

生成AIを活用したCCTV事象検知ツールの精度向上に関する検証

高橋 龍生¹・沼尾 健太

¹関東地方整備局 企画部 情報通信技術課 (〒330-9724 埼玉県さいたま市中央区新都心2-1)

近年増加傾向にある風水害、土砂災害、地震などの災害に対して迅速かつ適切に対応するため、関東地方整備局では、河川・道路施設の監視に約4000台のCCTVカメラを設置しており、職員や情報連絡員などが画像確認を行い、日常管理や災害対応に活用している。しかし、カメラ台数が大量であることから目視による監視には限界があるため、監視作業の省力化が課題となっている。そこで、CCTV画像から様々な事象を即座に検知し、職員や情報連絡員などへアラートを発報して監視を促すツールの開発および実運用に向けて検討を鋭意進めているところである。本論文では、試行中の事象検知ツールにおける検知精度向上の観点から、これまでの検討内容および今後の取組予定を説明する。

キーワード 生成AI、ファインチューニング、画像鮮明化

1. はじめに

関東地方整備局では、河川・道路施設の監視に約4000台のCCTVカメラを設置しており、道路管理などにおいては情報連絡員など（以下「連絡員等」という）が異常を発見すれば職員に通知する体制をとっている。しかし、連絡員等の目視による監視は大量の画像を長時間監視するという点で人間が対応するには限界があり、異常事象の見逃しや発見遅れが起ってしまうといった点が課題として挙げられる。

こうした課題を解決するため、CCTV画像から様々な事象を即座に検知し、連絡員等や職員へアラートを発報して監視を促すツールの開発および実運用にむけた検討を進めた。検討にあたっては、二つの視点で監視作業の省力化などを図ろうとしている。第一に、生成AIで人間と同程度以上の精度で事象を判別できるようにすること。第二に、事象検知結果を速やかに出力・通知することである。

本論文では、生成AIを活用したCCTV事象検知ツールの精度向上対策について、検討成果、改善に向けた取組内容について説明する。

2. 生成AIを用いた背景

事象をAIで検知する手法として、ディープラーニングを用いることが今までは一般的であったが、運用面を考

慮して生成AIを採用した。ディープラーニングは膨大なデータから特徴を学習・分析するため高精度の回答が得られるが、検知できる事象が限定的で、学習させた事象以外の事象検知は困難である。一方、生成AIは新しい事象にも柔軟に対応できるため、事象検知精度ではディープラーニングに劣る部分もあるが、汎用性が非常に高いことが特徴である。したがって、様々な事象を即座に検知する場合には生成AIの方が向いているため、本検討では生成AIを採用した。また、生成AIの学習モデルには、画像分析において優れているOpenAI社のGPT-4oモデルを採用した。

3. 事象検知ツールの仕組みと精度面の課題

初めに、CCTV画像を生成AIに読み込ませて事象検知結果を出力・通知するまでのシステムの流れを図1に示す。静止画作成装置によりカメラ映像を静止画データへ変換し、インターネットを介してクラウドサーバへ伝送する。続いて、クラウドサーバから検知情報収集サーバへ伝送し、大型表示設備等を通じて職員へ通知する。

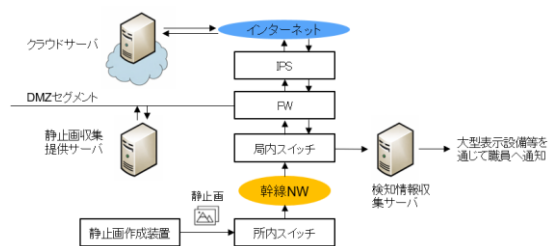


図1 静止画伝送概要図

クラウドサーバ内の処理である、CCTV画像から生成AIで事象を自動検知する仕組みについては、過去の平常時画像と現時点画像（事象発生時または平常時）を2枚入力し、生成AIに以下のようなプロンプト（指示文）を与えて発生している事象の名称を出力するものである（図2参照）。



図2 入力画像のイメージ

プロンプト（道路の場合）：

【あなたは道路管理の専門家です。1枚目と比較して、2枚目では何が起きていますか？選択肢から選んで、一言で教えてください。「落石」「崖崩れ」、「倒木」、「破壊」、「陥没」、「冠水」、「積雪」、「漏水」、「火災」、「工事」、「落下物」、「事故」、「霧」、「渋滞」、「該当なし」】

(1) 誤検知について

事象検知ツールの検知精度を検証するため、過去に「冠水」「積雪」「越水」「霧」「渋滞」が発生した画像を用いて仮試行を行い、検知精度を検証した。

仮試行の結果、表1のとおり、現時点画像に事象が発生していないにもかかわらず「発生した」と判別するケースが複数見られた（これを誤検知と呼ぶ）。

表1 誤検知が発生した項目（例）

平常時画像	現時点画像	誤検知項目
		渋滞
		工事
		霧

表1において、「渋滞」の例では車両が複数あったこと、「工事」の例では工事車両が映っていたこと、「霧」の例では画面に水滴が付着していたことが誤検知の原因となっている。したがって、こういった生成AIの出力誤りを低減する手法の検討が必要となる。

