

映像鮮明化技術と AI 技術を活用した基地維持管理と 基地外周および沿岸警備システムに関する研究

STUDY ON BASE MAINTENANCE AND PERIMETER COASTAL SECURITY SYSTEMS UTILIZING VIDEO CLARIFICATION AND AI TECHNOLOGY

横山雅俊*
YOKOYAMA Masatoshi

*工博 (株)ユニバーサルコンピュータ研究所 (〒542-0086 大阪市中央区西心齋橋 1-9-16)

キーワード：映像鮮明化, 人工知能, 深層学習, 施設維持管理, 外周警備, 異常予測, クラウド
(Video Clarification, Artificial Intelligence, Deep Learning, Facility Maintenance, Perimeter Security, Anomaly Prediction, Cloud)

1. はじめに

1.1 背景と目的

防衛施設における警備、監視、施設管理の分野では、映像情報が重要な役割を果たしている。基地（駐屯地）、港湾施設、飛行場、関連インフラにおいては、侵入検知や異常把握のみならず、日常的な設備点検や環境監視においてもカメラ映像が広く活用されている。

一方、実運用環境では、夜間、逆光、霧、降雪、降雪、もや、照明条件の偏りなどにより、カメラ映像の視認性が著しく低下する場面が多い。このような状況下では、人による目視確認が困難になるだけでなく、AIによる物体認識や状況解析も成立しないケースが少なくない。

近年、AI技術の進展により、画像認識や行動解析を警備や施設管理に応用する試みが進んでいるが、その多くは「良好な映像入力」を前提としている。入力映像の品質が不十分な場合、AIの性能を十分に発揮できないという課題がある。

著者はこれまで、悪条件下の映像を対象とした映像鮮明化システムを開発し、防衛施設学会において段階的に報告してきた¹⁾²⁾³⁾。本論文では、これらの技術を基盤として、映像鮮明化と AI 技術を組み合わせることで、従来は困難であった状況認識や判断支援および補修提案を可能とするアプローチについて報告する。

図-1 は本研究で扱う鮮明化によって可能になる AI 解析の一例である。本研究では図-2 の AI 連携モデルを対象とする。外周警備の AI 活用では AI 異常予測の展開を説明する。

1.2 本論文の位置づけ

本論文は、厳密な理論解析やアルゴリズムの詳細より、実装・実運用・導入を重視した技術研究報告として位置づける。特許出願準備中のため、鮮明化処理システムや AI 判断ロジックの詳細については技術思想、効果、適用事例を中心に論述する。

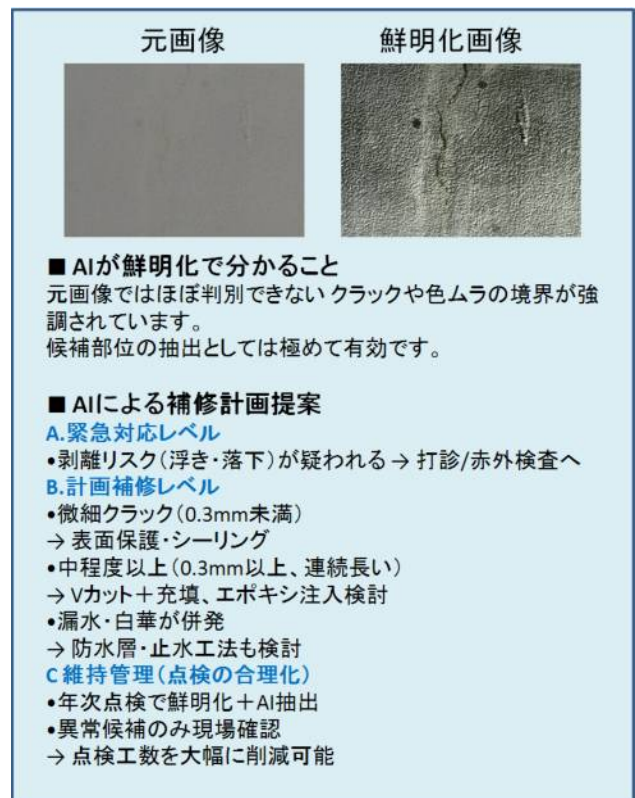


図-1 AIによる解析例

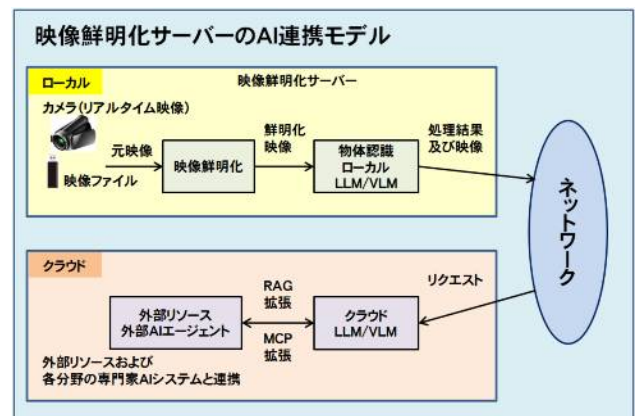


図-2 映像鮮明化サーバーの AI 連携モデル

2. 映像鮮明化技術の概要

2.1 従来の映像処理技術の課題

従来の映像改善技術としては、コントラスト補正、明るさ調整、ノイズ低減、シャープネス強調などが一般的に用いられてきた。しかし、これらの処理は、AIによる画像認識を前提とした設計ではなく、処理後の映像がAIにとって必ずしも解析しやすいものになるとは限らなかった。

