウェア詳細仕様

項目	仕様
OS	Ubuntu 20.04.06 LTS
マルチメディアフレームワーク	Gstreamer 1.16.3

- データ利用に関する機器・ソフトウェア

機器名 : 遠隔運航用タブレット

使用台数 : 1 台


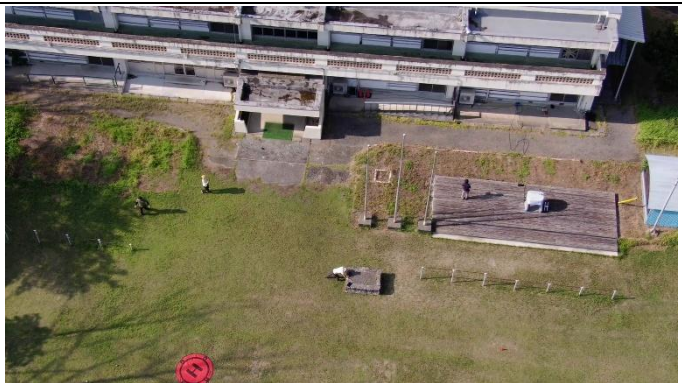

表 38 遠隔運航用タブレット





項目	仕様
本体サイズ(W x H x D)	256.8mm × 23mm × 169mm
重量	約 650g
画面サイズ	11 インチ
画面解像度	2000 × 1200
初期導入済 OS	Android 11
CPU	MediaTek Helio G90T プロセッサー
動作周波数	2 × 2.05GHz + 6 × 2GHz
メモリ	4GB


ストレージ	128GB
バッテリー	7500mAh
使用時間	約 15 時間


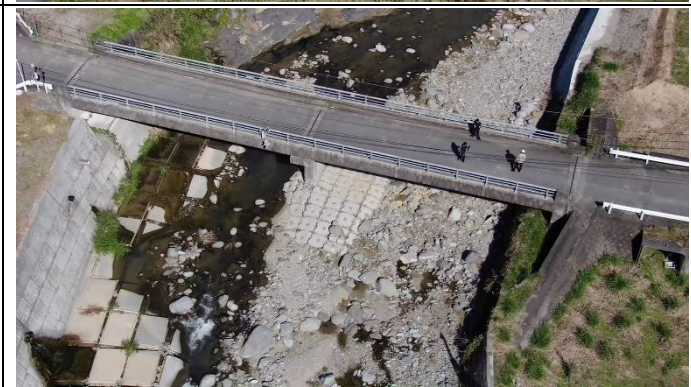


8.4 取得したデータの例





表 39 取得したデータの例

項番	用途	稼働場所	データ収集期間	画像例
1	飛行中のリスク検知 AI の参考用	コードベースキッツ (千葉県君津市広岡)	令和 7 年 7 月 30 日	
2	飛行中のリスク検知 AI の学習用	コードベースキッツ (千葉県君津市広岡)	令和 7 年 8 月 21 日	
3	飛行中のリスク検知 AI の評価用	コードベースキッツ (千葉県君津市広岡)	令和 7 年 8 月 22 日	

4	飛行中の リスク検知 AIの学習 用	大分県(小 野地区)	令和7年 9月9日	
5	飛行中の リスク検知 AIの学習 用	大分県(前 津江地区)	令和7年 9月11日	
6	飛行中の リスク検知 AIの評価 用	大分県(小 野地区)	令和7年 9月11日	
7	飛行中の リスク検知 AIの評価 用	大分県(前 津江地区)	令和7年 9月11日	

8	飛行中の リスク検知 AIの評価 用	コードベ スキミツ (千葉県君 津市広岡)	令和7年 9月29 日	
9	飛行中の リスク検知 AIの参考 用	コードベ スキミツ (千葉県君 津市広岡)	令和7年 9月29 日	
10	飛行中の リスク検知 AIの学習 用	コードベ スキミツ (千葉県君 津市広岡)	令和7年 10月27 日	
11	飛行中の リスク検知 AIの評価 用	大分県(前 津江地区)	令和7年 11月5日	

12	飛行中の リスク検知 AIの学習 用	大分県(小 野地区)	令和7年 11月6日	
13	飛行中の リスク検知 AIの評価 用	大分県(小 野地区)	令和7年 11月7日	
14	着陸時の リスク検知 AIの チューニン グ追加用	大分県(前 津江地区)	令和7年 9月10日	
15	着陸時の リスク検知 AIの チューニン グ追加用	大分県(小 野地区・旧 北小野小)	令和7年 9月11日	

16	着陸時の リスク検知 AIの チューニン グ追加用	大分県(小 野地区・小 野公民館)	令和7年 9月11日	
17	着陸時の リスク検知 AIの評価 用	コードベ スキミツ (千葉県君 津市広岡)	令和7年 9月29 日	
18	着陸時の リスク検知 AIの評価 用	大分県(前 津江地区)	令和7年 11月5日	
19	着陸時の リスク検知 AIの評価 用	大分県(小 野地区・小 野公民館)	令和7年 11月7日	

