

撮影条件の異なる屋外環境下における

コンクリート護岸画像の異常検知性能評価

Performance evaluation of anomaly detection on concrete revetment images
acquired under varying outdoor imaging conditions

都築 幸乃^{*1}
Yukino Tsuzuki

七海 友康^{*1}
Tomoyasu Nanaumi

大久保 順一^{*1}
Junichi Okubo

藤井 純一郎^{*1}
Junichiro Fujii

^{*1} 八千代エンジニアリング株式会社
Yachiyo Engineering Co., Ltd.

屋外構造物の点検業務では、日照や天候により変動する撮影環境下でも安定した異常検知性能の維持が求められる。しかし、既存手法の多くは撮影条件が一定のベンチマークデータで評価されており、屋外実環境における頑健性は十分に検証されていない。本研究では河川護岸を対象に、時間帯や天候などの撮影条件を系統的に変化させたデータセットを構築した。これを用い、基準日のデータで構築したモデルを条件の異なる日のデータで評価する、実運用に即した検証を行った。その結果、撮影環境の変化が検知性能に及ぼす影響を定量的に示し、画像レベルの AUROC が最大約 26 ポイント低下することを確認した。本検討により、実運用に向けた課題を明らかにする。

1. はじめに

社会インフラの維持管理においては、点検作業の人的負担軽減を目的として、デジタルデータを活用した新技術の導入が進められている。河川護岸に対しても、ブロック単位で変状を検出する異常検知手法が提案されている[都築 2025]。しかし、[都築 2025]では同時期に取得された画像群をモデルの構築および評価の双方に用いており、定期的な点検業務において不可避となる日照や天候などの変化が検知性能に及ぼす影響は検討されていない。また、既存の異常検知手法の多くは撮影条件が統一されたベンチマークデータセットによる性能評価にとどまっており、屋外実環境における検知性能の頑健性は十分に検証されていないのが現状である。

そこで本研究では、同一の河川護岸を継続的に撮影した画像からなるデータセットを構築し、撮影環境の変化が異常検知性能に与える影響を評価することを目的とする。具体的には、基準日(初回点検時相当)の画像で構築したモデルに対し、撮影条件が異なる評価日(事後点検時相当)の画像を推論させるという、実運用に即した実験を行う。本実験を通じ、屋外構造物に対する異常検知技術の社会実装に向けた課題を明らかにする。

2. 教師なし異常検知手法

河川護岸の変状は発生頻度が低く、異常データを十分に収集することは困難である。また、変状の定義やラベル付けには専門的な知見を要するため、大規模な異常データセットの構築は容易ではない。そのため本研究では、正常データのみを用いてモデルを構築する教師なし異常検知手法を採用する。

画像を用いた教師なし異常検知手法は、一般に再構成ベースと特徴埋め込みベースの二つに分類される。前者は、正常データのみで学習したモデルは異常箇所を適切に再構成できないという仮定に基づき、入力と出力の再構成誤差から異常を検

知する。しかし、この手法はモデルの再構成能力に強く依存しており、正常箇所の再構成精度が不十分な場合や、逆に異常箇所まで再構成してしまう場合に検知性能が著しく低下する可能性がある。

一方、後者の特徴埋め込みベースの手法は、正常データの特徴量分布を推定し、その分布からの逸脱度に基づいて異常を判定する。既往研究では、本手法が多くのベンチマークデータセットにおいて高い性能を示すことが報告されている。なかでも、メモリバンクを用いた代表的な手法である PatchCore[Roth 2022]は、河川護岸の異常検知においても有効であることが示されている[都築 2025]。

PatchCore は、大規模データセットで事前学習されたネットワークをバックボーンとして画像の特徴量を抽出し、コアセットサブサンプリングによって選択された代表的な特徴量をメモリバンクに格納する。推論時には、入力画像の特徴量とメモリバンク内の近傍特徴量との距離を異常スコアとして算出する。この手法はメモリバンク内に保持された正常な特徴量空間を基準とするため、日照や天候の変化に伴い入力画像の特徴量分布がモデル構築時からシフトした場合、距離評価が適切に行われず、検知性能が低下する可能性がある。

そこで本研究では、撮影環境の変化が PatchCore の検知性能に及ぼす影響を、実運用を模した評価設定を通じて検証する。

3. データセット

3.1 関連データセットと本研究の位置付け

画像異常検知手法の性能評価には、MVTec AD[Bergmann 2019]や VisA[Zou 2022]などのベンチマークデータセットが広く用いられている。これらは主に工業製品の検査を想定しており、照明条件やカメラの撮像角度が厳密に統制された環境下で取得された画像群で構築されている。そのため、日照や天候が動的に変化する屋外構造物を対象とした異常検知性能の頑健性を評価するには不十分である。

