

画像処理技術による建設資材カウント技術導入に関する検討

Study on Object Counting on Construction Materials by Image Processing

鈴木 亮汰^{※1}

Ryota Suzuki

【要旨】

建設現場における資材管理では、在庫量や使用量を正確に把握することが重要であり、人手に依存しない自動化技術が求められている。本研究では、画像解析による資材カウントの自動化を目的として、Segment Anything Model (SAM)、Few-Shot Object Counting、およびHough変換の3手法を適用し、その性能を比較した。対象画像として、机上に並べたワッシャーや六角ナット、棚に収納した単管パイプ、施工ヤードに整列したコンクリートブロックを写した写真を使用し、それぞれカウント対象を指定して検討した。その結果、背景が均一な室内環境の画像においては各手法とも良好な性能を示した。SAMやFew-Shot Object Countingでは未知の対象に対しても柔軟に対応でき、Ground Truth（正解データ）に近い結果も確認された。一方で、実施工環境のように物体配置や背景が複雑な画像では、重複検出や誤カウントが生じ、処理の安定性に課題が残った。

【キーワード】 資材カウント 画像処理

1. はじめに

建設現場において、資材の在庫量や使用量を適切に把握することは、施工管理の最も基本的かつ重要な業務の一つである。例えば、資材が不足すれば施工が計画通りに進まず、工期の遅延やコスト増大を招く。一方で、資材が過剰に搬入されると、施工ヤードが圧迫されて作業効率が低下し、結果として生産性の低下につながる。しかしながら、建設現場では多種多様な資材が日々出入りしている他、人的リソースには限りがあることから、全ての資材を人手によって高頻度かつ定期的にカウントすることは現実的に困難である。

他方、国土交通省が推進するi-Construction2.0¹⁾においては、データ連携の自動化や施工プロセスのペーパーレス化が重点事項の一つとして挙げられている。現場情報の自動収集と即時活用はこの活動における根幹の技術と考えることができ、このことから、資材管理における自動化技術導入の需要が想定される。

こうした背景を踏まえ、画像認識技術を用いた資材カウントの自動化手法について検討を行った。画像処理技術を活用することで、現場の状況を非接触かつ短時間で把握することが可能となり、人手に依存しない効率的な資材管理が期待できる。本研究では、その検討結果を報告するとともに、導入に際しての課題について考察する。

2. 使用した画像解析手法

本章では画像解析手法による建設資材カウントにおいて、使用した手法について解説する。本研究では、Segment Anything Model、Few-Shot Object Counting、Hough変換の3手法を使用している。

2.1 Segment Anything Model (SAM)

Segment Anything Model (以下SAMとする)²⁾は、汎用的な画像セグメンテーションを実行することを目的として開発されたモデルであり、入力した画像に対してピクセル単位の物体領域を出力できる。本研究においてSAMを資材カウントに応用した操作手順を図-1に示す。まず、入力画像をSAMに与えることで、画像全体を対象として可能な限りのセグメント候補を網羅的に導出する。この段階で得られるセグメントは、画像中の資材や背景を含む多様な領域をカバーしており、後続処理における柔軟な対象指定を可能とする。次に、ユーザはカウントしたい資材を画像上でクリックする操作を行う。クリック座標は事前に生成されたセグメント一覧と比較され、その座標を含むセグメントが抽出される。これにより、対象資材の形状や大きさがピクセルレベルで特定されるとともに、その領域特徴が得られる。最後に、抽出したセグメントの特徴量を基にして、画像中に存在する他のセグメ

1.技術研究所 研究開発 G 生産システム研究室

ントの中から類似度の高いものを探索し、その総数をカウント対象として出力する。この手法により、膨大な学習データを必要とせず、未知の資材であってもユーザによる少数の指定操作だけで効率的かつ柔軟にカウントを実行できる。

2.2 Few-Shot Object Counting

Few-Shot Object Counting³⁾は、入力画像中のオブジェクト数を推定する手法の一つであり、事前の学習操作においてカウント対象の画像を使用せずとも汎用的にカウントできる特徴がある。当推定手法の名称は、使用の手順として最初に画像上でカウントしたい対象を少数箇所だけ指定 (Few-Shot) することに由来している³⁾。モデルはその指定された領域から特徴量を抽出し、指定対象と類似した特徴をもつ領域を画像全体から探索し、その総数を推定する。

本研究において使用したFew-Shot Object Countingによる資材カウントの操作手順を図-2に示す。具体的なモデルとしては、入力した画像に対してカウントしたいオブジェクトをBounding Boxで指定し、その指定領域から検出 (detection) と検証 (verification) の二段階のプロセスを経てカウントする方式であるDAVE⁴⁾を用いて資材カウントの有効性について検討した。

