

地域社会 DX 推進パッケージ事業(AI 検証タイプ)

愛媛県西予市

海中における生簀監視のためのエッジ AI を用いた
通信量削減および光無線通信による伝送の実証

実証報告書

2026年1月30日

AI05 西予市
ソフトバンク株式会社
炎重工株式会社

目次

0.	ss 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	6
0.5	課題	7
1.	実証の目的及び内容等	8
1.1	実証の背景・取り組むべき課題	8
1.2	実証の目的	8
1.3	最終目標・構想イメージ	9
1.4	本実証の位置づけ・目標	10
1.5	社会実装に向けたロードマップ・取り組みの発展性	11
2.	業務実施体制	13
2.1	実証機関	13
2.2	実施体制図	13
3.	通信システム及び AI システムの構築	14
3.1	通信システム及び AI システムの全体像	14
3.2	通信システム及び AI システムの設置場所	15
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	16
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	17
4.	AI モデルの開発・学習	19
4.1	AI モデルの全体像	19
4.2	取得したデータ	22
4.3	AI モデルの学習プロセス	26
4.4	AI モデルの開発・学習にあたっての留意事項等	27
5.	実証の手法	30
5.1	ユースケース①:エッジ AI による通信量の低減	30
5.1.1	実証内容の詳細	30

5.1.2	利用技術・データ.....	30
5.1.3	必要性・新規性.....	31
5.1.4	検証条件.....	32
5.1.5	開発・評価項目.....	33
5.1.6	KPI/KGI.....	33
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.....	35
5.2.1	実証内容の詳細.....	35
5.2.2	利用技術・データ.....	36
5.2.3	必要性・新規性.....	37
5.2.4	検証条件.....	38
5.2.5	開発・評価項目.....	38
5.2.6	KPI/KGI.....	40
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.....	41
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..	41
5.5	拡張性に関する検証.....	42
5.5.1	実証内容の詳細.....	42
5.5.2	前提条件.....	46
5.5.3	評価項目.....	48
5.5.4	KPI/KGI.....	51
5.6	効果検証.....	54
5.6.1	実証内容の詳細.....	54
5.6.2	前提条件.....	54
5.6.3	評価項目.....	55
5.6.4	KPI/KGI.....	57
6.	実証の結果・考察.....	66
6.1	全体スケジュール.....	66
6.2	ユースケース①:エッジ AI による通信量の低減.....	66
6.2.1	実証スケジュール.....	66
6.2.2	開発・評価項目の結果.....	66
6.2.3	KPI/KGI との比較結果.....	67
6.2.4	考察.....	70
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.....	71
6.3.1	実証スケジュール.....	71
6.3.2	開発・評価項目の結果.....	71
6.3.3	KPI/KGI との比較結果.....	80
6.3.4	考察.....	84
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.....	86
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..	87
6.6	拡張性に関する検証.....	88

6.6.1	実証スケジュール.....	88
6.6.2	評価項目の結果.....	88
6.6.3	KPI/KGI との比較結果.....	101
6.6.4	考察.....	104
6.7	効果検証.....	106
6.7.1	実証スケジュール.....	106
6.7.2	評価項目の結果.....	106
6.7.3	KPI/KGI との比較結果.....	108
6.7.4	考察.....	110
7.	本実証の総括	112
7.1	本実証の成果・課題	112
8.	参考資料.....	114
8.1	システム構成図・設計書	114
8.2	ネットワーク構成図・設計書.....	116
8.3	使用機器・ソフトウェア一覧.....	117
8.4	取得したデータの例.....	122
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	123
8.6	広報活動実績	123
8.7	参考文献.....	124

0. ss エグゼクティブサマリ

0.1 実証概要

本実証は、愛媛県西予市の養殖産業における給餌効率化、潜水点検の重作業、担い手不足、飼料価格高騰といった深刻な課題に対し、AIによるデータ抽出と低コスト水中光無線通信(OCC)による情報伝送を組み合わせ、養殖管理を高度化することを目的とする。生簀内に設置したエッジデバイスが AI で魚群の尾数を自動カウントし、これまで取得後に人が目視確認していた映像の代わりに、尾数情報のみを生成・保存することで通信量を 99%以上削減する。軽量化されたデータは LED 光源とカメラを利用した OCC によって水中ドローンへ伝送され、水中ドローンは有線で接続された水上ドローン経由でセルラー通信によりクラウドへ送信される。これにより生産者は現地に赴く必要がなく、生簀の状態を遠隔から常時モニタリングすることで、給餌量を科学的に最適化できる。さらに、水中ドローンの光源追尾 AI、自律航行型水上ドローンの航行技術と組み合わせることで、海中という通信環境が厳しい領域でも安定したデータ取得と通信が可能であることを検証する。これらの成果は、洋上風力発電設備の海中点検や港湾での不審物検知、ダイバー安全管理など、多様な海洋分野への展開が期待され、海洋産業全体の DX 化に寄与する取り組みとなる。

0.2 KPI/KGI の内容と達成状況

番号	目標値	結果	達成状況
定性評価	1 ユースケース ①:エッジ AI による通信量 削減	-	定性評価なし
	2 ユースケース ②:水中光無線通信(OCC) 船着場から発進した水上ドローンが実証対象の生簀まで自律航行で辿り着くこと	自律航行では航行できなかった。手動操船およびボートによる曳航により辿り着いた。	船着場から実証対象の生簀まで手動操船により辿り着いた。自律航行では航行できなかった。養殖場では生簀レイアウトが頻繁に変更され、それに伴って生簀を固定するロープの位置も変化するため、位置情報を基準とした航行が成立しなかった。加えて、生簀自体が大きく揺動する環境下では、単純な位置情報だけでは精度が不足し、自律航行が難しい状況だった。さらに、生簀周囲には作業船が常時航行しているものの、ドローン側にはこれらを自動で回避する機能が備わっていなかったことも、自律航行を断念した理由である。
	3 ユースケース ②:水中光無線通信(OCC) +セルラー通信によるデータ 伝送 尾数カウント結果がセルラー通信でクラウドに中継され、Web アプリで閲覧できること	尾数カウント結果は OCC とセルラー通信でクラウドに中継され、Web アプリで閲覧できることを確認した。	尾数カウント結果は水中光無線通信 (OCC) およびセルラー通信でクラウドに中継され、Web アプリで閲覧できることを確認した。一方で、OCC 区間での光軸ずれや環境変動により、尾数データが安定的に更新されない場面もあり、継続的なクラウド連携には改善が必要である。

4	<p>拡張性検証 ①:異なる産業・分野への横展開 カメラの画角内を移動するID情報を断続的に捕捉・追跡できること</p>	<p>画角内を移動するID情報を追跡することができた</p>	<p>画角内を移動するID情報を捕捉・追跡することができたが波や揺動の影響を受けやすく、LED光源とカメラの位置関係が常に変動するため、光軸がずれやすい。 ※光源に指向性を持たせているため光軸がずれると中心の強い光ではなく、周囲の淡い光になってしまう。</p>
5	<p>拡張性検証 ②:異なる条件・環境への横展開の可能性 高濁度環境での光波長分析光源(RGB / Blue)の視認可能距離の差異を正確に記録できる。視認不可となる距離を評価する</p>	<p>高濁度環境下では赤と緑の視認可能距離が長い</p>	<p>高濁度環境下におけるRGB光源は、赤色、緑色の視認可能距離が長い。 白(3色同時発光)/2.5m 午前:川の濁りが強い時間帯で撮影。濁度が高い状態 赤/3.5m 正午~午後:川の水位が低く、透明度が高い時間帯で撮影 緑/3.5m 正午~午後:川の水位が低く、透明度が高い時間帯で撮影(赤と同条件) 青/2.5m 午後遅め:天気悪化で気温がやや低下 川の濁りが再び強くなった時間帯で撮影</p>
6	<p>※チャレンジ目標 拡張性検証 ③:パラメータ自動調整 AIモデル ・通信確立時間:手動調整と同等以上 ・通信成功率:手動調整と同等以上</p>	-	<p>定性評価なし</p>
7	<p>拡張性検証③(その他):生成AIによる群制御の将来像</p>	-	<p>定性評価なし</p>
8	<p>効果検証①:コスト削減効果</p>	<p>コスト削減効果は見込める</p>	<p>現状、給餌・生簀確認は「3~4時間/日×3人程度」。短期のコスト削減は、過剰給餌の抑制(飼料ロス1割削減目安)と異常兆候の早期把握が主で、作業時間削減は副次的(実導入後に工数計測で検証)。</p>
9	<p>効果検証②:投資対効果(ROI)</p>	<p>10万円/月なら許容</p>	<p>月額費用は「10万円/月(作業場単位)なら許容」(議論レンジは10万~50万/月)で、回収は「3年以内が理想」「5年でも効果次第で可」とし、月額10万円なら年間約120万円以上のネット効果(飼料ロス削減等)が損益分岐、月額20万円では複合価値提示が必要。</p>
10	<p>効果検証③:既存通信インフラの有効活用</p>	<p>既存の海上Wi-Fiとの組み合わせ</p>	<p>既存の海上Wi-Fiと親和性があり、常時映像伝送は前提とせず「平時はログ・要約データ中心、異常時のみ映像確認」とする設計が、通信コストと運用負荷の両面で既存通信インフラ活用に適した構成である。</p>
11	<p>効果検証④:実用分野にお</p>	<p>保守一体提供</p>	<p>短期は給餌効率改善と異常兆候の早期把握による安全性向上、長期は出荷数量・サイズの読みやすさ等による事業スケール価値</p>

		ける社会的価値	が鍵となる	で、耐用年数・保守サポート・データ精度を前提に機器・通信・保守一体提供が鍵となる。
定量評価	1	ユースケース ①:エッジ AI による通信量削減 尾数カウント精度:95%	40~60% ※	※エッジ AI の尾数カウント精度の実力値は 95%であり、本実証においても 95%が出ている結果がある。しかし、本実証においては生簀構造・設置位置の制約により、生簀全体が画角に収まらず、評価対象が限定された。濁度が高く、魚体が魚影化・背景と同化しやすく、目視・AI ともに個体分離が困難であったため幅を持った評価とした。 尾数カウント精度を高めるためには、今回使用した スマートフォンよりも海中における撮影能力の高いハードウェアが必要であると思われる。
	2	ユースケース ①:エッジ AI による通信量削減 通信量削減:99%	99.66%	尾数カウントの画像データをエッジ AI により 99.66%削減した。 尾数カウント画像データ総量:2,416,469 バイト 尾数カウントログ(CSV):8,192 バイト 通信量削減率:99.6609%減
	3	ユースケース ②:水中光無線通信(OCC) +セルラー通信によるデータ伝送 通信距離:10m	6~9m	本実証では、OCC 通信機- OCC 中継機- 海中ドローンの中継 2 ホップ構成において、実海域でデータ伝送の成立を確認した。運用上の成立距離は、端点間で概ね 6~9m 程度(10m 未満)となり、各ホップの装置間距離は概ね数 m 級(約 3~5m 程度)であった。 当日は悪天候や濁度等により信号品質が変動し、加えて中継を挟むことで光軸ずれ・揺動の影響が累積しやすくなるため、確実な通信成立を優先して距離条件を安全側に調整して評価した。
	4	ユースケース ②:水中光無線通信(OCC) +セルラー通信によるデータ伝送 尾数カウントデータ送信成功率:90%	84% 12%	尾数カウントデータ送信成功率: 通信機⇄中継機間 84% 中継機⇄ドローン間 12% 生簀が海底に固定されておらず(生簀のアンカーも海中に浮いた状態)、想定より揺動が大きかったことが成功率に影響を与えた主要原因と考えられる。なお、通信機と中継機では比較的高い成功率となっているのは塩ビ製ラダー(はしご状治具)で支えがあるため光軸が安定していることによる。 海中における OCC 通信機連続稼働時間: バッテリーは運用サイクル下で 18.6 時間稼働 (運用サイクル:10 分稼働+約 3 時間スリープのサイクル) ※バッテリー交換頻度を下げる目的でスリープ機能を実装し、連続稼働時間の評価を行った。
	5	拡張性検証 ①:移動体 ID 追跡	-	定量評価なし
	6	拡張性検証 ②:波長比較(高濁度環境)	-	定量評価なし
	7	※チャレンジ目標 拡張性検証 ②:パラメータ自動調整 AI モデル ・通信確立時間:手動調整と同等以上 ・通信成功率:手動調整と同等以上	手動調整と同等以上 通信成功率は実施できず	カメラパラメータである露光およびゲインについて、強化学習により自律的に制御する方式を開発し、仮想環境において評価を実施した。Unity 上の仮想環境カメラを用い、パラメータ自動調整 AI の有無による比較評価を行った結果、AI を適用した場合において mAP が僅かに向上することを確認した。 なお、通信成功率に関する評価は実施できていない。 12 月以降は長早作業場が繁忙期となり入場が困難であったため、実機検証は行わず、仮想環境での評価のみを実施した。

	8	拡張性検証③ (その他):生成AIによる群制御の将来像 ・R8年度以降の具体的な実現に向けてシナジーを生み出せるユースケースの作成と実現性の評価を2件以上	3件	生成AIによる群制御の将来ユースケース・アーキテクチャについて、養殖・洋上風力・ダイバー管理の3ケースについて、OCCと生成AIの役割分担を定義した。目標2件に対して3件実施。 <作成および評価したユースケース> ①:養殖場(複数生簀・複数移動体の協調巡回) ②:洋上風力(複数ROV(水中ドローン)の協調点検) ③:ダイバー安全管理(海中ジオフェンス)
--	---	---	----	---

0.3 考察

- 本実証を通じて、海中のような通信が不安定になりやすい環境においても、AIと光無線通信(OCC)を組み合わせた新しいデータ取得・伝送手法が一定の実用性を持つことを多角的に確認することができた。まず、エッジAIによる尾数カウントについては、映像全体を送る従来方式とは異なり、生簀内でAIが解析を完結させ、必要最小限の情報だけを送ることで通信量を大きく削減できることを確認し、海中通信の帯域制約を実運用レベルで緩和できることが明らかになった。このAIによる通信量削減は、海中DXを進めるうえで重要な設計指針となり得る知見となった。
- 光無線通信(OCC)についても、海況の変化や濁度の揺らぎといった厳しい条件下でありながら、海中でデータ伝送が成立することを確認することができた。生簀やROVが揺動する状況でも、光源を捉えて通信が成立するケースを複数確認できたことは、光無線通信にAIによる追尾・認識技術を重ね合わせることで、将来的に安定化の可能性が高まることを示している。また、ROVから水上ドローン、水上ドローンからクラウドへとデータが伝送され、Webアプリで情報を閲覧できる一連のデータ連携が実際に成立したことで、海中一水上一クラウドをつなぐ統合システムが機能することを確認することができた。これは社会実装に向けた大きな一歩となった。
- 加えて、長期運用に向けた電源面の検証として、海中に沈設した状態での連続稼働が可能であることを確認し、改善ポイントを明確にできた点も重要な成果である。また、濁度変化や波浪が通信品質に大きく影響することが定量的に把握でき、機器の固定方法や光軸安定化のための構造設計、そしてAIを活用した姿勢制御・パラメータ自動調整の必要性を具体的に整理することができた。
- 本実証では、尾数カウントの精度が安定せず、目標水準には到達しなかった。主な要因は、生簀全体が画角に収まらないカメラの設置制約、濁度の高い水中環境、魚影の重なりにより、個体の分離が困難となった点である。加えて、重なった魚影も分離して捉えようとするAIの特性により、推定結果にばらつきが生じた。改善点としては、カメラの設置位置・画角・撮影距離の最適化に加え、今回使用したスマートフォンよりも海中撮影に強いカメラを用いることが有効と整理された。また、魚影の重なりを前提とした判定ロジックの見直しや、環境条件に応じた補正処理の導入、現場制約を前提とした評価方法の見直しも重要な課題である。なお、本実証における設置制約の中においても、目視と比較して尾数カウント精度95%が出ている結果もある。こうした結果も踏まえて設置条件の改良に繋げていきたい。

- OCC 通信については、目標とした送信成功率 90%には到達しなかったものの、区間によっては一定の成果が確認された。具体的には、OCC 通信機—中継機(生簀内側)間では成功率が約 84%と比較的高い水準を示し、実海域環境下でも光無線通信が成立することを確認できた。一方で、中継機—水中ドローン間では成功率が低下し、通信の安定化に向けた改善余地が明確になった。この結果は、生簀や機器の揺動、濁度変動、魚群による光路遮蔽といった実海域特有の条件が、通信成立性に影響することを具体的に把握できた点で有意義な知見といえる。特に中継機と水中ドローン間については、距離や姿勢の変動に対する耐性を高める必要性が明確になった。今後は、送受信機の姿勢安定化、固定方法の工夫、光軸追従精度の向上、AI によるカメラパラメータ自動調整の高度化を進めることで、目標水準に近づけるための改善方向が具体化された
- 総じて、本実証は AI によるデータ軽量化と光無線通信を組み合わせた海中通信の成立性を確認することができ、今後の社会実装に向けた技術的方向性と改善点を明確に得られた実りある取り組みとなった。

0.4 成果

- ユースケース①:エッジ AIによる通信量の低減
ユースケース①では、エッジ AIにより生簀内映像を解析し、尾数カウント結果のみを伝送する方式を検証した。その結果、通信量削減率は 99.66%となり、「通信量 99%以上削減」の KPI を達成し、低帯域環境でも実用的な情報伝送が可能であることを確認した。一方、「尾数カウント精度 95%以上」は未達となった。生簀全体が画角に収まらない設置制約や高濁度による視認性低下、魚影の重なりなど実環境要因により、推定値と目視結果に乖離が生じたためである。本ユースケースは、通信量削減の有効性を実証するとともに、実運用を前提とした尾数精度向上に向けた課題を明確化した点に意義がある。
- ユースケース②:海中光無線通信(OCC)による通信の確立
水中光無線通信(OCC)とセルラー通信を組み合わせ、生簀内で取得した尾数カウント結果を水中・水上ドローン経由でクラウドへ伝送する構成を検証した。結果として、海中―水上一クラウドのデータ連携が成立し、不感地域でも遠隔閲覧が可能であることを確認できた点は大きな成果である。一方、OCCの通信距離は計画値 10mに満たず、データ送信成功率も目標 90%を下回ったが、揺動による光軸ズレや自律航行の課題も明確となり、運用改善の方向性を示す重要な知見を得た。
- 拡張性検証
本実証では、移動体追跡 AI、強化学習によるカメラパラメータ自動調整、高濁度環境での波長比較などを検証し、OCC通信の応用領域拡大に向けた重要な知見を得た。特に、LED光源の安定検出や追跡技術は水中ロボット制御や多デバイス連携への展開性を示し、濁度別の波長特性分析は環境適応型通信設計に有効であった。これらは海洋産業のDX基盤を支える汎用技術として高い拡張性を持つと考える。
- 効果検証
効果検証においては、実運用水準で実装された場合に得られる効果を、現場ヒアリングに基づき具体化できたことが大きな成果である。
経済面では、作業時間削減よりも、過剰給餌の抑制による飼料ロス削減が最も重要な導入価値であることが明確になった。数%規模の飼料ロス削減でも投資回収が見込め、価格設計次第で現実的な事業性があるとの示唆が得られた。
運用面では、平時はログ・要約データ中心、異常時のみ映像確認とする運用設計が現場ニーズと合致しており、エッジ AIと OCC通信の有効性が確認された。
また、安全性向上、担い手不足への対応、出荷計画精度の向上といった中長期的な社会的価値も整理でき、技術完成後に優先的に効く価値を明確にできた点が効果検証の成果である。

0.5 課題

- ユースケース①:エッジ AIによる通信量の低減
エッジ AIによる通信量削減の有効性は確認できた一方、尾数カウント精度の安定確保が今後の課題として明確になった。生簀の構造や安全面の制約によりカメラの設置位置が限定され、生簀全体を画角に収められないことが推定精度に影響した。また、高濁度環境では魚体が魚影化・重なりやすく、視認性低下により推定値のばらつきが拡大した。加えて、目視確認自体も幅を持つ推定となり、精度評価の難しさが顕在化した。今後は、設置方法や運用条件の標準化に加え、画角・解像度・感度に優れた専用カメラ等へのハードウェア見直し、重なりに強い画像処理手法の改善、評価手法の精緻化を進める必要がある。
- ユースケース②:海中光無線通信(OCC)による通信確立
生簀揺動や濁度変化により光軸が外れやすく、特に中継機と水中ドローン間で受信性が低下した点が主要課題として判明した。海の揺動による光軸ずれにも対応するハード面、ソフト面の改良が必要である。ハード面の改良としては、LED光源の光軸の安定化のため、水中ドローンに姿勢方位基準装置等を用いた姿勢制御を自動化することが考えられる。ソフト面の改良としては、LED光源として認識する領域の輝度・色・空間条件を定量的に標準化することで、正解領域(BBOX)のサイズばらつきを低減し、追跡およびデコード処理の信頼性を高めることで、光軸がずれた場合でも、LED光源を捕捉し続けるLED光源検出AIモデルの開発が考えられる。さらに、水上ドローンの自律航行については、生簀レイアウト変動やロープ配置を踏まえた環境地図の動的更新や、障害物自動回避技術の導入が必要であると思われる。

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

日本国内の海洋産業は業務効率化によるコスト圧縮や担い手不足への対応を迫られており、洋上風力発電設備の海中点検や海洋土工事の施工管理、養殖生簀の生産管理、港湾・漁港内での不審物検知など多岐にわたるユースケースで、海中の映像やセンサ情報など大量のデータを取得して海上や陸上のシステムで活用する DX 化が喫緊の課題となっている。

このような海洋産業の DX 化を実現するにあたっては、水中ドローンや水中エッジデバイスの位置や稼働状況を正確に把握し、高速・低遅延でリアルタイム制御や情報収集を行うための海中無線通信技術が必要となるが、従来の音響通信は外来ノイズや船底や海面・海底などの反射の影響を受けやすく、音波が全方位に広がる特性があり、帯域が狭く遅延が大きいためリアルタイム通信に向かず、更に位置測位の精度が低い、通信の秘匿が困難といった問題もある。これら音響通信の課題を解決するために高出力レーザーを用いた光無線通信技術が研究開発されているが、高速・低遅延なリアルタイム通信が可能である反面、濁度の影響を受けやすく通信が不安定であり、音響通信のような長距離通信が難しく、安価なものでも 1 台 1 千万円以上と非常に高価であるため実用・普及には至っていない。また、照射角の狭いレーザーを使った通信を維持する光軸調整技術の実装も難易度が高く、水中ドローンなどの動的な移動体の追従は困難であるといった問題がある。

上記の通信や移動体の追従に係る問題を克服し、水中における低コストかつ多対多の安定したデータ伝送を可能にするには、「(1)水中エッジデバイス側に実装した AI を活用することで、映像そのものを伝送するのではなく必要な情報だけ画像解析して抽出し送信することで通信量を低減する手法」、「(2) AI を活用することで低速だが低コスト化を実現した水中光無線通信を行う手法」、「(3) 水中ドローンなど動的な移動体が通信対象を AI で追従することで安定した水中光無線通信を可能にする手法」、「(4)セルラー通信や GNSS を装備した自律航行型水上ドローンによって、水中ドローンを海中の通信対象付近まで牽引することで水中無線通信区間を最短に保つ手法」を組み合わせた複合的なアプローチが有効であると考えられる。

本実証では、現在取り組むべき課題として、愛媛県の養殖産業における養殖魚の給餌効率化の課題にフォーカスし、遠隔から生簀の養殖魚情報をモニタリングするシステムを構築することで、課題解決に貢献できることを確認する。

1.2 実証の目的

本実証を行う愛媛県の養殖産業においては、養殖魚の餌となる魚粉が魚の漁獲量の激減や円安などの影響を受けて高騰を続けており、給餌の効率化を推進しなければならないという課題が生じている。しかし、給餌効率化を図るためには、生簀に何匹の魚がいるのか、また成長段階はどうかといった情報を、ダイバーが生簀に潜水し撮影した映像や複数のカメラを生簀に投入して撮影したりした映像を引き上げ後に突き合わせるなどをした上で、引き上げ後に再生して目視でカウントしなければならない。養殖生簀まで船で移動して潜水を行う業務や、数百匹の魚を目視でカウントする業務は重労働であり、かつ生簀は複数存在するため頻繁なチェックを行うのは現実的ではな

い。さらに、養殖産業全体の課題として担い手不足や人件費の上昇といった問題がある。

そこで本提案では、生簀内の情報収集と水中無線通信それぞれに AI を活用することで上記課題を解決するアプローチを検証する。具体的には、生簀に設置したエッジデバイスにて映像情報を取得し、AI によって魚の尾数カウントを行う。そして映像ではなく尾数情報のみを、カメラと LED 光源を組み合わせて AI で信号解析を行うことでレーザー通信のように精密な光軸合わせが不要で多対多での通信が可能な光無線通信技術(OCC : Optical Camera Communication)によって生簀に接近する水中ドローンに送信する。さらに、水中ドローンが有線接続している水上ドローンがセルラー通信によって陸上の養殖業者に取得した情報をレポートすることで、生産者が現地に向くことなく遠隔で給餌計画を立てられることを実証する。

なお、本実証で検証を行うエッジデバイスの AI による情報抽出と AI を活用した水中光無線通信手法の組み合わせは、R8 年度以降も引き続き研究開発を行い発展させることで、数年以内には洋上風力発電設備の海中点検や海洋土木工事の施工管理、港湾・漁港内での不審物検知、ダイバーの海難防止など多岐にわたるユースケースで活用可能と想定している。

1.3 最終目標・構想イメージ

養殖産業における給餌効率化の課題を解決するには、生簀内の魚の尾数を継続的かつ正確に計測し、動的な給餌量の調整や生育状況に応じた適切な飼料の選択を実現する必要がある。本実証では、GNSS による精密な位置測位が可能な水上ドローンが自律航行により生簀に接近し、水上ドローンに有線接続された子機である水中ドローンが生簀に設置されたエッジデバイスから水中光無線通信にて尾数カウント情報などを取得して、セルラー通信によって陸上にレポートするシステムの構築によってこの課題の解決に貢献する(※各生簀にセルラー通信を装備するのはランニングコストの面で合理的ではなく、養殖場の規模が大きくなるほど水上ドローンによる巡回に優位性が生じる)。

また、これらの技術を R8 年度以降も引き続き発展させ、養殖以外の様々なユースケースへの適用を推進する。水中ドローンの姿勢制御によって OCC 光源を追尾し通信を安定させる手法は、ドローンの航行データを元に研究開発を進めることで、動的な追従機能を有した水上ドローン～水中ドローン間の OCC 通信手法に発展させることが可能である。この際、波の影響を直接受けてしまう水上ドローンと水中ドローン間で安定した OCC 通信を行うには、水上ドローン側のカメラおよび OCC 光源の指向性を一定方向に保つためのジンバル機構が必要となるが、水上ドローンの揺動データや航行データを蓄積することで最適なアルゴリズムの開発を行う。たとえば、洋上風力発電設備の海中点検や海洋土木工事の施工管理、港湾・漁港内での不審物検知など様々なユースケースにおいて、従来は水中ドローンオペレーターが有線式の水中ドローンのカメラから送られる映像情報を目視で確認して様々な点検・作業などを実施していた。しかし、水中ドローンにて取得した映像情報をエッジ AI で処理して航行・作業に必要な情報のみを OCC 通信で送信し、水上のオペレーターあるいはクラウド側システムからリアルタイムフィードバックを受けて航行・作業を行う仕組みに代替することによって、従来よりも大幅な省人化・効率化が実現可能である。また、ダイバーの海難事故防止が課題となっているが、水上ドローンが OCC 光源を装着したダイバーの移動状況をモニタリングする「海中ジオフェンス技術」によって貢献が可能となる(海中ジオフェンス技術は特許取得済:特許 7490724、他 2 件出願中:2025 年 6 月時点)。水上ドローンは GNSS を活用

して海上の一定の位置に停止して特定範囲を監視したり、移動するダイバーの OCC 光源を追跡して海上を移動したりすることが可能であり、セルラー通信によってクラウド側からダイバーの状況を把握することで早期の異常発見や漂流の追跡が可能となる。

このように、本実証で検証する技術は更なる技術開発によって様々なユースケースに適用可能である。当社では、「安定した無線通信が難しい海中でも安定したデータ伝送を可能にし、様々な海洋産業で高度なソリューションを活用するための水中無線通信環境の構築」を実現することを最終目標とする。

1.4 本実証の位置づけ・目標

最終目標・構想イメージである「安定した無線通信が難しい海中でも安定したデータ伝送を可能にし、様々な海洋産業で高度なソリューションを活用するための水中無線通信環境の構築」を実現するには、4つの要素技術（「(1)水中エッジデバイス側に実装した AI を活用することで、映像そのものを伝送するのではなく必要な情報だけ画像解析して取り出し送信することで通信量を低減する手法」、「(2) 実現した水中光無線通信を行う手法」、「(3) 水中ドローンなど動的な移動体が通信対象を AI で追従することで安定した水中光無線通信を可能にする手法」、「(4)セルラー通信や GNSS を装備した自律航行型水上ドローンによって、水中ドローンを海中の通信対象付近まで牽引することで水中無線通信区間を最短に保つ手法」）をユースケースに応じて組み合わせて活用する必要がある。

本実証では、これらの要素技術の有効性を確認するため、エッジデバイスの AI による尾数データの抽出と軽量化、水中光無線通信(OCC)を用いた水中から水上へのデータ伝送の成立性評価、ならびにカメラ画角の検証など、海中通信環境に求められる基礎的な条件について実証的な検討を行った。これらの検証を通じ、個々の技術がどのように機能し、また相互に補完し合うことで水中通信全体の成立性が高まるかについて理解を深めることができた。

たとえば水中ドローンをリアルタイム制御するユースケースの場合、従来は有線接続された水中ドローンからの映像をオペレーターが目視して制御を行っていたが、(1)で AI が制御に必要な各種情報(障害物の状況や移動目標の捕捉など)のみを抽出し、(2)の低速だが安価な光無線通信で抽出された情報の送受信を行い、(3)の通信対象を追従する技術によって通信の安定化を図ることで、水中無線通信区間における安定したデータ伝送が可能となる。さらに、(4)の水上ドローンが水中ドローンに随伴し、セルラー通信を経由して情報をオペレーターに伝達することで、飛行機における計器飛行のように、AI もしくは AI の助けを借りたオペレーターが映像情報に頼らない水中ドローンの計器航行を行うことが可能となる。

本実証を行う養殖産業のユースケースに必要な技術要素は上記 4 つが全て盛り込まれており、実証の中で各要素技術ならびにそれらを組み合わせたトータルのポテンシャルを検証することで、安定した無線通信が難しい海中でも安定したデータ伝送を可能にし、様々な海洋産業で高度なソリューションを活用するための水中無線通信環境の構築の実現性を確かめる。特に、通信成立性の評価で得られた知見は、海中通信技術をより高度に発展させるための基盤として活用できるものである。

なお、代表機関であるソフトバンク株式会社は愛媛県と包括的な連携協定を結んでおり、養殖産業の課題解決もその取り組みの一部として進めているため、実証完了後の R8 年度からシームレ

スに実証成果の実用化に向けた協議を実施する。また、本実証の状況は当社から積極的に PR を行い、AI を活用した水中光無線通信ソリューション実用化を魚類養殖生産量 43 年間連続日本 1 位である愛媛県から発信することで全国的な社会実装に弾みをつける。

○「必要性・新規性」に関する補足

必要性：

我が国の養殖業をはじめとする海洋産業では、担い手不足、作業負荷の増大、飼料価格の高騰といった構造的課題が顕在化している。養殖現場では、生簀内の魚群状況を把握するために潜水点検や映像の目視確認が行われてきたが、身体的負担が大きく、頻繁な実施は困難である。また、映像をそのまま陸上へ伝送する方式は通信量が大きく、海中・海上という通信制約下ではコスト・運用面の課題が大きい。加えて、音響通信は帯域や遅延の制約があり、レーザー型光無線通信は高コストかつ運用難易度が高いなど、既存手法はいずれも実装面で制約を抱えている。このため、海中環境に適合し、必要な情報を低負荷で取得・伝送できる新たな手法の確立が求められており、本事業はその実現可能性を検証するものとして高い必要性を有している。

新規性：

本事業の新規性は、エッジ AI による現場完結型の情報処理と、水中光無線通信(OCC)を組み合わせ、海中におけるデータ伝送を実環境で成立させた点にある。生簀内に設置したエッジデバイスで映像解析を行い、映像ではなく尾数等の解析結果のみを送信することで通信量を大幅に削減し、低速だが安価な OCC 通信でも実用的な伝送を可能とした。また、LED とカメラを用いた OCC に AI による光源検出・追従を組み合わせることで、揺動や濁度変動を伴う環境下での通信成立性を確認した。さらに、水中ドローン、水上ドローン、セルラー通信を組み合わせた海中一水上一クラウドの一貫した通信構成を検証するとともに、移動体追跡 AI や自動調整 AI 等の要素技術を整理し、養殖分野にとどまらない展開可能性を示した点において、新規性の高い実証である。

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(R7 年度)では、水中エッジ AI、OCC 通信、水中ドローン追従制御といった要素技術を統合し、システム全体としての実現可能性を確認した。これらの成果を踏まえ、R8 年度以降は愛媛県の養殖産業における課題解決に向けた最適かつ低コストな技術構成(機器構成)の検討に必要なデータの取得と、さらなる改良を進める。R8 年度には OCC 通信装置の改良および実証を行い、養殖業における給餌効率化ソリューションの具体化を図りつつ、R8~R9 年度の実用化を目指す。また、愛媛県の地元養殖業者と連携し、導入効果やビジネス性の検証・試算を進める。

さらに、洋上風力発電設備の点検向け水中光無線通信については複数事業者から実現可能性の相談を受けており、本実証で得られた水上ドローンの自律航行ノウハウと、OCC による光源追尾機能を活用することで、従来有線であった水上ドローン~水中ドローン間の通信区間を水中光無線通信へ置き換える研究開発を R8 年度以降に進める。これにより動的な移動体同士の通信が必要となるユースケースにも対応でき、洋上風力発電設備の海中点検などに向けた R9 年度の実用化が視野に入る。

また、OCCの広い視野角という特性とAIによる情報圧縮技術を組み合わせることで、R9年度以降は水中ドローンの遠隔制御用回線としての活用や、ダイバーとの1対多通信・位置情報取得システムへの応用を進める。これにより、海洋土木作業の効率化やダイバーの安全確保といった、多様な海洋産業分野への展開が期待でき、「安定した海中無線通信環境の構築」に向けた社会的基盤整備に寄与する。

