

画像処理による複合材料中の微小物体検出に関する考察

ソリューション本部 開発 5 部

中村 剛久

1. はじめに

当社では建築土木分野の”意匠”・”構造”・”設備”・”施工”を対象としたソフトウェアを多々開発している。その技術力を”研究”にも生かすことを考え、次のテーマに着目した。

【規格に沿った測定方法には、単調であっても時間がかかるものがある。代用ソフトの開発は作業の時間と量を縮小し、関係する研究を進展させられる。】

測定といえばコンクリート材料がある。図 1 にコンクリート(施工基準に従ってパイプレータをかけた)の切断面画像を示す。この図から、粗骨材が下の方に集まっていることがみてとれ、著者が測定した結果、セメントの L*値も気泡の数も不均一であった。この不均一さにより、コンクリートの諸性状を正確に推定することが難しいとされ、長きにわたりその材料の分布を測定する手法が開発されてきた。

しかし、現在使用されている手法では、複数材料の分布を簡易に広範囲に測定するには時間や費用の負担が大きい。

そこで、本稿ではコンクリート断面画像から、構成材料を一括して検出する方法について考察する。



図 1 コンクリート構成材料の分布の偏り

2. 測定方法の絞り込み

2.1 測定方法一覧

表 1 に建築材料分野における各種材料の検出方法を示す。複数構成材料を測定可能な方法のうち、表 1 ①は最も簡易な手法である。測定の際、呈色によるマトリクス領域測定→白粉埋込による気泡測定→二値化後ゼロクロッシングによる骨材測定というように、対象の材料ごとに加工を行うことで面積を取得する。時間はかかるものの信頼と実績のある手法であるため現在でも使用されている。ただし、測定面を保てないため、測定項目が「面積」に絞られ、他の測定を行えない。また、表中の SEM 等は備考に記した理由により簡易な測定方法とはいえない。

以上から、同一箇所でも複数材料の分布を容易に把握する方法は現在確立されていないといえる。

一方で市販のスキャナの解像度は 12800dpi におよび、表 1 ④の手法で測定される気泡の数のピークである直径 0.03mm を、15pixel にまで分解することが可能となっている。画像は測定面の損傷がなく、広範囲に同一箇所の測定が可能となる。そこで、スキャナ画像から構成材料の分布を測定するための検討を次節より示す。

表 1 建築分野における材料検出手法

構成材料の識別	検出手法	備考
気泡	①水銀注入法	微小片
	②輝度・濃度差分法	SVMによりヒビ検出へ
	③粉体埋込	表面変化
	④ASTM-C457 (断面上を一定間隔に走査)	長時間測定
粗骨材	⑤二値化+ゼロクロッシング	白色とマトリクス
細骨材	なし	
セメントペースト	⑥染色 (フェノールフタレイン)	広範囲可能
上記すべて	⑦⑧→③→⑤ (単一切出手法組合せ)	広範囲可能
	⑧ SEM (光学電子顕微鏡)	高倍・極小片
	⑨ EPMA (電子線マイクロアナライザー)	高倍・極小片
	⑩ X線	高倍・資格・減衰・閉鎖

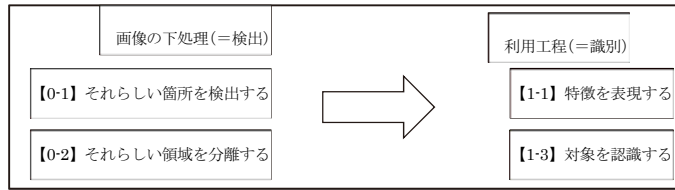


図 2 検出と識別を選択して物体認識する方法(【】記号は文末付録の記載番号)

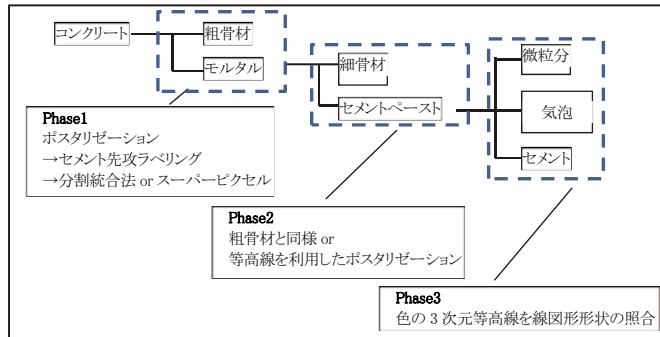


図 3 コンクリート材料分離の流れ

2. 2 混合物と画像処理

前節で建築分野の認識手法をまとめたので、続いて情報分野で現在用いられている画像処理方法をまとめた(文末付録)。この整理によって、物体の認識には、付録 **1-3** CNN のように「一つのアルゴリズムで完了する方法」と、図 2 のように「検出と識別を選択する方法」が存在し、どの認識方法であっても、マイクロなものほど検出が共通して難しくなることが明確になった。