2.3 Hough変換

Hough変換⁵⁾は、直線や円といったパラメトリックに定義できる図形を画像から抽出するときに適した手法である。まず、エッジ抽出処理などから2値化された情報をパラメータ空間に写像し、次にその空間上でヒストグラムを構築する。ヒストグラムの値が閾値以上になった箇所を、図形の存在として認識する。本研究においてHough変

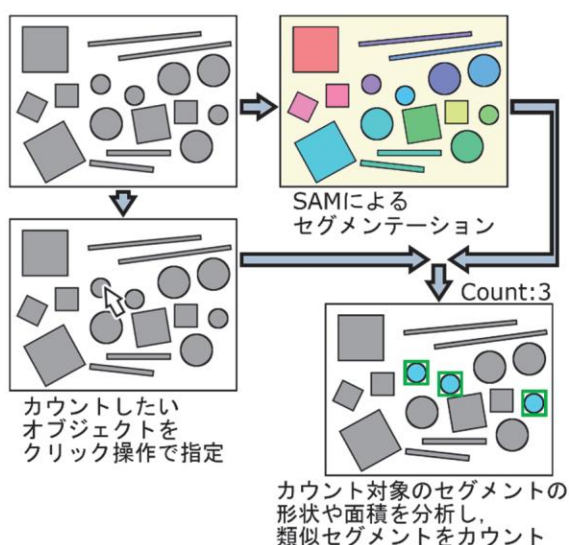


図-1 SAMを活用したオブジェクトカウント操作

換の出力を使用した資材カウント手法を図-3に示す。まず、入力画像に対してCanny法⁶⁾を適用してエッジを抽出し、その出力を基にHough変換を実行する。このとき得られる直線や円、楕円の候補リストは、すべてが資材に対応するわけではなく、背景やノイズに起因するものも含まれる。そこで、本研究ではカウント対象の資材に応じて、検出された図形を形状や大きさの条件でフィルタリングし、資材と一致する候補のみを抽出する処理を加えている。さらに、類似した位置に複数の図形が検出される場合には、図形間の距離を算出して閾値を設けることで同一資材に対する重複カウントを防止するようにした。この一連の処理により、学習を必要としない手法でありながら、資材の形状特徴を利用して効率的に数を推定することが可能となる。

3. 資材カウントの試行結果

前章で記述した画像解析手法を使用し、画像から建設資材をカウントした処理結果を図-4に一覧にして示す。対象とした画像は、①机上に複数のワッシャーを整列させた画像、②机上に大小のワッシャーと六角ナットを混在させて配置した画像、③棚に収納された単管パイプの画像、④施工ヤードに規則的に並べられたコンクリートブロックの画像の4枚である。それぞれワッシャー、六角ナット、単管パイプ、コンクリートブロックをカウント対象としている。各Input画像において黄色のBounding