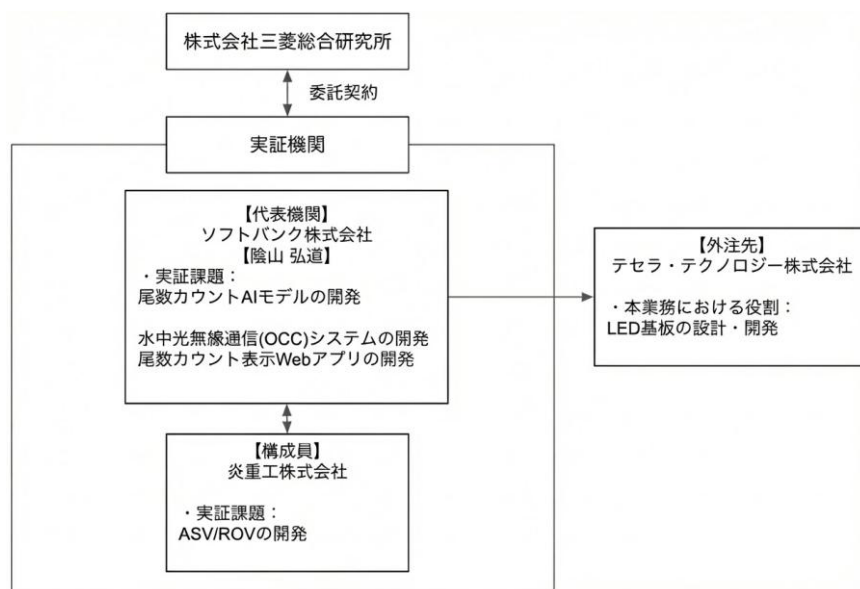
加えて、GNSSを備えた自律航行型的水上ドローンは、ダイバー向け海難救助ソリューションにも応用可能である。当社が保有する特許技術(海中ジオフェンス)と組み合わせることで、ダイバーの位置測位、ロスト検知、SOS信号検出などを高度化できる。現在も海上保安庁やダイビング事業者と連携して研究開発を進めており、本実証で得られた成果を基にR8年度以降の実用化を加速する。R7年度の実証成果を起点として、R8～R9年度の実用化、さらに中長期での事業展開へと発展させていく想定である。

2. 業務実施体制

2.1 実証機関

代表機関	法人名	ソフトバンク株式会社
	代表者氏名	宮川 潤一
	所在地	東京都港区海岸一丁目7番1号
	業務の概要	移動通信サービスの提供、携帯端末の販売、固定通信サービスの提供、インターネット接続サービスの提供
構成員	法人名	炎重工株式会社
	代表者氏名	古澤 洋将
	所在地	岩手県滝沢市穴口 57-9
	業務の概要	「制御技術」を活用した屋外向け自動化製品 及び サービスの企画・開発・製造・販売・保守など
	構成員とする理由	ASV の自律航行や ROV に関する実証には、同社の技術が不可欠であるため

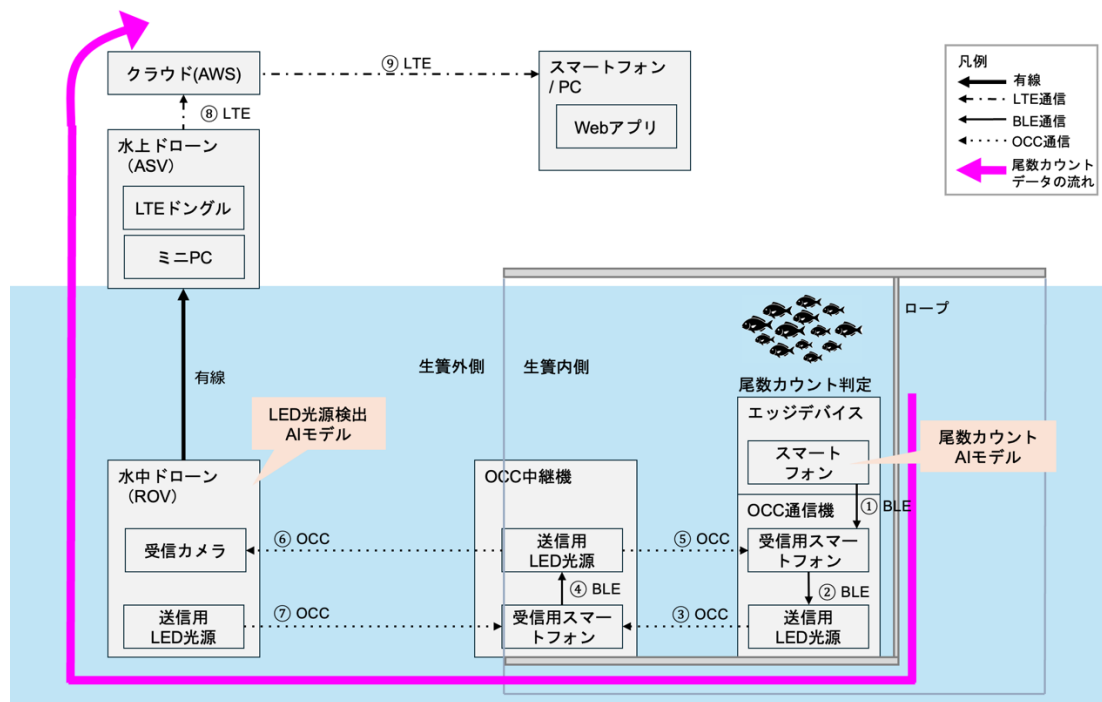
2.2 実施体制図



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

■通信システム及び AI システム全体像の図



注釈:LED 光源検出 AI モデルは、水上ドローンに搭載したミニ PC 上で動作している。OCC 中継機からの送信信号を受信するため、受信カメラのみを水中ドローン側に搭載し、当該受信カメラは有線により水上ドローン側のミニ PC に接続している。

エッジデバイスであるスマートフォンを用いて生簀内を回遊する魚群を撮影し、尾数カウント AI モデルにより尾数を算出する。算出した尾数カウント結果は、①BLE 通信により OCC 通信機(スマートフォン)へ送信する。OCC 通信機は、⑤OCC 中継機から GET 信号を受信した場合に、②受信した尾数カウント結果を BLE 通信により送信用 LED へ送信する。③送信用 LED を介して尾数カウント結果を OCC により中継機へ送信する。⑥OCC 中継機は尾数カウント結果を受信後、⑦水中ドローンから GET 信号を受信したタイミングで、⑥保持している尾数カウント結果を送信用 LED に送信する。⑧送信用 LED は OCC により水中ドローンへ送信する。

※⑩補足 Starlink を使用せずに LTE 通信とした理由

実施計画書では衛星通信(Starlink)を使用することも想定していたが、以下の理由により LTE 通信とした。

理由 1:重量および消費電力

Starlink はアンテナ本体と付属品類を含めると 10kg を超える。ASV 本体の重量が 70kg 程

度であるのに対して重量過多であった。また、消費電力 150W をまかなうためには ASV のバッテリーを大型化する必要が生じるが、これも重量増加に繋がるため、軽量コンパクトな LTE 通信を選択した。

理由 2:LTE 通信の圏内である

実証環境である長早作業場生簀は LTE の圏内であり、現地調査においても問題無く通信できることを確認できたため LTE 通信とした。

3.2 通信システム及び AI システムの設置場所

養殖生簀中央に設置した、エッジ AI を搭載したカメラ付きエッジデバイスにて、養殖魚の尾数を一定時間ごとに AI で解析し、映像から必要情報(魚の尾数)のみを抽出してデータを軽量化、時系列で保存する。

エッジデバイスに接続された OCC 通信機から OCC 中継機に尾数情報を伝送し、OCC 中継機にて各エッジデバイスの尾数カウントログを時系列で蓄積していく。

養殖生簀のアンカーロープや、養殖生簀間の連結ロープに接触しないように、水上ドローンから鉛直下向きに降下させた有線式水中ドローンが、OCC 中継機の LED 光源を捕捉して機体の姿勢制御を行うことで水中ドローンと OCC 中継機間の安定した OCC 通信を維持し、尾数カウントログの回収を行う。

水上ドローンが、鉛直下向きに降下した水中ドローンから尾数カウントログを受け取り、セルラー通信にて尾数カウントログをクラウドに送信し、養殖生簀の管理者が Web アプリで尾数カウント情報を閲覧可能な状態にする。

■実証フィールド

愛媛県西予市 赤坂水産長早作業場 試験生簀



出典:国土地理院地図 空中写真を元に赤字および赤枠を追記

■現地設置概要図

本実証で構築した通信システム及び AI システムの構築要した費用は以下の表の通りである。

水上ドローン(ASV)、水中ドローン(ROV)	本体機器開発費用	1 式	575 万円
GigE カメラ	本体機器費用	3 台	21 万円
OCC 通信機用耐圧容器	本体費用	1 台	28 万円
LED 基盤	基板実装イニシャルコスト	1 式	50 万円
	基板製作費用	1 式	5 万円
合計			679 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

本実証における通信システム及び AI システムの構築にあたっては、水中・海中の生簀環境に特有の安全性、施工性および運用制約を踏まえ、事前準備段階から機器形状・材料選定、設置方法、運用計画を一体で最適化した。

機材全般：生簀内は網、回遊する魚類、ならびに設置作業を行うダイバーが近接する環境であることから、鋭利な突起による損傷リスクを最小化することを最優先とし、生簀内に設置する OCC 通信機および OCC 中継機には鉄製部材等の硬質材料の使用を避け、柔軟で突起が生じにくい材料を採用したうえで、3D プリントにより角部を廃した丸みのある筐体形状で製作した。また、スマートフォンを収納する耐圧容器および LED 発光機器(カメラハウジング)についても同様に尖端を排除した形状とし、魚体・網・作業員への接触時における安全性の確保を図った。

生簀への機器設置：OCC 通信機を生簀内へ設置するにあたり、計画段階では生簀の構造(固定可能箇所)が十分に把握できなかったため、生簀に設置する方針としていたが、現地確認の結果、固定可能な箇所は生簀上部または側面の網部分に限られることが判明した。そのため、OCC 通信機はラダー(塩化ビニール製パイプをはしご状に組んだ治具)を用いて OCC 中継機と連結し、一体として安定固定できる構成に変更した。さらに、生簀中央上部には給餌用の足場が設置されていたことから、当該足場から約 7m のロープを垂下し、ラダーを浮遊させる形で所定位置に保持する方式を採用し、設置安定性と作業性の両立を図った。

移動体の追跡：移動体の追跡は、計画段階ではブイに付けた下向きカメラで、水中ドローンに載せた OCC 光源(点滅 LED)の“ID”を追跡する方法を検討していた。これは移動する条件を作る上でブイとドローンの組み合わせが良いと考えたためであった。しかし、現地実証においては、生簀そのものが波で揺動しているため、生簀に設置した OCC 光源とドローンの組み合わせで移動体追跡の条件を作れることが判明した。このため、実施計画書上の手段とは一部異なるものの、試験

項目としての条件を満たす形で全通試験に包含して実施した。

ドローンの航行：現地環境には海面付近のロープ等の付帯設備が存在する場合があります、自律走行で生簀近傍へ接近する運用には接触・絡まりのリスクが伴うことから、本実証では周辺環境を事前に把握したうえで安全側に運用方法を調整し、主要な検証目的への影響を抑えつつ実施した。

LED 光源：RGB 光源の調達に時間を要するため、ユースケース②においては既存の高輝度青色 LED を使用した。

4. AIモデルの開発・学習

4.1 AIモデルの全体像

■尾数カウント AI モデル

本実証では、生簀内における魚の尾数をカウントするために、深層学習を用いた尾数カウント AI モデルを利用した。この AI モデルは、弊社が過去に開発し、既に利用実績のあるものであり、本実証において新たな学習や改良は行っていない。

尾数カウント AI モデルは、生簀内の魚の個体数を画像から推定することを目的とした深層学習ベースの密度推論モデルである。畳み込みニューラルネットワーク(CNN)により、入力画像と同一解像度の密度マップを生成する。この密度マップの各ピクセル値は、画素周辺に魚が存在する確率的な期待値を示す連続値であり、個々の魚を明示的に検出するのではなく、群れ全体の分布を確率的に表現する。図 4-1-1 に示すとおり、推定された密度マップに対して閾値処理を行い、結果をヒートマップとして可視化する。魚の存在確率が高いピクセルほど強調表示されるよう、確率の高い順に赤色(>0.5)、橙色(>0.3)、黄色(>0.1)で示している。推論時には、得られた密度マップ上の全ピクセル値を積分的に合算することで尾数を算出する。この密度推論型のアプローチは、従来の物体検出モデルと比較して、魚体同士の重なりや部分的な遮蔽が存在する高密度な状態でも、検出漏れが起きにくいという利点を持つ。特に、生簀環境のように魚群が集中して分布する状況において、本手法は実用性の高い設計といえる。

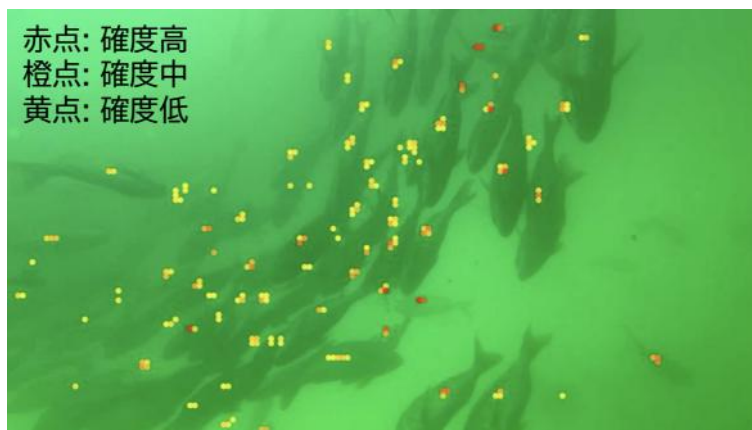


図 4-1-1 尾数カウント AI モデルの推論結果

本モデルの学習データには、「Foids」と呼ばれる魚群行動シミュレーション技術を用いて生成された CG データを活用した。Foids は、魚の遊泳行動や群れ形成を生物学的知見に基づいてモデル化する手法であり、自然な群泳挙動の再現が可能である。この技術により、魚種、個体数、密度分布、重なり方などの条件を制御した多様な教師データを自動生成することができる。各魚の正確な位置情報が既知であるため、高精度かつ一貫性のある密度マップの教師データを生成でき、人的コストの高いアノテーション作業も大幅に削減できる。

本モデルは、個体単位の検出精度を追求するのではなく、全体としての尾数推定誤差を最小化することを重視して設計されている。密度推定に基づく手法では、局所的な誤差があった場合でも、

全体の合算によって誤差が平均化されやすく、特に高密度条件下において安定した推定結果が得られる傾向がある。ロバスト性の観点では、Foids によって多様な群泳パターンを学習することで、魚の重なりや部分的な遮蔽に対しても推定性能を維持できる。また、CG データと実画像データの併用により、水中環境における変動要因への耐性が高まっていると考えられる。

■LED 光源検出 AI モデル

本実証では、LED 光源の点滅をカメラ映像から識別することで通信を行う OCC (Optical Camera Communication) 技術を活用し、水中無線通信区間を確立する。そのため、カメラ映像から LED 光源を高精度かつ高速に検出する画像認識技術が求められる。

そこで本研究では、リアルタイム処理が可能な深層学習ベースの物体検出モデルとして広く用いられている YOLO シリーズの中から、YOLOX-NANO モデルを採用した。YOLOX-NANO は軽量なネットワーク構成を有しており、エッジデバイス上においても高速な推論が可能である。また、YOLOX は商用利用が可能なライセンス形態を採用しているため、将来的な社会実装および商用化を見据えた場合にも適したモデルであると考えられる。

YOLOX-NANO モデルのアーキテクチャを図 4-1-2 に示す。YOLOX はアンカーフリー方式を採用した単段型の物体検出モデルであり、従来の YOLO 系列と比べて構成が簡潔で、高精度かつ高速な推論が可能である。モデルは Backbone、Neck、Head の 3 つの構成要素から成り、Backbone で抽出した特徴量を Neck において複数スケールで統合することで、対象物の大きさの変化に対して頑健な特徴表現を生成する。これにより、撮影距離や姿勢の変化に伴うスケール変化に対しても安定した検出が可能となっている。推論時には、複数の検出候補が同一物体に対して生成されるため、Non-Maximum Suppression (NMS) を適用し、重複するバウンディングボックスを抑制する。NMS により、信頼度の高い検出結果のみを最終的な出力として選択することで、誤検出や冗長な検出を低減している。

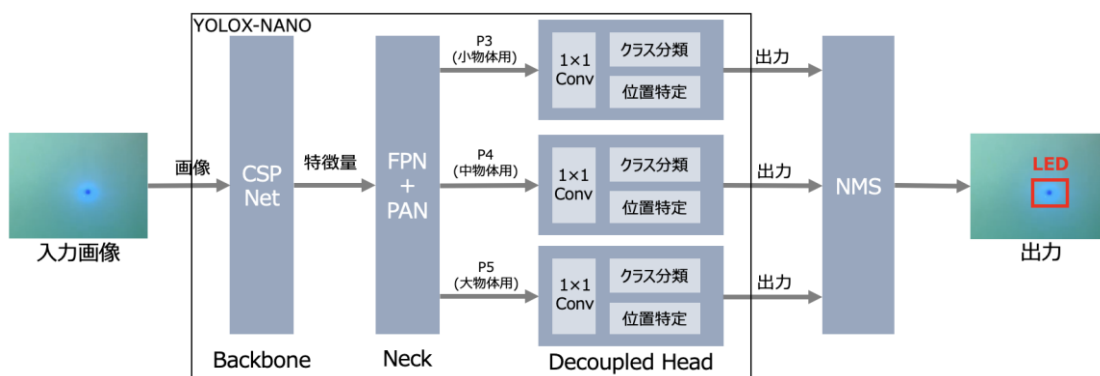


図 4-1-2 LED 光源検出 AI モデルのアーキテクチャ

■パラメータ自動調整 AI モデル

本実証では、外光や濁度などの環境条件が変動する状況下でも光源検出の精度低下を抑えることを目的に、撮像条件である露光時間およびゲインを環境に応じて自動調整するパラメータ自動調整 AI を構築した。学習手法には、データの再利用によりサンプル効率が高く学習が安定しやすい Off-policy 型強化学習アルゴリズムである SAC (Soft Actor-Critic) を採用した。

図 4-1-3 に示すとおり、本アーキテクチャは SAC に時系列処理として LSTM を組み合わせた構成である。環境はシミュレーション生成画像から観測値(13 次元)を出力し、LED 光源検出 AI モデルにより報酬を算出する。Actor(実行者)は、観測列を入力した LSTM の隠れ状態(以降、状態表現)を入力として、次の撮像条件(露光時間、ゲイン)を行動として出力し、環境へ反映する。観測値、行動、報酬に加え次観測等の遷移情報は ReplayBuffer に蓄積され、学習時には ReplayBuffer から観測列(バッチ)をサンプルして LSTM に入力し、各時刻の状態表現および次時刻の状態表現を得る。Critic(評価者)は状態表現と行動から、将来どれだけ報酬が得られそうかを表す Q 値を推定し、報酬と TargetCritic が推定する次状態表現における Q 値にエントロピー項を加えて算出したターゲット値に近づくよう更新される。TargetCritic は Critic のパラメータをソフトアップデートで追従させ、学習の安定化を図る。

また LSTM を組み込むことで、直近の観測だけでは捉えにくい濁度や外光の時間変動を状態に反映し、時系列文脈を考慮した撮像条件の選択を可能とした。推論フェーズでは学習済み Actor と LSTM により撮像条件を逐次出力できるため、エッジデバイス上での実装にも適した構成である。

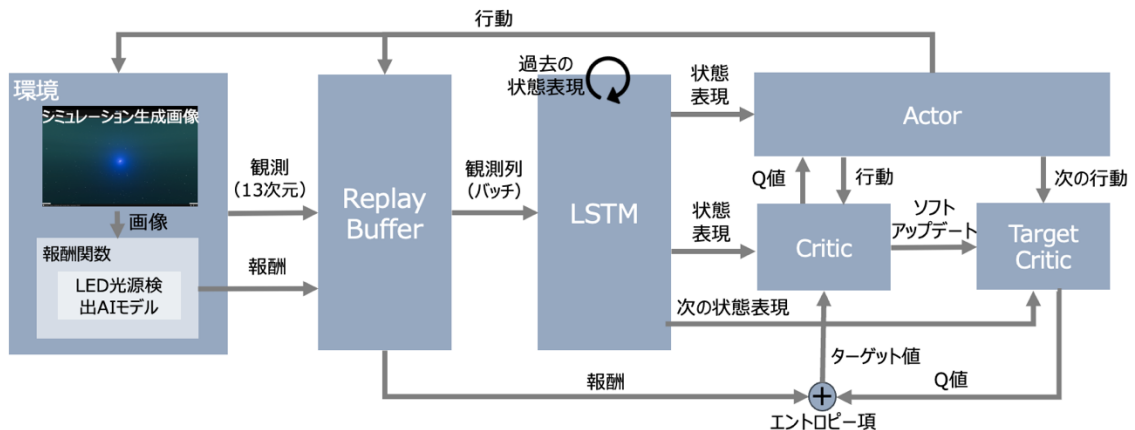


図 4-1-3 パラメータ自動調整 AI モデル(SAC+LSTM)のアーキテクチャ

環境から SAC のネットワークに入力される観測は次の 13 個の情報を利用している。報酬には滑動窓で平滑化した TP/FP/FN から計算した F 値とマージンに、操作量・白飛び・黒潰れ・負例誤検出のペナルティを加えて安定化している。

- ・検出された BBOX の検出数
- ・検出された BBOX の平均信頼スコア
- ・検出された BBOX の最大信頼スコア
- ・検出された BBOX の平均 BBOX 面積
- ・検出された BBOX の平均アスペクト比
- ・LDR 輝度の 5%点
- ・LDR 輝度の 95%点
- ・白飛びしているピクセル数の割合
- ・黒つぶれしているピクセル数の割合
- ・画像全体での近傍輝度差分の平均値
- ・輝度のラプラシアン分散

- ・露光
- ・ゲイン

本モデルの利点として、推論時に使用するネットワークが軽量である点に加え、過去の経験を再利用可能な Replay Buffer を用いることで、YOLOX 推論を伴う計算コストの高い報酬評価に対しても、少ない試行回数で効率的な学習を実現できる点が挙げられる。さらに、連続値の行動出力が可能であるため、露光時間やゲインといったカメラパラメータのような微細な数値調整を必要とするタスクに適した強化学習手法である。

4.2 取得したデータ

(1) 取得したデータ一覧

本実証において、AI モデルのデータセットとして取得したデータの一覧を以下に示す。

実証フィールドである愛媛県赤坂水産長早作業場において、LED 光源検出 AI モデルの学習データ利用を目的として、生簀内の水中に設置した LED 光源を撮影した動画データを取得した。撮影時期によって水中の濁度や色味が変化することを考慮し、複数の日程に分けてデータ取得を実施した。

また、尾数カウント AI モデルのカウント精度算出を目的として、ユースケース①の実証時に、尾数カウントを行うエッジデバイス上で解析した動画データを取得した。

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	LED 光源検出 AI の学習用データ	スマートフォン	愛媛県西予市三瓶町長早水産作業	海中の LED 光源 1 台が映った生簀内の映像	令和 7 年 5 月 20 日	MP4 形式
2	LED 光源検出 AI の学習用データ	スマートフォン	愛媛県西予市三瓶町長早水産作業	海中の LED 光源 2 台が映った生簀内の映像	令和 7 年 7 月 29 日	MP4 形式
3	LED 光源検出 AI の学習用データ	スマートフォン	愛媛県西予市三瓶町長早水産作業	海中の LED 光源 1 台が映った生簀内の映像	令和 7 年 8 月 28 日	MP4 形式
4	尾数カウント AI モデルのカウント精度算出用データ	スマートフォン	愛媛県西予市三瓶町長早水産作業	魚群が映った生簀内の映像 (AI 解析済)	令和 7 年 11 月 27 日	MP4 形式

(2) データセット作成に係る処理

■ 尾数カウント AI モデル

※本実証向けに新たな学習は実施せず既存モデルを使用した。

■ LED 光源検出 AI モデル

LED 光源検出 AI モデルの学習には、仮想データと実データを組み合わせて作成した独自のデータセットを使用した。仮想データを活用することで、実環境では再現が困難な多様な環境条件を網羅的に再現できる点に加え、大量の学習データおよび正解アノテーションを低コストかつ高精度に生成できるという利点がある。

仮想データとしては、Unity Technologies 社が提供する Unity Editor を用いて再現した海中シミュレーション環境内で生成した画像データを利用した。Unity Editor においては、現実世界に近い精緻な画像表現が可能なレンダリングパイプラインとして「HDRP (High Definition Render Pipeline)」を採用し、海中シミュレーション環境の構築には同社が提供する「Water System」を活用した。Unity Editor 上で生成した海中環境に LED 光源およびカメラを設置し、下記に示す環境パラメータをランダムに変化させることで、外光条件、水質、撮影距離などが大きく異なる多様な環境条件下における画像を生成した。これにより、実環境では十分に収集することが難しい条件を含めた、汎用性の高い学習データの拡充を図っている。

- 太陽光強度(100 / 200 / 1000 W/m²)
- 水質(濁度:弱~強の 10 パターン)
- カメラ深度(3 / 5 / 10 m)
- LED 光源強度(600 / 900 / 1500 lm)
- カメラ~LED 光源間距離(1.0~10.5 m、0.5 m 刻み)

仮想環境で生成した画像に対する正解アノテーションデータは、C#によるプログラムを用いて自動生成した。この手法により、人手によるアノテーション作業を大幅に削減するとともに、ラベル付け基準のばらつきを排除し、データの一貫性と再現性を確保している。

一方、実データには、4.2(1)に記載の通り、愛媛県赤坂水産長早作業場付近の生簀内部において当社が撮影した動画データを使用した。実データを用いることで、仮想環境では完全には再現できない実海域特有の光の散乱、ノイズ、水中構造物の影響などを学習に反映させることが可能となる。

仮想データと実データを組み合わせて学習データセットを構築することで、仮想データによる網羅性・多様性と、実データによる現実適合性を両立させ、未知環境に対しても高い検出性能を発揮可能なモデルの構築を目指した。作成したデータセットは、全体を 8:1:1 の割合で学習用、検証用、テスト用データに分割した。また、LED 光源が写っていない背景画像を全体の約 10%混在させることで、誤検出の抑制を目的とした学習を行っている。

データ分割時には、下記の条件を満たさないデータを自動的に除外する仕組みを構築した。さらに最終段階では人の目による確認を行い、不適切な画像データやアノテーションデータを削除することで、高品質なデータセットを維持・運用している。

<データセットとして採用するデータの条件>

- 正規化された BBOX の幅および高さが 0.03 以上かつ 0.8 未満であり、かつ縦横比が 2 以下であること
- 生成された BBOX の縦幅および横幅が、入力画像の縦幅および横幅に対して 3%以上 80%以下であること
- BBOX 内の LED 領域の平均輝度が 0.12 以上であり、背景に対する平均輝度比(BBOX 内の平均輝度 ÷ BBOX 外の平均輝度)が 1.05 倍以上であること
- BBOX 内と BBOX 外の平均色距離が 0.15 以上であり、かつ BBOX 内の平均彩度が 0.35 以上であること

参考として、海中シミュレーション環境の画像を以下に示す。本画像は、海中シミュレーション環境内に配置したカメラによって取得された映像であり、中央に表示されている青色の光が検出対象である LED 光源を示している。なお、画像中に散見される白点は、海中に漂うマリンスノーを表現したものである。

本画像における環境パラメータを下記に示す。

- 太陽光強度:300 Lux
- 水質:1 (濁度が一番弱い)
- カメラ深度:10m
- LED 光源強度:1500 lm
- カメラ～LED 光源間距離:3m

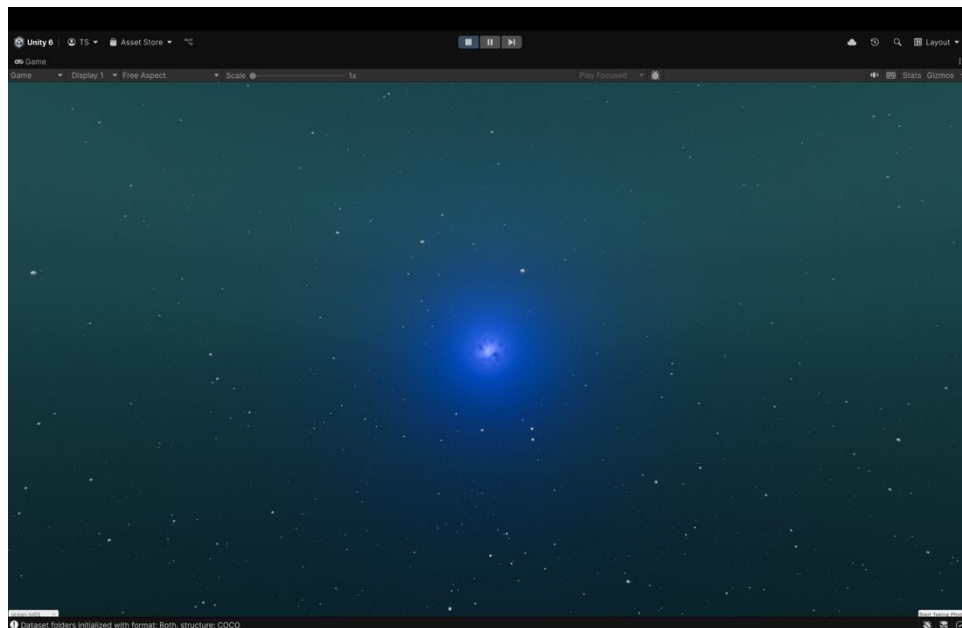


図 4-1-4 海中シミュレーション環境の生成画像

■ パラメータ自動調整 AI モデル

強化学習手法を採用しており、学習は環境との相互作用を通じて逐次的に行われる。そのため、教師あり学習において一般的に使用されるようなデータセットは作成していない。

(3) システム全体のデータフロー図

本システムは、エッジ AI デバイス上に搭載された尾数カウント AI モデルを実行することで、カメラ画像から尾数カウントデータを生成し、BLE および OCC を用いて確立した水中無線通信区間を経由して、尾数カウントデータを水上／水中ドローンへ送信しクラウドにアップロードする。

本実証において開発した LED 光源検出 AI モデルおよびパラメータ自動調整 AI モデルは、水上／水中ドローンに搭載された PC 上で動作し、生簀の網に装着された OCC 中継機の光源を検出・追跡することを目的として用いられる。

本システムにおける光源検出は、通信区間の特性に応じて手法を使い分けている。まず、OCC 通信機と OCC 中継機の間では、両者が常に正対するように固定されているため、光源の位置変動が小さく、検出および追跡は比較的容易である。この区間では、背景差分や色識別といった古典的な画像処理手法を組み合わせたアルゴリズムにより、光源検出を行っている。

一方、OCC 中継機と水上／水中ドローンの間は固定されておらず、水流や生簀網の揺動によって光源の位置や姿勢が大きく変化する。この区間では、従来の画像処理手法のみでは安定した検出が困難であるため、高精度かつロバストな光源検出・追跡が可能な AI モデルを適用している。これにより、環境変動下においても安定した通信の確保が可能となる。

(4) データの適切さ

■ 尾数カウント AI モデル

※本実証向けに新たな学習は実施せず既存モデルを使用した。

■ LED 光源検出 AI モデル

LED 光源検出 AI モデルでは、仮想データと実データを組み合わせた学習データセットを利用している。仮想データは、水質 10 パターン、太陽光強度 3 パターン、カメラ深度 3 パターン、カメラ—LED 光源間距離 20 段階、LED 光源強度 3 段階の組み合わせを網羅的に生成しており、さらに光源姿勢の乱数化や点滅制御を加えることで、実環境に近い多様な条件を再現している。これにより、濁度、光量、撮影距離、視点のばらつきに対して幅広く対応可能な、代表性の高いデータセットを構築している。

特に水質パターンについては、濁度の違いを中心に光の透過性および散乱特性が異なる 10 種類の水中環境を構築した。これらの一部は、愛媛県での実証実験時に撮影した水中動画と比較し、見え方や光の減衰特性が十分に近似するよう調整している。これにより、特定の実証環境に依存せず、異なる海況条件にも適用可能な汎用性を確保している。

さらに、実データとして、実証フィールドにおいて実際の水中動画を撮影し、仮想データでは完全には再現が困難な実海域特有のノイズや光の揺らぎ、水中構造物の影響などを学習に反映させている。これにより、仮想データの網羅性と実データの現実適合性を両立した学習データセットを構築している。

■ パラメータ自動調整 AI モデル

強化学習手法を採用しており、学習は環境との相互作用を通じて逐次的に行われる。そのため、教師あり学習において一般的に使用されるようなデータセットは作成していない。

4.3 AI モデルの学習プロセス

■ 尾数カウント AI モデル

※本実証向けに新たな学習は実施せず既存モデルを使用した。

■ LED 光源検出 AI モデル

LED 光源検出 AI モデルの学習では、AWS の EC2 インスタンス上に YOLOX を学習するための環境を構築することで実行した。学習率スケジューラにより学習率を適切に制御することで学習の安定化を行い、併せてアーリーストップを導入することで、モデル精度の指標において一定期間改善が認められない場合には学習を早期終了する構成とした。これにより、不要な学習の継続を防ぎ、計算資源および学習時間の削減を図るとともに、過学習の抑制にも寄与している。

学習環境および学習条件の詳細を以下に示す。

- フレームワーク
 - PyTorch
- 計算環境
 - クラウド環境: Amazon Web Services(AWS)EC2
 - インスタンス種別: p3.2xlarge
 - GPU: NVIDIA Tesla V100 ×1 基
 - CPU: 8 vCPU
 - RAM: 61 GiB
 - VRAM: 16 GiB
- 学習時間
 - 平均約 8 時間
- 試行回数
 - 平均 3,000 epoch(アーリーストップにより自動終了するためバラツキがある)

■ パラメータ自動調整 AI モデル

パラメータ自動調整 AI モデルの学習は、Unity Editor 上に構築した海中シミュレーション環境に、強化学習ライブラリである ML-Agents を導入することで実施した。学習では、エージェントがカメラの露光時間およびゲインを連続値として操作し、YOLOX による光源検出精度を向上させることを目標とした。

各学習ステップにおいて、エージェントは現在の観測情報を入力として行動を決定し、行動後のカメラ設定に基づいて YOLOX による推論を実行する。得られた検出結果を正解データと比較し、その評価結果に基づいて報酬を算出する。この一連の処理を反復することで学習を進めた。強化

学習モデルの学習の進捗を確認し、YOLOX の精度の向上や、付与される報酬の大きさの変化量が一定になった場合に学習を終了させる。

- フレームワーク
 - Unity ML-Agents
 - PyTorch
- 計算環境: MacBook Pro(ローカル環境)
 - GPU:未使用
 - CPU:Apple M3 8 個
 - RAM:16GB
- 学習時間
 - 平均 11 時間
- 平均試行回数
 - 平均 50000 epoch

4.4 AI モデルの開発・学習にあたっての留意事項等

■ 尾数カウント AI モデル

※本実証向けに新たな学習は実施せず既存モデルを使用した

■ LED 光源検出 AI モデル

<学習データセットの作成について>

本節では、シミュレーション環境で生成した画像データに対するアノテーションデータの自動生成機能を開発する上での知見について述べる。LED 光源の点灯検出タスクにおけるデータセット作成では、固形物体を対象とする一般的な物体検出とは異なり、「光って見える範囲」を物体とみなして BBOX を定義する必要がある。そのため、仮に人手で 1 枚ずつアノテーションを行った場合でも、BBOX の大きさにばらつきが生じやすく、厳密に一貫した BBOX を定義することは困難である。