2.2 本研究における映像鮮明化の考え方

本研究で扱う映像鮮明化技術は、単なる見た目の改善ではなく、画像内の微小な輝度変化を捉え「映像から解析可能な情報を抽出する」ことを可能としている。すなわち、人の目だけでなく、AIによる物体認識や状況解析に耐えうる映像品質を確保することを重視している。

さらに、防衛施設や警備用途ではリアルタイム性が重要であるため、本装置ではリアルタイム処理とファイル処理をどちらも行える構成を採用している⁴⁾⁵⁾。

図-3は映像鮮明化によってAI物体認識が可能になった例である。

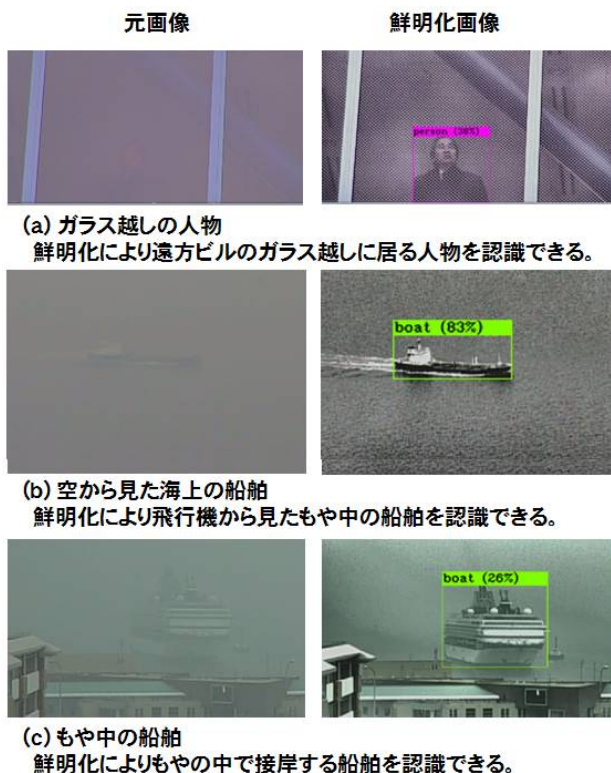


図-3 映像鮮明化による AI 物体認識可能例

2.3 映像鮮明化の事例

2025年には、除雪車向け映像鮮明化装置として、降雪地域に多数の導入実績がある。これらは実運用環境において稼働しており、降雪時の視界確保に寄与している。

図-4に降雪道路の鮮明化例を示す。



図-4 降雪道路の鮮明化例

3. AI 対応映像鮮明化装置の構成

3.1 全体構成の概要

AI 対応映像鮮明化装置は、図-2のとおりカメラから取得されるリアルタイム映像、または既存の映像ファイルを入力とし、まず映像鮮明化処理を行い、その結果をAI解析に入力する構成を基本としている。

従来の映像改善が主に人の視認性向上のみを目的としていたのに対し、本装置では「AIが安定して解析できる映像状態を生成すること」を主目的としている。

処理はローカル環境で完結する構成を基本としつつ、解析内容保護やセキュリティポリシーを重視した通信環境によって、ネットワーク経由でクラウド AI と連携する柔軟な構成となっている。

3.2 AI の要素技術

本節では、本研究で扱う AI 要素技術を整理する。

(1) 物体認識

物体認識は、画像や映像の中から人物、車両、船舶、設備などの対象物を検出・識別する技術である。近年では深層学習を用いた手法が主流となっており、監視カメラや防犯用途、交通分野などで広く利用されている⁶⁾。

ただし、物体認識は入力映像の品質に大きく依存するため、霧や降雪、暗所などでは認識率が大きく低下する。

このため、物体認識の前段として映像鮮明化を行うことは、AI性能を安定させる上で重要である。

(2) ディープラーニング

ディープラーニングは、多層のニューラルネットワークを用いて特徴を自動抽出する学習手法である。画像認識、音声認識、自然言語処理など幅広い分野で利用されている⁷⁾。

映像解析分野では、ディープラーニングによって従来は人手で定義していた特徴量を自動的に学習できるようになった一方、学習データの質と入力映像の状態が結果に大きな影響を与える。

(3) LLM (Large Language Model)