そこで、コンクリート構成材料の抽出は図3に示すように、大きいものから行うことになる。同図には Phase1~3 で適すると思われる抽出処理を、それぞれ付録から選んで示した。Phase1 について、骨材画素の抽出方法は、画像処理を用いた事例がいくつかみられるが、Phase2 の細骨材画素の抽出については白色骨材とセメントペーストの識別が難しいとされ、この点に触れた研究は現在では見つかっていない。この 2 相の識別問題は、セメントペーストが 1 つながりの領域として認識できれば解決すると考えられる。

そこでポストテンションや分離統合法、スーパーピクセルの有効性を検証したい。本稿では題目とそれるため、今後の課題とする。

Phase1 及び 2 の材料は肉眼で判別できる程度であるが、Phase3 の材料は顕微鏡で見る程度の大きさとなるため、冒頭で述べたように、対象を汚さずに広範囲に画素を抽出する方法の参考となる研究が殆ど見当たらない。従って先ず、次の 2 点の調査を行った。

- (1) 気泡がセメント全体からの検出に耐えうるほどの 3 次元の特徴を持つのか
- (2) 更に細骨材と同サイズの気泡も存在する(気泡も形状は円形とは限らない(図 4)ことから、形状での識別がどの程度有効なのか

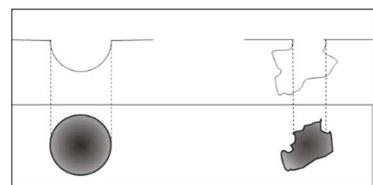


図 4 気泡の形状の違い

3. 材料の識別について

前節(1)(2)についての調査を以下のように行った。

3.1 調査方法

(1)に関する調査

図 5 に示すように、フェーズ3の材料について、顕微鏡でみえるものと、画像(Blue 値を3次元上に表したもの)から見えるものを比較した。

(2)に関する調査

コンクリートは天然砂に、鉄鋼スラグや非鉄金属スラグを混合することが認められている。そこで図 6 に示す 8 種の、寸法が 2.5~5mm の細骨材について識別を行い、Phase3 にも耐えうる特徴があるか調査した。各細骨材の画像をスキャナで取得し、Photoshop により必要な処理を行い、建築分野で形状を評価するために用いられてきた(i~vii・ix~xi)と、情報処理分野で物体の比較を行うために用いられて来たフーリエ記述子(viii)である、表3の特徴を算出した。これらを用いて決定木による識別を行い、その結果を統合し細骨材の識別に有効な特徴を評価することで、Phase3 のようなミクロな物体の識別に有効な特徴を検討した。

3.2 調査結果

(1)①に関する調査結果

観察の結果を図 7 に示す。気泡部分の等高線には相似形状が現れると期待したが、目視で検出可能なものについて、相似形状が現れないものが存在した。また、ガラス質なものに相似形状が現れた。これは、等高線の形状を用いた検出が行えないことを意味している。また微粒分サイズの気泡は、スキャナの光を当てても黒く見えることがあり、微粒分を識別するか、気泡でもセメントペーストでもない部分とするかを決定する必要があるとわかった。

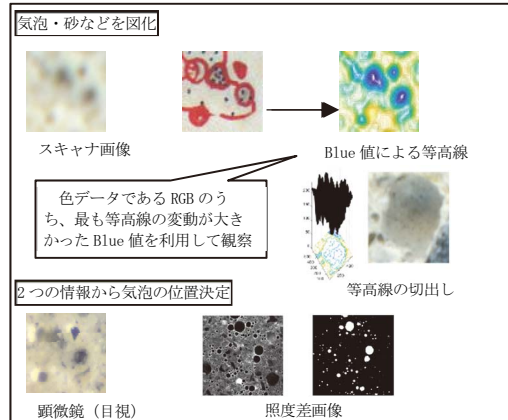


図 5 気泡の観察方法



図 6 使用細骨材一覧(①~⑧は表 2 に対応)
表 2 使用細骨材一覧(①~⑧は図 6 に対応)

細骨材種類		種類番号・記号・(粒子数)
鉄鋼スラグ	基砂	水砕 ①BFS-J(169) ②BFS-SS(94)
	スラグ	徐冷 ③BFS-徐(79)
		転炉系
	製鋼スラグ	電気炉系
還元		
非鉄金属スラグ	フェロニッケルスラグ	⑤FNS-N(86)
スラグ	銅スラグ	⑥CUS-M(67)
	天然砂	⑦大井川(68) ⑧標準砂(127)