一方、屋外環境における多様な条件下でのデータセットとしては nuScenes[Caesar 2020]などが知られている。このデータセッ

連絡先: 都築幸乃, 八千代エンジニアリング株式会社, 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー 技術開発研究所, TEL: 03-5822-7032, Mail: yk-tsuzuki@yachiyo-eng.co.jp

表-1 護岸データセットの概要. 基準日データセットは正常データのみで構成される. 評価日データセットは正常および異常データを含み, 各条件における画像は同一ブロックで構成されている.

護岸タイプ	データセット(撮影年)	撮影条件	画像枚数	
			正常	異常
布積み	基準日(2019)	-	1727	-
	評価日(2025)	晴天・朝, 晴天・昼, 晴天・夕, 曇天	各 29	各 26
谷積み	基準日(2019)	-	2217	-
	評価日(2025)	晴天・朝, 晴天・昼, 晴天・夕, 曇天	各 94	各 25

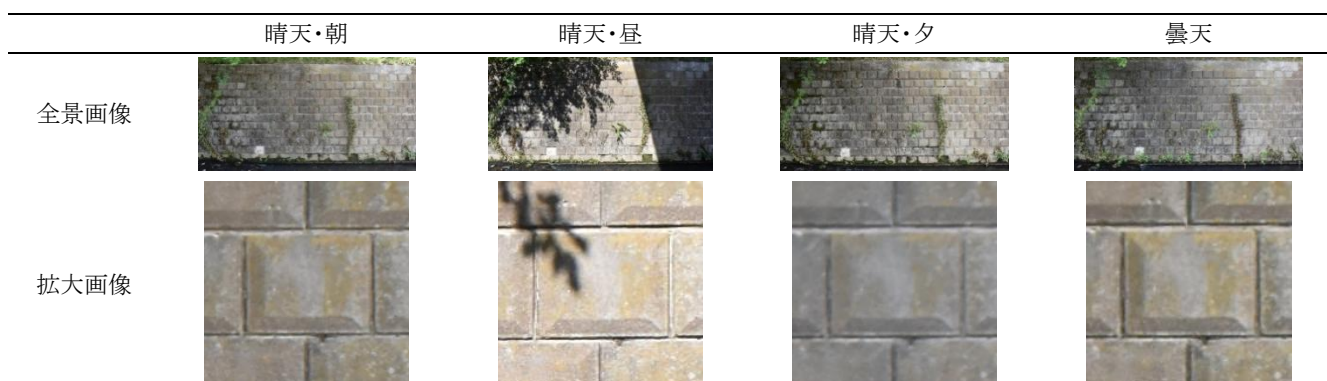
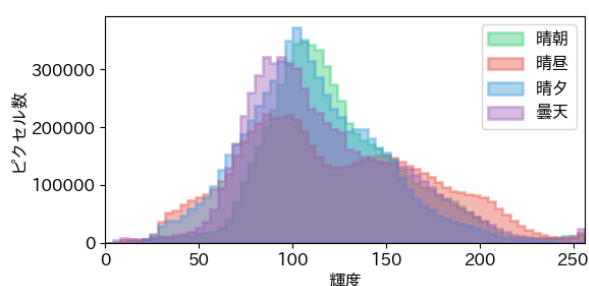
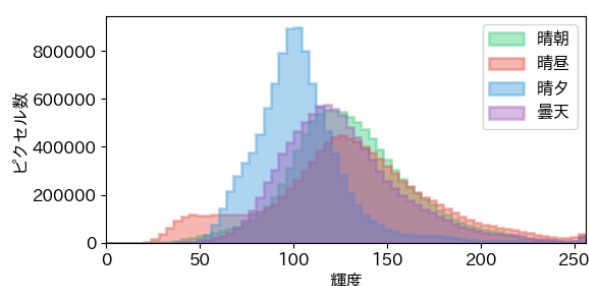


図-1 同一地点における撮影環境の変化に伴う外観変化の例. 上段は護岸全景, 下段は全景中の共通ブロックの拡大画像を示す.



(a) 布積みブロック



(b) 谷積みブロック

図-2 撮影条件別の輝度頻度分布.

トは照明や天候のバリエーションを含む大規模なシーンを提供しているものの, その主目的は自動運転のための物体検出やセマンティックセグメンテーションといった認識タスクにあり, 異常検知タスク用としては設計されていない.