このような特性から、厳密な意味で完全に正解といえるアノテーションファイルを作成することは難しいが、本検証では可能な限り高い精度と一貫性を確保したアノテーションを自動生成するため、複数の工夫を取り入れている。

具体的には、点灯している LED 光源の光の範囲を捉えるため、輝度値のみならず色距離の指標を併用した。BBOX の中心座標を基準として、各指標が所定の閾値を満たさなくなるまで縦方向および横方向にピクセル走査を行い、その結果から BBOX の大きさを決定することで、アノテーションデータを自動生成している。

さらに、自動生成されたアノテーションに対して、BBOX が過度に大きい場合、アスペクト比が不適切な場合、あるいは LED 光源の輝度が十分でない場合などを判定し、条件を満たさないデータを自動的にデータセットから除外する仕組みを実装した。最終段階では、個別のデータを目視で確認し、AI モデルの学習に適切でないと判断される画像およびアノテーションを削除している。こ

これらの工程により、実装面および運用面の両方から高品質なデータセットであることを担保している。

<物体検出タスクにおけるクラス数について>

LED 光源検出において、1 クラスの物体検出タスクとするか、多クラスの物体検出タスクとするかについて、複数回の検証を行った。その結果、1 クラスの物体検出タスクにおいて最も高い検出精度が得られたため、本検証では最終的に 1 クラス構成を採用した。

多クラスの物体検出タスクでは、LED 光源の見え方の違いに基づいて検出対象のクラスを分ける設計とした。同一の LED 光源であっても、光源の明るさ、撮影距離、水中の濁度などの要因が複雑に影響し、画像上では異なる見え方となる。具体的には、以下の 2 種類の状態を別クラスとして定義した。

- (1) LED 光源の中央部が過度に明るく、白飛びが発生している場合
- (2) 通常の明るさで、白飛びが発生していない場合

これらの分類は、主に画像中の輝度変化量などの指標を用いて判別した。しかし、検証の結果、多クラス構成による物体検出精度は 1 クラス構成を上回ることはなく、本検証では多クラスモデルは不採用とした。

<AI モデルの算出精度について>

本検証の対象である LED 光源は人や自動車といった固形物体とは異なり、明確な形状を持たないため、本検証における AI モデルの精度評価を、一般的な物体検出モデルで用いられる指標のみで表現することは必ずしも適切ではない。

そこで、本検証では新たな評価指標として RMSE (Root Mean Square Error) を導入した。具体的には、正解 BBOX と予測 BBOX の中心座標間のユークリッド距離を算出し、その値を RMSE として定義している。単位はピクセル(px)とし、予測された BBOX が正解 BBOX からどの程度ずれているかを定量的に表現する指標とした。

この指標により、LED 光源が画像中の正しい位置に検出されているかをより正確に評価することが可能となる。本来の LED 光源検出の目的は、OCC 通信を実現するために光源位置を把握することであり、光源の領域の大きさを厳密に求めることではない。そのため、RMSE は IoU などの従来の物体検出に用いられる評価指標と比較して、本検証においてはより目的に即した有効な精度指標であるといえる。

■パラメータ自動調整 AI モデル

<学習データセットの作成について>

LSTM は時系列情報を内部状態として保持する特性上、試行開始直後は十分な文脈情報が形成されておらず、学習が不安定になりやすい。そこで本検証では、学習開始前に約 100 ステップのウォームアップ期間を設け、観測と行動のみを実行して LSTM の内部状態を初期化した。この期間のデータは重み更新には使用せず、学習初期の不安定化を抑制している。

<不適切な正解データのフィルタリングによる学習安定化>

正解データ自動生成時に、物理的に不適切な大きさや位置を持つ正解 BBOX が生成される場合がある。これらを学習に用いると学習の収束を妨げるため、本検証では不適切な BBOX が検出された試行を学習対象から除外するフィルタリング機構を実装した。これにより、信頼性の高いデータのみを用いた安定した学習を実現している。

<負例(非点灯パターン)の導入による過学習の抑制>

過学習を防ぐため、LED が点灯していない負例(非点灯パターン)を全試行の約 10%の確率でランダムに混入させた。これにより、常に光源が存在する状況に偏ることなく、光源が存在しない環境下でも適切なパラメータ制御を学習でき、誤検知の少ない汎用的なモデル構築に寄与している。

<パラメータ変化量の制限と報酬設計による探索の安定化>

探索行動の安定化を目的として、1 回の行動における露光時間およびゲインの変化量を制限した。さらに、急激なパラメータ変更に対して報酬を低下させる設計とすることで、段階的かつ滑らかな探索を促し、学習の収束性と実運用時の制御安定性を向上させている。

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、エッジ AI を用いて伝送対象を解析結果に限定することでデータ量を大幅に削減し、光無線通信の一種で低速である一方、極めて安価に実装可能な OCC においてもデータ伝送が成立する通信量まで低減できることを検証する。具体的には、生簀に設置されたエッジデバイス上で動作する AI モデルにより生簀内の養殖魚の尾数をカウントし、映像そのものではなく解析結果のみを出力することで、映像データを送信する場合と比較して通信量の大幅な低減を実現する。評価では、エッジ AI が出力する尾数カウントのログファイルのサイズと、同期間に録画した映像ファイルのサイズを比較し、解析結果のみを伝送対象とした場合に通信量をどの程度削減できるかを削減率として算出し、通信量の削減率に関する KPI を満たすことを確認する。併せて、事前に把握している生簀内の魚の尾数と、エッジ AI による尾数カウント結果を比較し、尾数カウント精度に関する KPI を満たすことを確認する。なお、実施計画書では、尾数カウント用のエッジデバイスとは異なるデバイスを用いて尾数カウント期間中の映像を録画する想定としていたが、実際の運用では異なるデバイスは用いず、尾数カウントを実施する同一のエッジデバイスで映像を録画した。これは、AI が尾数推定に用いる映像(画角)と、後日の目視確認に用いる映像(画角)が一致していなければ、同一条件下での比較・検証が困難となり、推定尾数と目視確認尾数の整合性評価の妥当性が低下するためである。

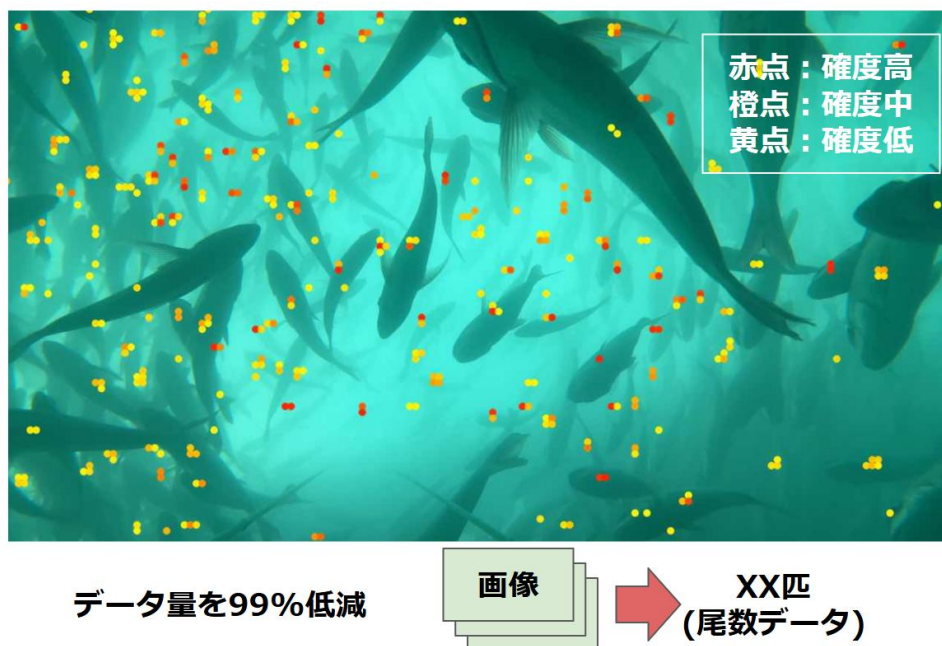


図 5-1-1 エッジ AI (尾数カウント AI) により画像データをテキストの尾数データに変換

5.1.2 利用技術・データ

本実証で用いる通信技術は BLE (Bluetooth Low Energy) 通信および OCC である。尾数カウントの伝送においては、エッジ AI (スマートフォン) から OCC 通信機内のスマートフォンへ送信する際に BLE 通信を使用し、OCC 通信機内のスマートフォンから LED 基盤へ送信する際にも BLE 通信を使用する。LED 基盤は受信した尾数カウントを OCC 通信の信号形式に変換し、OCC 中継機へ向けて送信する。これにより、水中環境においても、機器間の短距離伝送は低消費電力で実装容易な BLE 通信で担保しつつ、OCC により光学的に到達可能な区間へデータを引き渡す構成としている。

AI 技術については、エッジ AI (スマートフォン) 上で尾数カウント AI モデルを実行し、生簀内を回遊する養殖魚の尾数を推定する。エッジ AI は OCC 通信機の上側に設置され、上向きのカメラで生簀内を撮影する。尾数カウント値は、30 秒間連続で解析した推定値の最大値を当該区間のカウント値として採用することで、一時的な濁りや魚群の移動に伴う過小評価を抑制し、運用上の安定性を確保する。

本実証で取り扱うデータは、エッジ AI が取得する生簀内映像 (入力) と、尾数カウント AI モデルが出力する尾数カウント (解析結果) である。通信により伝送されるデータは解析結果 (尾数カウント) を中心とし、必要に応じて機器識別・制御に係る情報を含む。

5.1.3 必要性・新規性

■必要性

養殖現場では、生簀内の尾数を継続的に把握することが、給餌計画の最適化、成長・歩留まりの管理、出荷計画の精度向上、異常兆候の早期把握に直結する。一方で、生簀内の魚群は常に移動し、視認条件も水中の濁度や光環境に左右されるため、人手による目視や断続的な確認では、頻度・精度・コストの面で継続運用が難しいという課題がある。さらに、映像をそのまま遠隔地に送って解析する方式は、必要な通信容量が大きく、海上・沿岸の通信環境や電源制約を踏まえると、現場実装の障壁になりやすい。

このため本実証では、「生簀単体で尾数を把握できること」と「現場の通信制約下でも運用できること」を同時に満たす手段として、生簀に設置したエッジデバイスで尾数を推定し、解析結果のみを低容量で伝送する構成の有効性を検証対象とする。

■新規性 (市場における既存取り組みとの差分)

市場における既存の取り組みとして、魚道 (通過枠) に超音波の送受信器を設置し、通過する個体を海中でカウントして洋上でリアルタイムに確認する方式や、生簀同士を繋ぐ通路網の出口側にカメラを設置し、移動個体を画像認識によりリアルタイムでカウントする方式がある。これらは「魚が必ず通過する限定箇所」を観測点とすることでカウントを成立させる一方、観測できるのは通過した個体に限られ、通路・魚道の設置や運用条件に依存するため、適用できるユースケースが限定される。すなわち、生簀単体で完結して尾数を把握したい場合や、魚が通路を通過しない運用形態では、同じ仕組みをそのまま適用することが難しい。

これに対し当該方式は、観測点を「通過枠」ではなく「生簀そのもの」に置き、生簀に設置したエッジデバイスが魚群を撮影・解析して生簀全体の尾数を一括推定する構成である。したがって、通路網や魚道の整備が前提にならず、生簀単体での導入が可能であり、生簀配置や運用形態が異なる

現場にも展開しやすい点で汎用性が高い。この「限定箇所の通過検知に依存しない尾数把握」を実現しようとする点が、既存システムとの差分であり新規性である。

当該ソリューションを実証する利用としては、第一に、尾数把握の対象を「通過個体」ではなく「生簀内の魚群全体」に設定できるため、ユースケースの制約を根本から解消できる点にある。通過型は、通過が発生しない時間帯や運用では観測が成立しにくいのに対し、生簀内観測型は生簀内に魚が存在する限り継続的な把握が可能であり、管理に必要な頻度でデータを取得しやすい。

第二に、通信制約に対して現実的な解を提示できる点に優位性がある。映像伝送を前提とせず、エッジ AI で尾数を算出して解析結果のみを送ることで通信量を大幅に圧縮でき、低速であっても安価に実装可能な OCC でも伝送可能な水準に落とし込める。これにより、現場での通信・電源・コスト制約を踏まえた実装可能性が高まり、「技術的にできる」だけでなく「運用として回る」方式として成立し得る。

第三に、機器構成がモジュール化されており、生簀単体への後付け・拡張がしやすい点が、導入性・保守性の観点で有利である。既存方式が通路や観測点の整備を必要とし、レイアウト依存が大きいのに対し、当社方式は生簀に設置するエッジデバイスを中心に完結するため、現場条件の違いを吸収しながら横展開しやすい。

以上より、本実証では、生簀単体での尾数把握というニーズに直接適合し、通信制約下での実装可能性と汎用性の両立が見込める当該ソリューションを採用し、その有効性と実用性を検証することとした。

5.1.4 検証条件

■地理的・空間的条件：

本ユースケースは、尾数カウント AI モデルのカウント対象となる真鯛が回遊する 12 メートル四方の生簀を対象とし、愛媛県西予市赤坂水産長早作業場の試験生簀を実証フィールドとして設定した。養殖生簀内に設置したカメラ付きエッジデバイスにより取得した水中映像を用いて、当該生簀内で管理されている真鯛を対象とした尾数カウント AI モデルによる尾数カウントを行う。

■時間的条件：

本実証は日中時間帯に実施した。太陽光によって生簀内を遊泳する真鯛が撮影できる条件下で実施している。実証期間は 10 月から 11 月にかけて実施した。

■天候条件：

晴天または曇天で、強風や高波などの悪天候を避け、海況が比較的穏やかな条件であること。また、海中環境については、濁度が 10FTU 以下であり、尾数カウント AI による魚体の視認および画像解析が支障なく行える状態を前提条件とする。

なお、実施計画書では濁度の単位として NTU を用いていたが、本実証で使用したクロロフィル濁度計(ACLW2-USB)の出力単位が FTU(ホルマジン濁度単位)であったため、記録および評価は FTU で統一した。NTU と FTU はいずれも濁度の標準液(一般にホルマジン)による校正に基づく単位であり、一般的な濁度測定の範囲では同等の値として取り扱える。

5.1.5 開発・評価項目

番号	開発・評価項目
1	エッジ AI を利用した場合の通信量削減率の評価
2	エッジ AI を利用した場合の尾数カウントの評価

1) エッジ AI を利用した場合の通信量削減率の評価

目的: 解析結果のみ送信による通信量低減を定量化

計測項目: ログ容量、画像容量、削減率

計測手法: ファイルサイズ(byte)比較

検証手順: 同一の尾数カウント実施期間について、画像とログのサイズを取得し、比率から削減率を算出

2) エッジ AI を利用した尾数カウント精度の評価

目的: AI 結果と目視結果の差を評価

計測項目: AI 尾数、目視尾数、差分(誤差)

計測手法: スクリーンショット/に基づく目視カウント、AI ログ値照合

検証手順: 同一画角の映像から人手で尾数をカウントし、同時刻の AI 出力(ログ)と比較して差分を算出

5.1.6 KPI/KGI

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定量評価	1	エッジ AI による通信量削減 通信量削減:99%
	2	エッジ AI による通信量削減 尾数カウント精度:95%

1) エッジ AI による通信量削減 通信量削減:99%

通信量削減に関する KPI について、達成率の測定を実施した。測定にあたっては、エッジデバイスが尾数カウントとして使用した画像のファイルサイズと、尾数カウント結果として OCC 通信機に

送信・蓄積される尾数カウントログファイルのファイルサイズを比較し、通信量の削減率が KPI を満たすかを確認する。

2) エッジ AI による通信量削減 尾数カウント精度:95%

本実証では、上記のとおり生簞内の実数との直接比較が困難であることから、撮影画像に対する目視確認結果を基準とし、アプリの尾数カウントが当該目視確認と 95%以上の確率で一致することを KPI として設定した。尾数カウント精度を 95%以上とした理由は、当社が過去に愛媛県の養殖事業者との間で実施した実証において、人間の目視による尾数カウント精度が平均して約 95%である旨のデータを有しているためである。すなわち、エッジデバイス上の AI による尾数カウント精度が 95%を超えることで、人手による作業水準と同等の精度に達し、実用的な技術としての有効性を示し得るとの考えに基づく。

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

5.2.1 実証内容の詳細

本実証では、養殖現場(生簀)における水中・海中環境下での情報伝送手段として、OCC (Optical Camera Communication)を用いた通信を実施し、現場での運用可能性を確認した。あわせて、エッジデバイス上で動作する映像解析 AI と組み合わせることで、通信負荷の低減および必要な通信量の確保を両立する技術・ソリューションとして構成した。

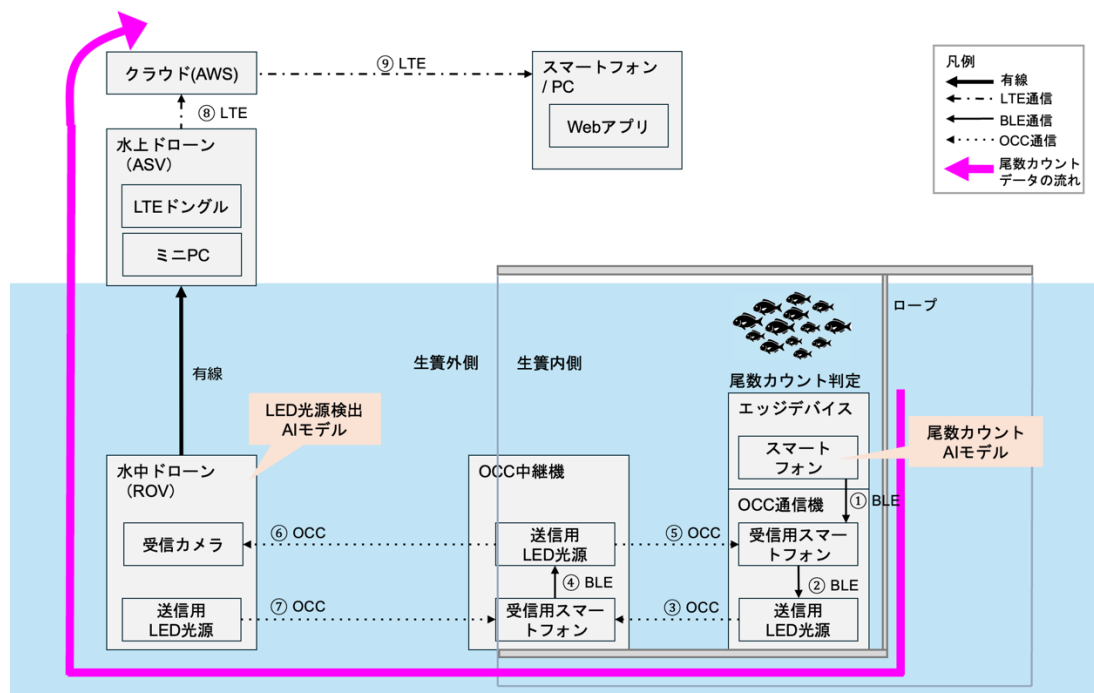


図 5-2-1 真鯛の尾数をカウントし、Web アプリに尾数を表示する概要図

<機器配置>

OCC 通信機:生簀中央付近に設置

OCC 中継器:OCC 通信機とドローンの中間ポイントに設置

ドローン:生簀外側に待機し、鉛直下向きに方向に水中ドローンを降下し、OCC 中継機(生簀外側)と正面で向き合う

具体的なシステム構成として、生簀の中央付近に OCC 通信機を設置し、ドローンとの中間ポイントに OCC 中継機を設置した。生簀の外側には水上ドローンを配置し、鉛直下向きに水中ドローンを降下させ、OCC 中継機と正対する位置関係とした。これらの機器間は、OCC 通信によりメッセージを送受信する構成とした。

エッジデバイスの尾数カウント AI により画角内の真鯛の尾数をカウントし、取得した尾数データは隣接する OCC 通信機へ BLE 通信により連携した。これにより、容量の大きい撮影画像そのものではなく、軽量の尾数カウント結果(尾数のテキストデータ)のみ伝送することで通信量を低減し

ている。

OCC 中継機は一定周期で OCC 通信機に対して GET 信号を送信し、OCC 通信機は GET 信号を受信した場合に、当該時点の尾数カウント結果を OCC 中継機へ送信する方式とした。OCC 中継機に保存された尾数データは、ドローンによって吸い上げを行う。水上ドローンを生簀に接近させ、水中ドローンを鉛直向きに降下して OCC 中継機に正対する位置に配置する。水中ドローン搭載の OCC 通信機から OCC 中継機に GET 信号を送信し、OCC 中継機は GET 信号を受信後、水中ドローン搭載の OCC 通信機に対して尾数カウント結果を送信する。ここまでが OCC 通信の区間である。水中ドローンと水上ドローンは有線接続されている。水上ドローンからクラウド (AWS) へはセルラー通信により送信を行う。これら一連の伝送経路を構築した。

※生簀における OCC 通信は、向かい合う通信機が1つの1対1通信で試験をおこなっている。OCC アプリの1対多通信の評価は、別の実験フィールドにおいて実施した。(開発・評価項目: OCC アプリの1対多通信の評価)

※OCC 通信に関する実験とは別に、連続運用時の電源持続性および沈設状態での運用継続性を確認する目的で、OCC 通信機を対象とした尾数カウント結果通信間隔 3 時間周期の評価も実施した。(開発・評価項目: 尾数カウント結果通信間隔 3 時間周期の評価)



実験生簀の近景

実験生簀内の様子

図 5-2-3 愛媛県赤坂水産長早作業場の生簀の写真

参考: 生簀は正方形鉄製フレームと浮力材によって網を支える形状。網の底部は水深約 10m

5.2.2 利用技術・データ

本ユースケースでは、水中・海中の生簀環境において、エッジ AI による尾数カウントと、OCC 通信方式により、必要情報を低負荷で収集・伝送する構成とした。具体的には、映像データを外部へ送信せずエッジデバイスで推論し、伝送データを尾数等の要約情報に限定することで、通信量の抑制と運用性の確保を図る。

本通信方式のシーケンスは、GET 信号(送信要求)→POST 信号(尾数カウントを含めたデータ

パケットを分割送信) →RESPONSE 信号(受信可否および欠落分割パケットの通知) →REPOST 信号(欠落パケットのみの再送)を基本とし、受信側が欠落箇所を特定して通知することで、送信側は必要最小限の再送により到達性の向上を図る。これにより、水中・海中環境における一時的な通信品質の変動が生じる場合でも、通信負荷の増大を抑制しつつ、尾数カウント結果の安定的な伝送に資する。

1. 通信に関連する利用技術

水中区間におけるデータ伝送には OCC を用い、装置内のデータ連携には BLE、クラウド基盤 (Amazon Web Services) への広域伝送にはセルラー通信を使用する。さらに、OCC により送信される信号に宛先 ID を付与することで、複数端末が同一エリアに存在する場合においても誤受信を抑制し、OCC を用いた 1 対 N 通信の運用を可能としている。

2. AI に関連する利用技術

生簀内の尾数カウントはエッジデバイスにて推論し、映像を外部転送せず要約結果のみを出力することで通信負荷の低減を図る。また、OCC の受信機側では水中・海中の色味変動や濁度差に耐性を持つ青色光源検出アルゴリズム(背景抑制・色相偏り抑制・点滅履歴判定等)もしくは LED 光源検出 AI モデルを使用することで安定した復号に資する。

3. 本ユースケースで扱うデータ

本システムでは、尾数カウント AI モデルが出力する尾数カウントデータ(JSON 形式)に対し、OCC 通信用のヘッダ情報(宛先 ID 等)を付与したデータ構成を採用し、水中無線区間において通信を行う。通信に用いるデータの情報を必要最小限に限定することで、通信量を抑制し、安定したデータ伝送を実現する設計としている。

5.2.3 必要性・新規性

本実証では、水中ドローン(ROV)との通信における光軸調整の困難さおよび導入コストの高さを課題として整理し、現場展開可能な低負荷・低コストの通信方式の確立を目的とした。

市場における従来の水中光無線は、照射角の狭いレーザー光を前提とする場合が多く、水中で姿勢変化する移動体に対し安定通信を維持する自動光軸調整の実装が難しい。また、専用送受信機器が必要となり、機器費が高額化しやすい。

これに対し OCC は、照射角の広い LED を用い、受信側がカメラ画角内で光を捉えることで通信できるため、精密な光軸調整を必須とせず、大まかな追尾で水中通信を成立させ得る。加えて、一般的な LED・カメラを活用できることから、初期費用を抑えた構成が可能である。

さらに OCC の課題である通信速度制約については、尾数カウント AI により映像を現場で処理し、伝送対象を尾数等の要約情報に限定することで通信量を抑制し、OCC で十分に扱える範囲に収める設計とした。以上より、本ソリューションは課題解決への有効性(通信成立性・導入性)と他方式に対する優位性(追尾要件の緩和・低コスト・展開性)が明確であるため、実証対象として採用した。

5.2.4 検証条件

■地理的・空間的条件：

本ユースケースは、尾数カウント AI のカウント対象となる真鯛が回遊する 12 メートル四方の生簀を実証フィールドとし、愛媛県西予市三瓶町長早に位置する沿岸養殖場において実施する。養殖生簀内に設置したカメラ付きエッジデバイスにより取得した水中映像を用いて、当該生簀内で管理されている真鯛を対象とした尾数カウント AI による尾数カウントを行う。本実証においてはこれらの条件を満たす、愛媛県西予市 赤坂水産長早作業場の試験生簀を実証フィールドとした。

水上ドローン(ASV)の自律航行の評価は、船着き場から沖合約 300m 先にある試験生簀までの距離で実施している。養殖場および生簀周辺には関係者以外の入場は無く、一般船舶の往来もない条件である。

■時間的条件：

本実証は日中時間帯に実施した。太陽光によって生簀内を遊泳する真鯛が撮影できる条件下で実施している。実証期間は 10 月から 11 月にかけて実施した。海中の濁度は季節によって変動し、気温が低下する 2 月が年間で最も透明度が高く、尾数カウントに最も適した時期である。一方で、夏季は年間を通じて最も濁度が高くなる傾向があり、水中カメラによる魚体の視認性が低下する。

■天候条件：

晴天または曇天で、強風や高波などの悪天候を避け、海況が比較的穏やかな条件であること。有人ボートで船着き場から生簀までの往復、水温等も考慮した上でダイバーによる潜水作業ができることが条件である。

また、海中環境については、濁度が 10FTU 以下であり、尾数カウント AI による魚体の視認および画像解析が支障なく行える状態を前提条件とする。

5.2.5 開発・評価項目

番号	開発・評価項目
1	OCC アプリの開発
2	OCC アプリの 1 対多通信の評価
3	LED 光源検出 AI モデルの開発
4	尾数カウント結果表示用 Web アプリの開発・評価
5	尾数カウント結果通信間隔 3 時間周期の評価

1) OCC アプリの開発

目的:生簀環境下で尾数カウント結果を OCC で伝送する基盤を構築

計測項目:信号の送受信(PING, GET, POST, RESPONSE)成立、尾数カウントログ

計測手法:アプリのシステムログ、尾数カウントログ

検証手順:実証環境で信号の送信と受信を実施し、ログにより動作を確認

2) OCC アプリの 1 対多通信の評価

目的:OCC 通信機の機器数を抑えて柔軟な OCC 通信のネットワークを構築するため

計測項目:信号の送受信(PING, GET, POST, RESPONSE)成立

計測手法:アプリのシステムログ、尾数カウントログ

検証手順:OCC 中継機 1 台に対して向き合う OCC 通信機 2 台で 1:2 通信を評価する

3) LED 光源検出 AI モデルの開発

目的:LED 光源の点滅をリアルタイムで検出し追跡することで OCC の安定性および汎用性を向上すること

計測項目:YOLOX モデルの検出精度(mAP@50-95, mAP@30-95, mAP@50、平均 IoU、Precision、Recall、RMSE の 7 項目)

計測手法:評価テスト環境での評価スクリプトの実行結果の計測

検証手順:水中カメラ画像と仮想データ画像に対する推論の実行結果を評価する。評価テストを行うための評価スクリプトを作成し、テストデータセットに対して学習済みの YOLOX モデルの推論を実行することで、定量評価の各指標の算出を行う。

4) 尾数カウント結果表示用 Web アプリの開発・評価

目的:尾数カウントデータがセルラー通信で AWS へ中継され、Web アプリで閲覧可能であることを確認

計測項目:AWS 到達件数、Web 表示可否

計測手法:AWS 受信ログ、Web 表示ログ、送受信時刻ログ

検証手順:エッジデバイスから送信したデータを Web アプリ上で表示できることを確認

5) 尾数カウント結果通信間隔 3 時間周期の評価

目的:給餌が一日数回行われる養殖現場で、運用・通信負荷を抑えつつ必要十分なモニタリング頻度を確保できるため尾数カウント結果の通信間隔を 3 時間周期してバッテリーの持続時間を長くできることを評価する。これは、将来的なバッテリー交換頻度を下げるための取り組みである。

計測項目:エッジデバイスおよび OCC 通信機のバッテリー持続時間、消費率

計測手法:バッテリー残量ログ

検証手順:3 時間周期

目的:生簀環境下で尾数カウント結果を OCC で伝送する基盤を構築で稼働・スリープを繰り返

し、バッテリー残量推移から持続時間と消費率を整理

5.2.6 KPI/KGI

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定性評価	1	船着場から発進した水上ドローンが実証対象の生簀まで自律航行で辿り着くこと
	2	尾数カウント結果がセルラー通信でクラウドに中継され、Web アプリによって閲覧できること
定量評価	3	水中光無線通信(OCC)+セルラー通信によるデータ伝送 通信距離:10m
	4	尾数カウントデータ送信成功率:90%以上

1) 船着場から発進した水上ドローンが実証対象の生簀まで自律航行で辿り着くこと

本実証では、船着場から発進した水上ドローン(ASV)が、実証対象の生簀まで自律航行により到達できるかを検証する。

2) 尾数カウント結果がセルラー通信でクラウドに中継され、Web アプリによって閲覧できること

本実証では、尾数カウント結果がセルラー通信を介してクラウド(AWS)に中継され、Web アプリにより閲覧可能であることを検証する。

3) 水中光無線通信(OCC)+セルラー通信によるデータ伝送 通信距離:10m

OCC 通信機上に設置しているエッジデバイスが算出する、尾数カウントデータを水中ドローンまで届くかを検証する。

4) 尾数カウントデータ送信成功率:90%以上

本実証では、尾数カウントデータの送信成功率(送信したデータが各受信地点まで到達した割合)について、実海域環境下での成立性を確認する。

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

1) 拡張性検証①(異なる産業・分野への横展開の可能性) 検証移動体を追跡するための要素技術についての検証

水中ドローンへの遠隔指示やダイバー監視への応用を見据え、波の揺動を受ける環境下においてカメラ画角内で OCC 光源を継続的に追跡可能か評価する。波の揺動によって位置が変動した場合でも、OCC 光源の ID 情報を安定して追跡できるかを検証する。当初計画では実験生簀付近に海上ブイを浮かべて揺動する環境を作りだすことを想定した。これは計画時点において実験生簀が海底に固定されており十分な揺動環境を作れないと想定したためである。その後、実験生簀は海底には固定されておらず、周囲の生簀と接続されている構造であること、実験生簀自体が波によって大きく揺動することが分かった。このため、移動体の追跡検証は、ユースケース②と合わせて実施することとした。

本検証では、LED 光源検出用に学習済みの YOLOX モデルに物体追跡機能を追加する。追跡手法には、追加学習が不要で高速かつ安定した ByteTrack を採用し、物体検出で得られた BBOX にリアルタイムで ID を付与する。水中ドローン搭載カメラの映像から向かい合う OCC 中継器の LED 光源を検出し、LED 光源の ID 情報を断続的に追跡できること、ならびに画角外から再進入した際に再捕捉可能であることを確認する。追跡結果は OCC 通信成功時間を計測することで評価を行う。

本検証は波による揺動を受ける海洋環境全般において安定的な OCC 通信を実現するための要素技術の一つである。本検証の結果は、養殖生簀に限らず海洋土木やダイバー監視等への OCC 通信の展開に資するものである。

2) 拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析

将来的な横展開として、海洋土木の現場など、濁度の高い環境においても OCC による水中光無線通信を実現する必要がある。一般に、水中では青色(約 450nm)～緑色(約 540nm)の波長帯の光が透過しやすいとされており、多くの水中光通信ではこれらの波長が利用されている。一方で、濁度の高い環境では、海水そのものに加えて、プランクトンや砂泥、その他の懸濁物質といった浮遊粒子による散乱および吸収の影響が大きくなる。このような条件下では、短波長である青色～緑色の光は散乱の影響を受けやすく、通信距離が短距離かつ懸濁物質が多い状況においては、相対的に長波長側である赤色光の方が透過しやすい場合があることが知られている。そのため、濁度の高い環境における OCC を実現するためには、従来の青色光を前提とした設計に加え、赤色光を含む波長選択の検討が必要である。

そこで本実証では、高濁度な海中環境における光源の視認性を評価するため、各波長(青色、緑色、赤色、白色)による比較検証を実施する。光源には、赤色・青色・緑色の LED を一体化した装置(以下、RGB 光源)と、青色 LED のみを搭載した装置(以下、B 光源)を使用する。青色光の評価については、RGB 光源において青色 LED 単独での発光が装置構造上の制約により実現でき

なかったため、青色 LED のみを搭載した B 光源を用いて実施した。なお、RGB 光源および B 光源には同一仕様の LED 素子を使用しており、発光波長および光学特性は同等であることから、装置構成の違いによる視認性への影響はないものと考えられる。

RGB 光源の写真を図 5-5-1 に示す。本装置は、赤色(620nm)、青色(455nm)、緑色(530nm)を発光する LED を近接配置した構造となっており、各色の LED は個別に発光制御が可能である。また同時発光することにより白色の発光が可能である。各色の光束は、赤色が 204 lm、青色が 368 lm、緑色が 318 lm、白色が 890lm である。各色で光束が異なる理由は、使用した LED 素子の仕様差に加え、各色 LED の駆動電流設定が異なるためである。RGB 光源は、容量 15,000 mAh のモバイルバッテリー(Kyoka V51)から給電されており、各色 LED の点灯および発光制御は制御用マイコンによって行われる。なお、本装置のハードウェアおよびソフトウェアの詳細については、別紙 8.3「5. RGB 光源の機器・ソフトウェア」に記載している。