(2) 見逃しについて

河川において、越流堤の「越水」が発生した画像を用いて以下のプロンプト（指示文）を与えて仮試行を行った結果、事象発生時の画像にもかかわらず「発生していない」と判別するケースが見られた（これを見逃しと呼ぶ）（表2参照）。

「1枚目は平常時です。2枚目では水は越流堤を越えていますか？『はい』または『いいえ』で教えてください。」

表2 見逃しが発生した項目（例）

平常時画像	現時点画像	見逃し項目
		越水

見逃しが発生する原因は、表2中の画像のようにコントラストが不足していることや、夜間で照度が不足していることが考えられる。これらの見逃しに対しては、後述する画像鮮明化技術の活用等により改善を図ることとした。

様々な事象の中で、特に越流堤の「越水」に関しては、越流堤の表面が濡れているだけで「越水した」と誤検知する事例が多く、見逃しが発生した事例も見られたため、ファインチューニングという手法を用いて検知精度向上に向けた対策を行った。

4. ファインチューニング

事象の誤検知・見逃しが多く発生した「越水」について、生成AIモデルを改良するファインチューニングという手法を用いて検知精度が向上するか検討した。この手法は、平常時画像と越水が発生した画像を比較した場合、越水時画像に「越水」という正解を与えて追加学習を行うものである。実運用では越水時画像がない箇所ファインチューニングモデルを展開することが想定されるため、ファインチューニングモデルを作成する際に、他箇所の越水時画像を入力して検証を行った。本検討では、見逃し数改善を目的として、A地点の平常時画像に対し、B地点の越水時画像50枚を入力して追加学習を行った（図3参照）。また、誤検知数改善を目的として、A地点の平常時画像（晴天時）に対し、A地点の平常時画像（雨天時）50枚を入力して追加学習を行った（図4参照）。

A地点の平常時画像



B地点の越水時画像

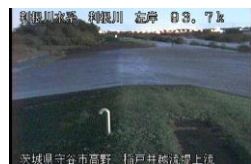


図3 ファインチューニングの例（見逃し数改善）

A地点の平常時画像



A地点の平常時画像
(雨天時)



図4 ファインチューニングの例（誤検知数改善）

ファインチューニング実施後のモデルを用いて検証した結果、見逃し数改善、誤検知数改善の各ケースにおいて、別の様々な地点でプロンプトを入力したとき、チューニング前のモデルと比較してほとんどの地点で検知精度が向上した²⁾。しかし、100%の精度を達成した訳ではなく、誤検知については、悪天候による視認性低下や画像のコントラスト低下により、正常な状態を異常と判断したケースが見られた。一方、見逃しについては、照度不足による視認性の低下が原因で、異常な状態を正常と誤認識したケースが見られた。

以上の結果より、生成AIモデルを改良することで、一定レベルの精度向上が見込めることが分かった。しかし、人の目でも判別が困難な画像については、生成AIでも高精度での検知が難しいという課題が残った。この課題は越水以外の事象に対しても同様であると推察され、検知精度向上に関して他の対策が必要であると考えられる。

5. プロンプトの変更

道路カメラにおける試行では、「渋滞」「工事」「霧」以外にも、「事故」「倒木」「落下物」の事象で誤検知が多いことが分かった。そこで、道路カメラのプロンプトを対象として、誤検知を抑制するためにプロンプトの中身を変更して検知精度が向上するか検証した。プロンプトはそれぞれの事象を具体的に定義し、以下の通りとした。

プロンプト（修正前）：

【あなたは道路管理の専門家です。1枚目と比較して、2枚目では何が起きていますか？選択肢から選んで、一言で教えてください。「落石」「崖崩れ」「倒木」「破壊」「陥没」「冠水」「積雪」「漏水」「火災」「工事」「落下物」「事故」「霧」、

「渋滞」、「該当なし」】

プロンプト（修正後）：

【あなたは道路管理の専門家です。1枚目と比較して、2枚目では何が起きていますか？選択肢から選んで、一言で教えてください。「落石」「崖崩れ」「倒木」「破壊」「陥没」「冠水」「積雪」「漏水」「火災」「工事」「落下物」「車両衝突」「霧」「車両密集」「該当なし」。なお、事象の定義は、「工事」：工事で通行止めが起きている状態であり、工事車両だけが映っている場合は除く、「倒木」：木が倒れて道路を塞いでいる、「落下物」：車両や人以外の障害物が道路を塞いでいる、「車両衝突」：車両が衝突し大破している状態。「霧」：遠景の物体が白くぼやけて100m先が見えない状態、カメラの水滴は除く。「車両密集」：車間距離が7m未満。とする。】