LLMは、大量のテキストデータを学習した大規模言語モデルであり、文章理解、要約、推論、指示生成などが可能である。近年では、映像解析結果を文章として説明したり、判断理由を提示する用途でも活用が検討されて

いる⁸⁾。

防衛施設や警備分野では、AIの判断結果を人が理解しやすい形で提示することが重要であり、LLMはそのインタフェースとして有効である。

LLMの基盤となる自然言語理解研究は1970年代に遡る。筆者が大阪大学でAI研究を始めた当時、WinogradによるSHRDLUは、“Pick up a big red block.”といった自然言語命令を機械が理解・実行した初期の言語モデル代表例であった。

当時はルールベースかつ計算資源の制約から汎用化は困難であったが、言語理解と知識処理を統合する思想は、現代のLLMへと継承されている⁹⁾¹⁰⁾¹¹⁾¹²⁾。

(4) VLM (Vision Language Model)

VLMは、画像や映像と自然言語を統合的に扱うモデルであり、視覚情報に対する意味理解や説明生成を可能とする。

例えば、「この映像に映っている状況を文章で説明する」「異常の可能性を言語化する」といった用途が想定され、監視・警備分野において人とAIの協調を実現する技術として注目されている。

(5) RAG (Retrieval Augmented Generation)

RAGは、LLMの出力を外部データベースや知識情報と組み合わせる生成手法である。LLM単体では学習時点(ナレッジカットオフ)以降の知識を持たないため、最新情報や組織固有の知識を扱う場合にRAGが有効となる。

防衛施設においては、内部規程、点検基準、過去の事例などを安全に参照しながら判断を行うことが重要であり、RAGによる知識拡張は有効な手段となる。

また、運用上は、運用単位ごとに管理されたベクトルストア(文書や画像などの情報を意味的特徴量として数値化し、高速に類似検索・参照を行うためのデータ管理基盤)を検索対象とすることで、組織固有の知識を安全に参照する構成が可能である。

(6) AI エージェント

AIエージェントは、特定分野に特化した判断や解析を行うAIシステムである。例えば、構造物診断、設備劣化判定、海象解析などの専門分野AIが考えられる¹³⁾。

本研究では、映像鮮明化と一次解析を行った結果に基づき、必要に応じて専門AIエージェントと連携する拡張性を想定している。

(7) MCP (Model Context Protocol)

MCPは、LLMやVLMが外部の専門AIやシステムと安全に連携するための仕組みである。これにより、単一のAIモデルでは対応しきれない専門領域に対して、適切なAIエージェントを呼び出すことが可能となる。

各要素の関連を図-5に示す。

3.3 API (Application Programming Interface) 連携

AIシステムを実運用に組み込む上で、APIは不可欠な

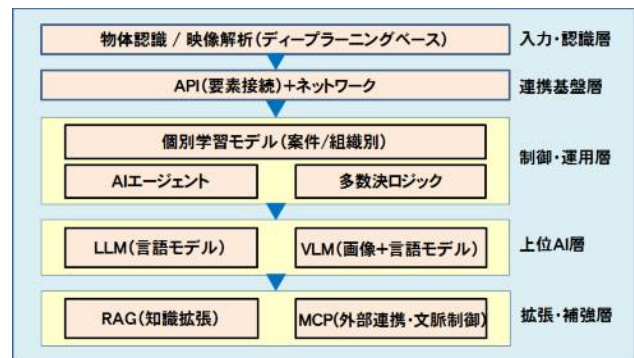


図-5 AI要素技術の相関図

要素である。APIとは、ソフトウェア同士が機能やデータを安全かつ効率的に連携するための標準化された接続仕様であり、個々の内部実装を意識することなく、外部機能呼び出すことを可能にする。

なお、大規模言語モデル(LLM)を提供するクラウドAIサービスのAPIを利用した解析では、利用量に応じた従量課金が発生する。本研究では、管理されたAPI環境下の解析において、画像解析および文章生成が実用的な応答時間で実行可能であることを示唆する。

(1) AIシステムにおけるAPIの役割

AIにおけるAPIは、以下のような役割を担う。

- ・映像、画像、センサーデータをAI処理エンジンに送信
- ・解析結果(AI認識結果、確信度、メタ情報等)を受信
- ・外部の知識ベース、専門AI、推論エンジンと連携
- ・クラウドAIとローカルシステム間の機能分離

これにより、ローカル処理とクラウド処理を柔軟に組み合わせた分散AI構成が可能となる¹⁴⁾。

(2) APIによる疎結合設計の重要性

APIを用いた設計の利点は、各機能を疎結合に保てる点にある。

例えば、映像鮮明化、物体認識、異常検知、自然言語による解釈・報告生成といった各機能をAPIで接続することで、個別機能の更新・差し替えが容易、特定ベンダや特定モデルへの依存を低減、セキュリティ要件に応じた構成変更(ローカル完結/クラウド併用)が可能、といった実運用上のメリットが得られる。