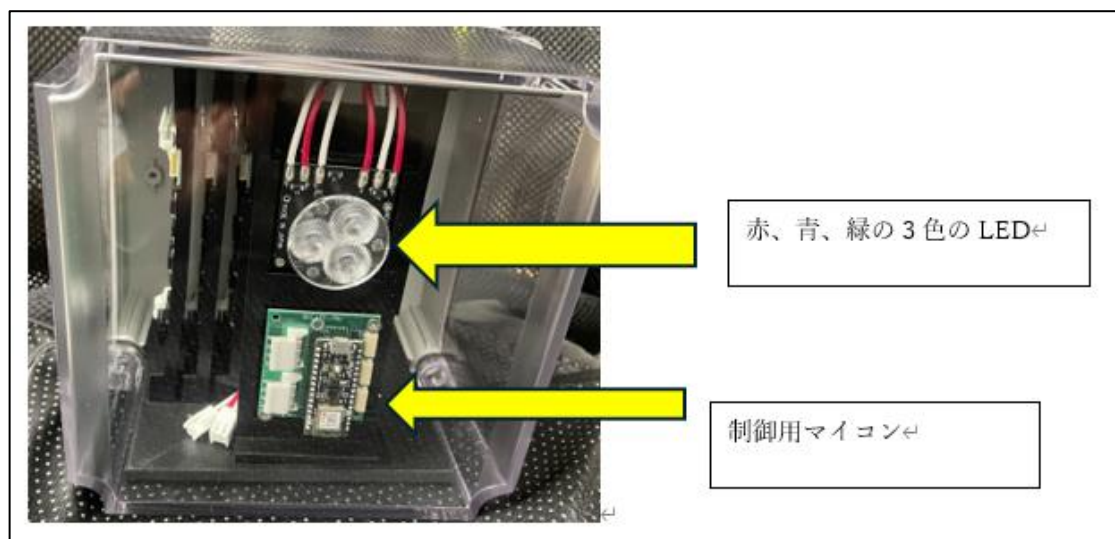


図 5-5-1 RGB 光源の実物写真

B 光源の写真を図 5-5-2 に示す。B 光源には RGB 光源と同一仕様の青色 LED(455nm)を搭載し、電源には同一機種のモバイルバッテリー-Kyoka V51 を使用した。詳細は別紙 8.3「6.B 光源の機器・ソフトウェア」に記載している。

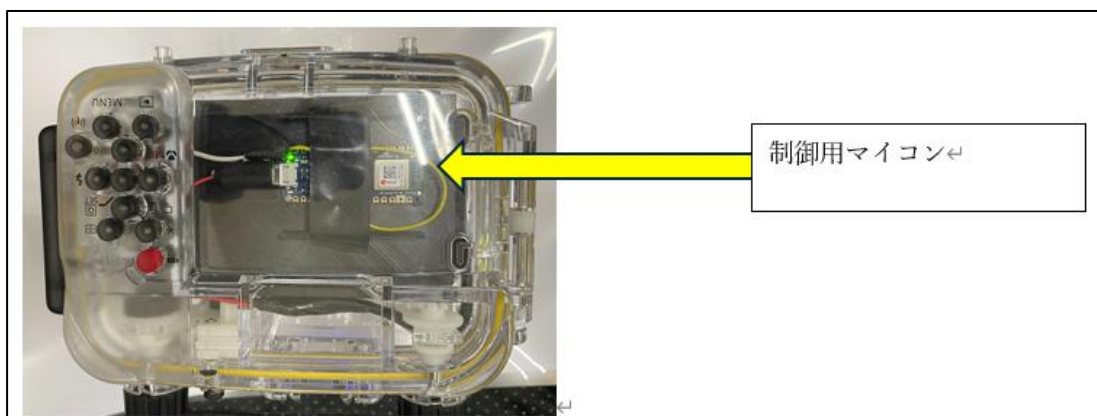
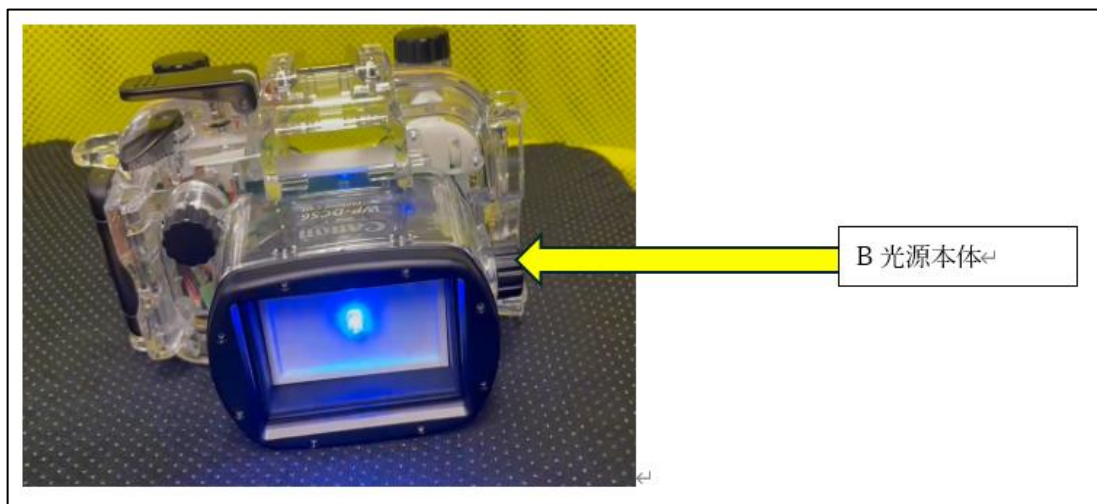


図 5-5-2 B 光源の実物写真

次に、検証方法を図 5-5-3 に示す。なお、本検証は実証フィールドである愛媛県赤坂水産長早作業場の生簀内および、高濁度環境である埼玉県柳瀬川にて実施した。LED 光源は、生簀では水深 1m、柳瀬川では水深が浅いため水深 30cm の位置に固定した。次に、LED 光源と撮影用スマートフォンの光軸が一致し正対するように配置したうえで、撮影用スマートフォンを光源の正面方向から離れる向きに移動させ、光源が視認できなくなる距離まで移動した。取得した映像を確認し、人の目によって波長ごとの光源が視認できる最長距離を判定した。また、濁度を測定するため、クロロフィル濁度計 (ACLW2-USB) を LED 光源の近傍に設置した。本実証で使用した濁度計は赤外光後方散乱方式を採用しており、測定精度は $\pm 0.3\text{FTU}$ 、分解能は 0.03FTU である。

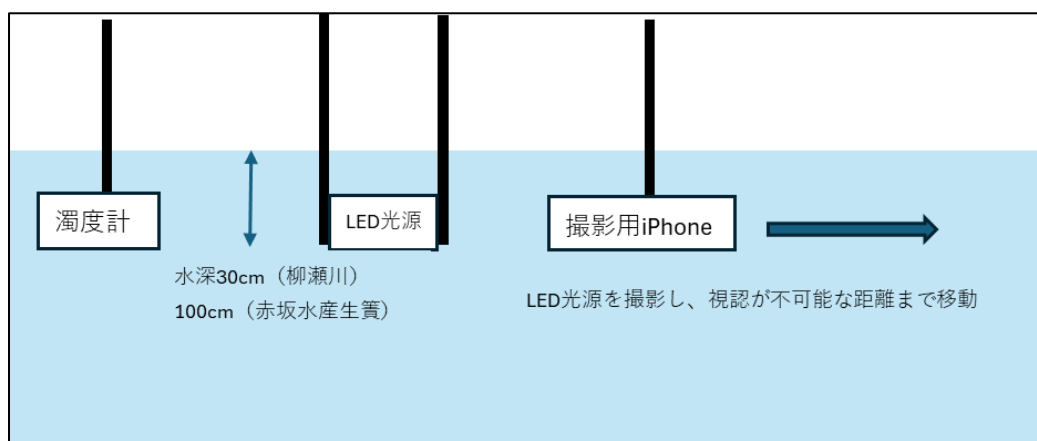


図 5-5-3 LED 光源の撮影方法

3) 拡張性検証② (異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析

海域やユースケースの違いにより、海中の濁度や周囲の明るさは大きく変動する。そのため、海中における光源の見え方は一定ではない。将来的に OCC による海中ネットワークを安定運用するためには、異なる海域においても画像認識精度を維持することが不可欠であり、光源検出の前処理として、光源の見え方に応じてカメラのパラメータ(例:露光時間、ゲイン)を適切に自動調整する機能が必要となる。

本実証では、カメラパラメータを自動調整する AI モデルを開発し、LED 光源を安定して検出できることを評価する。実施計画の策定時点では、本 AI モデルを実機に組み込み、生簀内の環境で通信成功率および通信成功時間を測定することを検討していた。しかし、実環境での通信評価は潮流や波、個体差、設置条件等の外乱要因の影響を受けやすく、パラメータ自動調整の効果を純粹に切り出して定量評価することが難しい。そこで、外乱の影響を抑えつつ自動調整の効果を明確に評価でき、以降の実環境試験に向けたパラメータ設計や評価手順の精度を高められるという利点を踏まえ、Unity の海中シミュレーション環境上で検証を実施する方針とした。

具体的には、LED 光源、パラメータ自動調整 AI モデルを適用したカメラ、パラメータ自動調整 AI モデルを適用しないカメラを海中シミュレーション環境上に配置することで、シミュレーション内にて LED 光源の撮影を行う。そして、得られた 2 台のカメラの画像に対して LED 光源検出 AI モデルによる推論を実施することで、両者の検出精度を比較する。

4) 拡張性検証③(その他):生成 AI による群制御の将来ユースケース/アーキテクチャの整理

拡張性検証③(その他)では、複数のエッジデバイスや OCC 中継装置、水中ドローン等に生成 AI を搭載し、端末間で自律的に情報を共有・協議することにより、群として次のアクションを判断・制御する仕組みについて、将来的な拡張性の観点から検討を行った。

エッジデバイスから取得されるデータに不備や不足が生じた場合、生成 AI 同士が協議し、追加観

測の指示や取得条件の変更、他端末への指示等を自律的に決定することで、効率的かつ高度な情報取得が可能となるかを机上で検証した。また、OCC を活用したメッシュ型・カスケード型ネットワーク構成を前提に、複数端末を束ねた群制御により、通信量の圧縮や生成 AI による付加的な分析・インサイト創出の可能性についても整理した。

R7 年度は机上検討に限定し、通信量削減や運用高度化が見込めるユースケースを複数策定するとともに、関連する知見の整理や実現可能性の観点整理を行い、R8 年度以降の研究開発に向けた基礎的知見を整理した。

5.5.2 前提条件

1) 拡張性検証①(異なる産業・分野への横展開の可能性) 移動体を追跡するための要素技術についての検証

本実証では、波浪等による揺動が生じる環境下においても、カメラ映像内の移動体(OCC 通信機を搭載した水中ドローン)を継続的に追跡できることを前提条件として評価する。実施計画の策定時点では、実証用生簀付近に浮設したブイへ鉛直下向きのカメラを設置し、水中をモニタリングすることで、OCC 通信機を搭載した水中ドローンを捕捉し、OCC 光源が発する ID 情報を連続的にトレースできるかを検証する予定であった。一方で、実験フィールドでは、生簀網に設置した OCC 通信機が常時揺動しており、想定していた「揺動条件」を満たしていることが確認できた。そこで、本実証は、ユースケース②における OCC 中継機～水中ドローン区間において実施する方針とした。

このため、本実証の空間条件・時間条件・天候条件は、ユースケース②(5.2.4)に記載の条件と同一とする。また、その他の制約条件として、本実証は要素技術検証(基礎評価)の位置づけであることから、カメラには揺動防止装置(ジンバル等)を装備せず、追跡対象となる水中ドローンは 1 台とする。

2) 拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析

※本実証では、濁度による光の透過性の違いの可能性を考慮し、濁度が低い生簀内と、濁度が高い河川の 2 箇所のフィールドにて検証を実施した。

■地理的・空間的条件:

本実証は、濁度による光の透過性の違いの可能性を考慮し、濁度が低い養殖場の生簀内と、濁度が高い河川の 2 箇所のフィールドにて検証を実施した。

<実証場所>

愛媛県西予市 赤坂水産長早作業場の試験生簀(※ユースケース①、②と同じ)
埼玉県志木市 柳瀬川(東武東上線柳瀬川駅付近)

■時間条件:

本実証は日中時間帯の太陽光がある時間帯に実施した。

■天候条件:

晴天または曇天で、強風や高波などの悪天候を避け、海況および河川が比較的穏やかな条件で撮影に支障がないこと。

3) 拡張性検証② (異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析

本実証では、Unity の海中シミュレーション環境を用いて評価・分析を実施した。

今回作成したシミュレーション環境の条件を下表に示す。環境変化として光源の見え方に特に大きな影響を与えると考えられる太陽光条件の違いを再現するため、晴れ・雨・曇りに対応する 3 つの環境シナリオを作成し、パラメータ自動調整 AI モデルの評価を実施した。

シナリオ比較	太陽光強度 (W/m ²)	カメラ水深 (m)	カメラ距離 (m)	水質 (濁度パターン:1~10)	LED 光強度 (lm)
シナリオ 1(雨)	100	5	5	3	600
シナリオ 2(曇)	200	5	5	3	600
シナリオ 3(晴)	1000	5	5	3	600

表 5-5-1 海中シミュレーション環境のシナリオ

4) 拡張性検証③(その他):生成 AI による群制御の将来ユースケース/アーキテクチャの整理

拡張性検証③(その他)では、生成 AI による群制御ユースケースについて、R7 年度は、(1)~(3)の要素技術の成立性確認および現場実証の調整・安全管理を優先した結果、実機による多体制御の試験まで到達できなかったため、実機による多体制御の試験までは行わず、(1)~(3)で整理した要素技術を前提に、将来アーキテクチャと情報フローを机上検討により整理する段階に留めた。具体的には、「移動体を追跡するための要素技術についての検証」で構築した LED 光源の ID 追跡手法、「パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析」で検討した撮像条件の自律最適化、「高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析」で整理した波長選定の知見を、群制御ユースケースにおける共通の前提条件として採用している。検討対象とするユースケースは、① 養殖場における複数生簀・複数ドローンの協調巡回、② 洋上風力発電設備の海中点検における複数 ROV の協調作業、③ダイバー安全管理(海中ジオフェンス)における複数ダイバーの位置監視・アラートの 3 つである。いずれも、(1)~(3)で検証した要素技術を組み合わせることで、各デバイスの位置・状態情報を取得し、OCC 通信区間と地上ネットワークを跨いで集約できることを前提と

している。また、本検証では、生成 AI は個々の ROV/ASV やダイバーを直接リアルタイム制御するのではなく、複数デバイス間のタスク割当や巡回経路の設計、異常時の再スケジューリングなど、より上位レイヤの意思決定を支援する役割を担うものと仮定した。したがって、群制御アルゴリズムの詳細な性能検証や、複数機の協調成功率・作業時間短縮率といった定量的評価は R8 年度以降の検証課題とし、R7 年度は「どのような技術構成と前提条件に立てば、上記ユースケースに対して生成 AI による群制御が成立し得るか」を整理することを本評価項目の前提とした。

5.5.3 評価項目

番号	評価項目
1	拡張性検証①（異なる産業・分野への横展開の可能性） 移動体を追跡するための要素技術についての検証
2	拡張性検証②（異なる条件・環境への横展開の可能性） 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析
3	拡張性検証②（異なる条件・環境への横展開の可能性） パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析
4	拡張性検証③（その他）： 生成 AI による群制御の将来ユースケース・アーキテクチャの整理

1) 拡張性検証①（異なる産業・分野への横展開の可能性）移動体を追跡するための要素技術についての検証

【目的】

- ・カメラ画角内を移動する光源を捕捉・追跡し、OCC により ID を継続的に取得できることを確認する。
- ・カメラ画角外に出た光源が再び画角内に戻った際に、再捕捉および追跡により ID を再取得できることを確認する。

【詳細な評価項目】

- ・カメラ映像内の追跡対象光源に対して、ソフトウェア上で描画される BBOX が対象に追従していることを確認する。
- ・OCC 通信により送信される PING 信号を受信し、対応する ID 情報を取得できていることをソフトウェア上で確認する。
- ・OCC 通信による ID 取得が連続して成功している時間をソフトウェア上で計測し、継続的な ID 取得が可能であることを確認する。
- ・検出器の違いによる追跡安定性および ID 取得性能の差異を把握するため、検出器として LED 光源検出 AI モデルおよび青色光源検出アルゴリズムを用いた比較検証を行う。

【評価手法・検証手順】

検証手順を下記に示す。

1. 生簀の網に設置された OCC 中継機に対して正対するよう、水中ドローン(カメラ搭載)の姿勢を制御する。
2. 水中ドローンのカメラ画角内に OCC 中継機の光源が収まり、光源の捕捉および追跡が開始されることをソフトウェア上で確認する。
3. OCC 中継機的光源から送信される PING 信号を受信し、ID 情報を含むデータの取得が開始されることをソフトウェア上で確認する。
4. OCC 通信によるデータ取得が連続して成功している時間(通信成功継続時間)をソフトウェア上で計測する。
5. 光源がカメラ画角外に出るよう、水中ドローンの向き先(姿勢)を変更する。
6. 再度、水中ドローンが OCC 中継機に正対するよう姿勢を戻し、OCC 通信が再開されることをソフトウェア上で確認する。

上記の検証手順を検出器ごとに実施し、通信成功継続時間を記録する。

2) 拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析

【目的】

・高濁度環境の水中において、赤色(620nm)、青色(455nm)、緑色(530nm)、白色(3色同時発光)の各 LED 光源について、撮影画像上で光源を視認できる最長距離を比較し、最も到達距離の長い波長条件を明らかにする。

【評価項目】

・光源の視認可能距離:

各発光条件において、撮影画像上で光源が確認できる最長距離を測定する。距離は光源位置から撮影用スマートフォンのレンズ面までの直線距離とする。

・濁度の記録

測定時の水中濁度を濁度計で計測し、距離測定結果と併せて記録する。濁度は時間変動する可能性があるため、測定の前後または距離条件毎に記録する。

【評価手法・検証手順】

1. 光源を所定の水深に固定する。
2. 撮影用スマートフォンは光源と正対するように配置し、光源中心とカメラの光軸が一致するよう調整する。距離の基準点(光源位置およびスマートフォンレンズ面)を明確化し、距離計測方法を統一する。
3. 初期位置(近距離)から撮影を開始し、撮影用スマートフォンを光源から遠ざける方向へ移動させる。

4. 距離は 50cm 間隔で増加させる。
5. 取得した映像を確認し、人の目で光源の発光部が確認できるかを判定する。判定基準は「映像上で発光部が確認できる状態を視認可、確認できない状態を視認不可」とする。
(備考): 撮影と同じ水深付近で濁度を濁度計により計測し、測定時刻とともに記録する。

3) 拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析

【目的】

- ・パラメータ自動調整 AI モデルにより、海中シミュレーション環境においてカメラの露光時間およびゲインの設定値が自動的に変更されることを確認する。
- ・LED 光源を撮影するカメラパラメータを自動調整することで、LED 光源検出精度が向上することを確認する。

【詳細な評価項目】

LED 光源検出 AI モデルに利用した評価指標を活用して、パラメータ自動調整 AI を適用した場合の LED 光源検出 AI モデルの精度を評価する。

- ・mAP@50-95
- ・mAP@50
- ・平均 IoU
- ・Precision
- ・Recall
- ・RMSE(px 単位)

【評価手法・検証手順】

以下の評価はすべてシミュレーション環境上で行った。

1. パラメータ自動調整 AI モデルを適用するカメラを設置する。
2. パラメータ自動調整 AI モデルを適用しないカメラを設置する。
3. LED 光源を一定の確率でランダムに点滅させる。
4. LED 光源を、上記 2 台のカメラで同一位置・同一タイミングから同時に撮影する。
5. 各カメラで取得した画像に対して、LED 光源検出 AI モデルによる物体検出の推論を実行する。
6. 推論結果に対して、定量評価および定性評価を行う。

4) 拡張性検証③(その他):生成 AI による群制御の前提条件

【目的】

- ・(1)移動体 ID 追跡、(2)撮像条件の自律最適化(パラメータ自動調整 AI)、(3)高濁度環境での波長選定で得られた要素技術を前提に、複数デバイスを協調させる将来の群制御ユースケースに対して、成立条件(技術構成・情報フロー・性能要件)を整理し、次年度以降の実機検証に繋げる。

【詳細な評価項目】

・対象ユースケース(少なくとも以下の 3 つ)ごとに、①利用シーン/タスク、②関係デバイス(ROV/ASV、ダイバー、センサ等)、③取得データ(位置・状態・イベント等)、④制御粒度(個体/グループ/エリア)、⑤生成 AI が担う役割(上位レイヤの意思決定支援:タスク割当、経路計画、異常時の再スケジューリング等)を明確化する。

- ①養殖場:複数生簀・複数ドローン(または移動体)協調巡回
- ②洋上風力:複数 ROV による協調点検
- ③ダイバー安全管理:海中ジオフェンス(複数ダイバーの位置監視・アラート)

・OCC 通信区間+地上ネットワークを跨いだ情報フロー(平時ログ中心/異常時のみ映像確認等の運用設計を含む)を整理する。

・群制御ユースケース成立に必要な要素技術・性能要件(送信成功率、検出精度(F1 等)、光軸安定性、電源持続時間、移動体の自律航行精度等)の候補を抽出し、優先順位付けする。

【評価手法・検証手順】

・R7 年度は実機による多体制御は行わず、(1)~(3)の実証結果・制約条件をインプットとして机上検討により整理する。

・ユースケースごとに「前提」「情報フロー」「生成 AI の役割」「必要要件」「残課題」を文章および表形式で整理し、KPI/KGI に紐付けて妥当性を評価する(次年度以降の実機検証項目・計測指標に落とし込む)。

5.5.4 KPI/KGI

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定性評価	1	拡張性検証①(異なる産業・分野への横展開の可能性の検証) 移動体を追跡するための要素技術についての検証 ・カメラの画角内を移動する水中ドローンの ID 情報を断続的に捕捉・追跡できること ・一旦カメラの画角外に出してしまった水中ドローンが画角内に進入した際に、問題なく再捕捉および追跡可能であること
	2	拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析: ・ダイバーが、光源とスマートフォンの相対距離を正確に記録しながら、光源の視認が不可能な距離まで移動すること ・生簀付近における各光源の視認可能距離の差異を正確に記録できること ※なお、海中の視認可能距離は濁度に影響されるため、濁度もあわせて測定を行う。
定量評価	3	拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析:

		<ul style="list-style-type: none"> ・通信確立時間:手動調整と同等以上 ・通信成功率:手動調整と同等以上
	4	拡張性検証③(その他) 生成 AI による群制御の将来ユースケース/アーキテクチャの整理 3 ユースケース(養殖場/洋上風力/ダイバー安全管理)について、OCC 通信+エッジ AI を前提とした群制御シナリオを整理し、情報フロー、制御粒度、生成 AI の役割、必要な要素技術・性能要件を文書化

1) 拡張性検証①(異なる産業・分野への横展開の可能性) 移動体を追跡するための要素技術についての検証

水中ドローン搭載カメラの映像を用い、生簀の網に設置した OCC 中継機の LED 光源を捕捉・追跡し、OCC 信号から取得した光源 ID 情報を断続的にトレース可能であることを評価する。あわせて、対象 LED 光源が一時的に画角外へ外れた場合でも、再び画角内に戻った時点で捕捉・追跡を再開し、画角外へ出る前と同一の ID 情報を再取得できることを確認する。

洋上に浮設したブイは波浪により大きく揺動し、ブイ搭載カメラも同様に揺動する。このため、ジンバル等の揺動制御機構を採用しない限り、OCC 光源を途切れなく捕捉し続けることは困難である。今回は要素技術の検証であることから、水中ドローンの移動は微速とし、追跡が断続的であっても完全にロストせずに継続できれば成功とみなす。R8 年度以降の研究開発では、今回得られた検証データを踏まえてジンバル等の揺動制御機構の導入を検討し、より安定した ID 情報の追跡を目指す。

2) 拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析

本実証では、ダイバーの代替として、生簀では栈橋上の作業員、柳瀬川では川の中に入って作業する作業員が光源を所定位置に固定し、撮影用スマートフォンを光源から離れる方向へ移動させ、光源が視認できなくなるまでの距離を測定する。これにより、B 光源と RGB 光源の視認可能距離を比較し、両者の差を把握する。また、B 光源および RGB 光源について、各発光色の視認可能距離を個別に測定するとともに、測定時の濁度を濁度計で計測し、結果と併せて記録する。

本検証は、R8 年度以降の検証に向けた事前確認として、従来の B 光源と RGB 光源の間で視認可能距離に有意な差が認められるかを把握することを目的とする。そのため、各光源の視認可能距離を同一手順・同一条件で測定し、差異を正確に記録できる本手法は妥当である。

3) 拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデル

実施計画の策定時点では、生簀内の実環境において通信成功率および通信成功時間を測定することを検討していた。しかし、本実証の実施期間中、12 月以降は長早作業場が繁忙期に入ったことから、実証フィールドへの立ち入りが困難となり、実環境における実機検証を実施することができ

なかった。このため、通信成功率や通信成功時間といった実環境下での通信評価については実施せず、仮想環境での検証に注力する方針とした。

そこで本実証では、Unity を用いて構築した海中シミュレーション環境上で評価を行った。通信評価においては、LED 光源検出性能に加えて、追跡性能や環境条件など、複数の要因が結果に重畳する可能性がある。そのため、パラメータ自動調整 AI モデルの効果をより明確に把握する観点から、評価対象を通信性能そのものではなく、通信成立の前提となる LED 光源検出精度に切り替えた。具体的には、外光や濁度といった条件を制御可能な仮想環境下において、パラメータ自動調整 AI モデルの有無による LED 光源検出精度の変化を比較評価し、同モデルが検出性能に与える影響を定量的に検証した。

4) 拡張性検証③(その他) 生成 AI による群制御の将来ユースケース／アーキテクチャの整理

少なくとも 3 ユースケース(養殖場／洋上風力／ダイバー安全管理)について、OCC 通信+エッジ AI を前提とした群制御シナリオを整理し、情報フロー、制御粒度、生成 AI の役割、必要な要素技術・性能要件を文書化する。R7 年度は机上検討とし、実機による多体制御の定量検証(協調成功率、作業時間短縮率、移動コスト削減量等)は R8 年度以降に実施する(R7 年度成果を踏まえ、次年度の定量指標・計測方法・目標値設定に繋げる)。

5.6 効果検証

5.6.1 実証内容の詳細

本項では、養殖現場における「遠隔尾数カウント・水中モニタリング基盤」を導入した場合の効果を整理する。赤坂水産では、自動給餌機を用いてタイマーと吐出量の設定により、決まった時間に決まった量の給餌を行っている。日々の「餌やり」作業自体は自動化されている一方で、①魚の成長段階や水温変化等に応じた給餌量・タイミングの最適化は、経験に基づく判断に依存していること、②給餌機への餌投入や設定変更、生簀ごとの魚の食い付き・残餌の状況確認のために定期的な見回りが必要であること、③過剰給餌による飼料ロスや水質悪化、逆に給餌不足による成長遅延・サイズばらつき等のリスクがあることが課題となっている。

本システム導入後は、生簀に設置したカメラ・エッジデバイスにより尾数や魚群の動き、給餌中の食い付き状況を推定し、その結果を水中光無線通信(OCC)およびセルラー通信を通じてクラウドに集約することで、陸上から各生簀の状態を把握できることを想定する。これにより、①生簀ごとの魚の状態に応じて自動給餌機の給餌量・タイミング・回数をきめ細かく見直す、②残餌や食い付きの傾向を把握し、過剰給餌を抑制することで飼料ロス・FCR(Feed Conversion Ratio:飼料効率 = 生産物(肉や卵、乳など)を1kg生産するために、何kgの飼料が必要だったかを表す数値)を改善する、③生簀ごとの成長状況が把握しやすくなり、出荷時期・サイズの見通しを高められる、④荒天時等に無理に見回りに出なくても一定の状況確認ができ、安全性・作業負荷の面で負担を軽減できる——といった効果を評価対象とする。

なお、本年度の実証では尾数カウント AI の精度や尾数データ送信成功率について、現時点では業務導入レベルには達していない結果も得られている。そのため効果検証は、「一定の精度で尾数・魚の状態が把握できるシステムが実現した場合」を前提とした将来効果の試算として整理し、その前提・妥当性について赤坂水産へのヒアリング結果を踏まえて検証する。

以上のうえで、本項以降では①コスト削減効果、②投資対効果(ROI)、③既存通信インフラの有効活用、④実証分野における社会的価値の4つの観点から効果検証を行う。

5.6.2 前提条件

効果検証の試算および評価は、以下の前提条件に基づき実施する。

1. 対象事業者・実証フィールド

- 愛媛県西予市内で海面養殖を行う赤坂水産を想定事業者とし、本実証でOCC通信・尾数カウントの検証を行った生簀群を代表的なフィールドとみなす。

2. 対象業務範囲

- 自動給餌機を用いた給餌運用に関わる業務(給餌機への餌投入、タイマー・吐出量設定の変更、給餌中の食い付き・残餌確認などのための生簀見回り)および、尾数・魚群状態の把握に基づく出荷計画・疾病対応等の判断を対象とする。手作業による給餌(手撒き)は本効果検証の主たる対象外とする。

3. 現状運用の条件

- 自動給餌機の台数、生簀数、1日の給餌回数、タイマー設定の変更頻度、給餌機への餌投入頻度、1日の「給餌関連作業(給餌機周りの対応+生簀状態確認)」に要する時間等は、赤坂水産へのヒアリング結果をもとに設定する。
- 現状のFCR(飼料要求率)、飼料使用量、出荷歩留まり、出荷サイズのばらつき等についても、可能な範囲でヒアリング・既存データから把握し、ベースラインとする。

4. システム構成・コスト前提

- エッジデバイス、OCC 通信機・中継機、ROV/ASV、セルラーまたは衛星通信装置、クラウド基盤、Web アプリケーション等からなる構成とし、装置費・設置費・保守運用費を積み上げて初期費用およびランニング費用を算出する。
- 既存の携帯電話網やクラウドサービスを最大限活用し、新たに専用回線や大規模なサーバ設備を整備する必要はない前提とする。

5. 評価期間・投資回収の前提

- システムの耐用年数や契約形態を踏まえ、3～5年程度の期間を投資回収の評価対象とする。投資回収期間は、赤坂水産へのヒアリングで把握する「許容できる回収年数」の感覚値(例:3年以内/5年程度まで許容等)を前提に設定する。

6. 効果の想定レンジ

- 給餌関連作業時間の削減率、飼料使用量の削減率、FCR改善率(例:現状比で約10%程度の改善可否)、出荷計画の精度向上等について、複数のシナリオ(低・中・高)を設定し、赤坂水産へのヒアリングで妥当性を確認しながらレンジで評価する。

5.6.3 評価項目

番号	評価項目
1	効果検証①:コスト削減効果 - 給餌関連作業時間・移動時間の削減
2	効果検証②:投資対効果(ROI)の評価 - 初期費用・ランニング費用に対する回収年数
3	効果検証③:既存通信インフラの有効活用 - 携帯網/クラウドの利用構成と費用・運用性
4	効果検証④:社会的価値 - FCR改善・作業負荷軽減・安全性・人材確保など

1) 効果検証①:コスト削減効果

本評価項目の目的は、自動給餌機を前提とした現在の運用と比較して、本システム導入により「どの作業にどの程度の時間削減余地があるか」「どの程度飼料ロスを抑えられるか」を整理することである。具体的には、給餌機への餌投入、タイマー・吐出力設定の変更、生簀ごとの食い付き・残

餌確認のための見回り、記録・報告といった一連の給餌関連作業を対象に、現状の 1 日当たり・1 シーズン当たりの作業時間および作業頻度を赤坂水産へのヒアリングを通じて把握する。

そのうえで、生簀に設置したカメラ・エッジデバイスにより尾数や食い付き状況をクラウド上から確認できることを前提に、「どの作業がどの程度遠隔化・省力化できるか」をシナリオとして設定し、現行と導入後の作業時間を比較することで時間削減量を算出する。また、現状の給餌量・FCR・残餌発生要因に関するヒアリング結果を踏まえ、尾数・魚群状態の可視化によって過剰給餌をどの程度抑制できるかを複数シナリオで試算し、年間の飼料使用量削減ポテンシャルを整理する。

2) 効果検証②：投資対効果（ROI）の評価

本評価項目の目的は、本システム導入に必要となる初期費用およびランニング費用と、効果検証①で整理したコスト削減効果等とを対比し、投資回収期間や ROI を評価することである。

評価にあたっては、実証で用いた構成をベースに、養殖現場に導入する際に想定される機器構成パターン(例:1 生簀あたりのエッジデバイス数、生簀群に対する ROV/ASV の共用台数 等)を設定し、それぞれについて概算の初期費用(機器購入費・設置費等)および年次費用(通信費・クラウド利用料・保守費等)を積み上げる。一方で、効果検証①で整理した年間の作業時間削減効果・飼料費削減効果を金額換算し、システム費用との差分として年間ネット効果を算出する。これらを用いて投資回収期間(Payback Period)や単年度ベースの ROI を算出し、赤坂水産が許容し得る回収年数との比較により、導入の現実性を評価する。

3) 効果検証③：既存通信インフラの有効活用

本評価項目の目的は、本システムが既存の携帯電話網およびクラウドサービスを前提として構成できること、ならびに専用インフラを新設する場合と比較して、コスト・運用面でどの程度優位性があるかを整理することである。

具体的には、本実証で構築した「水中区間:OCC 通信+ROV/水上区間:セルラー通信+クラウド(AWS)」という構成を基準に、①既存の携帯電話網・共用クラウドのみを利用する構成と、②専用回線や自前サーバを前提とする構成の 2 案を比較し、機器構成、想定費用、保守体制、障害時対応などの観点から評価する。また、赤坂水産へのヒアリングを通じて、通信インフラの保守・契約に割けるリソースや、既存の IT/通信環境との親和性を確認し、「既存インフラを最大限活用したシンプルな構成」とすることが導入ハードルの低減にどの程度寄与するかを整理する。

4) 効果検証④：社会的価値

本評価項目の目的は、本システムがもたらし得る社会的価値(FCR 改善による資源利用効率の向上、作業負荷軽減・安全性向上による人材確保への寄与、データに基づく技術継承 など)を整理し、定量評価が難しい効果も含めて中長期的な価値を明らかにすることである。

具体的には、赤坂水産へのヒアリングを通じて、担い手不足や高齢化、荒天時の見回り負荷、給餌ノウハウの属人化といった現状の課題を把握し、本システム導入により「どの課題がどの程度緩和され得るか」を定性的に評価する。また、FCR 改善や飼料ロス削減がもたらす環境負荷低減効果についても、可能な範囲で指標化・試算し、単なるコスト削減にとどまらない社会的価値として整理する。

5.6.4 KPI/KGI

効果検証に関する KPI/KGI として、以下を設定する。

なお、本項で設定する指標は、実施計画書で定めた技術的 KPI(尾数カウント精度 95%以上、通信量削減率 99%以上等)が達成されていることを前提としたうえで、経済性・社会的価値の観点から補完するものである。

