

深層学習によるポットホール検出技術の基礎検討

| | | | |
|----------------------|-----|-----|-----|
| 国立研究開発法人土木研究所寒地土木研究所 | 正会員 | ○丸山 | 記美雄 |
| 同上 | 正会員 | 大浦 | 正樹 |
| 同上 | 正会員 | 木村 | 孝司 |

1. 背景と目的

北海道地域においては、融雪期や春先に発生するポットホールの状況を正しく把握し、補修等の処置を適切に行うことは重要な課題と考えられる。そこで、本報告では、画像認識技術として近年注目が高まっている深層学習(ディープラーニング)の手法を用いて、車載カメラの画像からポットホールを機械的に検出する技術の開発を目指して、そのための学習の方法や検証までの一連の技術的ノウハウを蓄積すべく、基礎的な検討を行った結果を報告する。

2. 学習と検証の方法

深層学習による学習のノウハウや検証の方法を習得し、ポットホール検出の可能性を見極めることを目的とした基礎的な検討のための手順概要を図-1に示す。まず、学習用と検証用のデータを用意する。学習に用いるデータと、検証に用いるデータは重複しない別のものとする。そして、学習データに対して深層学習の手法による機械学習を行う。機械学習をさせると処理モデルが構築されるので、その処理モデルによって、検証用データを機械に解析処理させる。最後に、機械が解析処理した結果と、検証用データを人間が判定した結果を照合して整合度を検証するという流れである。

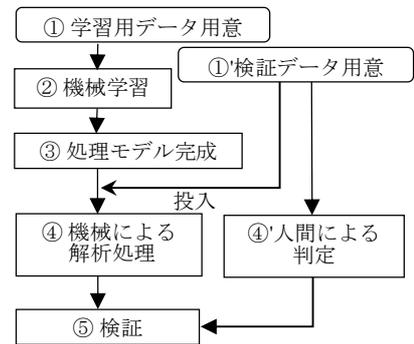


図-1 検討の手順

学習および検証に使用した画像は、市販のデジタルビデオカメラを乗用車の助手席頭部付近に設置して前方を解像度 1920×1080pixel(Full HD)で撮影した動画から、静止画として切り出したものである。撮影画像の一例を写真-1に示す。路面評価に特化した撮影を行っているものではなく、自然な視野で撮影した画像といえる。学習データとして、国道 A 区間で曇りの日に路面がほぼ乾燥した状態で撮影したポットホール画像 101 枚、ポットホールなし画像 179 枚を動画から切り出して学習に用いた。検証用データは、学習データに用いた A 区間とは別の B 区間において約 12 km 走行して得た路面画像から抽出した静止画像計 193 枚である。内訳として、ポットホール画像 105 枚、ポットホールなし画像 88 枚である。



写真-1 使用した画像の一例

学習は、画像内にあるポットホール部分を筆者が目視で判断・指定して学習させる、教師有り学習を行った。画像領域内のポットホール部分を教師が指定し、検出すべき異常画像を意味する赤ラベルをつける。この作業をポットホール画像 101 枚に対して行った。ポットホールなし画像 179 枚には異常がない画像を意味する緑ラベルをつけた。その後、深層学習を実行すると、機械がポットホール指定部分の検出方法を学習し、処理モデルが構築される。

3. 検証結果

(1) 解析処理の結果

検証データを解析処理にかけて得られた結果の画像例を図-2に示す。図-2において、赤色で強く反応している部分がポットホール部分であり、正しく検出できている事例である。一方で、水濡れ部などをポットホールと誤検出するケースや、ポットホールを見落とす検出漏れのケースもあった。

キーワード：深層学習、ポットホール、点検診断、画像解析

連絡先 〒062-8602 札幌市豊平区平岸1条3丁目 (国研)寒地土木研究所 TEL011-841-1747

ここで、図-2の解析画面の赤枠囲いの左下に表示されている数値は、画面中に検出対象(この場合はポットホール)が存在する確からしさを表すスコアであり、0~1.0の値をとり数値が高いほど検出対象である確度が高いと機械が判定していることを意味する。特定のスコア値以上の場合に、ポットホール画像と判定するなどの閾値として活用できる。