防衛・重要インフラ分野では、将来的な技術更新や調達条件の変化に対応できる柔軟性が特に重要であり、API中心の設計はその基盤となる。

(3) セキュリティ観点から見たAPI

APIは外部接続点であるため、セキュリティ設計が不可欠である。一般に以下の対策が組み合わせられる。

- ・認証・認可(APIキー、トークン、証明書など)
- ・通信の暗号化(TLS等)
- ・利用範囲・回数制限(レート制御)
- ・ログ取得・監査

これらにより、「誰が・いつ・何を呼び出したか」を管

理可能とし、不正利用や情報漏洩リスクを低減する。

特にクラウド AI を利用する場合、API を通じて送信されるデータ内容を制御することで、機密情報を含まない要約・特徴量のみを送信する構成など、情報区分に応じた運用が可能となる。

(4) 本研究における API の位置付け

本研究で扱う AI 対応映像鮮明化装置においても、API は以下の目的で重要な役割を果たす。

- ・映像鮮明化処理結果を物体認識 AI へ受渡
- ・ローカル AI 解析結果を必要に応じてクラウド AI へ連携
- ・専門分野 AI や外部解析システムと将来的に接続可能
このように API を基盤とした構成とすることで、運用要件・セキュリティ要件・将来拡張性を両立した AI システムを実現できる。

3.4 AI 連携モデルの段階的構成

本装置では、用途や運用条件に応じて段階的に AI 連携を拡張できる構成を想定している。

M1：従来モデル

鮮明化映像をそのまま利用

M2：クラウド LLM/VLM 連携モデル

鮮明化映像をクラウドに送信し、高度な解析を実施

M3：ローカル物体認識モデル

ローカル環境で物体認識を行い、通信量と遅延を低減

M4：ローカル VLM モデル

映像の意味理解をローカルで行い、セキュリティ強化

M5：ローカル+クラウド連携モデル

一次解析はローカル、高度解析はクラウドで実施

M6：RAG 拡張モデル

組織固有の知識を活用した判断支援

M7：MCP 連携モデル

専門 AI エージェントと連携した高度解析

本論文では、これらの構成を拡張可能なモデルとして提示するに留める。

3.5 個別学習モデルの扱い

映像解析では、施設や用途ごとに異なる特徴を学習した個別モデルが有効である。本装置では、個別学習モデルをローカルまたはクラウドに安全に保持し、用途に応じて切り替えて利用する構成を想定している。

これにより、汎用モデルでは対応が難しい環境固有の条件にも柔軟に対応可能となる。

3.6 多数決ロジック

重要判断では、単一 AI の出力に依存せず、複数モデル/複数ソースの合議（投票・順位統合・整合性評価）により確信度を定量化し、最終判断は監査可能な形で人が担保する設計が望ましい。

実装パターンの例を以下に示す。

(A) アンサンブル（多数決）：

- ・物体検出や異常検知などで、複数モデルの結果を投票または信頼度加重して判定

(B) RAG の“多数決”に近いもの：

- ・RAG 自体が標準で多数決するというより、実運用では
- ・複数検索（複数ベクトルストア/複数検索器）
- ・順位統合で根拠候補を統合
- ・その後、LLM が根拠の整合性で判定
といった”統合ロジック”を入れる。これは広い意味で“多数決/合議制”に相当する。

(C) LLM を複数走らせて自己一致：

- ・同一質問を複数回生成し、結論の一致度で確信度を上げる。

3.7 AI 活用におけるセキュリティ対策

防衛関連用途における AI 活用では、性能や利便性だけでなく、情報保全および供給網（サプライチェーン）リスクを含めたセキュリティ設計が不可欠である。特にクラウド型 AI を利用する場合には、認証・管理された法人向けサービスや API 提供形態に限定し、入力・出力データが原則として公開学習に利用されない設定で運用することが基本要件となる。

運用面では、利用者や組織単位での権限制御、利用上限管理、監査ログ取得などを一元的に管理可能な運用基盤を採用することで、利便性と統制を両立した安定運用が可能となる。クラウド AI の安全性は、サービス提供側の統制と利用者側の運用設計の双方が適切に機能して初めて確保される。

また、ローカル設備とクラウド AI 基盤をネットワーク接続する場合には、通信経路に対する情報漏洩対策が不可欠である。具体的には、通信データの暗号化に加え、VPN や閉域網の利用、通信経路の認証・アクセス制御を組み合わせることで、盗聴・改ざん・なりすまし等のリスクを低減する必要がある。防衛関連用途では、ネットワーク層を含めた多層的なセキュリティ設計（Defense in Depth）を前提としたシステム構成が求められる。

4. 映像鮮明化と AI 解析の適用事例

本章では、映像鮮明化技術と AI 解析を組み合わせることで、従来の目視確認や未鮮明化映像では把握困難であった現象を検知・解釈し、さらに運用上の判断や対策提案へとつなげられる可能性を、具体的な事例を通して示す。

