

画像によるコンクリート打継面の処理評価への AI 適用

Image-based AI system for evaluating surface-treated-concrete

今井道男* 中村真人* 松本修治* 有坂壮平* 露木健一郎* 松川剛一* 柳井修司* Amomsawaddirak Chaninthom
 Michio Imai, Manato Nakanura, Shuji Matsumoto, Sohei Arisaka, Kenichiro Tsuyuki, Takekazu Matsukawa, Shuji Yanai and Amomsawaddirak Chaninthom

*鹿島建設株式会社
 Kajima Corporation

In civil engineering structures under construction, quality evaluation of the surface-treated-concrete, which is a joint between fixed and fresh concrete, is critical for structural integrity. Although the authors had already developed an evaluation method based on a digital camera histogram of the targeted concrete, the method has a difficulty with dealing with a wide range of conditions. In this study, an AI-based method has been applied to this image processing application, and then advantages of deep learning has been successfully confirmed.

1. はじめに

コンクリート構造物の建設時には、コンクリートの打設が複数回にわたるため、打設時期が異なるコンクリートの層が出来ることとなる。その境界は打継面と呼ばれ、前層の打設後に処理剤の散布や目荒らし等を行い、表面を粗にすることで新たに打設するコンクリートとの一体性を確保している。確実な打継面の処理は、コンクリート構造物の品質、耐久性を確保する上で重要である(図 1)。しかし、これまで打継面の処理の良否は、判断が曖昧で、施工管理者や作業者が経験をもとに目視で判断することが多かった。

筆者らは、こうした打継面の処理を定量的に広範囲で評価することを目的に、画像処理を活用した評価システムを開発した。同システムは、輝度分布から算出される評価値をもとにしたもので、一定程度の実用性を確認できたが、撮影条件などが様々に変わる環境において安定した評価に難があった。そこで、AIを用いた画像処理のコンクリート打継面の処理評価への適用を試みたので紹介する。

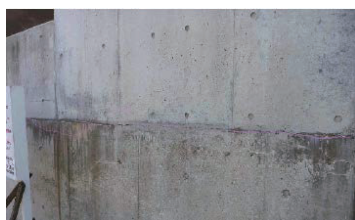


図 1 打継不良による不具合例

2. 画像の輝度分布に基づく評価システム

本章では、筆者らがこれまで取り組んできた画像による打継面の処理評価の概要について記載する。

2.1 開発コンセプト

打継面の処理では評価をする対象が比較的広い面積にわたること、また対象物に非接触で評価する必要があることから、画像を用いることとした。さらに、処理結果を即時に施工ヘフィードバックする必要があることから、タブレット PC で撮影、画像処理、評価の一連を行うシステムを構築した[藤田ほか 2015]。

本システムによる評価フローを図 2 に示す。作業者は、タブレット PC で打継面の画像を取得し、任意の大きさのメッシュで画像を分割した上で、メッシュごとの評価結果をその場で確認することができる。評価結果は、画面上にメッシュごとに評価値に基づいて色分けされ、原画像と重ね合わせて表示される。そのため、処理が不十分な箇所を、評価値が低いメッシュ箇所としてその場で視覚的に確認することができる。実施工では、鉄筋や日陰などによって評価値に影響を与える恐れがあるが、原画像と重ねて評価結果を表示するため、作業者が目で見てその原因を確認することができ、誤検出の回避が容易である。

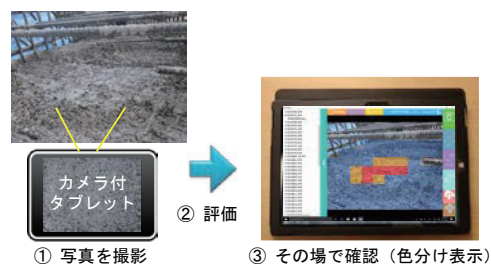


図 2 画像による打継面の処理評価フロー

2.2 評価方法

本評価システムでは、デジタル画像の輝度分布を用いている。輝度分布の形状に注目した場合、打継面の処理をしていないときはモルタルによって均一な輝度分布を示す(図 3(a))。一方、打継面の処理をした場合、露出する骨材や凹凸による陰影の影響で、モルタルだけでなく色むらのある輝度分布を示す(図 3(b))。ここで、最頻輝度を中心とした線対称の分布がモルタルによる影響とすれば、全体の輝度分布との差がモルタル以外の影響によるものと考えられ、この領域が大きいほど適切な処理が施されていると言える。そこで、正規化された輝度分布に対して、同領域の占める割合を評価値とし、その評価値が高いほど良好に処理が施されているものとした。

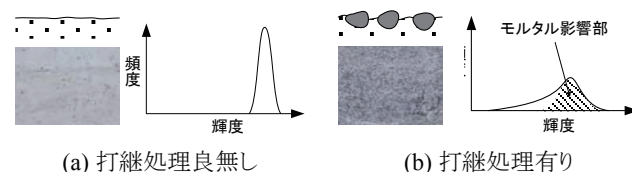


図 3 輝度分布による評価イメージ

連絡先: 今井道男, 鹿島建設株式会社技術研究所, 東京都調布市飛田給2-19-1, michio@kajima.com

様々な打継面の処理を施した供試体での検証を通じ、評価値と付着強度に一定の相関があることを確認した[佐野ほか2017]が、様々な撮影条件(日照や撮影精度など)や打継処理方法で広く適用可能な汎用性を得ることは課題となっていた。