表 3 使用特徴一覧

No.	特性
i	面積
ii, iii	長軸・短軸長さ
iv	凸色の比率(式=面積/凸色部分の面積)
v	周開長
vi	円形度(真円:1,他:1以下,式=4π×面積/周開長の2乗)
vii	複雑度(真円:4π,他:4π以上,式=周開長の2乗/面積)
viii	フーリエ記述子(P型)
ix, x, xi	R・G・B

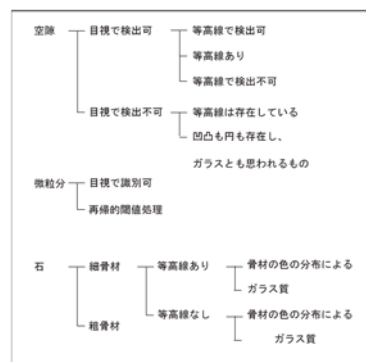


図 7 フェーズ3に関する観察

(2)②に関する調査結果

多次元要素構成法(MDS 法)によって表の 8 次元の特性を「形状」「色」の 2 次元にまとめて図に示す。決定木による識別の正解割合の平均値を、図の左上に示す。「形状」「色」グラフ上で近い骨材を、円でくくっている。色のみでは、識別割合の平均値は 94.1%でありその有効性が認められるが、形状では 64.1%となった。特に、形状の近い骨材同士の識別割合は 48.4%となった。ここから、色を当てにできない状況下では、従来の特徴量は有効ではないといえ、Phase3 ではより複合した判断(人間のよう)が必要と考えられる。気泡を検出する方法を付録から選択すると図9のようになるが、上記の結果を考慮すると、CNN による方法に絞られることとなる。

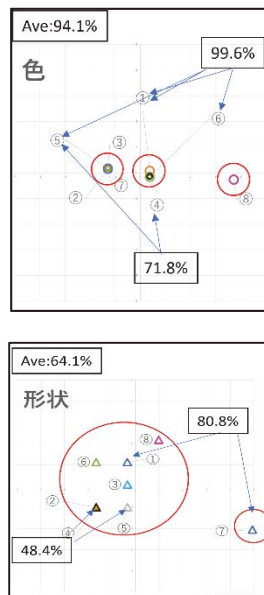


図 8 色と形状による材料識別能力(MDS)

4. CNN による検出

CNN はニューラルネットワークに畳み込み演算が組み込まれたものである。図7のような種類が存在し、なかでも FasterRCNN は MATLAB²⁾により容易に利用することが可能である。そこで、正解データとして照度差法(図5下)により取得した気泡位置データを(顕微鏡に観察・修正を行った上で)用いて学習を行った。照度差法は表1の輝度・濃度差分を用いた手法であり、光の照射方向や強さを調整することで凹凸の認識が可能である。

表4に、用いたコンクリート試験体の名前と、そこから学習に用いた画像数を示す。学習によって作成される検出器は、ハイパーパラメータと呼ばれる定数の設定によって検出の精度が変化する。そこで、以下の種類の検出器を作成し、検出を行った。

- ① 初期設定²⁾で、見切れている気泡を学習する
- ② MaxEpoch 数を増加(100 回→150 回)
- ③ オーバーラップ割合を増加
- ④ 初期設定²⁾で、見切れている気泡を学習しない

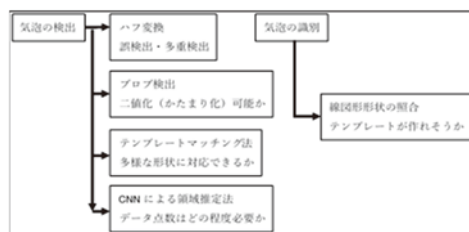


図 9 気泡の識別手法

表 4 学習・テスト画像数

コンクリートNo	学習画像				テスト画像	
	2-1-3	3-1-1	3-1-6	5-2-4	3-1-3	5-2-1
学習画像数	60	120	120	90	30	28



図 10 CNN の種類

4.1 調査結果

表5に、各検出器による検出結果を示す。検出器ごとに、気泡位置の予測を一つ以上返した列に色を付けている。①～④は上述した検出器の種類を意味している。

図 11(a)～(c)に左から、顕微鏡観察により作成した気泡位置座標(正解座標)、各検出器による予測位置、特徴マップ(検出器の脳内を可視化したもの)を順に示す。(a)は正しい位置に予測された例であり、(b)及び(c)は、顕微鏡による気泡測定に慣れた者でも検出するのが困難と思われる画像を選択している。なお特徴画像のピンク色は、検出器が「ここに気泡があるだろう」と予測していることを意味する。