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定性評価	1	<ul style="list-style-type: none"> ・目標値 給餌関連作業時間(給餌機への餌投入・設定確認・生簀見回り等)を、現状比で概ね 20~30%程度以上削減できること。 ・定性評価 自動給餌機を前提とした現行運用と比較して、見回り・設定確認の手間が明確に減ったと現場が実感できる水準であること。
	2	<ul style="list-style-type: none"> ・目標値 尾数・魚群状態の可視化と給餌最適化により、FCR が現状比で概ね 10%程度改善し、年間の飼料使用量が数%以上削減できること。 ・定性評価 飼料のムダが目に見えて減少し、「同じ出荷量をより少ない飼料で達成できている」と現場が評価できること。
定量評価	3	<ul style="list-style-type: none"> ・目標値 システム導入に係る初期費用およびランニング費用に対し、3~5 年程度以内に投資回収が可能であること。 ・定性評価 試算される投資回収期間が、赤坂水産が許容し得る投資回収年数(ヒアリングで把握予定)の感覚と大きく乖離しないこと。
	4	<ul style="list-style-type: none"> ・目標値 「給餌にかかる手間」「飼料のムダ」「出荷数量・サイズの読みやすさ」の少なくともいずれかについて、2~3 割程度以上の改善が見込め、導入を前向きに検討し得ると評価されること。 ・定性評価 安全性向上、省力化、人材確保・技術継承などの観点からも、本システムが将来的に有望な選択肢となり得ると事業者から評価されること。

赤坂水産様ヒアリングシート

赤坂水産様向け 遠隔尾数カウント・水中モニタリングに関するヒアリングシート

本実証では、水中光無線通信(OCC)等を用いて水中機器と陸上をつなぎ、水中の様子や機器の状態をリアルタイム／準リアルタイムに把握することをテーマとしています。そのうえで、遠隔尾数カウントを含む水中モニタリングのユースケースや、将来的なサービス化の可能性について、ご意見を伺いたく存じます。

該当するものの[]にチェックを付けていただき、必要に応じてご記入ください。

1. 水中通信(OCC 等)を使ったリアルタイムな見える化・操作について

※今回の実証で試したような「水中機器と陸上をつなぐ通信(水中 OCC 等)」を前提としたご質問です。

1-1. 現場の業務の中で、「その場に行かずに、リアルタイムまたはそれに近い形で状況が分かると助かる」と感じる場面があれば、近いものにチェックしてください(複数可)。

- 給餌中の魚の様子や食い付きの確認
- 荒天時・災害時の生簀や設備の状況確認
- 設備(ロープ・アンカー等)の異常の早期確認
- 水温・溶存酸素など環境の急変の確認
- 斃死・体調不良の兆候の早期確認
- その他()
- 特に思い当たらない

1-2. 上記のうち、特に「ここがこう見えれば助かる」と感じる点があれば、簡単にご記入ください。

(記入欄)

1-3. 上記のような場面で、「どの程度のリアルタイム性」があると良いと感じますか。最も近いものを一つお選びください。

- 数秒～数十秒単位で、ほぼリアルタイムに分かると良い
- 数分に1回程度の更新で分かればよい
- 1時間に1回程度の更新で分かればよい

その日のうちに状況が分かればよい(リアルタイム性は必須ではない)

特にイメージはない

2. 「尾数・魚の状態が見える」と仮定した場合に変えたいこと

※今回の AI の精度とは切り離して、「生簀内の尾数や魚の動きが、ある程度自動で分かる仕組みがある」と仮定してお答えください。

2-1. そのような仕組みがある場合、「変えたい・見直したい」と感じるものをお選びください(複数可)。

給餌量

給餌のタイミング・回数

出荷時期・サイズ

投薬・疾病対応のタイミング

生簀ごとの運用(詰め方・ローテーション 等)

特に変えたいことは思いつかない

その他()

2-2. 上記のうち、「特に変えたい」「効いてほしい」と感じるものと、その理由を教えてください。

項目名:

理由:

3. 「どの程度変われば導入を検討したいか」(感覚値)

※具体的な金額ではなく、「感覚」で結構です。

3-1. 現在、1日の給餌・生簀状態確認にかかる時間は、おおよそどのくらいでしょうか。最も近いものをお選びください。

1～2 時間

3～4 時間

5～6 時間

それ以上

3-2. 次のような変化があった場合、「導入を前向きに検討したい」と思うレベルに近いものをお選びください。

1) 給餌にかかる手間(時間)

ほとんど変わらない

約 1 割(10%)程度減る

約 2～3 割(20～30%)程度減る

それ以上減る

2) 飼料のムダ(やり過ぎ・ロス of 感覚)

ほとんど変わらない

約 1 割(10%)程度減る

約 2～3 割(20～30%)程度減る

それ以上減る

3) 出荷数量・サイズの「読みやすさ」

ほとんど変わらない

多少読みやすくなる

かなり読みやすくなる

3-3. 上記の 1)～3)の中で、「一番効いてほしい」と感じるものを一つ選び、その理由を教えてください。

一番重視するもの:

1) 手間

2) ムダ

[]3)読みやすさ

それを重視する理由:

4. コスト感・回収イメージ(レンジのみ)

※実際のご契約をお約束いただくものではありません。

※あくまで「感覚に近いもの」をお選びください。

4-1. 同様の仕組みを「サービス」として利用する場合、月額(1拠点あたり)のイメージとして近いものをお選びください。

[]数万円/月 程度までなら、効果次第で検討の余地あり

[]10万円前後/月 でも、はっきりした効果があれば検討したい

[]20万円以上/月 でも、効果が大きければ検討したい

[]月額ではなく、必要なときだけのスポット利用の方がよい

[]その他()

4-2. 初期費用と月額のバランスについて、近いお考えをお選びください。

[]初期費用は抑えて、月額で支払う方がよい

[]ある程度の初期費用を払っても、月額は低く抑えたい

[]どちらでもよいが、「何年で回収できるか」が重要

4-3. 投資回収のイメージとして近いものをお選びください。

[]おおよそ3年以内に回収できそうなら前向きに検討したい

[]5年程度かかっても、効果が大きければ構わない

[]回収期間よりも、安全性・省力化などの質的な効果を優先したい

5. OCC 通信+ROV/ASV に対するご評価・使い道

※今回の実証で実際に試した「遠隔で水中機器のステータスを見る／操作できる仕組み」についてお伺いします。

5-1. 良いと感じた点があれば、近いものをお選びください(複数可)。

- 生簀や設備の状況を、陸上・遠隔から確認できる点
- ダイバーを入れなくて確認できる点
- ログを残しておける・振り返れる点
- その他()
- 特に良い点は感じなかった

5-2. 「このままだと実務では使いにくい」と感じた点があれば、近いものをお選びください(複数可)。

- 準備や設置に手間がかかる
- ステータスやログだけでなく、実際の映像を確認したい
- 操作が複雑に感じる
- コストが高くなりそう
- その他()
- 特に気になった点はない

5-3. 想定される具体的な使い方に近いものをお選びください(複数可)。

- 生簀内の状態確認
- ロープ・アンカー等の設備点検
- 海底状況の確認
- トラブル発生時の原因確認
- その他()

5-4. 利用頻度のイメージとして近いものをお選びください。

-]繁忙期やトラブル時だけ、スポットで使えればよい
-]月に数回程度、定期的に使いたい
-]週に1回以上は使いたい
-]特にイメージはない

6. サービスの形・運用に関するお考え

6-1. 望ましい提供形態に近いものをお選びください。

-]機器を自社で所有し、運用も自社で行いたい
-]機器は最小限にして、データ提供サービスとして利用したい
-]トラブル時や繁忙期だけ、スポットのサービスとして利用したい
-]その他()

6-2. 運用・保守について、「ここまでなら自社で対応できる」「ここから先は任せたい」と感じるがあれば、ご自由にご記入ください。

(記入欄)

7. 導入検討にあたっての不安・NG条件

7-1. この種のシステムについて、「不安を感じる点」「NGだと考えている点」があれば、近いものをお選びください(複数可)。

-]現場の作業が増える／複雑になるのは避けたい
-]故障が多い・止まりやすいものは避けたい
-]データの精度・信頼性が低いと、かえって混乱しそう
-]コストに対して効果がはっきり見えないのは避けたい

データの扱い(外部への提供・管理方法)が不安

その他()

7-2. データの取り扱いについて、近いお考えをお選びください。

データは自社内のみで利用したい

匿名化されるなら、ベンダー側での分析に使ってもよい

海洋産業全体の高度化に役立つなら、一定の共有も検討したい

特に考えはない

8. 自由記述

* 今回の実証全体を通じてのご感想・ご意見

* 「こういう方向にブラッシュアップしてほしい」と感じる点

* 今後の検討にあたり、お伝えいただけること

(記入欄)

1) 給餌関連作業時間の削減率

目標値(KPI):現状比で 20~30%程度以上の削減が見込めること。

評価方法:赤坂水産から聴取した「1 日の給餌・生簀状態確認にかかる時間」(自動給餌機への餌投入・設定確認・生簀見回りを含む)と、システム導入後の削減イメージ(ヒアリングシート 3-1, 3-2 の回答、およびオンライン MTG での補足)をもとにシミュレーションを行う。

2) 飼料使用量・FCR の改善率

目標値(KGI):FCR が現状比で約 10%程度改善し得ること。

評価方法:尾数・魚群状態の可視化により自動給餌機の給餌量・タイミングを最適化した場合のシナリオを複数想定し、赤坂水産へのヒアリングで妥当性を確認する。

3) 投資回収期間(Payback Period)

目標値(KGI):赤坂水産の許容感覚と整合する 3~5 年程度以内に回収可能であること。

評価方法:効果検証①・②で算出した年間ネット効果を用いて投資回収期間を算出し、ヒ

アリングシート 4-3 で把握した「望ましい回収年数」と比較する。

4) 導入意向・社会的価値に関する主観評価

目標値(KPI):

・赤坂水産から、「給餌にかかる手間」「飼料のムダ」「出荷数量・サイズの読みやすさ」のいずれかについて、「2～3 割程度以上改善すれば前向きに導入を検討したい」といった評価が得られること。

・本システムが「安全性向上」「省力化」「人材確保・継承」等の観点から、将来的に有望な選択肢になり得るとの評価が得られること。

評価方法:ヒアリングシート 2～5 章の回答およびオンライン MTG でのコメント整理し、定性的に評価する。

番号	開発・評価項目
1	エッジ AI を利用した場合の通信量削減率の評価
2	エッジ AI を利用した場合の尾数カウント精度の評価

1) エッジ AI を利用した場合の通信量削減率の評価

尾数カウントを行った撮影画像データ容量と、尾数カウント結果の(CSV 形式のログ)の容量を比較することで通信量削減効果の評価した。その結果、画像データ総量約 2.4MB に対し、尾数カウントログは約 8KB に抑えられ、通信量は 99.6609%削減された。これは、映像そのものを伝送せず、エッジ側で解析した結果のみを送信する方式の有効性を定量的に示すものである。目標として設定した通信量削減率 99%を大きく上回る結果となり、低帯域な海中・海上通信環境においても実運用可能なデータ伝送が成立することを確認した。

2) エッジ AI を利用した場合の尾数カウント精度の評価

生簀での検証にて取得した撮影画像から、比較対象となる画像を 1 枚選定し、尾数カウント AI モデルのカウントと目視によるカウントで比較を行った。今回は尾数カウント AI モデルが 59 匹とカウントした画像において、該当画像を 3 名で目視確認した。目視結果は 60 匹、58 匹、59 匹であり、平均は 59 匹であった。したがって、当該画像に関しては、AI 推定値(59 匹)は目視平均値(59 匹)と一致し、目視結果のばらつき(58~60 匹)の範囲内に収まることを確認した。加えて、3 名の目視結果が平均値を中心に±1 匹の範囲に分布していることから、当該画像は観察者間で大きく乖離する条件ではなく、目視確認として一定の再現性が確保されている状況であったと整理できる。

6.2.3 KPI/KGI との比較結果

定性評価 /定量評価	番号	目標値
定量評価	1	エッジ AI による通信量削減 通信量削減:99%
	2	エッジ AI による通信量削減 尾数カウント精度:95%

1) エッジ AI による通信量削減 通信量削減:99%

	種類	形式	枚数	サイズ(byte)
通信量削減 前	画像	jpg	79	2,416,469
通信量削減 後	テキスト	csv	-	8,192

表 6-2-1 通信量削減結果

通信量削減に関する KPI について、達成率の測定を実施した。測定にあたっては、エッジデバイスが尾数カウントとして使用した画像のファイルサイズと、尾数カウント結果として OCC 通信機に送信・蓄積される尾数カウントログファイルのファイルサイズを比較し、通信量の削減率が KPI を満たすかを確認した。なお、映像データはエッジデバイス内で画像データ(jpg 形式)に分割して保存されており、当該画像データの総サイズは 2,416,469 バイトであった。一方、尾数カウントログファイル(post.log)は 1 つの CSV ファイルとして OCC 通信機内に保存されている。当該ログファイルのサイズは 8,192 バイトであった。両者のサイズ差に基づき算定した結果、通信量は 99.6609%減となり、目標値(99%以上)を満たすことを確認した。

2) エッジ AI による通信量削減 尾数カウント精度:95%

回	撮影時刻	アプリがカウントした尾数	目視確認した尾数の範囲	最小誤差 [%]	最大誤差 [%]
1	2025/11/27 12:40:04	59	56-61	0.0	5.4
2	2025/11/27 12:40:09	29	29-34	0.0	14.7
3	2025/11/27 12:40:10	34	17-22	54.5	100.0
4	2025/11/27 12:40:13	37	30-35	5.7	23.3
5	2025/11/27 12:40:14	32	22-27	18.5	45.5
6	2025/11/27 12:40:21	45	30-35	28.6	50.0
7	2025/11/27 12:40:23	66	40-45	46.7	65.0
8	2025/11/27 12:40:25	109	51-56	94.6	113.7
9	2025/11/27 12:40:28	65	37-43	51.2	75.7
10	2025/11/27 12:40:30	119	53-58	105.2	124.5

表 6-2-2 エッジデバイスが撮影した尾数カウント数と目視確認したカウント数の比較表
(撮影した画像群からランダムで 10 枚選択して比較)

注:「最小誤差」とは、目視範囲の中で最もアプリの値に近い値が真の尾数だった場合の差である。「最大誤差」とは、目視範囲の中で最もアプリの値から遠い値が真の尾数だった場合の差である。誤差[%]は、差(尾数)を真の尾数で割って割合で表したものである。

実施計画書においては、生簀内の魚の数とアプリによる尾数カウント結果を比較し、尾数カウント精度の KPI を満たすことを目標としていた。しかし、実地検証に先立ち、生簀内の魚の実数を事前

に把握することはできなかった。加えて、本実証ではエッジデバイス(スマートフォンのカメラ)により尾数を検知した映像をもとに検証したが、設置場所が生簀の構造上・運用上の制約を受けることから、カメラの画角に生簀全体が収まらない状況であった。これは撮影上の失敗によるものではなく、実際の生簀内では設置可能な位置が限定されることに起因する制限である。したがって、生簀内の魚の実数とカメラ画角内に映る魚の数は一致しない前提で評価せざるを得ない。また、実地検証当日は濁度が高く、生簀全体を把握すること自体が困難であった。

以上を踏まえ、本実証における定量評価は、撮影画像の画角内に映る魚を対象として、当該画像を目視確認した結果とアプリの尾数カウント結果を比較する方法により実施した。具体的には、目視による尾数確認については、魚体が遠距離で魚影化して背景と同化すること、また複数個体が重なって写ること等により、単一の確定値として尾数を数えることが困難であったことから、目視結果は「最小値～最大値」の幅(範囲)として整理し、当該範囲内に実際の尾数が存在するとみなして評価を行った。

評価にあたっては、アプリが出力した尾数がどの程度相違している可能性があるかを、割合(%)で整理した。目視の範囲の中で実際の尾数がどこにあるかは特定できないため、アプリの誤差は1つの値ではなく、この範囲のどこに真の値があったとしても少なくとも生じ得る相違(最小の誤差)および、場合によって生じ得る相違の上限(最大の誤差)という、誤差の幅(下限～上限)として整理した。

その結果、今回の10枚の画像では、目視結果を「正しい尾数はこの範囲内にある」とみなした場合、アプリの尾数は画像によっては目視範囲と概ね一致する可能性がある一方で、別の画像では目視範囲から大きく外れている可能性があることが確認された。誤差を割合で示すと、小さい場合は0%(一致)に近い一方、大きい場合は100%前後(真の尾数に対し概ね2倍程度の差が生じ得る水準)まで広がり得る。また、10件を平均すると、少なく見積もっても約40%程度、条件によっては約62%程度まで相違が生じ得る結果となった。なお、本データでは目視範囲の上限を上回るケースが多く、推定値が過大になりやすい傾向がみられた。

この要因については、撮影距離や濁り等の影響により魚体が魚影化し、魚影同士の分離が困難となる場面が生じることから、目視確認においては重なりがある領域の判別が難しく、結果として控えめに計上される可能性がある。一方でアプリ側については、画像上で重なって見える領域に対しても魚影を可能な限り分離して捉えようとする処理により、重なり奥に存在する個体まで含めて計上している可能性がある。以上より、本傾向はアプリ推定の特性に加え、目視値の不確実性(視認性の制約や魚影の分離困難)も影響している可能性がある点に留意が必要である。

今回の計測(10 件)では当該 KPI 水準を満たしていない結果となった。今後は、達成に向けた改善の方向性を明確化するため、撮影条件(距離・濁度・照度等)や魚影の重なり有無等の観点でデータを区分し、条件別に誤差傾向を整理する。あわせて、重なりが生じる場面に対する画像処理・判定条件の見直しを継続し、実運用上の制約(設置位置・画角・濁度等)を前提とした評価方法の精緻化を進める必要がある。

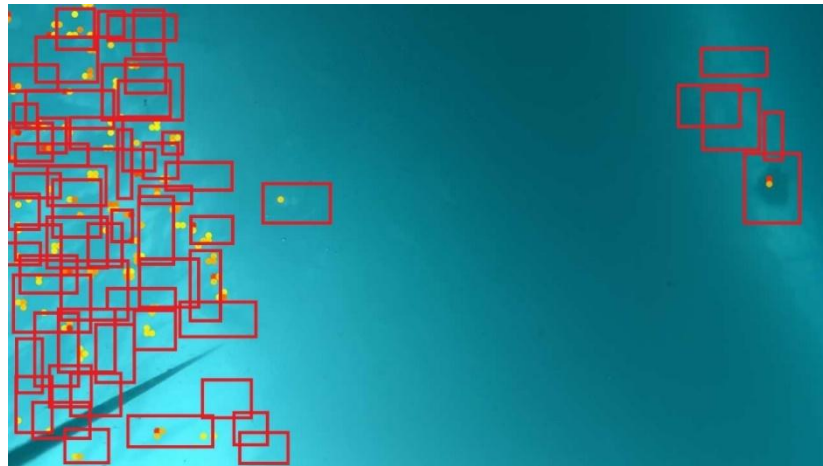


図 6-2-1 尾数カウント AI モデルおよび目視による尾数カウント結果
(点が尾数カウント AI モデルの魚の存在確率を示す密度値: 59 匹、
赤枠が目視による魚が存在する領域を示す BBOX: 56-61 匹。
目視確認した尾数カウント精度は 95%)

6.2.4 考察

本ユースケースの実証結果から、エッジ AI によるデータ抽出と光無線通信(OCC)を組み合わせた本ソリューションは、海中のように通信制約が厳しい環境においても実用性を持ち得ることが確認された。特に、映像をそのまま伝送するのではなく、エッジ側で尾数情報のみを生成・送信する構成により、通信量を 99%以上削減できた点は、社会実装に向けた重要な成果であり、低帯域環境下でも継続的な遠隔モニタリングを可能にする現実的な手法である。

他の通信手段と比較すると、本方式は常時映像伝送や高帯域通信を前提とせず、OCC のような低速・低コストな通信手段でも成立する点に特徴がある。これにより、音響通信や有線接続と比べて設備コストや運用負荷を抑えつつ、必要な情報のみを確実に取得・伝送できる効果が得られている。

また、本ソリューションは養殖業における給餌効率化や作業負荷軽減といった現場課題への対応に直結するだけでなく、洋上風力発電設備の海中点検や港湾監視など、国内の海洋産業全体への横展開が期待できる。担い手不足や安全性確保といった地域・産業共通の課題解決に資する点で、市場拡大や新たなビジネス創出への貢献可能性は高い。

類似技術と比較した際の先進性として、通信性能の向上ではなく「AI による情報の軽量化」を前提に通信方式を設計している点が挙げられる。これは、通信環境に制約があることを前提条件として受け入れ、その制約下で成立するシステム構成を導いた点で新規性が高い。

本実証を通じて、平時はログ・要約データ中心、異常時のみ詳細確認とする運用設計が、通信量・コスト・運用負荷のバランスに優れた構成であるという知見が得られた。今後、尾数カウント精度向上や OCC 通信の安定化が進めば、導入判断の目安として「通信量 99%削減」「低帯域通信での遠隔可視化成立」といった具体的な指針を提示でき、事業者や自治体、通信・ソリューション提供者にとって導入を検討しやすい技術基盤になると考えられる。

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

6.3.1 実証スケジュール

	種別	詳細
機器調達および開発 (ハードウェア)	OCC 通信機	7月～8月に3Dプリンタにより筐体外装を成型、耐圧容器およびLED光源を格納可能な構造として制作
	ASV, ROV	5月～6月 設計 7月～8月 製造 9月 動作検証
LED光源認識AIモデル開発・OCCアプリ開発 (アプリケーション)	LED光源認識AIモデル	5月～6月 水中シミュレーション開発 6月～10月 YOLOXモデル開発
	OCCアプリ	5月～8月 BLE通信機能開発、12月に1対多通信機能開発
事前検証	光源撮影	5月～10月 長早作業場の実験生簀にて撮影
	OCC通信確認	6月～10月 長早作業場の実験生簀にて確認
	ASV航行確認	10月 長早作業場の実験生簀にて確認
現地実証	ユースケース②	10月～11月 長早作業場で現地実証 12月～01月 OCCアプリの1対多通信の評価

6.3.2 開発・評価項目の結果

番号	開発・評価項目
----	---------

1	OCC アプリの開発
2	OCC アプリの 1 対多通信の評価
3	LED 光源検出 AI モデルの開発
4	尾数カウント結果表示用 Web アプリの開発・評価
5	尾数カウント結果通信間隔 3 時間周期の評価

1) OCC アプリの開発

本実証では、養殖生簀の水中環境において、尾数カウントデータを収集・集約できる通信手段として、OCC と BLE を組み合わせた送受信システムを iOS アプリ(以降、OCC アプリ)として実装した。尾数カウントデータは画像そのものではなく数値等の要約データとして送受信し、送信要求(GET)・データ送信(POST)・受領応答(RESPONSE)・欠損時再送要求(REPOST)の制御メッセージにより、伝送の揺らぎがある状況でも送達状況を確認しながら再送できる構成とした。アプリ画面上で受信成否、接続状態、通信ログ、運用設定(送信周期など)を確認できるようにし、現場運用を前提とした継続稼働に必要な機能を統合した。

OCC アプリの GUI 画面を図 6-3-1 に示す。本画面では、OCC の受信成否(OK/NG)および BLE の通信状態を画面上で確認でき、ダイバーが水中に通信機を設置する際にも現場で迅速に動作確認を行える構成とした。あわせて、処理の安定性を把握するための性能指標(例:フレーム処理状況を示す指標)を表示し、処理負荷が高い状況や受信が不安定な状況を早期に把握できるようにした。これにより、現場試験における原因究明の効率化と、試験時に何が起きていたかを追跡可能とする観点での説明性の確保を図った。

内部処理の実装としては、受信系(カメラ入力から点滅信号の復元まで)、通信管理系(送達制御)、近距離無線系(BLE の Central/Peripheral 機能)、ならびにログ蓄積・状態可視化を統合して構築した。受信系では、現場運用に必要な応答性を確保するため、フレーム処理が過負荷とならないよう同時処理を抑制し、遅延フレームの取り扱いも定義した。これにより、処理遅延が発生した場合でも通信状態が不安定になりにくい構成とした。



図 6-3-1 OCC アプリ画面

本アプリにおける LED 光源検出には、古典的な画像処理に基づく青色光源検出アルゴリズムを用いた。受信したカメラ映像をフレームごとに HSV 色空間へ変換し、あらかじめ設定した青色の色相帯域に加え、彩度および明度条件を満たす画素を抽出することで青色マスクを生成する。生成したマスクに対してノイズ除去処理を行った後、連結成分解析(ラベリング処理)を適用し、画像中の青色領域を個々の領域として抽出する。抽出された各領域について、面積や形状などの条件に基づいて選別を行い、当該フレームにおける青色光源を検出する。検出された光源は後段処理においてフレーム間で対応付けられ、同一光源として追跡される。追跡結果を用いて光源の点灯・消灯状態を時系列に蓄積することで点滅履歴を復元し、復元されたビット列を所定のメッセージ形式として解釈することで、OCC 通信におけるデコード処理を行う。また、水面反射や背景色の変動など環境条件の変化により誤検出が生じやすい状況を考慮し、背景影響を抑制する処理や色偏りの影響を受けにくくする調整手段を備えている。これらの各種パラメータは現場条件に応じて設定可能とすることで、実環境においても安定した検出・追跡および通信処理が行える構成とした。

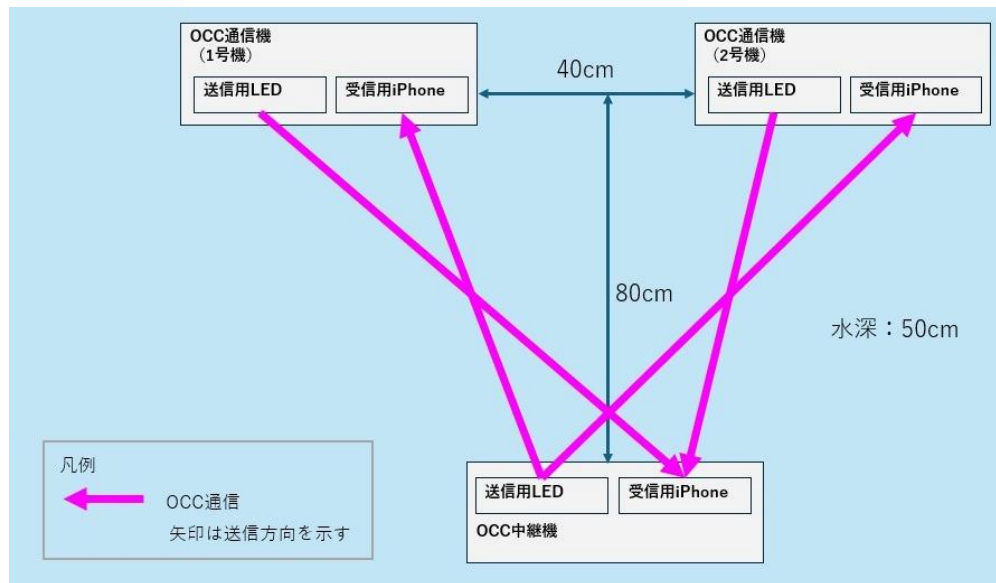
送達制御では、宛先単位でタイマーと状態を管理し、GET/POST のタイムアウト、受領応答の追送、欠損時の再送誘導を一貫して扱う構成とした。さらに、同一の受領応答が複数回到着した場合でもログ更新が重複したり不要な再送が繰り返されたりしないよう、送達状態の更新ルールを統一し、安定動作を重視した。あわせて、現場試験における原因究明や説明性を担保するため、ログを生成・蓄積する仕組みを整備した。

2) OCC アプリの 1 対多通信の評価

柳瀬川(埼玉県志木市)において、OCC(光カメラ通信)による 1 対多通信の実地検証を実施した。なお、本検証は同日に実施した「3 色 LED 光源(青・緑・赤)の視認性・見え方に関する実験」を併せて行う目的も含め、高濁度環境下における光の散乱・拡散特性を把握する観点から実施したものであり、環境条件が通信に与える影響を実地で確認する上で妥当かつ有意義な検証であった。

1 対多通信の検証構成は、OCC 通信機(送信側)2 台および OCC 中継機(受信側)1 台とし、2 台の OCC 通信機から OCC 中継機に対して、それぞれ尾数カウント情報を送信する運用を想定して評価した。検証の結果、当該地点は濁度が高く、通信距離を縮める必要があった。そのため、

水深約 50cm 地点にて、OCC 通信機を約 40cm 間隔で配置、OCC 通信機と OCC 中継機を



約 80cm まで近接させて通信を実施した。

図 6-3-2 1 対多通信の構成図(配置を真上からみた図)

この条件下において、中継機側では OCC 通信機の LED 光源を視認でき、PING 信号の検知は確認できた一方で、尾数カウント情報を含む POST 信号は中継機側で安定して復調(デコード)できず、複数送信機による同時送信を前提とした 1 対多通信としては成立に至らなかった。ただし、OCC 通信機側は中継機からの GET 信号(尾数カウント送信の契機となる信号)を受信しており、その後、尾数カウント情報を含む POST 信号を複数回送信していたことを確認している。すなわち、高濁度環境下においても、GET 信号の受信から POST 信号の送出に至る一連の動作が成立していることから、光通信としての基本的なリンクが成立し得ることを実地で確認できた点は重要な知見である。

今回、受信側で POST 信号の復調が成立しなかった主因は、近距離条件に加え、高濁度環境により光が散乱・拡散しやすい状況であったことから、2 台の OCC 通信機の青色 LED 点滅光が受信側の視野内で重畳(混在)し、個別信号の分離が困難となったためと考えられる。このことは、高濁度環境下における 1 対多通信では「光源の混在(混信)」が主要なボトルネックとなることを明確化したものであり、今後の方式設計において、対策の方向性(例:送信機間の遮蔽物設置、配置・向き最適化、光学的分離の確保、送信タイミングの制御等)を具体化する上で有用な成果である。これらの工夫により、同様の高濁度環境下であっても信号の混在を抑制できる可能性が高く、1 対多通信の成功率向上が見込まれる。なお、本実証における検証は当該結果をもって完了と

し、得られた知見を今後の設計・運用上の改善検討に活用する。



図 6-3-3 2 台の OCC 通信機の LED 光源が散乱・拡散して混在している様子
(OCC 中継機の受信スマートフォンに映った映像)

3) LED 光源検出 AI モデルの開発

YOLOX の公式公開の学習済みモデルを初期モデルとして用い、実データと仮想データを組み合わせ作成したカスタム学習データセットによりファインチューニングを実施し、LED 光源検出 AI モデルを開発した。モデル精度の評価は 5.2.5 章 3)に記載のとおり、mAP@50-95、mAP@30-95、mAP@50、平均 IoU、Precision、Recall、RMSE を指標として実施した。

評価結果を表 6-3-1 に示す。物体検出の総合性能を示す mAP@50-95、mAP@30-95、mAP@50 は、一般的な物体検出タスクと比較すると高い値とは言えず、改善の余地がある結果となった。一方で、Recall は高い値を示しており、LED 光源を見逃さずに検出する能力は高いことが確認できた。また、RMSE より、予測した LED 光源の中心位置と正解中心位置のずれは 14px(画像解像度 416×416)であり、中心位置の特定精度は実用上一定の水準にあることが示唆された。

これらの結果を踏まえると、mAP が相対的に低くなった主因は、IoU に基づく判定が光源検出の特性と必ずしも整合していない点にあると考えられる。LED 光源は一般的な物体と異なり、発光によるにじみや反射、飽和の影響で輪郭が明瞭でない場合が多く、アノテーションした正解 BBOX の境界も条件によってばらつきやすい。その結果、LED 光源自体は検出できていても、予測 BBOX と正解 BBOX の形状や大きさが一致しにくく、IoU が閾値未満となって未検出扱いになり、mAP が低下した可能性が高い。平均 IoU が低めであることも、この傾向を裏付ける結果である。

一方で、Recall が高いことは、光源が画面内に存在する場合に検出結果を出せている割合が高いことを意味するため、本モデルは「見逃しを避ける」観点で有効である。さらに、RMSE が 14px であることから、検出枠の形状が完全には一致しなくても、中心位置は比較的安定して推定できていると解釈できる。

しかし、本実証で実施している後段処理では、BBOX を ROI(注目領域)として切り出し、ROI 内の輝度時系列から点滅を判定してデコードを行っている。このため、BBOX のずれにより ROI 内に背景が混入したり、発光部が ROI から欠けたりすると、輝度値が不安定となりデコード処理が

失敗する。また、光源が画角内に複数存在し互いに近接する条件では、検出枠が過大となって複数光源を同一ROIに含めてしまう、あるいは過小となって発光部を欠落させる可能性があり、光源の同定や点滅デコードの安定性をさらに低下させるおそれがある。以上より、本モデルの適用範囲を拡大するには、中心位置精度の確保に加え、ROIとして利用可能な精度で発光領域を適切に捉えることは無視できない課題である。

改善方針としては、まず光源 BBOX の正解定義を統一し、発光部のどの領域を囲うか(コア領域のみ、飽和領域を含む等)の基準を明確化することで、教師データのばらつきを抑えることが有効である。加えて、BBOX の境界一致が難しい特性を踏まえ、発光領域をマスクとして推定するセグメンテーション方式の導入、または中心検出に輝度しきい値等の画像処理を組み合わせることで発光領域を安定して切り出す二段構成を検討し、ROIへの背景混入を抑制する。これにより、点滅判定に用いる輝度時系列のSNRを確保し、デコード成功率の改善を図る。

評価項目	結果
mAP@50-95	0.140
mAP@30-95	0.245
mAP@50	0.368
平均 IoU	0.730
Precision	0.516
Recall	0.954
RMSE(px)	14.23

表 6-3-1 LED 光源検出 AI モデルの評価結果

上記の定量評価をより詳細に把握するため、検出結果を混同行列(Confusion Matrix)により整理し、Precision および Recall の内訳を確認した。混同行列は、分類モデルの性能を評価するために用いられる基本的な表形式の指標であり、予測結果と実際の状態(正解)の組合せを4つの要素で整理する。本項で用いる混同行列は、LED光源検出AIモデルが「LED光源が点灯している(陽性,Positive)」か「点灯していない(陰性,Negative)」かをどれだけ正確に判定できたかを示すものである。混同行列の構成要素を表 6-3-2 に示す。

	予測:点灯している (Positive)	予測:点灯していない (Negative)
実際:点灯している (Positive)	真陽性 (True Positive, TP)	偽陰性 (False Negative, FN)
実際:点灯していない (Negative)	偽陽性 (False Positive, FP)	真陰性 (True Negative, TN)

表 6-3-2 混同行列

1. 真陽性 (True Positive, TP)

実際に点灯している LED 光源を「点灯している」と正しく検出できた数である。モデルが検出すべき対象を捉えられていることを示す。

2. 真陰性 (True Negative, TN)

実際に点灯していない背景等を「点灯していない」と正しく判定できた数である。不要なものを検出しない能力を示す。

3. 偽陽性 (False Positive, FP)

実際には点灯していないにもかかわらず「点灯している」と判定した数であり、誤検出を表す。FPが多いと後段処理(点滅判定やデコード等)に不要な ROI が入力され、処理の安定性や信頼性を低下させる要因となる。

4. 偽陰性 (False Negative, FN)

実際に点灯しているにもかかわらず「点灯していない」と判定した数であり、見逃しを表す。FNが多い場合、必要な事象を取りこぼすため、監視や安全に関わる用途では重大な問題となる。

