

集合住宅内装仕上げ工事における工事写真認識システムの開発

鈴木 理史 中林 拓馬

金子 智弥

Development of Construction Photograph Recognition System

Intended for Interior Finish Work of Apartment Buildings

Masashi Suzuki Takuma Nakabayashi

Tomoya Kaneko

Abstract

In recent years, construction photograph management has become a major task of construction managers. The authors have developed a construction photograph recognition prototype system intended for interior finish work of apartment buildings. The system is composed of two functions. The first function estimates where is photographed by image feature matching of pre-photographed omnidirectional photographs and a construction photograph. The second function estimates the construction process progress by building component identification using deep learning. The results of accuracy verification are as follows: 1) Photography point recognition succeeded with 60% in a dwelling unit. 2) Building components (24 types) recognition succeeded with 70%. 3) Construction process (5 types) recognition succeeded with more than 70%.

概要

近年、工事記録として撮影する写真の量が膨大になり、これらを管理する業務が煩雑を極めている。そのため、施工現場でタブレット端末を利用して、データ整理の手間を削減するシステムが活用され効果を上げている。さらなる工事管理業務の省力化をめざし、集合住宅の内装仕上げ工事を対象として、撮影した工事写真から画像処理技術や人工知能技術などによって情報を自動入力する「工事写真認識システム」のプロトタイプを開発した。本システムは、1) 予め撮影した全天球写真と工事写真のマッチングによる撮影対象箇所推定機能、2) 深層学習を利用した建築部材識別に基づく工程推定機能、により構成される。実際の施工現場において写真を撮影し、2つの機能を検証した結果、1) 住戸内での撮影対象箇所を6割程度の精度で推定できる、2) 24種類の建築部材を7割程度の精度で推定できる、3) 5種類の作業工程を7割以上の精度で推定できる、などの結果を確認した。

1. はじめに

近年、建築施工における履歴管理の重要性が高まり、検査の適・不適に関わらず全箇所工事写真の撮影が求められる場合が増えている。特に、大規模な集合住宅の新築工事においては、工事写真が膨大な量になり、写真の管理に多くの工数を要する。当社は、タブレット端末を利用した検査支援システムを開発し^{1),2)}、撮影対象箇所や撮影目的などの属性情報を現地で入力することで、整理や帳票作成を自動化し、大きな生産性向上効果を得た。

一方、画像・動画画像処理技術や人工知能技術が近年著しく進展している。画像・動画画像処理技術は、撮影対象の情報を定量化でき、人流解析・ロボットビジョン・顔認識などに応用されており、大林組では配筋自動判定システムを開発している³⁾。人工知能技術は、物体認識・ビッグデータ・シミュレーションなど、それまでコンピューターが扱えなかった複雑な問題を解決可能にしている。

さらなる工事写真管理業務の省力化をめざし、これらの技術を活用し、工事写真を認識して属性情報を付加するシステムのプロトタイプ(以下、本システム)を開発した。集合住宅新築工事の内装仕上げ工事を対象に、撮影対象箇所と工程進捗を推定することを目的とした。

本システムの概要と各機能の精度検証実験の結果について報告する。

2. システムの概要

2.1 内装仕上げ工事の管理業務の現状

大規模な集合住宅の新築工事では、一つの物件で数百の住戸があり、各住戸の工程や品質を個別に管理しなければならない。

工程管理における、住戸ごとの工程進捗管理表の例をFig. 1に示す。縦軸が住戸、横軸が工程になっており、計画を青色、実績を緑色で塗り進め、ある時点での進捗状況を一覧できる。計画からの遅延をいち早く察知するため、各住戸を目視で確認しながら進捗を記入していく

2.4 システムの画面構成

Fig.4 に撮影対象箇所推定機能、Fig. 5 に工程進捗の推定機能の画面を示す。Fig. 4 において、画面左側上部に全天球写真とマッチング箇所、左側下部に検索写真と平面図上の位置を表示しており、右側は分類情報の入力部である。Fig. 5 において、画面左側は建築部材識別の結果を表示しており、右側は工程進捗推定結果の入力部である。