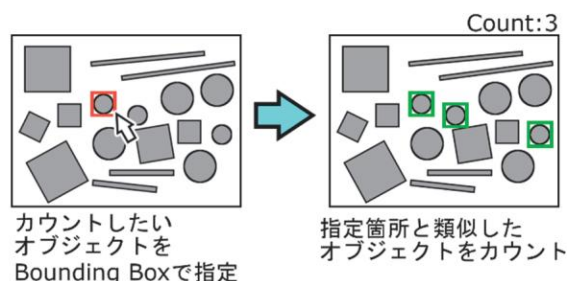


図-2 Few-Shot Object Countingの操作

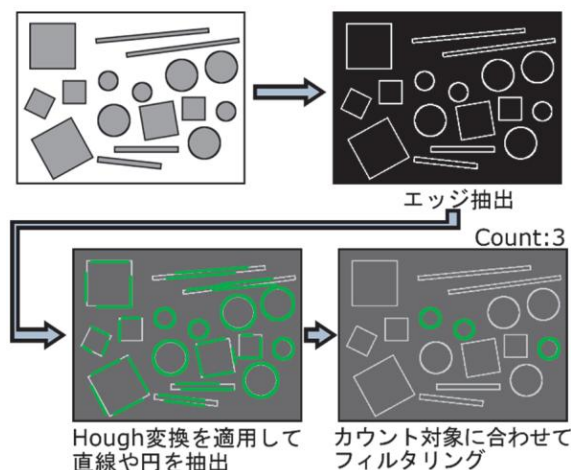


図-3 Hough変換の出力を使用したカウント手法

Boxは、Few-Shot Object Counting手法であるDAVEを使用する際に、使用者が最初に指定する検出対象を示している。この指定に基づき、モデルは対象の特徴量を抽出し、画像全体から同様の特徴を持つ領域を探索してカウントを実施する。一方で、Ground Truthは理想的な検出結果（正解）を示している。なお、出力結果の比較において、SAMおよびFew-Shot Object Countingにおいては、Ground Truthと同様に端部キャップを検出対象として数を推定する方式を採用しているのに対し、Hough変換の出力を使用した手法は、直線検出に基づいて単管パイプの数を推定しており、端部キャップではなく直線の本数を基準としてカウントを行っている。

SAMについては、ワッシャーのカウントにおいてセグメント領域の過不足がほとんど見られず、良好な結果を示した。しかし、六角ナットのカウントでは大きさが類似する資材を余分に検出してしまい、正解数を超えて出力する傾向が確認された。また、背景に多様な資材が含まれるような複雑な画像に対しては、セグメントの分割精度が低下し、対象を正しく分離できない結果となった。

Few-Shot Object Counting においては、六角ナットのカウントでは、ワッシャーの穴や類似したサイズの資材にも反応してしまい、誤検出が多数生じてしまった。一方で、コンクリートブロックのカウント結果は一部で重複検出が見られたものの、他の手法と比較して Ground Truth