以上の背景から, 本研究では実際の点検業務を模し, 同一の河川護岸を対象として時間帯や天候を系統的に変化させた独自の異常検知用護岸データセットを構築する. 本データセットを用いることで, 撮影環境の変化が異常検知性能に及ぼす影響を評価することが可能となる.

3.2 護岸データセット

本研究では, ブロックの積み方が異なる 2 種類の河川護岸から画像データを収集した. ブロックを水平方向に積み上げた構造を布積みブロック, 斜め方向に積み上げた構造を谷積みブロックと呼ぶ.

実際の点検業務における運用サイクルを模擬するため, 2019 年に撮影した画像を基準日データセット, 2025 年に撮影した画像を評価日データセットとする. 撮影には, 両時期ともにデジタ

ル一眼レフカメラ(Nikon D3400)を用い, 河川の対岸から護岸壁面を正対するように撮影を行った.

基準日データセットは PatchCore のメモリバンク構築に用い, 評価日データセットは推論および性能評価に用いる. 評価日データセットは, 基準日の撮影区間の一部を対象として再撮影した画像群で構成される. 各データセットの内訳を表-1 に示す.

撮影環境の変化が与える影響を検証するため, 評価日データセットは晴天時の三つの時間帯(朝:7~10 時, 昼:13~15 時, 夕方:17~18 時)および曇天時の計 4 パターンで構成する. 図-1 に示す通り, 同一地点であっても撮影環境の変化によりブロック表面の色合いや影の発生状況が推移し, 視覚的特徴が大きく異なる. この変化は, 次式で定義される輝度 Y の頻度分布の差異からも確認できる(図-2).

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (1)$$

各条件の評価日データセットは同一ブロック群を対象としており, 被写体そのものの経時変化を除き, 撮影環境のみが支配的な要因となるように設計している. したがって, 評価日データセット間における検知性能の差は, 主に撮影環境の変化に起因するものとして評価することが可能である.

表-2 撮影条件別の画像レベル異常検知性能(AUROC)および変動係数[%].

護岸タイプ	基準日 (参考値)	晴天・朝	晴天・昼	晴天・夕	曇天	変動係数
布積み	96.89	73.08	70.56	79.58	84.48	8.20
谷積み	98.51	94.85	79.36	93.62	91.96	7.96

表-3 撮影条件別のピクセルレベル異常検知性能(AUPRO)および変動係数[%].

護岸タイプ	基準日 (参考値)	晴天・朝	晴天・昼	晴天・夕	曇天	変動係数
布積み	66.43	57.15	57.89	64.68	60.49	5.66
谷積み	78.10	84.96	76.84	82.06	82.24	4.16

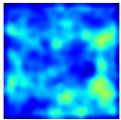
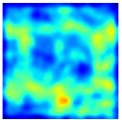
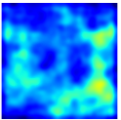
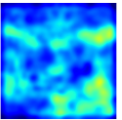
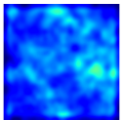
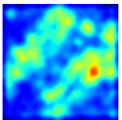
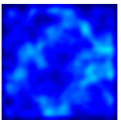
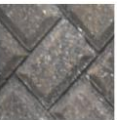
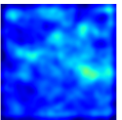
護岸タイプ	晴天・朝		晴天・昼		晴天・夕		曇天	
布積み								
谷積み								

図-3 同一ブロックに対する異常マップの可視化比較.

4. 実験

4.1 実験設定

PatchCore は公式実装を用い、バックボーンには ImageNet で事前学習済みの WideResNet-101 を採用した. 入力画像は 256 × 256 ピクセルにリサイズし, ImageNet の統計量(平均および標準偏差)を用いて正規化した. メモリバンクの構築にあたっては, 基準日データセットから抽出した特徴量に対し, サンプル率 10% でコアセットサブサンプリングを適用した.

推論時には, 入力画像の特徴量とメモリバンク内の最近傍特徴量との L2 距離に基づいて異常度を算出する. 画像レベルの異常スコアは, 画像内の各位置で算出された異常度のうち, 上位 1% の平均値として定義する.

4.2 評価指標と結果

先行研究に倣い, 画像レベルの異常検知性能を Area Under the Receiver Operating Characteristic curve (AUROC), ピクセルレベルの異常検知性能を Area Under the Per-Region Overlap curve (AUPRO) により評価する. さらに, 撮影環境の変化に対する検知性能の頑健性を評価するための指標として, 次式で定義される変動係数 CV を用いる.

$$CV = \sigma / \mu \times 100 \quad (2)$$

ここで σ は標準偏差, μ は平均値である. 変動係数が小さいほど, 撮影環境の変化に対して性能が安定していることを示す. これらの結果を表-2 および表-3 に示す.