3. 機械学習による打継面の処理評価

従来システムの課題解決を目的に、打継面の処理の良否判断に機械学習による画像評価を適用し、その検証を二回に分けて行った。

3.1 検証方法

検証のフローを図4に示す。一回目の検証は、供試体の画像のみによるものである。はじめに、処理方法の異なる供試体を撮影した画像を73枚(うち42枚が打継処理良好、31枚が不良)を用意した。そのうちの約70%(51枚)を訓練用、約30%(22枚)を検証用とした。それぞれの画像から、ランダムに150×150画素を分割、抽出し、訓練データ(10,424)と検証データ(4,468)を作成した。二回目の検証は、一回目に加えて実際の現場で得られた3枚の画像(うち1枚が処理良好、2枚が不良)で合わせて76枚用意した。一回目同様、訓練用と検証用それぞれの画像から、ランダムに150×150画素で分割、抽出し、訓練データと検証データを作成した。また、畳み込みニューラルネットワーク(フィルタ数:32・64・128, フィルタサイズ:3×3)を用いた。

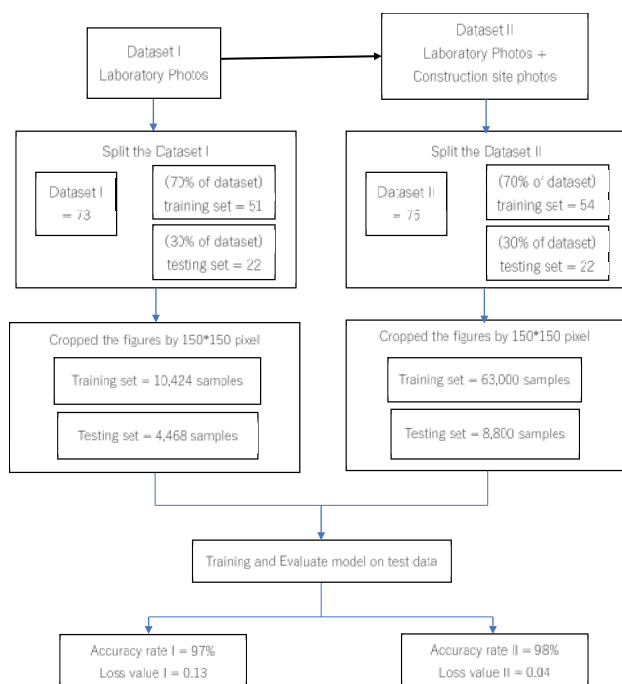


図4 学習フロー

3.2 検証画像

検証に用いた画像ファイル(500万画素)は、従来手法の検証に用いた画像ファイルと同じものであり、打継面の処理方法(処理剤の材料や散布量、養生時間など)や目荒らし方法(チップングやサンドブラスト、ウォータージェットなど)が異なるコンクリート供試体である(500×500mm²)。図5にその一例を示す。図5(a)は打継面の処理をしていない供試体、図5(b)は適切な処理が施された供試体である。これら画像ファイル73枚すべては、熟練作業業者によって、処理が良好な42枚と不良な31枚にあらかじめ評価されている。また、供試体周囲の木枠部分などの不要な箇所は除いた画像を使用した。

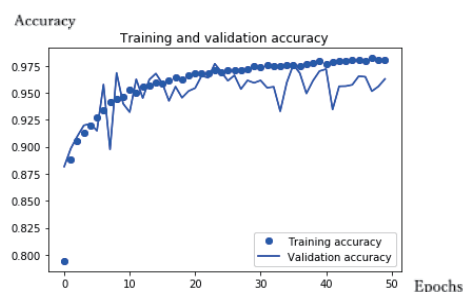


(a) 処理不良な供試体 (b) 処理良好な供試体

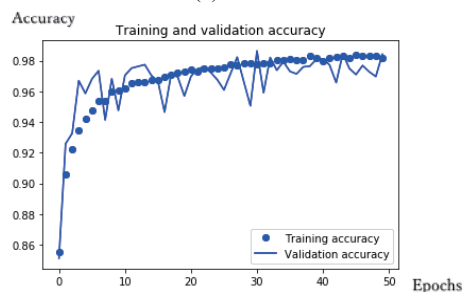
図5 画像の一例

3.3 検証結果

検証の結果得られた学習曲線を図6に示す。一回目と二回目ともに、検証データは訓練データと概して同じ傾向を示した。訓練データと検証データの精度に大きな差はみられず、モデルは過学習していないようであった。検証データの精度は、一回目は97%、二回目は98%であった。この精度は、従来システムによる正答率(約90%)を越えるもので、機械学習による画像評価の打継面の処理判断への有用性を確認することができた。



(a) 一回目



(b) 二回目

図6 検証結果

4. おわりに

熟練作業業者による経験に基づいて判断されることが多かったコンクリート打継面の処理評価に対し、機械学習の適用を試みた。様々な処理方法による供試体画像を通じた検証の結果、これまでの輝度分布を用いたモデルに基づく評価よりも正答率が高く、熟練作業業者に近い評価が実現できた。今後、現場における画像取得を経て訓練データを蓄積、技術のブラッシュアップを通じて、施工管理の高品質化への貢献を進めていく。

参考文献

- 藤田雄一, 今井道男, 曾我部直樹, 松本修治: 画像処理による打継処理評価システムの開発, 第70回年次学術講演会, 土木学会, 2015.
佐野勇紀, 松本修治, 今井道男, 柳井修司, 曾我部直樹: 画像による打継面処理状態の簡易評価方法の改良, 第70回年次学術講演会, 土木学会, 2017.