4.1 映像鮮明化による物体認識性能の向上

近年の監視・警備・施設管理分野では、AI による物体認識が広く用いられている。しかし、AI の認識性能は入力映像の品質に大きく依存し、低コントラスト、暗所、

逆光、霧、降雪といった条件下では、誤検知や未検出が頻発する。

図-3 に示したように、元画像では人物や物体の輪郭が背景に埋もれ、AI が十分な特徴量を抽出できない状況であっても、映像鮮明化を適用することで、輪郭情報やテクスチャ情報が強調され、AI による物体認識が成立しやすくなる。

本研究における鮮明化処理は、人間の視認性向上だけでなく、AI が利用可能な特徴量を増強する前処理として機能しており、結果として認識率の向上や誤検知率の低減に寄与する。この点は、映像鮮明化を AI 解析と組み合わせる意義の基本となる。

4.2 航空機後気流の鮮明化と AI 解析

4.2.1 鮮明化による後気流構造の可視化

航空機の飛行に伴って発生する後気流（後流乱流、翼端渦、排気噴流等）は、通常の可視光映像では背景の雲や空の輝度変動に埋もれ、視認が困難である。元画像では、機体そのものは確認できるものの、その後方に生じる空気の乱れや密度変化はほとんど識別できない。

一方、映像鮮明化を適用すると、機体後方に帯状・線状の構造が顕在化し、元画像では不可視であった流体構造が「観測対象」として浮かび上がる。

4.2.2 元画像と鮮明化画像の解析差

連続フレームを用いた解析では、元画像のみを対象とした場合、機体後方における時間変動（揺らぎ）の兆候はわずかに検出されるものの、線状構造や方向性を持った後気流として特定することは困難であった（図-6）。

一方、鮮明化画像では、フレーム間差分、時間分散、方向性解析などにおいて、機体後方に有意な構造が確認でき、AI 解析による現象の分類や定量化が可能となる。

この結果から、鮮明化処理は後気流解析の成立条件を満たすために不可欠な前処理であることが示唆される。



図-6 航空機後気流の鮮明化

4.2.3 排気噴流と後気流の識別可能性

離陸時の映像では、翼端渦とは別に、エンジン直後を起点とする2本の帯状構造が鮮明化によって可視化される事例が確認された（図-7）。これらは、エンジン排気に伴う高温・高速度の噴流による密度差や屈折率変化が、鮮明化によって陰影として強調されたものと考えられる。

このように、鮮明化画像を AI で解析することで、「翼

端を起点とする後流乱流」と「エンジンを起点とする排気噴流」といった異なる現象を、発生位置や形状特性から区別する可能性が生まれる。

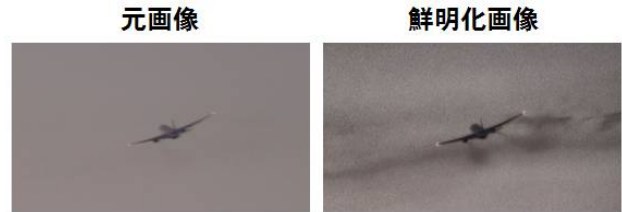


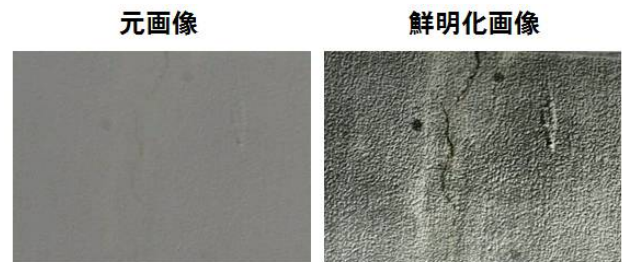
図-7 航空機排気噴流の鮮明化

4.2.4 航空監視や気象状況認識への示唆

これらの結果は、航空安全分野における後気流監視や、視認性の低い航空機に対する補助的な航空監視への応用可能性を示唆する。また、雲の可視化による気象状況の詳細な把握を通して気象状況認識の可能性も生まれる。

4.3 施設管理への応用

図-8 に示すように、防衛施設学会において重要なテー



(a) 壁面劣化・ひび割れ



(b) 港湾・夜間コンテナヤード



(c) 河川流況・定在波



(d) 海中養殖網

図-8 AI 解析の鮮明化例

マである施設管理に対しても、映像鮮明化と AI 解析の組み合わせは有効である。

・壁面劣化・ひび割れ検知

建築物の外壁・内壁における劣化点検では、ひび割れ（クラック）の初期段階は肉眼での判別が困難であり、点検者の熟練度に依存しやすいという課題がある。特に微細なクラックは、汚れや塗装のムラと混在し、定期点検において見落とされる可能性が高い。