LED 光源検出 AI モデルの混同行列結果を表 6-3-3 に示す。表 6-3-3 より、TP は 214 枚、FN は 0 枚であり、点灯している LED 光源を見逃さずに検出できていることが分かる。一方で、FP は 187 枚であり、未マッチ検出が多い傾向が確認された。FP の画像例では LED 光源自体は点灯しているものの、予測 BBOX(赤枠)が正解 BBOX(緑枠)よりも大きく、発光部周辺のにじみや散乱光まで含む形で枠が拡張していることが分かる。その結果、正解 BBOX との IoU が閾値未満となり、評価上は FP(未マッチ検出)としてカウントされた。

混同行列	LED 光源検出 AI モデル	
正解 BBOX/予	True	False



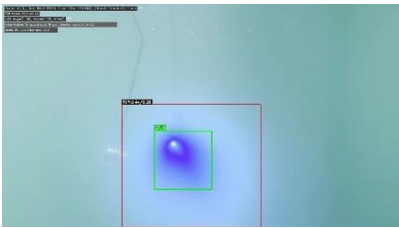

測 BBOX	(検出あり)	(検出なし)
True (点灯あり)	 TP: 214 枚	 FN: 0 枚
False (点灯なし)	 FP: 187 枚	 TN: 10 枚

表 6-3-3 LED 光源検出 AI モデルの混同行列結果
 (緑枠: 正解 BBOX、赤枠: LED 光源検出 AI モデルの予測 BBOX)

4) 尾数カウント結果表示用 Web アプリの開発・評価

生簀内の尾数カウント結果を遠隔地の管理者がモニタリングできるよう、尾数カウント結果表示用 Web アプリを開発した。開発にはクラウド(AWS)環境を利用し、水上／水中ドローンに搭載した PC を IoT デバイスとして AWS IoT Core に登録している。各デバイスから MQTT メッセージとして送信される尾数カウントデータを受信し、スマートフォンおよび PC の Web ブラウザ上でリアルタイムに表示することが可能である。また、過去のログデータは CloudWatch および Amazon S3 に保存されており、年単位での長期保存に対応している。

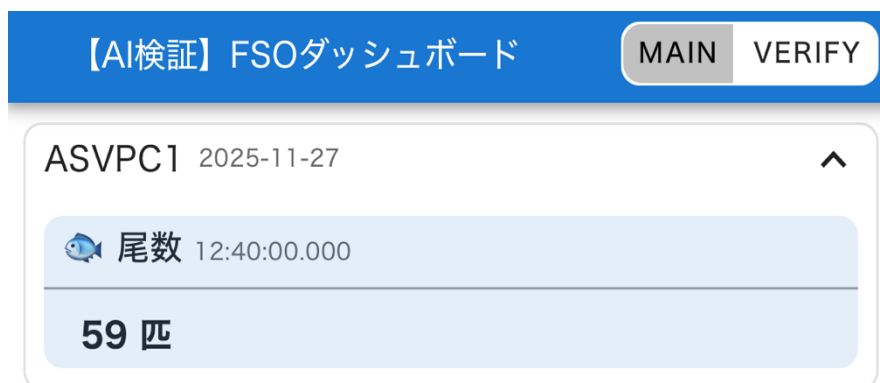


図 6-3-4 尾数カウント結果表示用 Web アプリ画面

図 6-3-4 に、尾数カウント結果表示用 Web アプリの画面を示す。本アプリはダッシュボード形

式を採用しており、デバイスごとの最新の尾数カウント結果を一覧で確認することができる。図に示した画面は、実証実験時に取得したスクリーンショットであり、実際に生簀内でカウントされた尾数 59 匹という結果と、そのカウント日時が正しく表示されていることを確認した。

5) 尾数カウント結果通信間隔 3 時間周期の評価

本実証では、連続運用時の電源持続性を確認するため、OCC 通信機(エッジデバイスおよび OCC 用スマートフォンを搭載)を水中に 24 時間沈設し、バッテリー残量の推移を確認した。運用条件として、エッジデバイスおよび OCC 用スマートフォンは、10 分間の送受信(稼働)を行った後に約 3 時間のスリープを挟む運用を繰り返した。

試験開始時のバッテリー残量は 90%であり、実証の結果、バッテリーは 18 時間 36 分(1116 分)で運用限界に達した。稼働中の消費については、10 分間の稼働で概ね 10%の減少が確認された。また、稼働中(10 分)とスリープ中(2 時間 50 分)を合わせた約 3 時間の 1 サイクルにおけるバッテリー減少量は平均 15%であり、残量 1%の減少に要する時間は約 12 分 20 秒であった。

なお、バッテリー消費は周囲温度の影響を受けることが示唆され、温度条件により持続時間が変動する傾向が確認された。参考として、11 月 20 日に測定した水温 22℃の条件下では、フル充電の状態であっても連続運用時間は 20 時間 33 分に留まることが分かった。以上より、24 時間連続沈設運用を安定的に実施するためには、運用サイクル(稼働時間・スリープ時間)の最適化、電源容量の増強、ならびに水温等の環境条件を踏まえた電源設計が必要である。

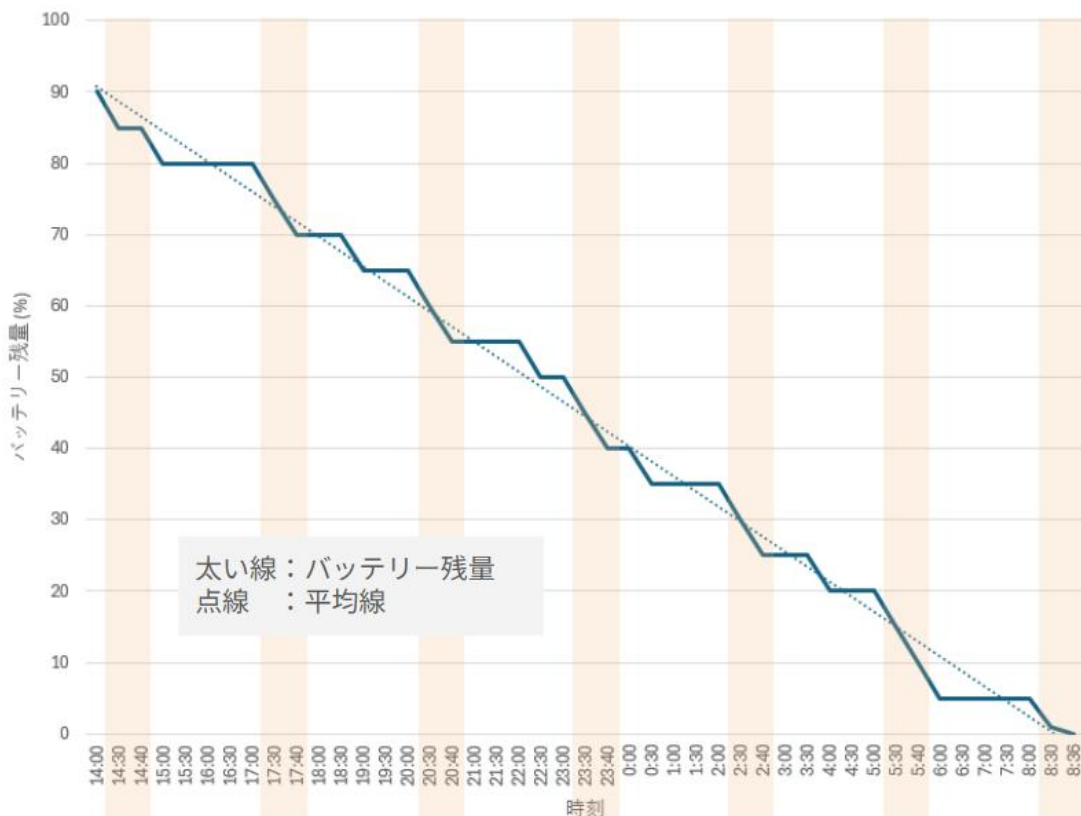


図 6-3-5 バッテリー残量の時間遷移図

試験開始時刻 :11月20日14:30
 バッテリー切れ時刻:11月21日08:36
 駆動時間 :18時間36分(1116分)

6.3.3 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	船着場から発進した水上ドローンが実証対象の生簀まで自律航行で辿り着くこと
	2	尾数カウント結果がセルラー通信でクラウドに中継され、Web アプリによって閲覧できること
定量評価	3	水中光無線通信(OCC)+セルラー通信によるデータ伝送 通信距離:10m
	4	尾数カウントデータ送信成功率:90%以上

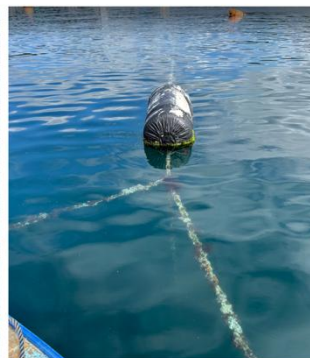
1) 船着場から発進した水上ドローンが実証対象の生簀まで自律航行で辿り着くこと

本実証では、船着場から発進した水上ドローン(ASV)が、実証対象の生簀まで自律航行により到達できるかを検証した。その結果、生簀周辺の環境条件および運用上の制約から、計画していた自律航行による到達は実運用上困難であり、実証時は水上ドローンを船着き場から生簀までポートにより曳航して輸送する運用に切り替えた。

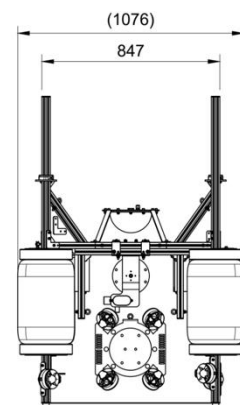
自律航行が困難であった主な要因として、生簀周辺には係留・養殖関連のロープ類が多数配置されており、ドローンが安全に通過できる十分な航行ルートを確認しにくい点が挙げられる。加えて、生簀は波浪等による揺動の影響を受け、時間帯や海況に応じて位置が大きく変動するため、事前に設定した到達地点や航行経路を固定的に前提とする自律航行では、精度と安全性の両面で成立させることが難しいことが確認された。さらに、現場の運用により生簀のレイアウトが頻繁に変更されることから、あらかじめ地図情報や航行シナリオを作り込む方式では現場適合性が低く、都度



水上ドローン



生簀の固定ロープ



の更新負荷が大きいという課題が明確になった。

図 6-3-6 水上ドローンと自律航行が困難であった生簀の固定ロープ
(目視できるほど浅い位置に固定ロープが多数配置されている)

2) 尾数カウント結果がセルラー通信でクラウドに中継され、Web アプリによって閲覧できること

本評価(10月から11月にかけて複数回実施)では、尾数カウント結果がセルラー通信を介してクラウド(AWS)へ中継され、Web アプリ上で閲覧可能となる一連の流れが成立するかを確認した。対象システムは、エッジデバイスが生簀内を回遊する養殖魚の尾数カウントを計測し、水中ドローンが GET 信号により尾数カウントデータを取得した上で、取得データをクラウドへ送信し、Web アプリで表示する構成である。

運用を通じて、GET 信号の送信とそれに対する尾数カウントデータ(POST)の送信、および水中ドローン(ROV)からクラウドへの転送により、Web アプリ上に尾数カウントデータが表示されることを確認した。これにより、尾数カウント結果を現場からクラウドに中継し、Web アプリで閲覧する機能が成立することが確認された。

一方で、受領応答(RESPONSE)の受信が不安定となる場合が確認された。主な要因として、OCC 中継機が生簀の網に設置されていることから、波浪等に伴う生簀の揺動の影響を受けやすい点が挙げられる。また、RESPONSE の送信側である水中ドローンについても、波浪に起因する揺れにより光軸が安定しない場合があることから、受信側との光軸一致条件が継続しにくい状況が生じる。送達確認が成立しない場合には同一データの再送が継続し得るため、Web アプリ上で確認されるデータ更新が同一データ中心となる要因となる。

以上を踏まえ、10月から11月にかけて複数回の運用を通じ、継続的に複数件の尾数データを安定的にクラウドへ到達させるためには、OCC 中継機における RESPONSE 信号の受信性を改善し、送達確認を含む双方向通信の確実性を高めることが課題として整理された。今後は、受領応答の受信成立率の向上に向けた通信条件の整理(設置方向、見通し条件、光量変動等)と、再送制御の改善(同一データ再送が継続する場合の更新継続性の確保)を併せて検討し、運用時におけるデータ更新の継続性を確保する必要がある。

3) 水中光無線通信(OCC)+セルラー通信によるデータ伝送 通信距離:10m

本実証では、OCC 通信機—OCC 中継機—海中ドローンの中継 2 ホップ構成において、実海域でデータ伝送の成立を確認した。運用上の成立距離は、端点間で概ね 6~9m 程度(10m 未満)となり、各ホップの装置間距離は概ね数 m 級(約 3~5m 程度)であった。

当日は悪天候や濁度等により信号品質が変動し、加えて中継を挟むことで光軸ずれ・揺動の影響が累積しやすくなるため、確実な通信成立を優先して距離条件を安全側に調整して評価した。

なお、事前の実証実験では約 7m 条件において PING の送受信が成立しており、海況が安定し視程が確保される条件下では、計画値である合計 10m(OCC 通信機—OCC 中継機間:約 3m、OCC 中継機—ROV 間:約 7m)の構成においても通信到達が見込まれることが確認されている。したがって、本番当日に合計 10m 条件を適用できなかったのは、方式の限界によるものではなく、当日の環境変動の影響が支配的であったと整理できる。

本実証で最も大きな課題として、OCC 通信における光軸合わせ(LED 光源と受信カメラの相対位置・向き調整)の難易度が高い点が明確になった。実証環境では、生簀の網が波により常時揺動しており、網に設置した OCC 中継機の LED 光源側が揺れると同時に、受信側であるスマートフォンカメラ側も大きく揺れる状況であった。さらに、水上ドローン(ASV)が波で揺れると、その挙動が水中ドローン(ROV)にも連動して伝わるため、ROV 搭載の受信カメラは姿勢が安定せず、通信の成立条件を維持することが困難となった。このため実証時には、ROV 搭載の受信カメラについて、ダイバーによる保持・抑え込みにより姿勢を補正して運用せざるを得ず、機器単体での安定運用という観点では改善余地が残る結果となった。

上記の結果から、海中で OCC 通信を安定的に運用するためには、通信方式そのものの成立性に加え、天候・海況や濁度といった外的条件の影響を受けにくい運用設計が不可欠であることが示唆される。特に、波浪に起因する揺動により光軸が容易に外れる環境では、通信距離の設計値のみで性能を規定することは難しく、当日の視程条件に応じた距離・配置の調整、ならびに送受信機器の姿勢安定化を前提とした構造・治具・設置方法の検討が必要である。今後の展開においては、生簀網の揺動や ASV/ROV の連動揺れを前提とした上で、光軸合わせの手順の簡素化、固定方法の改善、姿勢制御・防振等の対策を講じることにより、ダイバー支援に依存しない運用形態へ移行し、計画値である 10m 以上の通信距離条件においても安定運用を実現することが、課題解決の方向性となる。

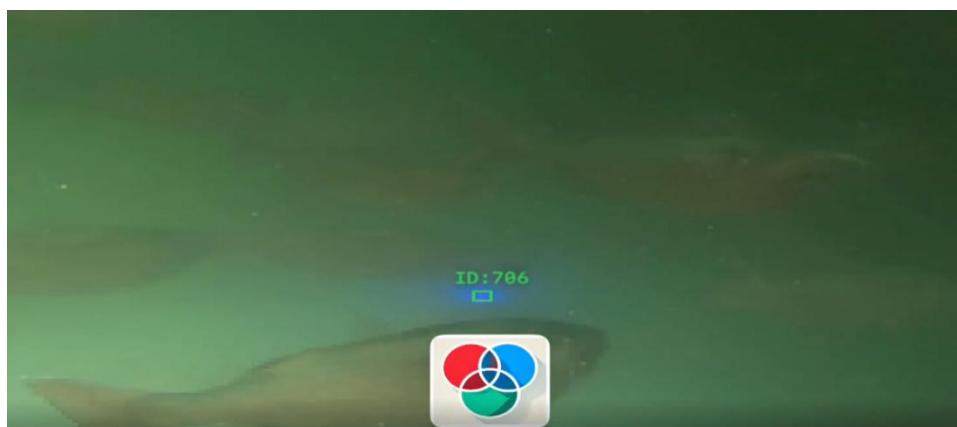


図 6-3-7 7m 先の LED 光を捕捉している様子

4) 尾数カウントデータ送信成功率:90%以上

本実証における「尾数カウントデータの送信成功率」は、所定の通信区間(評価区間)ごとに、送信側が当該区間に向けて送出した尾数カウントデータの送信回数(送信ログに記録された回数)を分母、受信側が当該区間で復号できた尾数カウントデータの受信回数(受信ログに記録された回数)を分子として算出した。すなわち、送信成功率(%) = [受信側で受信できた回数] ÷ [送信側が送信した回数] × 100 と定義し、区間ごとに送受のログを突合して計測した。

まず、「OCC 通信機—OCC 中継機(生簀内側、約 3m)」区間の送信成功率(84%)は、OCC 通信機から OCC 中継機(生簀内側)に対して送信された尾数カウントデータを対象として算出した。分母(送信回数)は、OCC 通信機側(OCC 送信用スマートフォン)の送信ログにおいて、当該区間に向けて送出した POST(尾数カウントデータ)の回数を用いた。分子(受信回数)は、OCC 中継機(生簀内側)側の受信ログにおいて、当該 POST を OCC 受信により復号し、正常に受信した回数を用いた。これらを用い、送信成功率(%) = [中継機(内側)で受信できた回数] ÷ [OCC 通

信機から送信した回数]×100 により算出した結果、当該区間では 84%となった。すなわち、OCC 通信機から送信したデータのうち、約 84%が生簀内側の中継機で受信・復号できたことを意味する。

$$\text{送信成功率 } 84\% = (\text{中継機で受信できた回数:25} \div \text{OCC 通信機から送信した回数:30}) \times 100$$

次に、「OCC 中継機(生簀外側)—ROV(生簀外側、約 5m)」区間の送信成功率(12%)は、生簀外側に設置した OCC 中継機から ROV に対して送信された尾数カウントデータを対象として算出した。分母(送信回数)は、OCC 中継機(生簀外側)側の送信ログにおいて、ROV 向けに送出した尾数カウントデータ(POSTまたは当該中継区間で定義した送信メッセージ)の回数を用いた。分子(受信回数)は、ROV 側の受信ログにおいて、当該データを OCC 受信により復号し、正常に受信できた回数を用いた。これらを用い、送信成功率(%)=[ROV で受信できた回数]÷[中継機(外側)から送信した回数]×100 により算出した結果、当該区間では 12%となった。なお、本区間では、生簀網に取り付けた中継機が網の揺動に伴って捻じれることで、LED 光源の視認性が低下して受信側で十分に撮像できない状態が断続的に発生したこと、加えて濁度等の光学環境条件の影響により受信・復号が不安定化しやすい条件であったことから、当該区間の成功率は低下する傾向が確認された。

$$\text{送信成功率 } 12\% = (\text{ROV で受信できた回数:3} \div \text{中継機から送信した回数:24}) \times 100$$

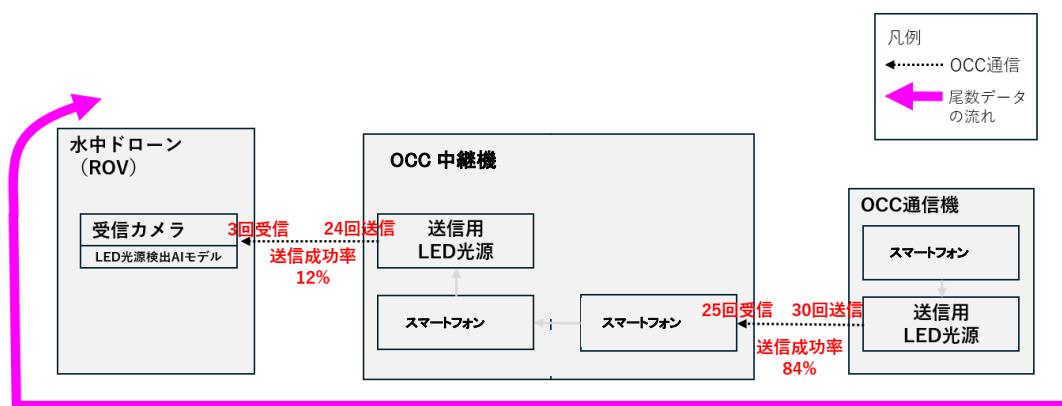


図 6-3-8 機器間における尾数カウントデータ送信成功率

実施計画書では尾数カウントデータ送信成功率を 90%以上と設定していたが、本実証では、主要な評価区間である「OCC 通信機—OCC 中継機」において 84%の成功率を確認しており、視認性を確保できる条件下では高い成立性が得られることが示された。一方、網の揺動および濁度影響を受けやすい区間では成功率が低下する傾向が確認された。なお、当該区間において計画値(90%以上)に到達しなかった要因の一つとして、図 6-3-9 のように、通信光路(LED 光)を魚群が通過・遮蔽することにより、受信側で光源の視認性が一時的に低下し、信号の受信・復号が不安

定化した可能性が挙げられる。生簀内という運用環境の特性上、魚群の位置・密度が通信成立性に影響し得ることが確認された点は、今後の実装に向けた重要な知見である。

今後は、濁度変動を踏まえた設置・運用条件の最適化、光軸保持の安定化に加え、網の揺動に起因する相対距離変動を抑制する設置方法や保持治具の検討等を進めることで、送達の安定性を高め、計画値(90%以上)に向けた達成可能性をより高められると考えられる。併せて、生簀内で光通信を実施する際には、給餌等により魚の回遊位置を一定程度誘導・制御し、通信光路上に魚群が集中しにくい状態を作るなど、現場運用による補完策を組み合わせることも有効な対策候補として検討に値する。



図 6-3-9 OCC 通信が魚群に遮られている様子

6.3.4 考察

本ユースケースでは、携帯電話網不感地域である海中・海上環境において、OCC(水中光無線通信)とセルラー通信を組み合わせることで、実データをクラウドまで中継できることを実証した。通信成功率や距離については目標値に到達しなかったものの、海中―水上一クラウドを結ぶ一連の通信経路が実環境で成立した点は、社会実装に向けた基礎的な有効性を示す成果である。今後は、光軸安定化や姿勢制御、固定方法の改良を進めることで、安定運用に近づけられる見通しが得られた。

本ソリューションは、養殖業における遠隔モニタリングにとどまらず、洋上風力発電設備の海中点検、港湾・漁港内の監視、海中作業の安全管理など、国内の海洋分野全体への横展開が期待できる。携帯網が利用できない環境でも情報取得が可能となることで、担い手不足や安全性確保といった地域・産業共通の課題解決に寄与し、市場拡大の可能性を有する。

類似技術と比較した際の新規性は、通信性能の向上を目的とするのではなく、「AI による情報抽出と OCC による低速通信を前提にした全体設計」にある。通信制約を克服するのではなく受け入れ、その制約下で成立するシステム構成を導いた点は先進的である。

本実証を通じて、平時はログや要約データ中心、必要時のみ詳細データを取得する構成が、海中通信において合理的であるという知見が得られた。導入判断の目安としては、数メートル規模での通信成立、クラウド連携の実証、段階的な成功率改善余地が示されており、通信事業者やソリューション提供者にとって、実装・改良を前提とした現実的な技術指針を提示できたと考えられる。

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

	種別	詳細
RGBと青色光源の比較	RGB 同時発光可能な光源の開発製造	6～9月 テセラ・テクノロジーにて LED 基盤の開発製造 9月 受領
	RGB 装置の開発	9～10月 RGB 同時発光可能な LED 基盤を用いて RGB 装置の開発 11月 RGB 装置の改修
	現地実証	10～11月 長早作業場で現地実証 12～01月 埼玉県柳瀬川にて現地実証
パラメータ自動調整 AI モデル	モデル学習と評価	10～11月 学習方針の検討 11～01月 モデル学習および仮想環境における評価

6.6.2 評価項目の結果

番号	評価項目
1	拡張性検証①(異なる産業・分野への横展開の可能性) 移動体を追跡するための要素技術についての検証
2	拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析
3	拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析
4	拡張性検証③(その他): 生成 AI による群制御の将来ユースケース・アーキテクチャの整理

1) 拡張性検証①(異なる産業・分野への横展開の可能性) 移動体を追跡するための要素技術についての検証

本章では、評価手順に基づき、カメラ画角内を移動する光源の捕捉・追跡と、OCC 通信による ID の継続取得および再取得の可否を確認した結果を示す。あわせて、検出器として青色光源検出アルゴリズムと LED 光源検出 AI モデル(YOLOX)を用い、追跡安定性および通信成功継続時間の差異を比較した。

まず、両検出器において、追跡対象光源に対してソフトウェア上で描画される BBOX が光源に

追従していること、ならびに OCC 通信により送信される PING 信号を受信し、対応する ID 情報を取得できていることを確認した。これらの状態はソフトウェア画面にて確認でき、追跡および通信が成立していることを示すスクリーンショットを表 6-6-1 に示す。ソフトウェア画面右上に表示されている「通信 OK」「通信 NG」は、通信の成否を示すステータスである。また、カメラ映像部に表示される黄色の枠は、通信に成功した光源に対応する BBOX を示しており、BBOX 上部に表示されている数値は、当該光源から取得した ID を表している。

検出器	通信成功の様子	通信失敗の様子
青色光源検出 アルゴリズム		
LED 光源検出 AI モデル (YOLOX)		

表 6-6-1 水中ドローンの OCC 通信ソフトウェア画面

次に、OCC によるデータ取得が連続して成功している時間を通信成功継続時間として計測し、検出器ごとに通信成功時間と通信失敗時間を記録した。結果を表 6-6-2 に示す。

検出器	通信成功時間の割合(%)	通信成功時間(秒)	通信失敗時間(秒)
青色光源検出アル ゴリズム	0.876	141	20
LED 光源検出 AI モデル	0.07	9	118

表 6-6-2 各検出器の通信評価結果

表 6-6-2 より、青色光源検出アルゴリズムを用いた場合、通信成功時間の割合は 0.876 であり、通信成功時間 141 秒、通信失敗時間 20 秒となった。一方、LED 光源検出 AI モデル (YOLOX) では通信成功時間の割合が 0.07 にとどまり、通信成功時間 9 秒、通信失敗時間 118

秒となった。以上より、青色光源検出アルゴリズムによる検出では、LED 光源検出 AI モデルを用いた追跡に比べて安定した通信が可能であることが確認された。

この差異の要因として、LED 光源検出 AI モデルには主に 2 点の課題が確認された。

1 点目は、フレーム間で予測 BBOX のサイズにばらつきが生じ、フレーム間の ID の紐付けが安定しないことに起因する ID スイッチングが多発した点である。YOLOX は実績のある物体検出モデルである一方、本来は固形物体の検出を主眼としており、物体の形状や大きさがフレームごとに変動しやすい条件下では、検出結果の一貫性を高頻度に維持できない可能性がある。また、今回は ByteTrack という追跡アルゴリズムを活用したが、本アルゴリズムはフレーム間で物体を紐付ける際に IoU(フレーム間の BBOX の重なり率)を基にして判断をする。そのため、BBOX のサイズが安定しない無形物体の追跡には不向きであったと考えられる。対策として、BoT-SORT(Bag of Tricks SORT)のような、物体の外見的特徴(輝度分布や色情報)をもとに紐付けをするアルゴリズムの導入を検討する。

2 点目は推論速度が安定しない点である。OCC では光源の点滅周期とカメラの FPS を整合させる必要があり、本実証では 30FPS(33ms 周期)に固定して評価を実施した。しかし、LED 光源検出 AI モデルの推論処理が 33ms を超過するケースが確認され、その影響により PING 信号を正しく受信できず、通信失敗が増加したと考えられる。なお、この推論遅延は主としてハードウェア側の処理性能や動作環境の影響を受けるため、高温環境下においてはさらなる悪化が生じる可能性がある。そのため、LED 光源検出 AI モデルを推論する PC の性能向上および、PC の高温対策が必要であると考察される。

OCC では、単に光源を検出できるかどうかだけでなく、その後段に位置する追跡処理およびデコード処理までを含めて安定して動作することが求められる。そのため、BBOX の時間的安定性や推論遅延を含めた処理全体の整合性を考慮した設計および評価が重要であることが知見として得られた。

2) 拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析

赤色(620nm)、青色(455nm)、緑色(530nm)、白色(3 色同時発光)について、撮影映像上で光源が視認できる最長視認可能距離を確認した。水中に固定した RGB 光源の写真を図 6-6-1 に示す。

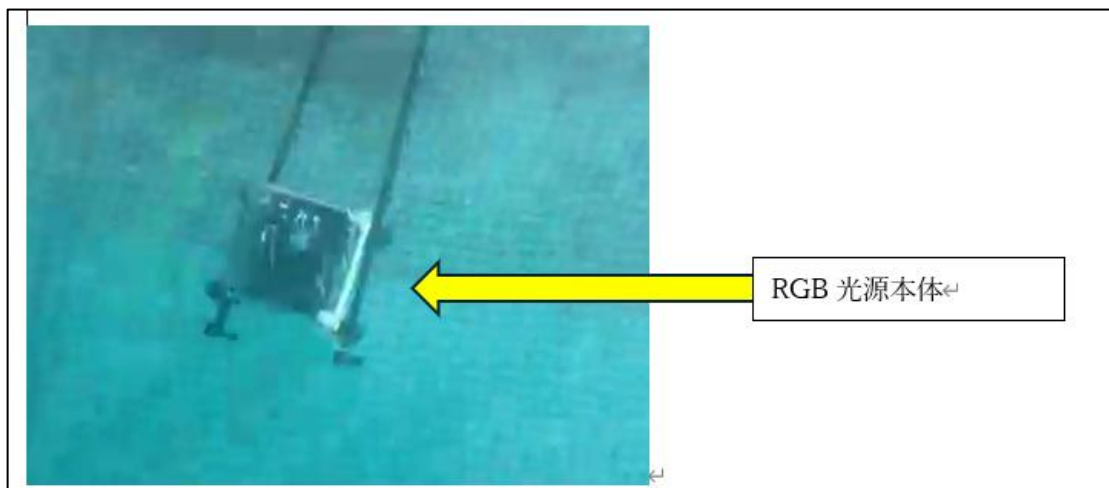



図 6-6-1 水中に沈めた RGB 光源の写真

赤坂水産の生簀内での検証は、ユースケース①および②の実験を優先したため十分な時間を確保できなかったことに加え、波浪の影響により機器を水中で安定して固定することが困難であった。このため、LED 光源～カメラ間の距離は 2m のみで検証を実施した。

表 6-6-3 に、生簀内における RGB 光源の撮影画像および撮影時に記録した濁度 (FTU:ホルマジン濁度単位)を示す。生簀内は FTU が低く、透明度が高い環境であった。そのため、距離 2m ではいずれの波長の光源も明瞭に視認できることを確認した。特に青色 (455nm) は周辺への光の広がりが確認でき、他波長と比較して水中での減衰が小さい可能性が示唆された。また、白色 (3色同時発光) においても、拡散光が薄い青色として確認できたことから、青色成分が遠方まで到達しやすい可能性が示唆された。

色(波長)	光源-カメラ間距離	濁度	撮影画像
白(3色)	2m	0.07 FTU	


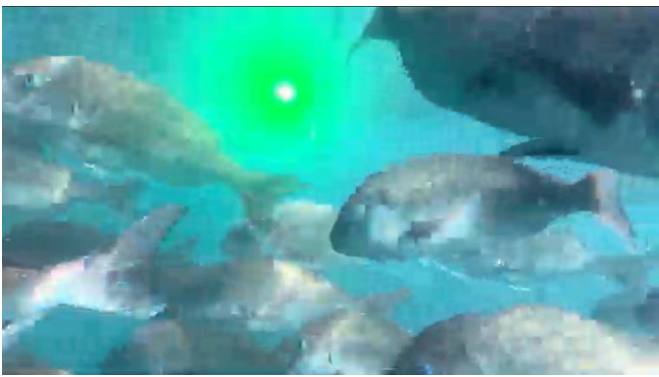
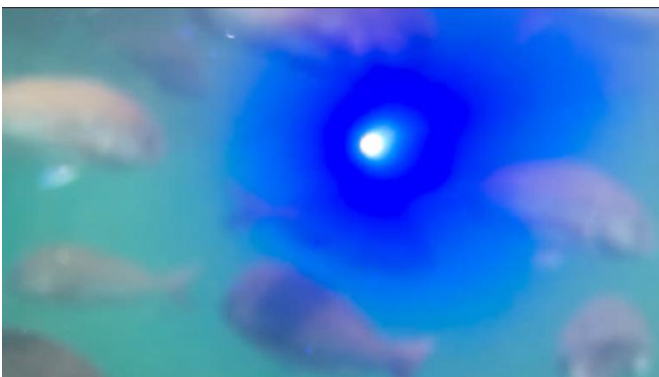
赤 (620nm)	2m	1.24 FTU	
緑 (530nm)	2m	1.31 FTU	
青 (455nm)	2m	0.07 FTU	

表 6-6-3 生簀内の RGB 光源撮影写真(2m)

次に、柳瀬川における検証結果を表 6-6-4 に示す。柳瀬川では、赤色(620nm)および緑色(530nm)の最長視認可能距離が 3.5m であったのに対し、白色(3 色同時発光)および青色(455nm)は 2.5m であった。ただし、各条件で測定時の濁度が大きく異なっており、結果には波長による差だけでなく、外的要因の影響が含まれている可能性が高い。

白色は 3 色同時発光により光量が最も大きい条件であるため、濁度条件が同等であれば最長視認可能距離が最も長くなることが想定される。しかし本検証では、赤色および緑色と比較して白色の視認距離が短い結果となった。白色の測定時は濁度計の計測エラーにより濁度(FTU)を記録できず、定量的な比較は困難となってしまったが、映像から白色を測定していた時間帯は、他の色の光源を撮影した時間帯と比較して水中の濁りが強く、見通しが悪いことが確認できる。そのため、測定時の濁度上昇の影響により、白色の視認距離が赤色および緑色より短くなった可能性がある。



実験当初は濁度が時間とともに大きく変化しない前提であったが、上流側の状況や気温等の外的要因により、測定時間帯に河川の濁度が大きく変動したことが本検証で示唆された。したがって、

波長ごとの比較を行う際には、各条件の測定時刻と濁度 (FTU) を対応付けて整理するとともに、測定順序や時間差の影響に留意する必要がある。

色(波長)	最長視認可能距離	濁度	その他条件
白(3色)	2.5m	計測エラーのため記録なし	午前:川の濁りが強い時間帯で撮影。濁度が高い状態(映像からの推測)
赤(620nm)	3.5m	3.58 FTU	正午~午後:川の水位が低く、透明度が高い時間帯で撮影
緑(530nm)	3.5m	2.31 FTU	正午~午後:川の水位が低く、透明度が高い時間帯で撮影(赤と同条件)
青(455nm)	2.5m	2.32 FTU	午後(夕方):天気悪化で気温がやや低下 川の濁りが再び強くなった時間帯で撮影

表 6-6-4 柳瀬川における RGB 光源の最長視認可能距離の結果

参考として、距離ごとの各光源の撮影画像を表 6-6-5、表 6-6-6、表 6-6-7、表 6-6-8 に示す。撮影画像を比較すると、3色同時発光(白色)を撮影した時間帯と赤色/緑色を撮影した時間帯で、水の濁りの程度が大きく異なることが確認できる。