3. 撮影対象箇所推定機能

3.1 全天球写真の利用

全天球写真は、カメラを中心とした水平角 360° 上下角 180° の像を、2:1 のアスペクト比に収めた画像である。カメラを水平にして撮影した場合、全天球写真上の X 座標はカメラ位置からの方位角に、Y 座標は仰俯角に対応する。近年、安価な全天球カメラが市販され、手軽に撮影できるようになった。

全天球写真は、広い視野を記録できる反面、球面の像を平面に表示するため、場所によって大きな歪みを生じる。そこで、展開処理により歪みを除去した。

全天球展開処理のイメージを Fig. 6 に示す。全天球写真を球面にマッピングし、焦点距離 17mm の視野角のカメラを球の中心に設定した場合の撮影範囲を平面投影した。真上と真下(仰角±90°)はそれぞれ 1 枚の画像とし、それ以外の範囲は、方位角・仰俯角を 30 度ずつ回転させながら平面投影していくことで、1 枚の全天球写真を 62 枚の歪みのない画像に展開した。

3.2 推定手法

撮影対象箇所推定のフローを Fig. 7 に示す。全天球写真の展開画像の中から検索写真と一致する画像を特定できれば、撮影対象箇所の全天球写真上の位置、すなわち全天球写真の撮影位置からの方位角と仰俯角が得られる。そこで、検索写真に対する各展開画像の類似度をマッチング技術により算出し、最も類似する展開画像の中心位置から撮影対象箇所を推定した。

マッチング技術には、局所特徴量マッチングを採用した。局所特徴量とは、画像内のエッジやコーナーといった特徴点の周辺の輝度勾配から算出される、固有のベクトルである。画像のスケール変化や回転変化の影響が少ない点を特徴点として抽出し、その特徴量を記述することで、撮影条件の異なる画像間であっても、実空間内の同一の点を認識できる。特徴点・特徴量の抽出には、スケール・回転・明度の変化に頑健な SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 特徴量⁵⁾を使用した。