また, 参考値として基準日のテストデータによる結果も併せて示す. ただし, 基準日と評価日では撮影対象となる個々のブロック個体が完全には一致していないため, 両者の比較は参考的な位置付けである点に留意する必要がある.

まず, 基準日と評価日の結果を比較すると, 評価日では全体として性能が低下する傾向が確認された. 特に布積みブロックでは, 基準日の AUROC 96.89% に対し, 最大約 26 ポイントの大幅な低下が見られた.

次に, 評価日間の比較においては, AUROC の変動係数が布積みで 8.20%, 谷積みで 7.96% となり, AUPRO では布積みで 5.66%, 谷積みで 4.16% となった. いずれの指標においても一定の性能変動が確認され, 同一の被写体であっても撮影環境の変化が検知性能に影響を及ぼしていることが定量的に示された.

4.3 考察

撮影環境別の傾向として, 両護岸タイプにおいて「晴天・昼」条件で AUROC が相対的に低下した. 「晴天・昼」条件では直射日光の影響により局所的な高コントラストや強い影が生じやすく, これらがメモリバンクで近似された正常な特徴量分布からの逸脱として処理されたと考えられる.

図-3 に, 同一ブロックに対する異常マップの可視化結果を示す. 条件間の比較を可能にするため, 可視化のスケール(異常スコアの最小値および最大値)は全条件で統一している. 可視化結果より, 撮影環境の変化に伴いブロック表面の色合いや影のパターンが推移し, それに連動して異常スコアの空間分布も変化している様子が視覚的に確認できる.

一方で, その他の条件間では検知性能の優劣に一貫した傾向は見られなかった. この結果は, 撮影環境の変化が検知性能に与える影響は単純な時間帯や天候のカテゴリに集約されるものではないことを示唆している.

5. おわりに

本研究では, 屋外構造物の点検業務における異常検知技術の社会実装に向け, 撮影環境の変化が検知性能に及ぼす影響を評価した. 同一の河川護岸を対象に, 異なる時間帯および

天候下で取得した画像からなるデータセットを構築し、PatchCore を用いた評価を行った結果、以下の知見が得られた。

まず、基準日の画像で構築したモデルを異なる撮影条件下（評価日）のデータに適用した場合、検知性能が全体として低下する傾向を確認した。さらに、同一対象であっても撮影環境に応じて検知性能にばらつきが生じることも明らかとなった。これは、基準日と評価日、あるいは評価日間において画像特徴量の分布が異なるドメインシフトが発生していることを示唆している。また、撮影環境に応じて個別に異なる傾向のシフトが生じており、これが特徴量空間における一貫した距離評価を困難にしている要因であると考えられる。

今後の課題は、評価環境ごとに非一様なドメインシフトを抑制し、多様な撮影条件下の特徴量分布を基準となる正常分布へと整合させる手法を確立することである。具体的には、画像変換による正規化や、ドメイン適応技術を用いた特徴空間の補正、あるいは多様なドメインを包含する汎化性の高い特徴量抽出手法の検討が必要である。

参考文献

- [都築 2025] 都築幸乃, 七海友康, 吉田龍人, 大久保順一, 藤井純一郎: 河川護岸の多様な変状検出に向けた PatchCore ベースの教師なし異常検知手法, AI・データサイエンス論文集, Vol. 6, No. 3, pp. 1-12, 2025.
- [Roth 2022] Roth, K., Pemula, L., Zepeda, J., Schölkopf, B., Brox, T., and Gehler, P.: Towards total recall in industrial anomaly detection, In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 14318-14328, 2022.
- [Bergmann 2019] Bergmann, P., Fauser, M., Sattlegger, D., and Steger, C.: MVTec AD — A Comprehensive Real-World Dataset for Unsupervised Anomaly Detection, In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 9592-9600, 2019.
- [Zou 2022] Zou, Y., Jeong, J., Pemula, L., Zhang, D., and Dabeer, O.: SPot-the-Difference Self-Supervised Pre-training for Anomaly Detection and Segmentation, In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 392-408, 2022.
- [Caesar 2020] Caesar, H., Bankiti, V., Lang, A. H., Vora, S., Liong, V. E., Xu, Q., Krishnan, A., Pan, Y., Baldan, G., and Beijbom, O.: nuScenes: A multimodal dataset for autonomous driving, In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 11621-11631, 2020.