修正後のプロンプトを入力画像に適用した結果、「工事」「倒木」「落下物」では誤検知の低減に成功した。また、「事故」は「車両衝突」という表現に変更することで誤検知の低減に成功した。一方、「霧」「車両密集」については誤検知を取り除くことができなかった。

以上から、プロンプトの変更により検知精度が向上する事象は限定的であるため、実運用の際は検知精度が向上した事象にのみプロンプトの変更を適用すること、誤検知を取り除くことができなかった事象の定義をさらに詳細にすること等の工夫が必要だと考えられる。

6. 画像鮮明化

河川カメラにおける試行では、ブラックアウト等の誤検知が多く発生する傾向があった。原因としては、夜間の画像が暗く、事象を判別できないためであると推察された。そこで、越水が発生した夜間の画像に対して画像鮮明化を行い、検知精度が向上するか検討した。なお、画像鮮明化技術の概要は以下の通りである（表3参照）。

表3 画像鮮明化技術

手法名	概要
①ガンマ補正	<ul style="list-style-type: none"> 輝度に対し、非線形関数を用いて調整する。 ノイズが発生しやすい傾向がある。
②ヒストグラム平坦化	<ul style="list-style-type: none"> 輝度の均等化を行う。 ノイズが発生しやすい傾向がある。
③局所ヒストグラム平坦化	<ul style="list-style-type: none"> 生成AIの出力画像全体ではなく小領域ごとにヒストグラム平坦化を行う手法である。 明るさの偏りを抑えながら、暗部を明るくすることが可能。 ノイズが発生しにくい傾向がある。

④Multi Scale Retinex(MSR)	<ul style="list-style-type: none"> ・高度な視覚モデルを用いており、明るくする度合いが強い。 ・ノイズが発生しにくい傾向がある。
---------------------------	---

画像鮮明化手法の適用にあたり、手法①～④に対して以下の3パターンを検証し、いずれの方法が最も検知精度が高くなるか検証を行った。

表4 試行パターン

	比較画像	推論画像
画像鮮明化なし		
ア.推論画像のみを画像鮮明化		
イ.推論画像+比較画像を鮮明化(追加項目)		

なお、試行に用いたプロンプトは以下の2パターンである(表5参照)。

表5 試行に用いたプロンプト

No.	プロンプト
A	あなたは河川管理の専門家です。1枚目と比較して、2枚目では何が起きていますか？選択肢から選んで、一言で教えてください。「不法投棄」、「ごみ」、「溺れている」、「船」、「あふれている」、「越水」、「破堤」、「超えている」、「車」、「人」、「増水」、「火災」、「カメラ故障」、「該当なし」
B	あなたは河川管理の専門家です。1枚目と比較して2枚目では越水が発生していますか？越水あり、越水なし、どれに当てはまるか一言で教えてください。それ以外の文字や説明は不要です。

本試行における評価結果は次の通りであった。

- ・プロンプトAでは、手法①～④とも、表4のア、イどちらの試行パターンも誤検知数は改善されなかった。
- ・プロンプトBでは、手法①～④とも、全体的に見逃しの件数が若干低下した。

なお、プロンプトBで最も高い精度を示した試行パターンは、「推論画像のみを局所ヒストグラム平坦化で鮮明

化する手法」(③アの試行パターン)であった。

以上の結果から、本検証では、画像鮮明化手法により越水時の画像が生成AIにとって事象の発生を判別しやすい状態となったことで、見逃し数の安定的な低減につながったものと考えられる。

ただ他事象においては検討を行っていないことから、引き続き検討を進める予定である。

7. まとめ

本論文では、事象の見逃しや誤検知を低減するため、ファインチューニング、プロンプトの変更、画像鮮明化技術を適用して検知精度が向上するか検証した。ファインチューニングでは一定レベルの精度向上が見られた。また、誤検知が多い事象に対してプロンプトを変更したり、夜間の画像等に対して画像鮮明化を施したりする対策を行ったことにより、一部の事象では効果が確認されたり、他事象で活用できる可能性があることを確認した。このような検証結果から、人の目で判別が難しい事象については生成AIでも検知が難しいこともあるが、人の目と同程度の検知精度は概ね達成可能であり、大量のカメラ画像監視に適用するには十分実用的だと結論付けることができる。一方、さらなる検知精度の向上を目指すためには、より高性能な生成AIモデルへの更新や、越水以外の事象に画像鮮明化を施した場合の精度検証などを行い、実運用に向けて必要な機能要件について検討する必要があるため、引き続き検討を進める。また、連絡員等への通知方法について設計を進め、実運用に向けたシステム構築を早期に実施できるよう引き続き取り組んでいく。

参考文献

- 1) 国土交通省関東地方整備局 統括防災グループ：関東地方整備局の防災の取組
<https://www.kense-te.go.jp/wp/wp-content/uploads/2024/05/>
 [関東地方整備局統括防災グループ防災室]「関東地方整備局の防災の取組」.pdf
- 2) 高橋龍生(2025)『LVMを用いた事象検知モデルの構築と災害発生時における画像データによる検知精度の検証』