(b)及び(c)から、予測が外れているものの、特徴画像をみることで、検出器が気泡の輪郭に注目していることが分かる。紙面の都合上掲載することができないが、この傾向はどの試験画像にも共通して現れており、検出器は気泡位置をとらえつつあるが、画像数の不足により正しい位置にはたどり着けていない状態と考えられる。

(d)に特徴マップの変化を示す。この図から、見切れた気泡を学習に用いた画像(①) > ①よりMaxEpoch 数を増加させたもの(②) > ①で見切れた気泡を学習に用いなかった画像(④)の順にピンク色の領域が狭まっていくことが分かる。これは表5にて予測を返したテスト画像数が① > ② > ④の順となっていることと対応しており、ハイパーパラメータの調整と学習画像の選別が、Phase3 の材料の大きさに対しても影響することを確認できた。

以上から、CNN を用いることで人間が正解と判断した位置に、検出器がフォーカスする可能性があると考えられる。

表 5 各検出器が予測を返したテスト画像

	長方形あり			長方形なし
	①	②	③	④
テスト画像1	1			
テスト画像2	1	1	1	1
テスト画像3	1			
テスト画像4				
テスト画像5				
テスト画像6				
テスト画像7	1			
テスト画像8				
テスト画像9	1			
テスト画像10	1	1	1	1
テスト画像11	1	1	1	
テスト画像12	1		1	
テスト画像13	1	1		1
テスト画像14				
テスト画像15	1	1		
テスト画像16	1		1	
テスト画像17	1	1	1	
テスト画像18	1	1		
テスト画像19	1			1
テスト画像20				
テスト画像21	1	1	1	1
テスト画像22	1	1	1	
テスト画像23	1	1	1	
テスト画像24				
テスト画像25	1	1	1	1
テスト画像26	1			
テスト画像27			1	
テスト画像28				
テスト画像29				
テスト画像30	1	1	1	
テスト画像31				
テスト画像32	1			
テスト画像33				
テスト画像34		1		1
テスト画像35				
テスト画像36				
テスト画像37	1	1		1

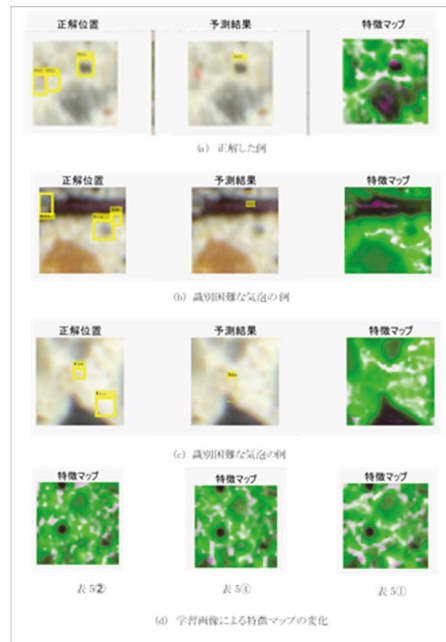


図 11(a)～(c) 顕微鏡での識別困難画像に対する予測
(d) 学習方法による特徴画像の変化

5. まとめ

本稿では、現況をまとめることで、Phase1 及び 2 については、ミクロな材料に関する画素を除去したうえでマクロな材料を領域分割することが必要であることを明示した。また Phase3 の材料に対しては、従来の特徴量を用いた識別を行うことで、形状・色ではなく、より人間の判断に近い処理が必要であることを示した。そこで Faster-RCNN を用いて気泡検出結果を、特徴マップの変化等により示し、人間の判断との比較を行った。

本手法が成り立つと、5 万円台のスキヤナにより誰もがコンクリートの分布を測定可能になる。また、測

定時間が問題に上がるリニアトラバース法の代用にもなる。学習画像を 10 倍にすること、Phase1 及び 2 の切り出しを成功させることが今後の課題である。

<参考文献>

- 1) 横田光一郎・五十嵐心一, “RGB情報を利用したモルタル断面画像からの骨材抽出と構成相の空間分布特性に関する研究,” コンクリート工学年次論文集, Vol.35, No.1, pp. 1759-1764, 2013.
- 2) MathWorks, “Faster R-CNN 深層学習を使用したオブジェクトの検出,” MathWorks, Inc., <https://jp.mathworks.com/help/vision/examples/object-detection-using-faster-r-cnn-deep-learning.html> [アクセス日: 10 10 2019].

付録 情報処理分野における画像処理手法まとめ