色(波長)	光源-カメラ間距離	濁度	撮影画像
白(3色)	1.5m	計測エラーのため記録なし	
赤(620nm)	1.5m	2.89 FTU	

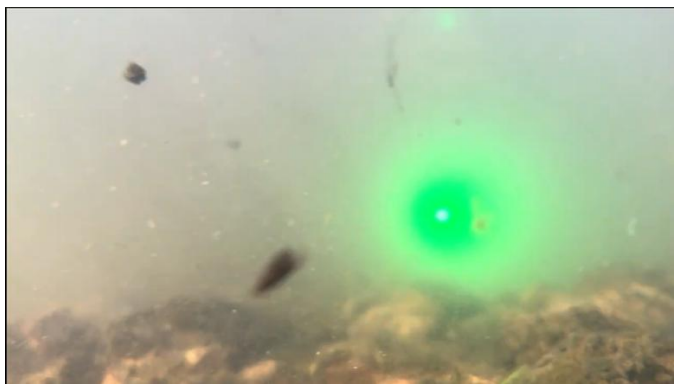
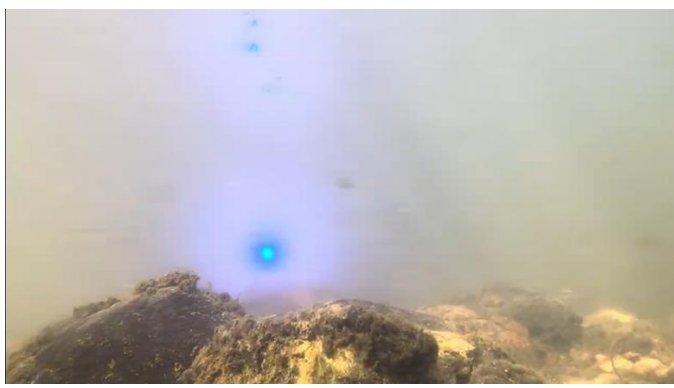
緑 (530nm)	1.5m	2.27 FTU	
青 (455nm)	1.5m	3.97 FTU	

表 6-6-5 柳瀬川における RGB 光源の撮影画像(1.5m)

色(波長)	光源-カメラ間距離	濁度	撮影画像
白(3色)	2.5m	計測エラーのため記録なし	
赤 (620nm)	2.5m	2.84 FTU	





緑 (530nm)	2.5m	2.21 FTU	
青 (455nm)	2.5m	2.32 FTU	

表 6-6-6 柳瀬川における RGB 光源の撮影画像(2.5m)

色(波長)	光源-カメラ間距離	濁度	撮影画像
白(3色)	3m	計測エラーのため記録なし	
赤 (620nm)	3m	2.61 FTU	

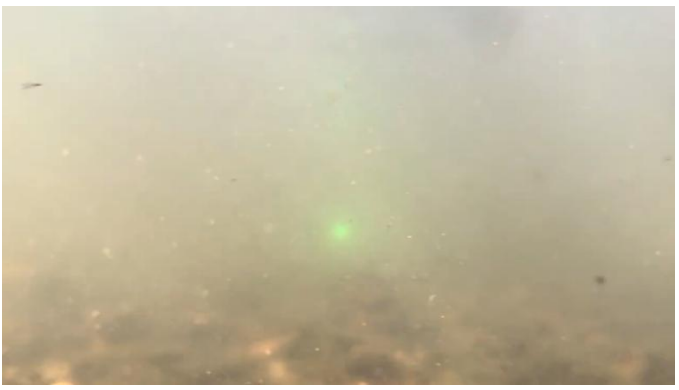

緑 (530nm)	3m	2.27 FTU	
青 (455nm)	3m	2.34 FTU	

表 6-6-7 柳瀬川における RGB 光源の撮影画像(3m)

色(波長)	光源-カメラ間距離	濁度	撮影画像
白(3色)	3.5m	計測エラーのため記録なし	
赤 (620nm)	3.5m	3.58 FTU	



緑 (530nm)	3.5m	2.31 FTU	
青 (455nm)	3.5m	2.37 FTU	

表 6-6-8 柳瀬川における RGB 光源の撮影画像 (3.5m)

3) 拡張性検証② (異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析

海中シミュレーション環境において、パラメータ自動調整 AI モデルの適用有無による LED 光源検出 AI モデル (YOLOX) の検出精度を評価した結果を、表 6-6-9 に示す。本結果から、パラメータ自動調整 AI モデルを適用し、カメラの露光時間およびゲインを自動的に最適化した場合、すべての評価指標において検出精度が向上することが確認された。特に、mAP@50-95 や平均 IoU といった YOLOX モデル全体の検出性能を総合的に表す指標において、パラメータ自動調整 AI モデルを適用しない場合と比較して高い精度が得られていることが分かる。

評価結果	mAP @50-95	平均 IoU	Precision	Recall	RMSE (px)
パラメータ自動調整 AI なし	0.314	0.375	0.409	1.00	9.92
パラメータ自動調整 AI あり	0.355	0.478	0.592	1.00	9.21

表 6-6-9 パラメータ自動調整 AI の適用有無による精度比較結果

次に、パラメータ自動調整 AI モデルの適用有無それぞれにおける混同行列を表 6-6-10、6-6-11 に示す。パラメータ自動調整 AI モデルを適用しなかった場合には、真陽性(TP)が 117 枚、偽陽性(FP)が 173 枚であったのに対し、パラメータ自動調整 AI モデルを適用した場合には、TP が 171 枚に増加し、FP は 119 枚に減少しており、検出性能が大きく改善していることが分かる。

今回開発した LED 光源検出 AI モデルでは、予測された BBOX が正解 BBOX と比較して大ききや形状が異なる場合があり、その結果として IoU が低下し、正しく検出されているにもかかわらず FP(誤検出)として判定されるケースが多く見られた。しかし、パラメータ自動調整 AI モデルを適用することで、カメラの露光時間やゲインが適切に調整され、LED 光源の輪郭がより明瞭になることにより、予測 BBOX と正解 BBOX との重なり度(IoU)が改善された。その結果、従来 FP と判定されていた検出結果の一部が TP として正しく判定されるようになったと考えられる。

実際に、パラメータ自動調整 AI モデルの適用有無による画像を比較すると、パラメータ自動調整を行った画像では全体的に輝度が向上し、LED 光源と背景とのコントラストが明確になっていることが確認できる。これにより、LED 光源検出 AI モデルによる位置推定および BBOX 生成の精度が向上し、最終的な検出性能の改善につながったといえる。

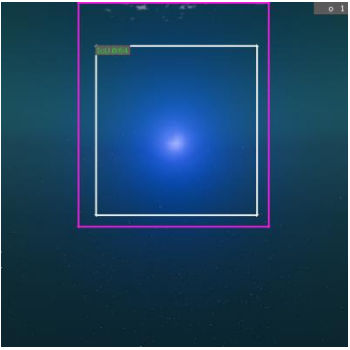
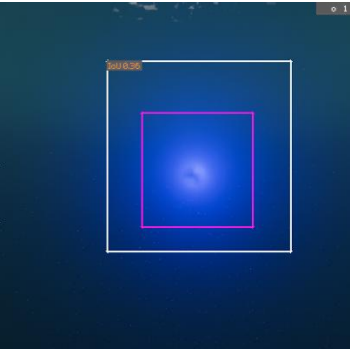
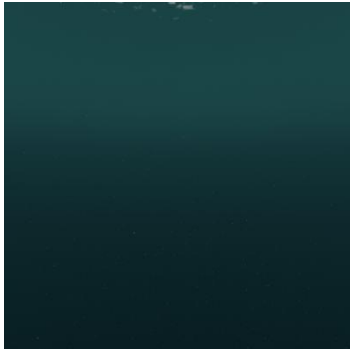
混同行列	LED 光源検出 AI による予測 (パラメータ自動調整なし)	
予測 BBOX / 正解 BBOX	陽性(検出)	陰性(未検出)
陽性 (LED 点灯)	 <p>TP: 117 枚</p>	<p>該当なし</p> <p>FN: 0 枚</p>
陰性 (LED 未点灯)	 <p>FP: 173 枚</p>	 <p>TN: 30 枚</p>

表 6-6-10 パラメータ自動調整 AI を適用しない場合の混同行列

(紫枠: 正解 BBOX、白枠: LED 光源検出 AI モデルの予測 BBOX)

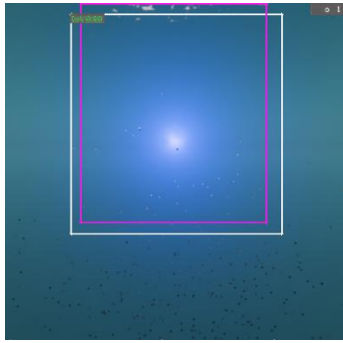

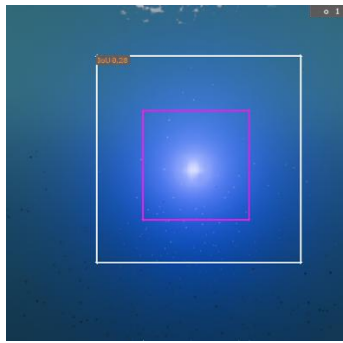
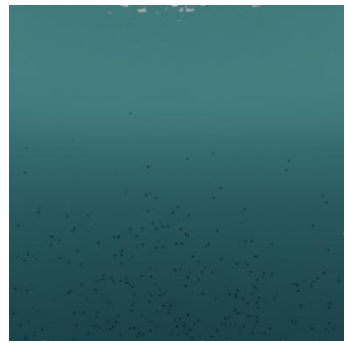
混同行列	パラメータ自動調整 AI + LED 光源検出 AI による予測	
予測 BBOX / 正解 BBOX	陽性(検出)	陰性(未検出)
陽性 (LED 点灯)	 <p>TP: 171 枚</p>	 <p>FN: 0 枚</p>
陰性 (LED 未点灯)	 <p>FP: 119 枚</p>	 <p>TN: 30 枚</p>

表 6-6-11 パラメータ自動調整 AI を適用した場合の混同行列
(紫枠: 正解 BBOX、白枠: LED 光源検出 AI モデルの予測 BBOX)

4) 拡張性検証③(その他)生成 AI による群制御の将来ユースケース/アーキテクチャの整理

R7 年度は実機による群制御実験は行わず、5.5 節で整理した要素技術(移動体 ID 追跡/パラメータ自動調整 AI/高濁度環境での波長選定)を前提に、机上検討として将来ユースケースと群制御アーキテクチャ、情報フローを整理した。

対象は、①養殖場(複数生簀・複数移動体の協調巡回)、②洋上風力(複数 ROV の協調点検)、③ダイバー安全管理(海中ジオフェンス)の 3 ユースケースとし、生成 AI は個体のリアルタイム制御ではなく、タスク割当/経路計画/異常時再スケジューリング等の上位レイヤ意思決定支援として位置付けた。

低帯域制約下での実運用を想定し、「平時はログ中心、異常時のみ映像確認」とする運用設計が有効であること、ならびに成立に必要な性能要件候補(送信成功率、検出 F1、光軸安定性、電源持続時間、自律航行精度等)を可視化した。

現時点の OCC 送信成功率や光軸安定性、ROV/ASV の自律航行精度には、群制御成立に向けて解消すべきギャップが残るため、R8 年度以降は閾値設定と段階的な実機検証を行う。

【実施内容(机上検討の成果物)】

R7 年度は実機による多体制御の検証は行わず、要素技術(移動体 ID 追跡/撮像条件の自律最適化/高濁度環境での波長選定)の成果と制約を前提に、3 ユースケース(養殖場/洋上風力/ダイバー安全管理)について、群制御の論理構成(役割分担)と情報フローを整理した。生成 AI は個体のリアルタイム制御ではなく、複数リソースのタスク割当・優先度付け・異常時再計画等の“上位意思決定支援”として位置付けた。

■ユースケース①:養殖場(複数生簀・複数移動体の協調巡回)

・構成(役割):

- 移動体(ROV/ASV 等):生簀周辺を巡回し、海中カメラ映像および環境センサデータを取得する。
- エッジ装置:取得データをログ化(構造化)し、送信量を抑えるために要約(送信用の軽量データ化)を行う。
- 陸側(ダッシュボード/意思決定支援):ログ・要約データを集約し、運用者の判断を支援する。

・情報フロー:

- ①移動体が生簀周辺を巡回し、魚群状態・設備状態・環境データ(映像/センサ情報)を取得
- ②エッジで取得データをログ化(例:状態スコア、イベント検知、時刻・位置情報の付与)し、必要に応じて要約(例:異常時の静止画切り出し、重要区間のみの短いクリップ等)を生成
- ③OCC 等で陸側へ送信(平時はログ中心、異常時のみ追加データとして静止画等を送付)
- ④生成 AI がログを元に優先度付け(どの生簀を再確認するか/誰が対応するか)を提示し、必要時のみ再観測指示

・想定アウトプット:

給餌判断に繋がる注意喚起(過剰給餌抑制の材料)/異常兆候の早期把握(斃死・網破損等)

■ユースケース②:洋上風力(複数 ROV の協定点検)

・構成(役割):

複数 ROV + 点検対象 + エッジ(検出ログ化) + 陸側(点検計画/記録)

・情報フロー:

- ①点検計画に基づき複数 ROV が対象を分担して撮像・計測
- ②エッジで点検結果をログ化(位置・時刻・点検結果・異常候補)

③OCC 等で陸側へ送信(平時ログ、異常時のみ重点映像)

④生成 AI が点検進捗の再配分・未確認箇所の再計画・異常時の優先対応を提案

・想定アウトプット:

点検の抜け漏れ抑止、異常候補の早期抽出、低帯域でも成立する点検記録の整備

■ユースケース③:ダイバー安全管理(海中ジオフェンス)

・構成(役割):

- ダイバー(携行端末/ビーコン等):位置情報および状態情報(例:動作有無、SOS 等)を送信する。
- 監視移動体/エッジ装置:位置・状態をログ化し、定義済みの条件に基づき一次判定(逸脱/停止/異常)を行う。
- 陸側監視(アラート/指示):アラート受信・状況確認・対応指示(退避/救助判断)を行う。

・情報フロー:

- ①ダイバーの位置・状態情報(位置情報は必須。バイタル等の生体情報は、利用する端末・センサの有無や運用条件により取得できる場合に限り追加取得する)
- ②エッジで位置・状態をログ化し、閾値ベースで一次判定(逸脱 / 停止 / 異常)を実施
- ③OCC 等で陸側へ送信(平時は位置ログ・状態ログ中心。異常判定時のみアラートおよび必要最低限の追加情報を送信)
- ④生成 AI が状況整理(何が起きたか/何を優先すべきか)と対応手順提示(退避指示・救助判断)

・想定アウトプット:

危険域逸脱の早期検知、緊急時の判断支援、現場監視負荷の低減

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	拡張性検証①(異なる産業・分野への横展開の可能性の検証) 移動体を追跡するための要素技術についての検証 ・カメラの画角内を移動する水中ドローンの ID 情報を断続的に捕捉・追跡できること ・一旦カメラの画角外に出てしまった水中ドローンが画角内に進入した際に、問題なく再捕捉および追跡可能であること
	2	拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析:

		<ul style="list-style-type: none"> ・ダイバーが、光源とスマートフォンの相対距離を正確に記録しながら、光源の視認が不可能な距離まで移動すること ・生簀付近における各光源の視認可能距離の差異を正確に記録できること ※なお、海中の視認可能距離は濁度に影響されるため、濁度もあわせて測定を行う。
定量評価	3	拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析： <ul style="list-style-type: none"> ・通信確立時間：手動調整と同等以上 ・通信成功率：手動調整と同等以上
	4	拡張性検証③(その他) 生成 AI による群制御の将来ユースケース／アーキテクチャの整理 3 ユースケース(養殖場／洋上風力／ダイバー安全管理)について、OCC 通信＋エッジ AI を前提とした群制御シナリオを整理し、情報フロー、制御粒度、生成 AI の役割、必要な要素技術・性能要件を文書化

1) 拡張性検証①(異なる産業・分野への横展開の可能性) 移動体を追跡するための要素技術についての検証

以下に各 KPI の達成可否の詳細をまとめる。

・カメラの画角内を移動する水中ドローンの ID 情報を断続的に捕捉・追跡できること：

本目標は達成された。6.6.2 章の OCC 通信成功時間を示した表 6-6-2-2 を確認すると、断続的ではあるものの LED 光源の捕捉・追跡および ID 情報の取得が可能であることが分かる。この結果から、静的な LED 光源検出に留まらず、リアルタイムでの光源追跡が可能であることを検証できた。

一方で、LED 光源検出 AI モデル(YOLOX)による追跡可能時間は、従来の古典的な画像処理である青色光源検出アルゴリズムと比較して短い傾向が見られた。このことから、AI モデルによる追跡性能については、検出の安定性や追跡継続性の向上に向けた改善の余地があると考えられる。

・一旦カメラの画角外に出てしまった水中ドローンが画角内に進入した際に、問題なく再捕捉および追跡可能であることを確認する：

本目標は達成された。本実証では、光源が一度カメラ画角外に出た後、再び画角内に戻った場合においても、光源の再捕捉および追跡が行われ、あわせて ID 情報を再取得できることをソフトウェア上で確認した。さらに、光源が画角内に留まっている状態で一時的に通信断が発生した場合においても、通信が自動的に再開される挙動を確認している。

本実証の目的は、水中ドローンに対する遠隔指示や、ダイバーの行動監視・モニタリングなどへの応用を見据えた技術的成立性を確認することである。そのため、通信が常に途切れなく維持されること自体を必須条件とするのではなく、一時的な通信断が発生した場合であっても、光源を完全にロストすることなく再捕捉・再通信が可能であることが重要である。

以上の結果から、本手法は通信が断続的となる状況下においても実用上十分な追跡および通信

性能を有しており、実環境での運用を想定した応用に耐え得る技術であることを示した。

2) 拡張性検証② (異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析

柳瀬川における RGB 光源の検証結果は表 6-6-4 に示すとおりであり、本検証の目標である「光源とスマートフォンの相対距離を正確に記録しながら、光源の視認が不可能な距離まで移動すること」および「生簀付近における各光源の視認可能距離の差異を正確に記録できること」について、いずれも達成したと判断する。

本検証では、撮影用スマートフォンを光源の正面方向から離れる向きに移動させ、距離を段階的に延伸しながら撮影を実施した。距離ごとの撮影画像を表 6-6-5、表 6-6-6、表 6-6-7、表 6-6-8 に整理しており、各距離条件における視認可否を確認できる形で記録できた。さらに、波長ごとの最長視認可能距離を表 6-6-4 に整理しており、光源が視認不可能となる距離まで移動したうえで、視認可能距離の上限を取得できている。以上より、距離を記録しながら視認不可能となる距離まで移動する手順は実施できており、本目標は達成した。

波長別の最長視認可能距離は、赤色(620nm)および緑色(530nm)が 3.5m、白色(3色同時発光)および青色(455nm)が 2.5m であった。また、距離ごとの撮影画像を表 6-6-5～表 6-6-8 に列挙しており、各光源について距離の増加に伴う視認性の変化を追跡できる。これらの記録により、光源間で視認可能距離に差が生じることをデータとして示しているため、各光源の視認可能距離の差異を正確に記録できたと判断し、本目標は達成した。

一方で、波長ごとの最長視認可能距離には測定時の濁度(FTU)が大きく影響している可能性がある。特に青色(455nm)は濁度が高い条件(FTU が高い)で測定されており、結果として視認可能距離が短くなった可能性がある。また、撮影画像の比較から、3色同時発光(白色)を撮影した時間帯と緑色を撮影した時間帯で水の濁りの程度が大きく異なることが確認できる。したがって、波長による純粋な差を厳密に比較するには、測定順序や時間差の影響を抑える運用が有効である。具体的には、波長条件の測定を短時間で完了させる、同一距離で波長を切り替えて連続撮影する、濁度計測を各条件と同時刻に実施して対応付ける、といった方法が考えられる。これらを適用することで、今回得られた「差異を記録できる」手順の有効性を維持しつつ、波長間比較の精度をさらに高める必要がある。

3) 拡張性検証② (異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデルの評価分析

6.6.2 章 3)の結果から、パラメータ自動調整 AI モデルを前処理として適用し、入力画像の撮像条件を自動的に最適化することで、LED 光源検出 AI モデルの検出精度が向上することに成功した。この結果は、既存の YOLOX モデルの検出性能を低下させることなく、カメラの露光時間およびゲインといった撮像パラメータの自動調整を実現できていることを示している。すなわち、従来は人手による経験的な調整が必要であったカメラ設定を自動化しつつ、LED 光源の点灯検出精度を維持、あるいは向上させることが可能となった。

以上より、本手法は YOLOX モデルが本来有する性能をより高い水準で引き出すとともに、養殖現場における人手作業の一部自動化に貢献するものであり、AI モデルを実環境で高度に運用

するための有効なアプローチであるといえる。

4) 拡張性検証③(その他) 生成 AI による群制御の将来ユースケース/アーキテクチャの整理

机上検討として、ROV/ASV 等の複数移動体を想定した群制御の情報処理手順(観測→エッジ要約/ログ化→陸側での意思決定支援→指示配信)を整理し、平時はログ中心・異常時のみ映像確認とする運用で低帯域でも成立し得ることを確認した。

6.6.4 考察

1) 拡張性検証①(異なる産業・分野への横展開の可能性) 移動体を追跡するための要素技術についての検証

本実証で検証した移動追跡技術は、OCC 通信を安定して成立させるための前提技術として、LED 光源検出 AI モデルと組み合わせるものである。本実証では、水中環境において移動する LED 光源を捕捉・追跡し、光源が一時的に画角外へ移動した場合や通信が瞬断した場合であっても、再捕捉および ID の再取得が可能であることを確認した。この結果は、常時安定した通信が困難な水中環境を前提とした場合においても、OCC 通信を実用的に運用できる可能性を示している。

本技術は、通信の完全な連続性を前提とせず、再捕捉・再取得を重視した設計思想を採用している点に特長がある。これにより、潮流や波などの外乱要因の影響を受けやすい環境下においても、対象を完全にロストすることなく追跡・通信を継続できる。水中ドローンへの遠隔指示や、ダイバー・作業者のモニタリング、養殖設備の管理といった用途においては、このような断続通信を許容した運用が現実的であり、本実証結果はその有効性を示している。

また、音響通信や有線通信と比較した場合、OCC 通信は既存のカメラや LED を活用できるため、低コストかつ柔軟なシステム構成が可能である。AI による光源検出・追跡を組み合わせることで、通信と認識を一体的に成立させている点は、本技術の実用上の優位性である。さらに、検出精度や通信の連続性だけでなく、再捕捉性や ID 再取得性を評価指標とすることで、用途や環境条件に応じた最適なシステム構成を導けるという知見が得られた。

以上より、本技術は養殖業や海洋調査、港湾管理などの分野において、省人化や安全性向上といった社会課題の解決に貢献する可能性を有しており、AI と通信を組み合わせた実環境適応型ソリューションとして高い拡張性と社会実装性を備えた技術であると結論付けられる。

2) 拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) 高濁度の環境における OCC 通信の検討に向けた光の波長分析

柳瀬川での検証では、赤色(620nm)および緑色(530nm)は最長 3.5m まで視認可能であった一方、白色(3色同時発光)および青色(455nm)は 2.5m にとどまり、波長によって視認可能距離が変化し得ることを確認した。また、距離ごとの撮影画像を比較すると、白色を撮影した時間帯と緑色を撮影した時間帯で水の濁りの程度が大きく異なることが確認できる。したがって、本結果には波長による差に加えて、測定時間帯に伴う濁度変動の影響が混在している可能性が高く、単一波長の優劣を固定的に結論づけることは難しい。

この知見は、R8 年度以降に海洋土木等の高濁度かつ変動の大きい現場へ横展開するうえで重要であり、環境条件により有利な波長が変化し得ることを前提に、単一波長に固定した運用ではなく、複数波長を活用したロバストな通信路設計へ発展させる必要性を示すものである。具体的には、カラーカメラを併用し、赤色、青色、緑色の各波長を同時発光させた広帯域光として情報を伝送することで、ある波長が散乱・吸収により劣化しても他波長成分が残りやすい構成とし、通信路の安定性を高める方向が合理的である。

OCC では、受信画像から RGB 各チャンネルの見えやすさや信号品質を推定し、チャンネル重み付け、符号化率、変調方式等を状況に応じて切り替える適応制御へ拡張できる。従来のレーザー系光無線は指向性が高く、散乱環境下でのロバスト設計や多波長運用が難しいことが多いが、OCC は画像として受信する特性上、環境変動下でもチャンネルごとの状態を観測しやすく、適応制御により通信成立性を高められる点に先進性がある。以上より、今回得られた「波長により視認可能距離が変化し得ること」および「時間帯により濁り変動し結果に影響し得ること」という事実は、より高濁度な現場への横展開に向けて、広帯域化と AI 適応を組み合わせた通信路安定化へ発展させる妥当性を具体的に裏付けるものである。

3) 拡張性検証②(異なる条件・環境への横展開の可能性) パラメータ自動調整 AI モデルの考察

今回検証したパラメータ自動調整 AI モデルは、LED 光源検出 AI モデル(YOLOX)の性能を最大限に引き出すための前処理技術として位置付けられる。本実証では、外光や濁度といった環境条件が刻々と変化する海中シミュレーション環境において、カメラの露光時間およびゲインを自動的に最適化することで、LED 光源検出精度が向上することを確認した。これは、既存の YOLOX モデル自体を再学習・改修することなく、入力画像の品質を動的に整えることで、検出性能を維持あるいは向上できることを示している。

本技術の特長は、従来人手に依存していたカメラパラメータ調整を自動化しつつ、環境変動に対して安定した検出性能を確保できる点にある。特に、海中環境のように光条件の変動が大きく、事前に最適な撮像条件を固定できない場面においては、AI による動的なパラメータ調整が有効なアプローチである。これにより、現場オペレータの経験や熟練度に依存しない運用が可能となり、実運用時の負担軽減や省人化に寄与する。

以上より、パラメータ自動調整 AI モデルは、LED 光源検出 AI モデルを実環境で安定して運用するための基盤技術として有効であり、養殖現場や水中ロボット運用など、環境変動の大きい分野における AI 活用の実用性を高める技術であるといえる。

4) 拡張性検証③(その他) 生成 AI による群制御の将来ユースケース/アーキテクチャの整理

本拡張性検証を通じて、OCC 通信とエッジ AI を基盤としたシステムが、単なる「1 対 1 のデータ伝送」にとどまらず、将来的に「多対多の群制御」や「環境適応型の自律制御」へと発展し得る技術的見通しを得ることができた。特に、生成 AI を上位レイヤの意思決定支援に配置し、現場のエッジデバイスがログ要約と一次判断を担う階層型アーキテクチャは、海中という通信帯域が極端に制限される環境において極めて合理的である。一方で、これを実運用に乗せるためには、本実証で課

題となった「OCC 通信の物理的な接続安定性(光軸維持)」と「移動体の自律航行精度」の向上が不可欠であり、これらが解決されることで、今回机上で定義した群制御シナリオの実装が可能になると結論付けられる。

6.7 効果検証

6.7.1 実証スケジュール

本節の効果検証は、実証で得られた通信・運用上の制約(低帯域での遠隔データ連携、異常時の確認方法等)を前提として、ユーザ事業者(赤坂水産)へのヒアリングにより、想定導入時の(1)コスト削減効果、(2)投資対効果(ROI)、(3)既存通信インフラの有効活用、(4)実証分野における社会的価値を整理し、机上での簡易試算(損益分岐・投資回収期間)を行うことで実施した。

6.7.2 評価項目の結果

番号	評価項目
1	効果検証①:コスト削減効果(給餌関連作業時間・飼料ロスの削減)
2	効果検証②:投資対効果(ROI/投資回収期間)の評価
3	効果検証③:既存通信インフラの有効活用(構成・費用・運用面の評価)
4	効果検証④:社会的価値(FCR改善・作業負荷軽減・安全性向上・人材確保等)

以下 1~4 については、現時点では本システムを実導入した長期運用データが存在しないため、定量効果(削減率や改善率等)は実測値ではなく、ヒアリングで得られた現状・優先順位・許容コストレンジ等に基づく“見込み評価(シナリオ評価)”として記載する。

1) 効果検証①:コスト削減効果(給餌関連作業時間・飼料ロス)

- 現状(作業負荷の前提)
 - 給餌および生簀状態確認に関する作業として「3~4 時間/日 × 3 人程度」という感覚が示された。
- 短期的な価値として重視されるポイント
 - 導入直後に最も価値が大きいのは「作業時間削減」よりも「飼料のムダ(過剰給餌の抑制)」である、という位置づけが示された。
 - 飼料ロスは「1 割削減できれば良い」、一方で「2 割削減は現実的ではない」という意見であった。

● 本節での評価(整理)

- コスト削減の主軸は、(a)魚群状態や摂餌状況の把握に基づく過剰給餌の抑制、(b)斃死・不調・網破損等の異常兆候を早期把握し、対応遅れによるロス(無駄な給餌・被害拡大等)を抑制すること、の2点として整理した。
- 作業時間削減は副次的な効果として位置づけ、定量化は実導入後の工数計測(見回り頻度/ログ確認頻度/異常時対応工数)で検証すべき項目とする。

2) 効果検証②:投資対効果(ROI)

● 価格許容感(運用費)

- 月額費用は「10万円/月(作業場単位)なら許容」「20万円/月は導入する業者が限られる(ただし効果が大きければ検討余地)」という感覚が得られた。
- 議論のレンジとしては「10万~50万/月」も候補として言及された。

● 費用体系(初期費用・補助金)

- サブスクー択よりも、初期費用(買切り・一括)型の方が導入しやすい(補助金活用がしやすい)という示唆が得られた。

● 投資回収期間のイメージ

- 回収は「3年以内が理想」「5年でも効果次第で可」という意見であり、リース等の商習慣も踏まえると「5年スパンで良い」という考え方が示された。
- 投資判断の前提条件として、精密機器の耐用年数および故障時の対応(保守サポート)が重要である。

● 簡易試算(損益分岐の考え方:例)

- 月額10万円/作業場の場合、年間費用は約120万円であり、年間で120万円以上のネット効果(飼料ロス削減、対応遅れの抑制等)が損益分岐となる。
- 飼料費削減のみで回収する場合の必要削減率は「必要削減率=年間費用 ÷ 年間飼料費」で整理できる。

例)年間飼料費が5,000万円なら2.4%、1億円なら1.2%、2億円なら0.6%程度の削減で損益分岐を超える。

- したがって、飼料費規模が大きい事業者ほど、数%程度の飼料ロス削減でも月額10万円水準は回収可能性が高くなる。一方、月額20万円水準では損益分岐が上がるため、飼料ロス削減に加えて「異常検知・安全性向上」「成績評価(サイズ推定等)」「設備点検」等の複合価値をセットで提示する必要がある。

3) 効果検証③:既存通信インフラの有効活用(構成・費用・運用面)

● 既存インフラとの親和性

- 既存の海上 Wi-Fi があり、組み合わせは良いという意見が得られた。
- 通信制約を踏まえた運用ニーズ
 - OCC 通信の帯域感は「FAX 程度」の印象が示され、平時は動画よりもログが重要で、動画は異常時のみでよい、という運用思想が確認された。
- 本節での評価(整理)
 - 常時映像伝送を前提とせず、(a)平時はログ・要約データ(必要に応じて静止画)中心、(b)異常検知時のみ限定的に映像確認、という設計は、通信コストと運用負荷の両面で既存通信インフラ活用に適した構成と整理できる。

4) 効果検証④:実証分野における社会的価値

- 価値の二層構造(時間軸)
 - 価値は「短期＝飼料のムダ削減(導入直後にダイレクトに効く)」「長期＝出荷数量・サイズの読みやすさ(評価フィードバックを回し、事業をスケールさせる上位価値)」の二層構造として整理できる。
- 短期の社会的価値(導入直後に効く)
 - 飼料ロス削減による収益性改善に加え、斃死・不調・網破損等の異常兆候を早期把握できれば、安全性向上(危険な海上作業・潜水作業の抑制)や被害拡大の抑止が期待できる。
- 長期の社会的価値(スケールに効く)
 - サイズ推定等が高精度化すると成績評価が可能となり、給餌や運用改善のフィードバックが回ることで、拠点・生簀が増えてもデータに基づく養殖運営(人材配置・意思決定)が可能になり、事業スケールに資する価値となる。
- 社会実装の前提条件
 - 精密機器の耐用年数、故障時の迅速なサポート、取得データの精度・信頼性が重要条件であり、機器・通信・保守を一体として提供できるサービス設計が鍵となる。

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	【給餌関連作業時間の削減率(目標:20~30%)の定性評価】

定量評価		赤坂水産の現状負荷として、給餌・確認に関する作業が「3～4 時間/日×3 人程度」という感覚が示された。一方で、短期的な導入価値としては作業時間削減よりも飼料のムダ削減が重視されており、作業時間の削減率(20～30%)を現時点で定量的に見積もるには、実導入後の見回り頻度・ログ確認頻度・異常時対応の工数を計測する必要がある。
	2	【飼料使用量・FCR の改善率(目標:現状比約 10%改善)の定性評価】 短期的価値として“飼料のムダ(過剰給餌)削減”が最重要との意見が得られ、飼料ロス「1 割削減できれば良い」、一方で「2 割は現実的ではない」との見解であった。飼料費が原価の大宗を占める前提から、FCR 改善(10%目標)は事業インパクトが大きく、実現すれば導入動機として強い。
	3	【投資回収期間(目標:3～5 年以内)の定性評価】 月額費用について「10 万円/月/作業場なら許容」「20 万円/月では導入する業者が限られる」との価格許容感が得られた。投資回収期間は 3 年または 5 年のイメージが示され、リース等の商習慣も踏まえると「5 年スパンで良い」との意見である。一方で、精密機器の耐用年数や故障時対応(保守サポート)が投資判断の重要条件である。
	4	【導入意向・社会的価値に関する主観評価(目標:2～3 割以上改善なら前向き 等)の定性評価】 価値の優先順位として、短期は「飼料のムダ削減(ダイレクトに効く)」、長期は「出荷数量・サイズの読みやすさ(世界が変わるレベル)」が重要という意見が得られた。導入可否は、飼料ロス削減や異常検知・安全性向上等の複合価値として“どの程度読みやすくなるか/どれだけムダが減るか”を具体的に示せるかに依存する。また、実運用上は、故障時対応が必須であり、データ精度の担保が前提条件である。

1) 給餌関連作業時間の削減率(目標:20～30%)

現状負荷(3～4 時間/日×3 人程度)の把握はできしたが、削減率(20～30%)の達成可否を現時点で定量的に判断するには、実導入後の見回り頻度・ログ確認頻度・異常時対応の工数計測が必要である。なお、ヒアリングでは作業時間削減より飼料のムダ削減が短期価値として優先される傾向が示された。

2) 飼料使用量・FCR の改善率(目標:現状比約 10%改善)