8.5 その他、当該システムを再現する上で参考となる資料

- スマートドローン運航管理アプリユーザーマニュアル

- スマートドローンアタッチメント運用マニュアル

8.6 広報活動実績

表 40 広報活動実績の一覧

	掲載日	掲載元	公開内容(タイトル)/URL
報道 発表	2025/12/10	大分合同新聞社	AIが地上の人検知、日田市でドローンの実証実験 運航の安全性高め実用化目指す https://www.oita-press.co.jp/1010000000/2025/12/10/JDC2025120401817
	2025/12/11	大分合同新聞社	ドローンの安全な自立飛行へ 人回避の実証実験 日田市で、AI 検知システム(12月11日朝刊)
	2025/12/11	読売新聞西部本社	AIドローンで安全確認(12月11日朝刊 27面)
	2025/12/17	西日本新聞社	災害時のドローン AI 活用(12月17日朝刊)
その他	2025/12/4	大分県日田市 実証視察会 メディア公開	ドローン運航におけるAIを活用した地上リスク検知システム実証
	2025/12/23	株式会社 PR TIMES	ドローン運航におけるエッジ AI を活用した地上リスク検知システムの実証実験に成功 https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000003.000153177.html
	2025/12/23	KDDI スマートドローン株式会社	ドローン運航におけるエッジ AI を活用した地上リスク検知システムの実証実験に成功 https://kddi.smartdrone.co.jp/release/10544/

【大分県日田市 実証視察会】

大分県日田市で、災害時の被災状況確認を想定した実証実験の視察会を開催した。

視察会では、ドローンに搭載したエッジ AI による地上リスク検知機能の実証実験を行った。具体的には、ドローンが飛行中に道路を歩く人を検知すると自動で一時停止し、通過後に再開する仕組みや、着陸地点に障害物がある場合に停止してオペレーターに通知する機能を確認した。



図 53 エッジ AI による地上リスク検知のイメージ

8.7 参考文献

1. 兵藤 哲朗 : ドローン物流の現状と展開可能性, 国際交通安全学会誌, 2019, https://www.jstage.jst.go.jp/article/iatsreview/44/2/44_132/_pdf/-char/ja
2. 吉藤 智一 : ドローン物流の最新事例と社会実装の展望, 計画行政, 2020, https://www.jstage.jst.go.jp/article/jappm/43/2/43_15/_pdf/-char/ja
3. 野波 健蔵 : 小型無人航空機(ドローン)における最新の技術動向と展望, 計測と制御, 2020, https://www.jstage.jst.go.jp/article/sicejl/59/7/59_437/_pdf/-char/ja
4. 湊 忠親, 角田 恵, 藤原 悠祐, 川崎 孝史 : ローカル5G を活用したドローンによるブレードメンテナンスの作業効率向上プロジェクトの紹介, 日本風力エネルギー学会誌, 2022, https://www.jstage.jst.go.jp/article/jwea/46/3/46_457/_pdf/-char/ja
5. 中原 匡哉, 今井 龍一 : スマート施工・インフラ管理のための画像処理技術の虎の巻, 建設機械施工, 2022, <https://jcmanet.or.jp/bunken/kikanshi/2022/12/023.pdf>
6. 曾谷 英司 : ドローンによるインフラ設備点検のトータルソリューション, 日本機械学会誌, 2018, https://www.jstage.jst.go.jp/article/jsmemag/121/1200/121_26/_pdf
7. 佐々木 洋子, 新島 駿 : 自律移動ロボットによる人と空間情報の構造化, 人工知能学会誌「人工知能」, 2020, https://www.jstage.jst.go.jp/article/jjsai/35/1/35_54/_pdf
8. 佐々木 洋子 : 人と生活空間の理解に基づく自律走行ロボット技術, 日本ロボット学会誌, 2022, https://www.jstage.jst.go.jp/article/jrsj/40/7/40_40_601/_pdf
9. 安藤 健 : 動ロボットを活用した屋内外搬送ソリューション, 国際交通安全学会誌, 2022, https://www.jstage.jst.go.jp/article/iatsreview/46/3/46_194/_pdf
10. 益田 俊樹, 森田 裕介, 村上 真之, 吉越 一樹 : 自律移動型警備ロボット「ペルセウスロボット」の駅施設におけるリスクアセスメントと開発, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2019, https://www.jstage.jst.go.jp/article/jsmermd/2019/0/2019_2A1-F02/_pdf/-char/ja
11. 桐林 星河, 渡辺 敦志 : 巡回警備ロボット「SQ-2」のシステムアーキテクチャ, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2020, https://www.jstage.jst.go.jp/article/jsmermd/2020/0/2020_2A1-A04/_pdf/-char/ja
12. 中村 尚樹 : 医療・警備分野に見る遠隔操作技術と5G, 専修大学社会科学研究所 月報, 2020, https://senshu-u.repo.nii.ac.jp/record/12073/files/3011_0688_03.pdf
13. 妹尾 大輝, 和田 光真, 野々村 敦子, 吉田 秀典 : ドローンと人工知能を組み合わせた要配慮者の避難支援システムの開発, 計算数理工学論文集, 2022, https://www.jstage.jst.go.jp/article/jascome/22/0/22_01-221216/_pdf/-char/ja
14. 浅井 広美 : 2020 年代の産業分野への利活用に向けたドローンの技術的進展, 物理探査, 2021, https://www.jstage.jst.go.jp/article/segj/74/0/74_123/_pdf/-char/ja

15. 家頭 裕也, 吉川 祐樹, 城明 舜磨 :ドローンを使った牡蠣イカダメンテナンスのための画像認識と飛行制御, 第 20 回 情報科学技術フォーラム 講演論文集, 2021,
<https://www.ieice.org/publications/conference-FIT-DVDs/FIT2021/data/pdf/F-033.pdf>

地域社会 DX 推進パッケージ事業(AI 検証タイプ)

AI を用いた通信負荷の低減・通信量の確保等の検証に関する調査研究
(実証機関:KDDI スマートドローン株式会社)

実証報告書

有人地帯におけるドローン運航のためのエッジ AI を用いた通信量削減の実証

2026 年 1 月

AI07 大分県
KDDI スマートドローン株式会社
株式会社ノーベル、株式会社 ARISE analytics