本研究では、壁面画像に対して映像鮮明化処理を適用した後、AI による画像解析を行った。鮮明化画像では、元画像では背景に埋もれていた線状構造が明瞭となり、複数の微細なクラックが連続・分岐する形状として確認できた。これにより、単なる表面汚れと劣化兆候を区別可能な状態となる。

冒頭で図-1 に示した AI 解析結果からは、当該クラックが表層劣化に起因する可能性が高く、放置した場合には雨水浸入や内部劣化へ進行するリスクが示唆された。

特に、クラック周辺に見られる色調変化は水分影響の兆候であり、早期対応が望ましいと判断される。

このように、映像鮮明化と AI 解析を組み合わせることで、従来は目視点検に依存していた壁面劣化検知を定量的に支援できる可能性がある。今後、時系列画像を用いたクラック進行度の評価や、劣化形態に応じた補修方法の自動提示へ展開することで、計画的な施設維持管理への応用が期待される。

4.4 港湾・夜間コンテナヤードへの応用

港湾やコンテナヤードでは、夜間の強照明や逆光環境が監視の妨げとなる。元画像では、強い光源周辺のハレーションにより、暗部の構造物や人物が埋もれてしまう。

映像鮮明化を適用すると、光源周辺に隠れていたコンテナや構造物が可視化され、暗部情報が回復する。これにより、侵入検知、異常行動検知、物体放置検知といった監視 AI の実用域を拡張できる可能性がある。

特に、事案発生時や特定時間帯のみ鮮明化を適用する運用と組み合わせることで、誤検知を抑えつつ監視性能を向上させる構成が考えられる。

4.5 水域・環境監視への応用

4.5.1 河川流況・定在波の検出

河川監視映像において、元画像では水面が一様に見える場合でも、鮮明化により定在波や流速差、渦構造が強調される。これらのパターンは、流量変化や上流の降雨状況に応じて変化するため、時系列解析と組み合わせることで災害予兆監視への応用が期待できる。

4.5.2 海中養殖網の可視化

浅海域では、条件を整えば水深数メートル程度の海中構造物が、上空からの映像でも把握可能となる。鮮明化

により、養殖網やロープ状構造が可視化され、漁業支援や沿岸監視への応用が考えられる。

防衛用途では、不審ダイバーや水面近傍の物体の兆候抽出といった補助的監視への応用可能性があるが、本論文ではあくまで「光学鮮明化が監視対象を拡張し得る」点を示すに留める。

4.6 映像鮮明化と AI 解析による拡張性

本章で示した事例から、映像鮮明化と AI 解析を組み合わせることで、従来は目視や未鮮明化画像では把握困難であった現象を検知・解釈し、さらに運用上の判断や対策提案へとつながられる可能性が示された。

鮮明化は単なる可視化に留まらず、AI 解析を前提とすることで、状況把握・異常検知・問題解決支援へと価値を拡張する技術である。

5. 外周警備への AI 応用

5.1 基盤システム SOLPAK4 の概要

SOLPAK4 は、防衛施設や重要インフラを対象とした外周警備システムであり、一定の監視エリアを複数のセンサーおよび監視カメラで囲繞する構成を採用している。

監視エリア周囲にはフェンスセンサーや赤外線センサーを配置し、港湾などの沿岸施設においては海上部分を除いた陸域を中心に警備を行う。

各センサーは区画単位で発報管理されており、侵入などの異常が検知されると、該当区画に連動した監視カメラが自動的に旋回・ズーム動作を行い、現場映像を取得する。同時にスピーカーから警告音声が自動放送され、侵入抑止を図る。発報事案は映像として記録されるとともに、ネットワークを介して中央の管理部署へ自動通報され、必要に応じて警備員が現場へ急行する運用となっている。

本論文では、2025 年に報告した図-9 の SOLPAK4 を元に AI 技術を組み合わせた高度化の可能性について論述する。

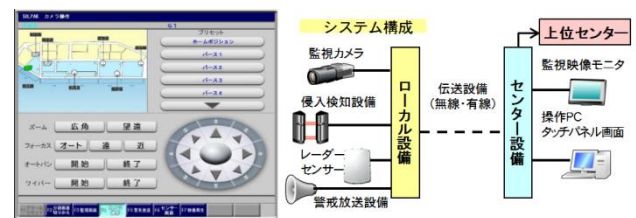


図-9 SOLPAK4 の画面と構成例

5.2 外周警備における従来課題

従来の外周警備システムにおいては、以下のような課題がある。

第一に、カメラ監視と侵入検知センサー（フェンス、赤外線など）が断片的に運用されるケースが多く、情報

の統合的判断が困難である点である。単一センサーの発報に依存した運用では、風や動物などによる誤報が多発し、警備員の負担増加につながる。

第二に、センサーやカメラの設置条件によって生じる死角の問題である。監視カメラの視野外や、センサー感度の低い区画が存在すると、実際の侵入事案を見逃すリスクが高まる。