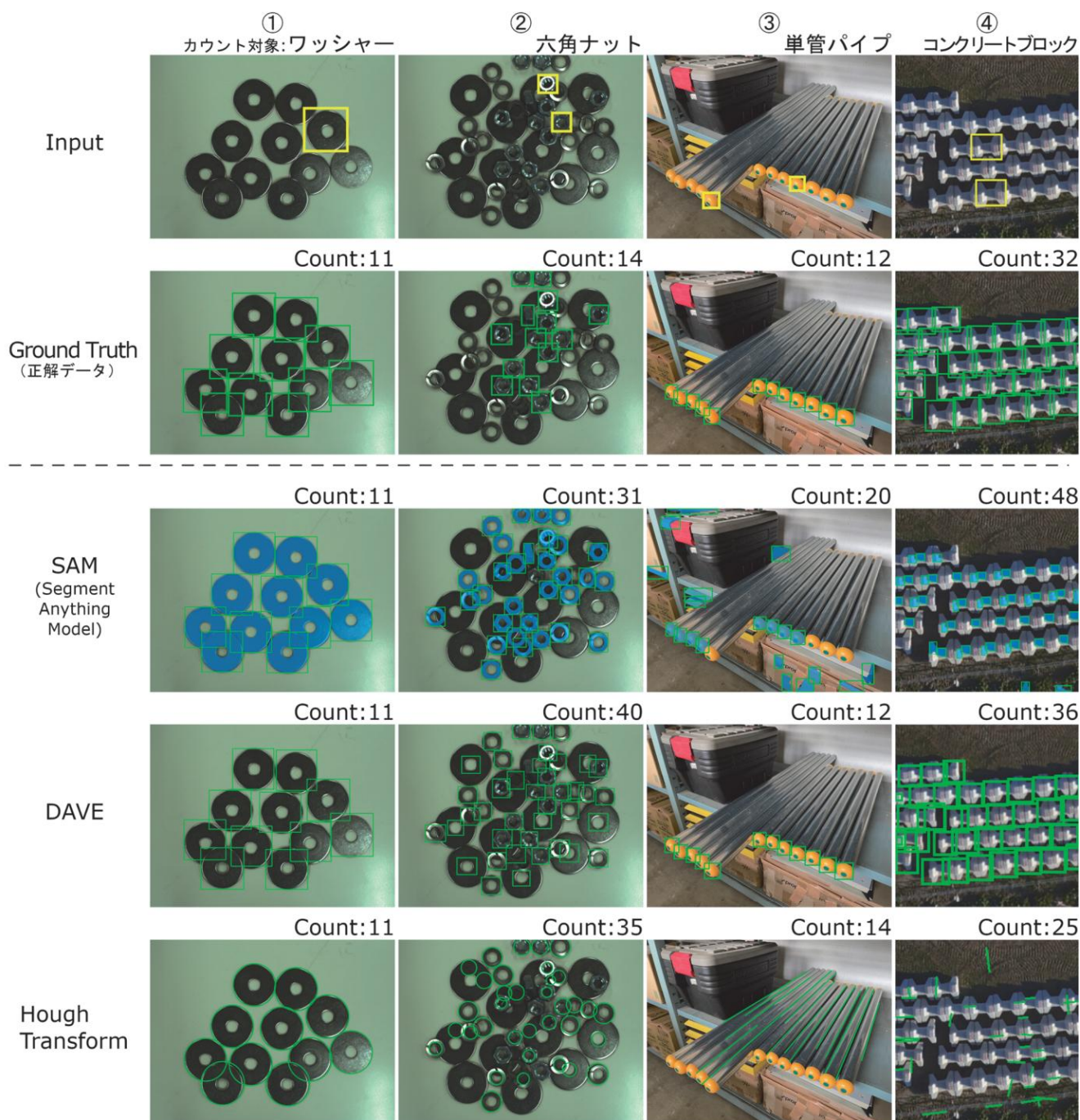


図-4 処理結果の比較

に最も近い出力を示し、対象物の特徴を捉える能力の高さが示唆された。

Hough 変換は、本研究で示して画像処理手法の中で唯一、円形を直接的に指定して検出・カウントできる点が特徴的であり、単純な幾何学的形状をもつ対象に対して有効に機能した。しかしながら、六角ナットのカウントでは円形と誤認識している箇所が多数あり、正解よりも多いカウントとなった。また、単管パイプのカウントでも重複が生じたが、これは端まで視認可能なものと隣接パイプに部分的に隠れたものを区別せずに処理したためと推測している。一方、コンクリートブロックのカウントでは、密接した配置のためにエッジ抽出が困難となり、カウント不足が目立った。

4. おわりに

本研究では、複数の画像解析手法を適用して建設資材を対象としたカウント手法の検討を行い、それぞれの出力結果を比較した。その結果、室内環境で背景が比較的均一な画像では、いずれの手法においても良好にカウントできることがわかった。SAMやFew-Shot Object Countingでは、事前の学習には組み込まれていない未知の対象に対しても柔軟にカウントすることができ、Ground Truthに近い結果を示す例も確認された。一方で、画像中に物体が複雑に配置されている場合や、実際の施工現場を撮影したような背景が多様な画像では、いずれの手法においても重複検出や誤カウントが生じやすく、安定した推定は困難であった。このことから、実用においては画像解析に適した環境を整備し、対象物が明瞭に分離される条件下で運用することが現実的であると考えられる。あるいは、背景領域を検出して除去する処理やノイズ低減といった前処理を組み合わせることも有効であると推測される。本研究で得られた知見を活用し、目的に応じて適切な手法を選択しながら、実際の現場での資材カウントの実装に向けた開発を進めていく予定である。

【参考文献】

- 1) 国土交通省: i-Construction 2.0 ～建設現場のオートメーション化～, <https://www.mlit.go.jp/tcc/constplan/content/001738240.pdf>, 2024. (参照 2025-08-25)
- 2) A. Kirillov, E. Mintun, N. Ravi, H. Mao, C. Rolland, L. Gustafson, T. Xiao, S. Whitehead, A. C. Berg, W.-Y. Lo, P. Dollár, R. Girshick: Segment Anything, Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), pp. 4015-4026, 2023.
- 3) T. Nguyen, C. Pham, K. Nguyen, M. Hoai: Few-shot Object Counting and Detection, European Conference on Computer Vision (ECCV), pp.348-365, 2022.
- 4) J. Pelhan, A. Lukežič, V. Zavrtanik, M. Kristan: DAVE - A Detect-and-Verify Paradigm for Low-Shot Counting, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp. 23293-23302, 2024.
- 5) R. O. Duda, P. E. Hart: Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures, Communication of ACM, Vol.15, No.1 pp. 11-15, 1972.
- 6) J. Canny: A Computational Approach to Edge Detection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 8, No. 6, pp. 679-698, 1986.

Summary In construction site material management, accurately tracking inventory levels and usage is fundamental to construction management, necessitating automation technologies that reduce reliance on manual labor. This study aimed to automate material counting through image analysis. Three methods—Segment Anything Model (SAM), Few-Shot Object Counting (DAVE), and the Hough transform—were applied and their performance compared. Test images included washers and hex nuts arranged on a desk, single pipes stored on shelves, and concrete blocks aligned in a construction yard, each serving as a counting target. The results showed that all methods achieved good accuracy in indoor environments with uniform backgrounds. SAM and Few-Shot Object Counting demonstrated flexibility in handling unknown targets and produced results close to the ground truth. However, in images with complex object arrangements and backgrounds, such as those found in actual construction sites, issues like duplicate detection and miscounts occurred, indicating challenges in achieving stable performance.

Key Words : Object Counting, Image Processing