

先端技術を活用する次世代インフラ監視システムに関する調査・研究

研究予算：運営費交付金

研究期間：令和6～令和7

担当チーム：先端技術チーム

研究担当者：垣原清次、勘角俊介、打桐夏樹
津村拓実

【要旨】

道路管理・河川管理用カメラ（以下、「CCTV カメラ」という。）を用いた監視、観測等による事象（車両スタック等）検知の効率化を目的として、AI による事象検知の自動化（以下、「事象検知 AI」という。）の導入が進んでいる。しかしながら、事象の発生頻度が少なく教師データが十分に集まらず検知精度向上が難しい、実務に即した検知精度の評価手法が曖昧である等の課題がある。そこで、本研究では、教師データ不足を解消するため画像生成 AI を用いて教師データを生成し精度向上につながるか検証するとともに、事象検知 AI の実務適用時における精度評価手法および検知情報の表示方法の高度化（UI/UX 案）について検証した。

キーワード：画像生成 AI、教師データ生成、追加学習、精度評価手法、表示方法の高度化

1. はじめに

国土交通省では、事象発生時の被害状況の迅速な把握等のため、管理している道路・河川に CCTV カメラを設置している。しかしながら、CCTV カメラは設置数が増加しており、全ての CCTV カメラの画像を目視により確認し事象発生を把握するには限界がある。

このため、近年では CCTV カメラを用いた事象検知の効率化・迅速化のため、事象検知 AI の導入が進んでいる。初動対応を迅速化させ実務を効率化するために、事象検知 AI の検知精度の更なる向上が求められているが、検知対象となる事象の発生頻度が少なく教師データが十分に集まらない、実務に即した検知精度の評価方法が曖昧であるといった課題がある。

そこで本研究では、画像生成 AI により教師データを生成し精度向上につながるか検証するとともに、事象検知 AI の実務適用時における精度評価手法および検知情報の表示方法の高度化（UI/UX 案）について提案した。

2. 生成 AI による教師データの生成および事象検知 AI の精度向上検証

2.1 検証対象とする事象の選定

生成した教師データの有効性を検証するため、本研究において精度向上を検証する対象事象は、比較的発生頻度が高い（教師データが比較的多い）「雪道での車両スタック」と、発生頻度が低い（教師データが少ない）「越波」を対象とした。



図-1 生成画像例（越波）

2.2 教師データを生成する画像生成 AI の選定等

教師データを生成する画像生成 AI として、本研究では「Stable Diffusion v1.5」を採用した。また、より現実画像に近い画像を生成するため、既存の CCTV カメラ画像 280 枚を収集し、LoRA（Low-Rank Adaptation）を用いた追加学習を行った。

2.3 生成画像による事象検知 AI の精度向上検証

2.2 で追加学習を行った「Stable Diffusion v1.5」を用いて生成した対象事象の画像（図-1）を教師データとして、事象検知 AI を追加学習することにより、学習前後で精度が向上するか検証を行った。

評価方法については、一般的な精度評価指標である Precision、Recall、F1-Score を用いた。

2.3.1 雪道での車両スタック

国土交通省で導入している雪道での車両スタックを検知する事象検知 AI に対し、生成した教師データ 111 枚による追加学習を行い、追加学習前後での精度評価を行った。評価については、事象検知 AI で行っている「車両の検知」を対象とした。

表-1 評価結果（雪道での車両スタック）

	Precision	Recall	F1-Score
追加学習前	0.988	0.587	0.736
追加学習後	0.969	0.461	0.625

表-2 評価結果（越波）

	Precision	Recall	F1-Score
追加学習前	0.951	0.780	0.857
追加学習後	1.000	0.800	0.889

表-3 課題カテゴリと具体的な課題例

A：精度向上	視界不良時の検知精度が悪い。
B：機能拡充	CCTV カメラ画角変更時に検知対象範囲が追従しない
C：UI/UX 向上	検知した対象・根拠が分からない
D：その他	稼働時間、報告書の作成・入力

表-4 評価項目・評価指標（一例）

フロー	課題	評価項目	評価指標
事象検知	A	画面内の検知対象範囲を設定可能か	検知対象範囲の（自動）設定機能の有無
事象検知	B	誤検知に類似した事象が除外できるか	誤検知画像の再学習の可否
対応・記録	D	報告書作成をサポートすることが可能か	自動入力機能等、サポート用機能の有無

追加学習前後の評価結果は、表-1 のとおりである。生成した教師データによる追加学習では、精度向上は認められなかった。教師データが一定程度確保できている事象については、生成した教師データによる追加学習では精度向上につながらないことを示唆している。

2.3.2 越波

越波を検知する事象検知 AI を試作し、CCTV カメラ画像 100 枚で学習したモデルと、当該モデルに対し生成した教師データ 100 枚による追加学習を行ったモデルで、追加学習前後での精度評価を行った。評価については、「越波の検知」を対象とした。

追加学習前後の評価結果は、表-2 のとおりである。学習前に比べ、生成した教師データにより精度向上することが確認できた。事象発生頻度が低く教師データが少ない事象については、生成した教師データによる追加学習に効果があることを示唆している。



図-2 UI/UX 案（雪道でのスタックの例）

3. 精度評価手法および表示方法高度化の提案

2.の対象事象に対し、事象検知 AI の精度評価手法および表示方法の高度化について検討・提案した。

3.1 事象検知 AI を利用するうえでの課題整理

国土交通省で利用されている事象検知 AI の課題についてヒアリングを実施し、「精度向上」、「機能拡充」、「UI/UX 向上」および「その他（事象検知 AI 導入時に考慮すべき運用条件）」に分け整理した（表-3）。

3.2 実務適用時に求められる評価項目・指標等の検討

事象検知 AI を用いた監視、観測等による事象（車両スタック等）検知の効率化のためには、事象検知 AI 単体の精度のみならず、事象検知後の対応の支援等監視業務自体の支援機能についても評価すべきである。このため、実際の業務フロー（監視→事象検知→通知・対応判断→対応・記録）に沿い、必要となる評価項目および評価指標を検討し、評価手法を提案した（表-4）。

3.3 表示方法の高度化

国土交通省へのヒアリング等を踏まえ、発生した事象を分かりやすく伝達可能な検知情報の表示項目等を検討するとともに、UI/UX 案を作成した（図-2）。検討にあたっては、現在の事象検知 AI では実装されていないものの、今後の事象検知の効率化・迅速化のため実現可能と想定される情報も考慮し整理している。

4. まとめ

本研究では事象検知 AI の精度向上のため、生成 AI による教師データの生成により精度向上に繋がるか検証した。その結果、比較的教師データが少ない事象については、生成した教師データを用いて追加学習することで精度向上に繋がることが確認できた。また、国土交通省へのヒアリング等を通して、事象検知 AI を実務へ適用する際に必要となる評価項目および評価指標について整理するとともに、実際の業務フローにおいて利用する事象検知 AI における表示方法の高度化を検討し UI/UX 案を整理した。