これらの課題に対し、AI 技術を活用して複数のセンサー情報や映像情報を統合的に解析することで、誤報抑制や死角補完が可能になると考えられる。

5.3 4次元状況把握による異常予測の考え方

SOLPAK4 における AI 活用の中核的概念として、「4次元の状況把握」が挙げられる。これは、監視対象の空間的な位置情報（平面位置および高さの3次元）に、時間軸を加えた4次元情報として事案を把握・学習する考え方である。

具体的には、過去に発生した複数の侵入事案について、発生場所、発生時刻、侵入経路、検知センサーの種類などを時系列データとして蓄積する。これらのデータを AI により解析することで、将来発生し得る異常の発生場所および日時を推論し、重点警備区画を事前に設定することが可能となる。

図-10 の推定事案に示す例では、地点①②③で過去に侵入事案が発生した場合、それらの空間的・時間的傾向をもとに、地点④における将来の侵入リスクを AI が予測する。本例では高さ情報は一定であるが、将来的には高低差を含めた三次元的侵入経路の分析も想定される。

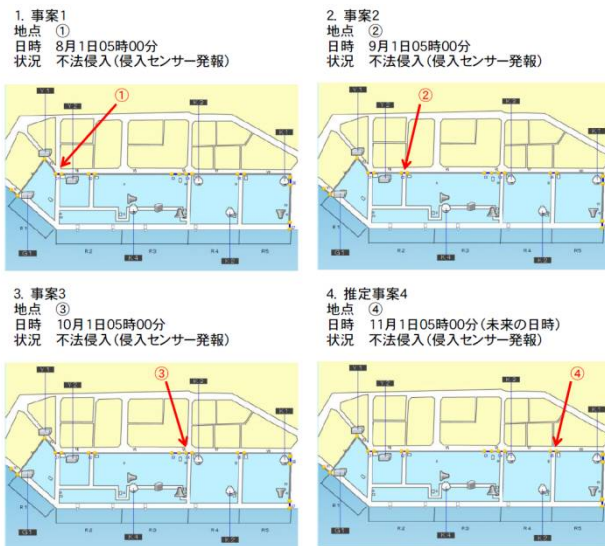


図-10 推定事案例

5.4 4次元異常予測を支える基礎技術

4次元異常予測とは、侵入事案を空間3次元（位置・高さ）と時間軸を含む時空間データとして統合的に扱い、過去に発生した事案の発生位置、発生時刻および遷移パターンの学習により、将来発生し得る異常事象の発生確

率、想定位置および想定時刻を推定する考え方である。

このような異常予測を実現するための基礎技術には、以下が挙げられる¹⁵⁾。

- (1) 事案発生密度の時間変化を捉える時空間ホットスポット推定
- (2) 侵入経路や事案発生順序を学習する系列予測
- (3) 周辺条件を考慮して発生可能性を評価するリスクスコアリング
- (4) 事件性の事案を推定する行動特性に基づく分析

これらの技術を警備区画単位で適用することで、将来的な異常発生の可能性が高い区画や時間帯を事前に把握し、重点警備区画の設定や抑止的な警備運用を支援することが可能となる。

5.5 SOLPAK4 と AI フェンス・AI カメラ連携構想

近年では、フェンスセンサー自体に AI を組み込み、振動波形を FFT 解析することで、風による揺れ、よじ登り、切断といった事象を識別する AI フェンスが実用化されつつある¹⁶⁾。これにより、従来課題であった誤報の大幅な低減が期待できる。

また、AI カメラでは人物や車両、船舶などの物体認識結果をメタ情報（ONVIF M プロファイル）として出力できるようになっており、これらの情報を SOLPAK4 の警備制御ロジックに取り込むことで、より高度な判断が可能となる¹⁷⁾¹⁸⁾。

これら AI フェンス、AI カメラ、映像鮮明化技術を連携させることで、単一センサーに依存しない多層的な警備システムが構築できる。本構想は、防衛省が進める駐屯地警備のリモート化・省人化方針とも整合しており、戦略拠点向け警備システムとしての適用が期待される。

5.6 沿岸警備への応用例

沿岸部や港湾施設においては、陸域だけでなく海上・水中を含めた警備が求められる。2025年の論文で提案した海上ブイ警備システム（図-11）は、各種カメラ、レーダー、センサーを装備した海上ブイが異常を検知すると、空中ドローンや水中ドローンを自動発進させ、異常箇所の探索・確認を行う構想である¹⁹⁾。

この探索プロセスにおいて、AI による判断は極めて有効である。映像鮮明化によって取得した高品質な映像を AI が解析し、異常の有無や危険度を評価することで、不要なドローン発進を抑制しつつ、迅速な対応が可能となる。