図-2 正検出の例(ポットホールが検出できている)

解析処理によって機械が各画像につけたスコアと、人間の判定結果との対応関係を図-3に示す。スコアが高いほどポットホール画像である割合が高くなっており、処理モデルのポットホール検出機能が正しい方向に働いていることが確認できる。0.5以上のスコアの階級では、ポットホール画像である割合が70%以上と高くなっているが、スコアが0.5よりも小さい階級では、ポットホール画像が含まれる割合が50%以下となる。あるスコア以上の階級にしかポットホール画像が現れず、そのスコアを閾値として明確に区分できるのが理想であるが、本件ではスコアが低くてもポットホールあり画像が含まれており、明確に区別できているとはいえない状態である。

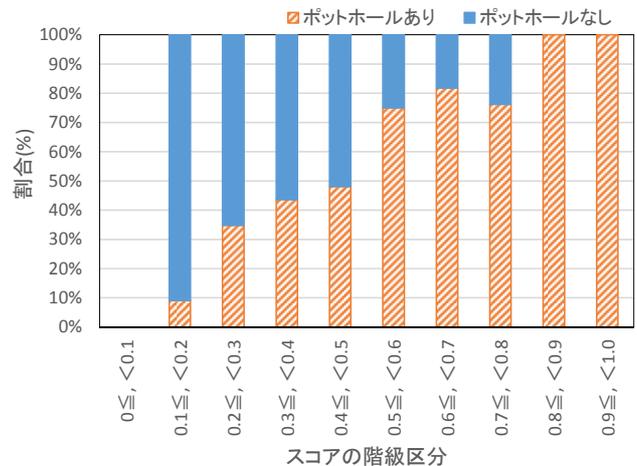


図-3 スコアと判定の対応関係

(2) 検証の結果

機械がポットホール画像と判断する上位閾値を0.5とした場合の検証結果を表-1に示す。ポットホールがあり検出できている(正検出、真陽性)割合は49%であり、ポットホールを一定程度検出できていると考える。ただし換言すれば、ポットホールがあるのに検出できていない(検出漏れ、偽陰性)の割合が51%であり、検出できていないものも多いといえる。ポットホールがないものをないと正しく判定(正検出、真陰性)している割合は85%であり、真陰性の判断は良くできていると評価される。学習の結果得られた処理モデルは、現時点でも一定程度のポットホール検出能力があると判断される。

表-1 解析と目視の判定結果整合 マトリクス表

| 教師の判定 | 機械の判定 | | 合計 |
|----------|---------------------|---------------------|------|
| | ポットホールなし (スコア0.5未満) | ポットホール有り (スコア0.5以上) | |
| ポットホールなし | 75件 (85%) | 13件 (15%) | 88件 |
| ポットホール有り | 53件 (51%) | 52件 (49%) | 105件 |

4. まとめ

上述した検証の結果から、深層学習の手法によってポットホールを検出することは一定程度可能と判断している。現時点においては検出漏れや誤検出も多いが、機械学習の方法や画像の質も結果に影響すると考えられるので、検出能力は向上させることができると考えている。

深層学習を舗装路面の評価に用いた研究はまだ緒についたばかりであり、研究の継続、蓄積が必要な段階にある。教師側の技術も発達途上であり、本報告で行った学習およびその結果得られた処理モデル以外にも、良い結果が得られる方法は存在すると考えている。そのため、現時点での正検出や誤検出割合の数値を過度に意識せず、今後の可能性に目を向けて検討を継続していく必要があると考えている。

参考文献

1) Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael Bernstein, Alexander C. Berg and Li Fei-Fei.: ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge, International Journal of Computer Vision, Vol. 115, No. 3, pp. 211-252, 2015.