飼料ロスは「1 割削減できれば良い」との意見であり、目標(約 10%改善)は現場感覚として妥当性が高い。一方で「2 割は現実的ではない」との見解もあり、過度な改善幅を前提とした試算は避ける必要がある。今後は、過剰給餌抑制に直結するデータ(魚群状態・摂餌状況の要約)を用いた自動給餌機の運用最適化シナリオを具体化し、実証・実測により検証することが必要である。

3) 投資回収期間(目標:3～5 年以内)

価格許容感(10 万円/月/作業場、20 万円/月は限定的)と、回収期間のイメージ(3 年または 5

年、リースは 5 年スパン)は、5.6.4 節の目標(3~5 年以内)と整合する。表 6.7-2 の通り、飼料費規模が大きい養殖事業では数%程度の飼料ロス削減でも損益分岐を超える可能性がある。一方で、精密機器の耐用年数・故障時対応(保守サポート)が投資判断の前提条件であり、サービス設計上、保守を含む提供形態の明確化が必要である。

4) 導入意向・社会的価値に関する主観評価

短期は飼料のムダ削減、長期は出荷数量・サイズの読みやすさが価値の中心であるという整理が得られた。導入可否は、(a)飼料ロス削減の再現性、(b)異常検知・安全性向上等の複合価値、(c)現場での“読みやすさ”を損なわない UI/運用設計、をどの程度具体的に提示できるかに依存する。また、故障時対応の必須性が示されており、信頼性・保守体制を含めた社会実装が重要である。

6.7.4 考察

本効果検証で得られた最重要な示唆は、養殖事業者にとっての価値が「短期は飼料のムダ削減」「長期は出荷数量・サイズの読みやすさ」という二層構造で整理できる点である。飼料費は原価の大宗を占めるため、過剰給餌の抑制が実現すれば、収益改善に直結する。一方で、単純な“データ取得”だけでは現場の意思決定は変わらず、長期的な価値(読みやすさ)を実現するには、継続的に改善されるダッシュボード設計、運用に組み込めるアラート設計、データの蓄積とフィードバックによる改善サイクルが必要である。

また、既存通信インフラ活用の観点では、平時はログ中心、異常時のみ動画という運用ニーズが明確であり、低帯域の通信でも運用設計次第で実用性を高められる。一方で、実装の前提条件として、精密機器の耐用年数、故障時の迅速なサポート、取得データの精度・信頼性が重視されており、機器・通信・保守を一体として提供できるサービス設計が社会実装上の鍵となる。

加えて、本実証で検証した海中 OCC 通信は、他の通信手段と比較した際の位置付けを明確にする必要がある。一般に海中では電波が減衰しやすく、海中作業データを陸上に伝送する手段としては、(a)ケーブル等の有線、(b)音響通信、(c)光通信等が候補となる。有線は安定性が高い一方、敷設・取り回しや運用負荷が課題となり、音響通信は到達距離の面で選択肢となり得る一方、帯域制約・周辺環境の影響・運用上の制約が残る。これに対し OCC 通信は、短距離・低帯域であることを前提に、低消費電力・比較的簡易な構成で「海中で取得した情報を確実に陸側に運ぶ」経路を提供できる点に特徴がある。本実証で得られた「平時はログ中心、異常時のみ映像」という運用思想は、こうした OCC の特性を前提に価値を最大化する実装上の工夫である。

また、類似技術・ソリューションと比較した際の先進性・新規性としては、通信手段単体の性能ではなく、ROV/ASV 等の移動体を介したデータ収集・搬送、エッジ側での要約(ログ化)と異常検知、陸側での意思決定支援を一体で設計し、低帯域制約下でも実運用に耐える“運用設計込み”のソリューションとして整理できた点が挙げられる。さらに、導入単位を作業場単位とすることで、複数生簀・複数設備からのデータを面で集約し、将来的に異常検知、設備点検、サイズ推定等のサービスを追加しやすい基盤となる(作業場 DX 基盤化)。この点は、養殖業に限らず、港湾・沿岸点検、洋上風力等の海洋産業にも横展開可能であり、市場拡大や地域産業の課題(人材不足・安全性・生産性)解決に寄与し得る。

複数手段を比較対照した結果として得られた構成上の知見は、(1)常時映像ではなく「ログ中心＋イベント駆動(異常時のみ)映像」の設計が低帯域環境で有効であること、(2)エッジ側で要約・異常検知を行い伝送データ量を抑えること、(3)故障時対応・耐用年数を含む保守設計を前提にしないと社会実装が進まないこと、(4)費用体系は「基盤(作業場)＋観測点／オプション」の二階建てで納得感を作ること、の4点である。

以上より、次年度以降の方向性としては、(1)飼料ロス削減に直結するデータ(摂餌状況・魚群状態等)の取得と、給餌判断に繋がる提示(推奨・注意喚起)の具体化、(2)週次・月次でも価値が出るサイズ推定等の“読みやすさ”の設計、(3)ログ中心で成立する通信・運用設計と、異常時の確認手段の整備、(4)保守・耐用年数を含めた費用設計(補助金適合も含む)、を重点課題として整理する。

7. 本実証の総括

7.1 本実証の成果・課題

本実証では、愛媛県西予市の養殖現場を対象に、エッジ AI による情報抽出、水中光無線通信 (OCC)、水中ドローンおよび水上ドローンを組み合わせた通信・データ取得手法について、実海域環境における成立性と社会実装に向けた課題を総合的に検証した。海中という通信条件・設置条件・運用条件の制約が極めて大きい環境を前提に、複数の要素技術を統合したシステムとして検証を行い、単一技術では把握できない実運用上の知見を得られた点が、本実証の大きな特徴である。

ユースケース①では、エッジ AI により映像データを現場で解析し、尾数カウント結果のみを伝送する方式を採用した。その結果、映像データを送信する場合と比較して通信量を約 99.66% 削減できることを確認し、「通信量 99% 以上削減」という KPI を達成した。この成果は、海中・海上といった低帯域環境においても、必要な情報を継続的に取得・活用できる現実的な手法を示すものであり、「映像を送る」から「意味情報を送る」への設計転換の有効性を実証できた点に意義がある。

一方、尾数カウント精度については、目標値として設定した 95% には達していない結果であった。その要因として、生簀構造や安全面の制約によりカメラ設置位置が限定され、生簀全体を画角に収められなかった点、高濁度環境下で魚体が魚影化・重畳しやすく、目視・AI とともに個体分離が困難であった点が挙げられる。これらは実際の養殖現場に固有の条件であり、本実証を通じて、精度向上には AI モデルの改良に加えて、設置方法、画角設計、専用ハードウェアの検討、環境条件を前提とした評価方法の精緻化が重要であることが明確になった。なお、本実証における設置制約の中においても、目視と比較して尾数カウント精度 95% が出ている結果もあるため、こうした結果も踏まえて設置条件の改良に繋げていきたい。

ユースケース②では、水中光無線通信 (OCC) とセルラー通信を組み合わせ、生簀内で取得した尾数カウント結果を水中ドローン・水上ドローン経由でクラウドへ中継し、Web アプリで閲覧する一連の通信経路の成立性を検証した。定性 KPI として設定した「尾数カウント結果がセルラー通信によりクラウドへ中継され、Web アプリで閲覧できること」については、実証環境において実際にデータ到達と画面表示を確認し、目標を満了結果であった。一方で OCC の通信距離については、目標値を 10m と設定していたのに対し、実証では OCC 通信機—OCC 中継機—水中ドローン間の 2 ホップ構成にて、端点間で概ね 6~9m 程度 (10m 未満) で通信が成立する結果であった。これは、事前の単体試験では 7m での通信成立を確認していたものの、中継機を含む実構成では、生簀や機器の揺動、光軸ずれの影響をより受けやすいことが確認されたためである。この結果から、実海域での通信距離設計においては、構成要素数や固定条件を含めた総合的な設計が重要であることが明確になった。

また、尾数カウントデータ送信成功率については、目標値 90% に対し、OCC 通信機—中継機 (生簀内側) 区間では約 84%、中継機—水中ドローン区間では約 12% という結果であった。特に生簀内側区間では比較的高い成功率が得られており、ラダーによる支持構造により光軸が安定していたことが寄与している。一方で、生簀外側区間では、生簀自体が海底に固定されておらず揺動が大きいこと、水上ドローンの揺れが水中ドローンに伝播すること、魚群や網による光路遮蔽が発

生することなど、実海域特有の条件が通信成立性に影響していることが確認された。

これらの結果は、OCC通信方式自体の成立性を否定するものではなく、実運用において安定性を高めるための具体的な改善点を明確にした成果である。今後は、海の揺動による光軸ずれにも対応するハード面、ソフト面の改良が必要である。ハード面の改良としては、LED光源の光軸の安定化のため、水中ドローンに姿勢方位基準装置等を用いた姿勢制御を自動化することが考えられる。ソフト面の改良としては、LED光源として認識する領域の輝度・色・空間条件を定量的に標準化することで、正解領域(BBOX)のサイズばらつきを低減し、追跡およびデコード処理の信頼性を高めることで、光軸がずれた場合でも、LED光源を捕捉し続けるLED光源検出AIモデルの開発が考えられる。

拡張性検証では、移動体追跡、高濁度環境下における光波長特性の分析、強化学習によるパラメータ自動調整AIなどを通じて、環境変動に適応するための要素技術を整理した。特に、高濁度条件では赤色・緑色光源の視認距離が長いこと、撮像条件を自律的に最適化することで検出・通信の成立性を高められる可能性が示された点は、養殖分野のみならず、洋上風力発電設備の点検、港湾監視、ダイバー安全管理といった他分野への展開可能性を具体化する成果である。

総じて本実証は、「海中で必要な情報のみを抽出し、低帯域通信を前提として確実に伝送する」という新たな概念の有効性を実環境で確認するとともに、その成立条件と改善方向を定量的に把握した点に大きな意義がある。KPIに対する実績値を通じて得られた知見は、次年度以降の技術高度化や社会実装に向けた具体的な設計指針として活用可能であり、本実証は実用化に向けた確かな基盤を形成した取り組みであったと総括できる。

8. 参考資料

8.1 システム構成図・設計書

■尾数カウント AI モデルのアーキテクチャ

概要: 生簀内の魚の尾数をカウントするための AI モデル。過去に開発したモデルを利用するため、本実証において新規の学習は実施していない。

【採用モデル:密度推論モデル(独自開発)】

ネットワーク特性:

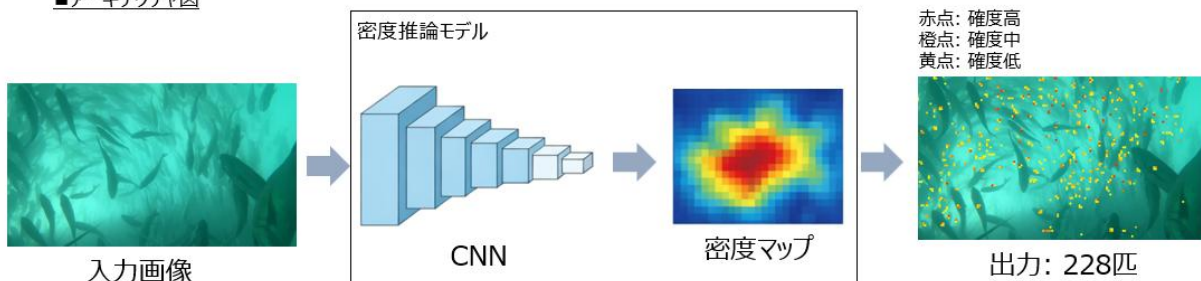
- 密度推定:個体検出ではなく密度分布に基づく尾数推定。
- ピクセル単位回帰:ピクセル毎に魚存在の期待値を出力し、全ピクセルを積分的に合算することで尾数を算出。
- ヒートマップ出力:密度に応じたヒートマップで可視化可能。

【学習と推論の最適化】

学習データ構成: Foids(当社独自の魚群 CG シミュレーションツール)により生成した合成データ

TinyML: モデルの省電力かつ小型化を実現。

■アーキテクチャ図



■LED 光源検出 AI モデルのアーキテクチャ

概要: OCC(可視光無線通信)を安定して実現するための、カメラ画像から LED 光源の点滅を高精度に認識する物体検出モデル。

【採用モデル:YOLOX-Nano】

入力画像サイズ: 416×416 ピクセル

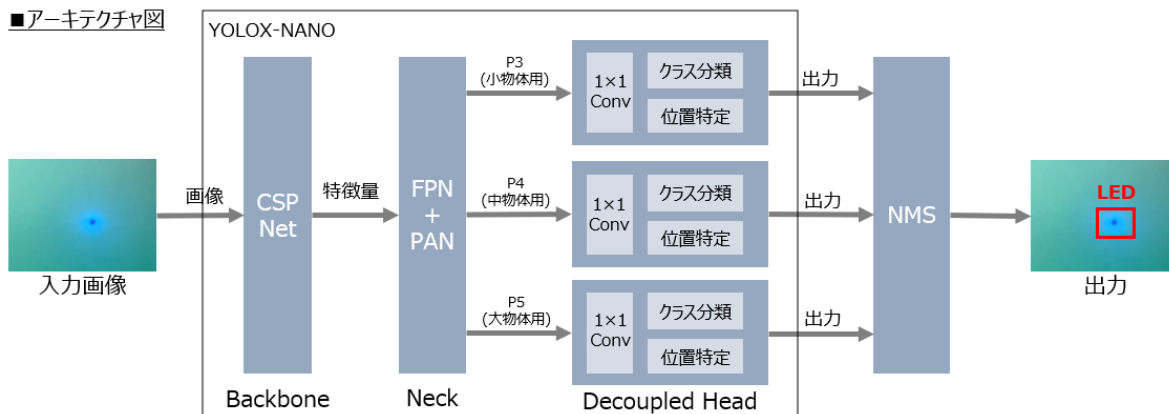
ネットワーク特性:

- FPN+PAN:異なる解像度の特徴を結合することで、物体のスケール変化に対して頑健。
- Decoupled Head: 分類と位置特定タスクの分離により、検出精度を向上。
- Anchor-free: 多様な光源サイズ・形状に柔軟に対応。
- SimOTA: ラベル割り当ての最適化により、ノイズ耐性を強化。

【学習と推論の最適化】

学習データ構成: Unity シミュレーションデータと現地動画データを 1:1 で混合(計 5,940 枚)。

量子化: TensorRT による最適化を実施することで、推論時間を短縮。



■パラメータ自動調整 AI モデルのアーキテクチャ

概要: 外光や濁度といった環境条件が刻々と変化する海中環境において、カメラパラメータを自動的に調整することで、LED 光源検出を安定して行うことを目的とした強化学習 AI モデル。

【採用モデル:SAC + LSTM (Soft Actor-Critic + Long Short-Term Memory)】

入力データ: 13 次元の状態ベクトル(露光、ゲイン、白飛びピクセル割合、黒潰れピクセル割合、画像全体での近傍輝度差分の平均値、LDR 輝度の 5%点、LDR 輝度の 95%点、輝度のラプラシアン分散、検出 BBOX の検出数・平均信頼スコア・最大信頼スコア・平均 BBOX 面積・平均アスペクト比)

ネットワーク特性:

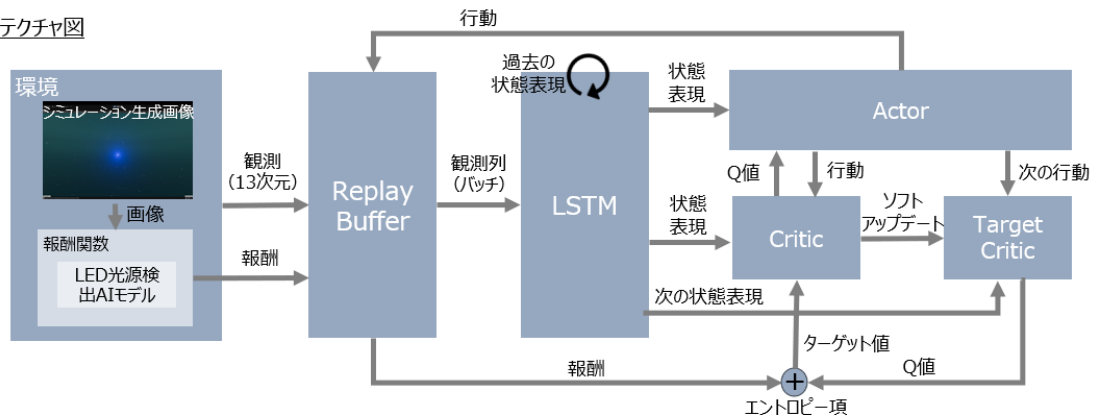
- Off-policy Actor-Critic: 最大エントロピー強化学習の枠組みにより、高い探索能力と学習の安定性を両立。連続値(露光・ゲイン)の微調整において最適解を効率的に導出。
- LSTM (Long Short-Term Memory) : ネットワーク層に LSTM を組み込むことで、時間軸に沿った輝度変化やパラメータ調整の履歴を考慮。単一フレームでは判断困難な、動的な水中環境(濁りや浮遊物による明滅)に対するロバスト性を獲得。

【学習と推論の最適化】

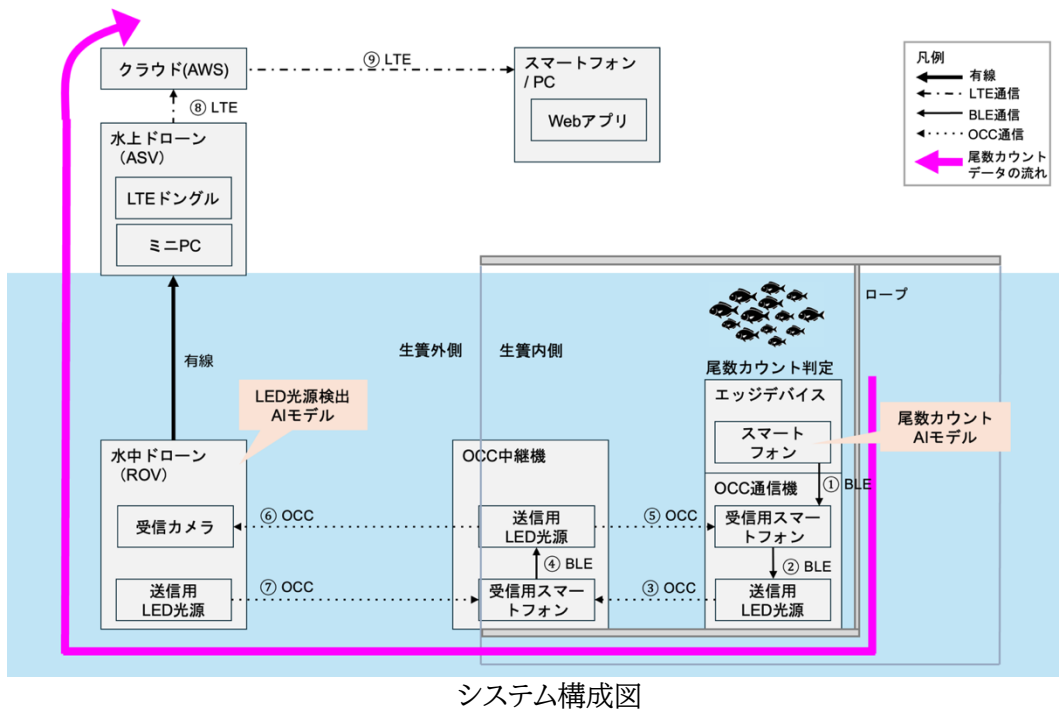
学習データ構成: Unity シミュレーション環境(ML-Agents)を活用。多様な水中パラメータを組み合わせた強化学習。

報酬関数: LED 光源検出 AI の F1 スコアおよび確信度を正の報酬とし、白飛び・黒飛びおよび過度なパラメータ変動を負の報酬として定義。

■アーキテクチャ図



8.2 ネットワーク構成図・設計書



システム構成図

本実証におけるネットワーク構成は、生簀内に設置した OCC 通信機、当該生簀に設置した OCC 中継機、ならびに水上ドローン(ASV)および水中ドローン(ROV)により構成される。各機器は、海中区間においては光無線通信(OCC)を主たる伝送手段として用い、スマートフォンと光源など機器内部の近距離通信については BLE 通信によりデータを受け渡す構成とした。これにより、海中区間での低消費・低コストな伝送を可能としつつ、必要なデータを段階的に中継して遠隔側へ到達させるネットワークを構築した。

1) 機器構成および配置

OCC 通信機は生簀の中央付近に沈設し、尾数カウント用エッジデバイス(スマートフォン)および

OCC 通信アプリ搭載スマートフォン、ならびに LED 送信装置(Arduino Nano を内包したカメラハウジング)を搭載する構成とした。OCC 中継機は生簀網に取り付け、生簀内側および生簀外側にそれぞれ 1 台ずつ設置し、各中継機は OCC 通信アプリ搭載スマートフォンおよび LED 送信装置(Arduino Nano)を搭載する構成とした。さらに、生簀外側には水上ドローン(ASV)を待機させ、ASV 直下に水中ドローン(ROV)を鉛直方向に降下させて運用した。

2) 接続関係(論理・物理)

機器間の接続関係は、(1)機器内部の近距離通信、(2)海中区間の光無線通信、(3)水上区間の無線中継、の三層で構成される。

(1) 機器内部の近距離通信(BLE)

OCC 通信機内において、尾数カウント AI を実行するスマートフォンから、OCC 送受信スマートフォンへ尾数カウント結果を送信する際は、BLE による GATT 通信を使用する。また、OCC 送受信スマートフォンから LED 送信装置(Arduino Nano)へ送信データを引き渡す際も、BLE による GATT 通信を使用する。これにより、筐体内の機器間で確実にデータを連携し、海中区間の送信データ(OCC 送信用データ)を生成する。

(2) 海中区間の光無線通信(OCC)

海中におけるデータ伝送は、LED 送信装置からの点滅光をスマートフォンカメラで撮像し復号する OCC 通信により実施する。OCC における変調方式は OOK (On-Off Keying)を採用し、LED の点灯/消灯パターンによりデータを表現する構成とした。これにより、OCC 通信機と OCC 中継機間、ならびに OCC 中継機と ROV 間において、海中環境下での近距離データ伝送を実施した。

(3) 水上区間の中継(ASV 以降)

ROV が受信した尾数カウント結果は ASV へ中継される。この際、ASV と ROV 間のデータ伝送は有線(ギガビットイーサネット)により実施する。ASV は受領したデータを、セルラー通信を用いてクラウド(AWS)へ送信し、Web アプリにより閲覧可能な構成とした。ただし、本項における機能検証の対象範囲は、OCC 通信機から ROV までの送受信(海中区間における OCC 通信および機器内の BLE 連携を含む)に限定し、ASV 以降の伝送(クラウド送信・Web 閲覧等)は本項の対象外とする。

3) 設計上の留意事項

BLE 区間は、低消費電力かつ機器内接続に適した方式として BLE の GATT 通信を採用し、機器間のデータ連携を確実化した。OCC 区間は、海中における低速・低コスト伝送を実現するため、変調方式として OOK を採用し、LED 点滅とカメラ受信による実装容易性を優先した。以上により、本実証のネットワークは、海中区間では光無線、機器内では BLE、外部中継ではセルラーを組み合わせた階層型構成として設計した。

8.3 使用機器・ソフトウェア一覧

本欄では、本実証において機能検証に直接関係する範囲で、データ取得、データ通信、データ処理、データ利用に係る機器・ソフトウェアを網羅的に整理した。

1. データ取得に関する機器・ソフトウェア(センサ類)

対象	機器/ソフトウェア	台数	取得データ	通信・記録に関連する仕様(画質/解像度/FPS等)	備考
尾数カウント	スマートフォン (尾数カウント AI アプリ)	1	生簀内魚群の映像	FPS:30 解像度:1280×720 画質・符号化:HEVC/H.264 推論 FPS:5 フレーム/秒	OCC 通信機
OCC 通信	スマートフォン (OCC アプリ)	3	LED 点滅信号の撮像映像	FPS:30 解像度:640×480 画質・符号化:HEVC/H.264	OCC 通信機 OCC 中継機(内側) OCC 中継機(外側)

2. データ通信に関する機器・ソフトウェア(通信方式・伝送仕様)

通信区間	方式	送受信機器	主な仕様(周波数/帯域幅/変調方式/同期パターン/最大速度等)	備考
エッジ AI ↓ OCC 通信機	BLE	スマートフォン (尾数カウント AI アプリ) ↓ スマートフォン (OCC アプリ)	Bluetooth:v5.3(端末側仕様) 周波数:2.4GHz 帯(2.402-2.480GHz) チャンネル:40ch(2MHz 間隔) 変調方式:GFSK(BLE 標準) PHY:LE 1M(1Mbps、必須)/ LE 2M(2Mbps、対応時) アプリ層実効:~約 0.8Mbps(条件依存) 同期:BLE 標準の Access Address 等	送信データ:尾数 カウント結果 送信間隔:30 秒 に 1 回
OCC 通信機 および OCC 中継機内のス マートフォン ↓ OCC 通信機 および OCC 中継機内の LED 制御マ イコン	BLE	スマートフォン (OCC アプリ) ↓ Arduino Nano 33 BLE Sense rev2	Bluetooth:v5.3(端末側仕様) 周波数:2.4GHz 帯(2.402-2.480GHz) チャンネル:40ch(2MHz 間隔) 変調方式:GFSK(BLE 標準) PHY:LE 1M(1Mbps、必須)/ LE 2M(2Mbps、対応時) アプリ層実効:~約 0.8Mbps(条件依存) 同期:BLE 標準の Access Address 等	POST 送信間 隔:60 秒に 1 回 (設定により変更 可)

OCC 通信機 ↓ OCC 中継機	OCC	Arduino Nano 33 BLE Sense rev2 ↓ スマートフォン (OCC アプリ)	光源:青色 LED 点滅 変調方式:OOK(On-Off Keying) 同期パターン:PING 最大通信速度:30bit/s	
OCC 中継機 ↓ 水上/水中ド ローン	OCC	Arduino Nano 33 BLE Sense rev2 ↓ Jetson Orin Nano(OCCソフト)	光源:青色 LED 点滅 変調方式:OOK(On-Off Keying) 同期パターン:PING 最大通信速度:30bit/s	
水上/水中ド ローン ↓ クラウド	セル ラー 通信	Jetson Orin Nano(OCCソフト) ↓ クラウド(AWS)	LTE ドングル(型名:FSM04UJ-B02) 周波数:1.5GHz-2.1GHz 帯域幅:最大 20MHz 幅 最大速度:送信時最大 50Mbps	インフラ~クラウド 間の有線等は 記載対象外

3. データ処理に関する機器・ソフトウェア(演算資源・圧縮等)

処理区分	機器/ソフトウ ェア	台数	OS	CPU/GPU/メモリ等(通信に関連す る処理資源)	備考
尾数カウン ト(推論)	スマートフォン (尾数カウント AI ア プリ)	1	-	メモリ:8GB	映像解析によ り尾数を算出 し、結果のみ 送信
OCC 送 受信・復号 (OCC 通信 機及び OCC 中継機)	スマートフォン (OCC アプリ)	3	-	メモリ:8GB	撮像・復号・ロ グ生成
OCC 送 受信・復号 (水上/水中ド ローン)	Jetson Orin Nano 開発者 キット 8GB	1	Ubuntu 22.04L TS	CPU: Arm Cortex-A78AE (1.5GHz) GPU: 1024 コア Ampere (32 Tensor コア) メモリ: 8GB AI 性能: 40TOPS	撮像・復号・ロ グ生成
LED 送信 制御	Arduino Nano 33 BLE Sense rev2	3	MbedO S(1.8.6)	MCU: ATmega328P(動作周波数: 16MHz) フラッシュ:32KB SRAM:2KB	BLE 受信デ ータを点滅パ ターンとして 送出

				EEPROM:1KB	
--	--	--	--	------------	--

4. データ利用に関する機器・ソフトウェア(閲覧・監視)

利用区分	機器/ソフトウェア	台数	OS	表示・利用仕様 (サイズ/解像度/色域等)
クラウド蓄積・配信	AWS	1	IoT 基盤:IoT Core セキュリティ:WAFv2 認証:Cognito_Identity_Pools ストレージ:S3 アプリ配信:Amplify 構成管理:SSM ソース管理:CodeComit ログ:CloudWatch	尾数データを受信・蓄積し Webへ配信
閲覧	Web アプリ	1 サイト	表示端末:PC/スマートフォン サポートブラウザ:Chrome/Safari 画面サイズ/解像度/色域:Vue.jsにより実装したWebサイトのため、表示品質は閲覧に用いる端末の表示環境の仕様に依存する。閲覧確認はスマートフォンを用いて実施した	遠隔から尾数データを閲覧

5. RGB 光源の機器・ソフトウェア

利用区分	機器/ソフトウェア	台数	表示・利用仕様(サイズ/解像度/色域等)	備考
LED 発光装置	RGB 各色 LED	1	基板サイズ: 40mm x 40mm 赤色(620nm)、緑色(530nm)、青色(455nm)のLEDを搭載	
LED 発光ドライバ	テセラ・テクノロジー製専用ボード	3	基板サイズ: 100mm x 60mm LED 各色に対応して1つずつ接続	各色 LED を発光するドライバボード
LED 制御マイコン	Arduino Nano 33 BLE Sense rev2	1	MbedOS(1.8.6) MCU:ATmega328P(動作周波数:16MHz) フラッシュ:32KB	OCC 送信データを点滅パターンとして送出

			SRAM:2KB EEPROM:1KB	
防水ケース	タカチ ポリカーボネイトボックス	1	175mm x 175mm x 150mm	
バッテリー	Kyoka V51	2	56mm x 79mm x 29mm 15000mAh	PD 給電

6. B 光源の機器・ソフトウェア

利用区分	機器／ソフトウェア	台数	表示・利用仕様(サイズ／解像度／色域 等)	備考
LED 発光装置	青色 LED	1	基板サイズ: 40mm x 40mm 青色(455nm)の LED を搭載	
LED 発光ドライバ	テセラ・テクノロジー製専用ボード	1	基板サイズ: 100mm x 60mm LED 各色に対応して1つずつ接続	各色 LED を発光するドライバボード
LED 制御マイコン	Arduino Nano 33 BLE Sense rev2	1	MbedOS(1.8.6) MCU:ATmega328P(動作周波数:16MHz) フラッシュ:32KB SRAM:2KB EEPROM:1KB	OCC 送信データを点滅パターンとして送出
防水ハウジング	キャノン ウォータープルーフケース	1	168mm x 124mm x 125mm	カメラ用の防水ハウジングを活用
バッテリー	Kyoka V51	1	56mm x 79mm x 29mm 15000mAh	PD 給電

8.4 取得したデータの例

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	LED 光源検出 AI の学習用データ	スマートフォン	愛媛県西予市三瓶町長早水産作業	海中の LED 光源 1 台が映った生簀内の映像	令和7年5月20日	MP4 形式
2	LED 光源検出 AI の学習用データ	スマートフォン	愛媛県西予市三瓶町長早水産作業	海中の LED 光源 2 台が映った生簀内の映像	令和7年7月29日	MP4 形式
3	LED 光源検出 AI の学習用データ	スマートフォン	愛媛県西予市三瓶町長早水産作業	海中の LED 光源 1 台が映った生簀内の映像	令和7年8月28日	MP4 形式
4	尾数カウント AI モデルのカウント精度算出用データ	スマートフォン	愛媛県西予市三瓶町長早水産作業	魚群が映った生簀内の映像 (AI 解析済)	令和7年11月27日	MP4 形式

■項番 1、項番 2、項番 3:

本実証では、海中において LED 光を撮像した録画データ(静止画・動画)を、通信成立性の確認に加え、画像解析 AI の開発・評価に資する基礎データとして活用した。具体的には、報告書に掲載した「海中で LED 光を捉えた画像」は、海中環境下における光の減衰・散乱、濁度の影響、ならびに LED 光源の視認性(見え方)の実態を示す参考資料であると同時に、LED 光源検出 AI モデル(YOLOX)における学習用データ(教師データ作成を含む)として用いることで、海中条件に適合した検出性能の向上に活用した。以上により、録画データは、現場環境に依存する光学条件を踏まえた AI の適用可能性を高めるための重要なデータとして活用した。

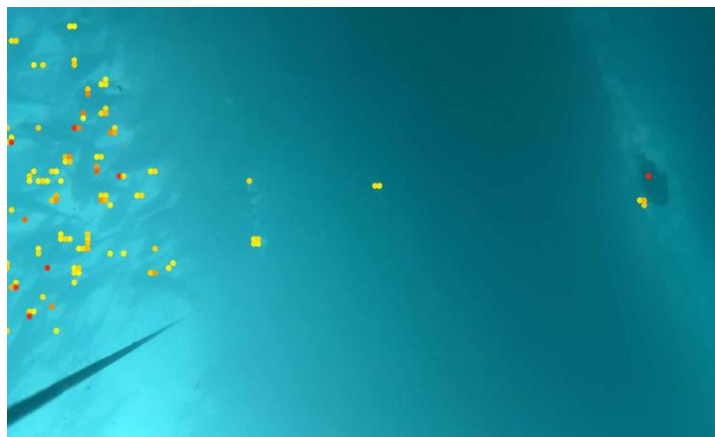


左:2025年05月21日、中央:2025年07月29日、右:2025年08月28日の生け簀内画像

項番 4:

本スクリーンショットは、生簀内の海中を回遊する魚群を撮影したものであり、尾数カウントに係る検証において参照用データとして用いた。具体的には、当該画像は、尾数カウント AI モデルが算出した尾数カウント結果と、人間が同一画角の映像を用いて目視によりカウントした尾数との比較に使用し、両者の差分(過大・過小計測の傾向)を把握することで、尾数カウント精度の評価および判定根拠の確認に資する資料として位置付けた。これにより、海中環境下における魚群の重なり、濁度等の影響を含む実運用条件下で、尾数カウント AI モデルの判定結果の妥当性を検証した。

尾数カウント AI アプリ撮影の生け簀内画像



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

特になし

8.6 広報活動実績

特になし

8.7 参考文献

- [1] M. Khalighi. "Underwater wireless optical communication; recent advances and remaining challenges.", ICTON 2014, DOI: 10.1109/ICTON.2014.6876673, 2014.
- [2] 澤, 林: "適応型水中光無線通信の研究", 日本光学会誌, 第 45 卷, 2 号, pp.55-61, 2016.
- [3] Arai, Shintaro, et al. "Feasible study of road-to-vehicle communication system using LED array and high-speed camera." 15th World Congress on Intelligent Transport Systems and ITS America's 2008 Annual Meeting ITS America ERTICO ITS Japan TransCore, 2008.
- [4] Danakis, Christos, et al. "Using a CMOS camera sensor for visible light communication." 2012 IEEE Globecom Workshops, 2012.
- [5] Zhang, Pinpin, et al. "Constraints and recent solutions of optical camera communication for practical applications." Photonics. Vol. 10. No. 6. MDPI, 2023.
- [6] Ge, Zheng, et al. "Yolox: Exceeding yolo series in 2021." arXiv preprint arXiv:2107.08430 (2021).

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:ソフトバンク株式会社)

実証報告書

海中における生簀監視のためのエッジ AI を用いた通信量削減および光無線通信による伝送の実証

2026 年 1 月

AI05 西予市
ソフトバンク株式会社
炎重工株式会社