SOLPAK4 の外周警備システムと同様の AI 技術を沿岸警備に応用することで、広域かつ複雑な警備対象に対しても効率的な監視体制を構築できると考えられる。

6. おわりに

本論文では、映像鮮明化技術と AI 技術を組み合わせ



図-11 海上ブイ警備システム概念図

た監視・警備・施設管理への応用について論述した。特に、AI 対応映像鮮明化技術を用いることで、従来は判別困難であった状況や対象を可視化し、AI による認識・判断精度を向上できることを示した。

また、外周警備システム SOLPAK4 を例に、センサー情報と映像情報を時系列に解析することで、異常検知にとどまらず、将来の事案予測や重点警備へと発展させる可能性を示した。本論文では技術思想と効果を中心に示し、各技術の詳細な実装手段については特許による保護を前提としている。

AI 技術は深層学習を中心に今後も急速に進展すると考えられ、監視・警備分野においてもその活用範囲はさらに拡大していくと予想される。今後は、より多くの実運用事例を通じて、本論文で論述した手法の有効性を検証し、防衛施設分野における実践的な警備システムとしての確立を目指したい。

謝辞

本研究および論文執筆の機会を与えて下さった、大和探査技術株式会社の関係者に感謝いたします。

本論文で扱った映像鮮明化装置について貴重なご意見をいただいた、陸上自衛隊施設学校、陸上自衛隊水陸機動教育隊、陸上自衛隊富士学校、海上自衛隊佐世保総監部、海上自衛隊佐世保警備隊水中処分隊、防衛装備庁電子装備研究所、防衛装備庁陸上装備研究所、防衛装備庁艦艇装備研究所、三井造船株式会社(現株式会社三井E&S)、株式会社 IHI、株式会社大林組、海洋総合開発株式会社の方々には感謝いたします。

本論文で扱った外周警備システムについて貴重なご意見をいただいた神戸市港湾局、株式会社神警エンタープライズ、阪神国際港湾株式会社、大阪港湾局の方々に感

謝いたします。

加えて、筆者が大阪大学基礎工学部大学院在籍時に人工知能研究の基礎を学んだ、故田中幸吉大阪大学教授に深甚なる敬意と感謝の意を表します。田中幸吉教授は、参考文献 7)「人工知能ハンドブック」の編者としても知られ、日本における人工知能研究の黎明期からその発展を牽引された第一人者であり、本研究の思想的基盤は同研究室での学びに負うところが大きいものです。

参考文献

- 1) 横山雅俊:防衛分野における映像鮮明化技術の活用,防衛施設学会平成 29 年度年次研究発表会,2018 年 2 月
- 2) 横山雅俊:IoT・映像鮮明化・AI 技術を活用した施設管理と防衛分野展開,防衛施設学会平成 30 年度年次研究発表会,2019 年 2 月
- 3) 横山雅俊:映像鮮明化技術と AI 技術を活用した外周警備システム~SOLPAK4~, 防衛施設学会令和 6 年度年次研究発表会,2025 年 2 月
- 4) 防衛省 AI 活用推進基本方針,防衛省,2024 年 7 月
- 5) 防衛白書,防衛省,2025
- 6) チーム・カルポ:DETR & 最新・物体検出アーキテクチャ入門,秀和システム,2025 年 7 月
- 7) 下田倫大,杉澤宏樹,太田満久,久保隆宏,有山圭二:TensorFlow 活用ガイドー機械学習アプリケーション開発入門,技術評論社,2018 年 1 月
- 8) 布留川英一:OpenAI GPT-5 / ChatGPT 人工知能プログラミング実践入門,ポーンデジタル,2025 年 9 月
- 9) 田村進一,柳原圭雄,唐沢博:人工知能の世界,技術評論社,1985 年 9 月
- 10) Avron Barr,Edward A.Feigenbaum,田中幸吉,淵一博:人工知能ハンドブック,共立出版,1983 年 4 月
- 11) T. Winograd:言語理解の構造,産業図書,1976 年 8 月
- 12) Frederick Hayes-Roth, Donald A. Waterman, Douglas B. Lenat:エキスパート・システム,産業図書,1985 年 6 月
- 13) 御田稔,大坪悠,塚田真規:AI エージェント開発/運用入門 [生成 AI 深掘りガイド],SB クリエイティブ,2025 年 10 月
- 14) 日経ソフトウェア,林祐太,滝伸次:ローカル LLM 実践入門,日経 BP,2024 年 12 月
- 15) 古村龍也,崔部俊毅:図解 犯罪心理分析マニュアル,同文書院,1997 年
- 16) 光ファイバー振動検知センサーFD508,オプテックス株式会社,2024 年
- 17) 映像セキュリティ委員会:調査研究報告書「画像解析と AI を活用した防犯カメラシステム」,2023 年 3 月
- 18) 映像セキュリティシステムにおける標準化 (ONVIF) 動向と当社の取り組み,パナソニックシステムネットワークス,2013 年
- 19) ZSB シリーズゼニハイパーブイ,株式会社ゼニライトブイ,2024 年