3.3 検証実験

3.3.1 実験方法 撮影対象箇所推定機能の精度を確認するため、集合住宅の内装仕上げ工事において検証用写真を撮影して実験を行った。対象工程は、住戸内の様



Fig. 4 撮影対象箇所推定機能の画面
Screenshot of Photographic Subject Position Estimation

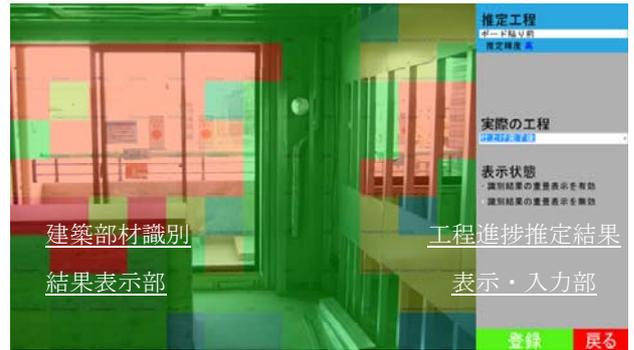


Fig. 5 工程進捗推定機能の画面
Screenshot of Process Estimation

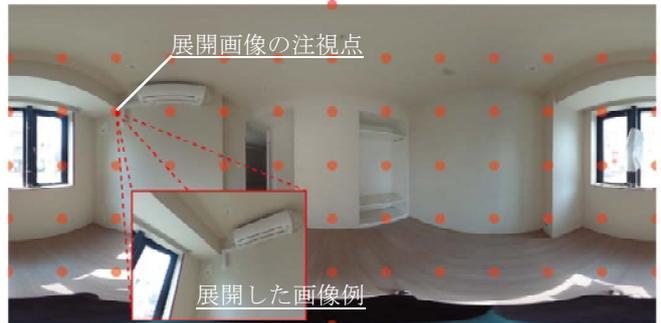


Fig. 6 全天球写真の展開イメージ
Omnidirectional Photograph Segmentation

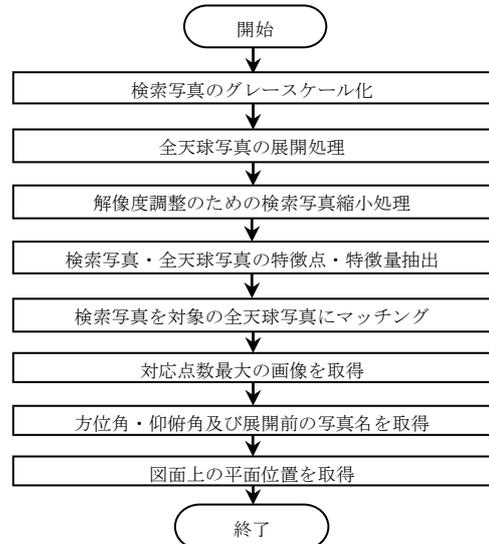


Fig. 7 マッチングによる撮影対象箇所推定フロー
Procedure of Photographic Subject Position Estimation

相が大きく変わる軽量鉄骨(以下、LGS)施工後、PB 施工後、クロス施工後の3種類とした。

2LDKの異なるタイプの住戸のうち、LGS 施工後2住戸、PB 施工後1住戸、クロス施工後5住戸を選定し、全天球写真191枚、検索写真262枚を撮影した。全天球写真は、トイレや洗面室を含めた各住戸6室において、室内に死角ができないよう中心と隅角部の3~5か所で撮影した。検索写真は、一つの撮影対象箇所について0.5m~4mの距離で複数枚撮影し、距離変化による特徴点の増減と推定精度の関連性を確認した。検索写真と同一住戸の全天球写真を対象として、マッチングの正誤を確認した。

3.3.2 実験結果 実験の結果、撮影対象箇所の正答率は60.9%だった(Table 1)。推定結果の正答例をTable 2に示す。全天球展開画像と検索写真の撮影角度が大きく異なる場合や、輝度差がある場合でもマッチングができている。ただし、開口部の外で照明を付けるなど、局所的に大きな輝度変化が起きた場合は精度が低下した。

また、PB 施工後の壁に接近して撮影した場合など、検索写真に特徴点が少ないと正しく推定することが難しかった。Fig. 8に検索写真の特徴点数別の推定結果の正誤件数と正答率を示す。特徴点数の増加に伴い正答率が向上していることから、被写体との撮影距離を規定し、特徴点数を一定以上確保することが重要である。

本実験では、工程進捗が同じ全天球写真と検索写真でマッチングしたが、異なる工程進捗では推定が困難である。住戸内の様相が大きく変わった際、タイミングよく全天球写真を撮影する必要がある。

4. 工程推定機能

4.1 推定手法

本機能は、2段階の異なる処理により構成されている。最初に、深層学習により工事写真内に写っている建築部材を識別し、次に、その結果を元に決定木により工程を推定する。

建築部材の識別では、深層学習と呼ばれる技術のうち、特に画像認識に適した畳み込みニューラルネットワーク⁹⁾(Convolutional Neural Network: 以下、CNN)を用いた。写っている建築部材の情報が付与された大量の学習用画像(以下、教師データ)をCNNに与えることで、物体を見分ける手がかりを学習し、写り方の違いに柔軟に対応する推定モデルを構築する。

建築部材識別結果による工程推定に用いた決定木は、データマイニング技術のひとつである。工程情報が付与された教師データを決定木に与えることで、どのような因子が分類に関わっているかを学習し、ツリー構造で推定モデルを出力する。

Fig. 9にCNN、決定木それぞれの事前学習のフローを、Fig. 10に工程推定のフローを示す。

Table 1 撮影対象推定結果
Results of Verification

工程	クロス 施工後	PB 施工後	LGS 施工後	全体
正答率	103/165 (62.4%)	13/26 (50.0%)	43/71 (60.6%)	159/262 (60.9%)

Table 2 精度検証実験における正答例
Correct Answers in the Verification Experiment

	検索画像	展開画像	全天球画像 (マッチング位置)
角度が異なる例			
撮影範囲が異なる例			
輝度差が大きい例			

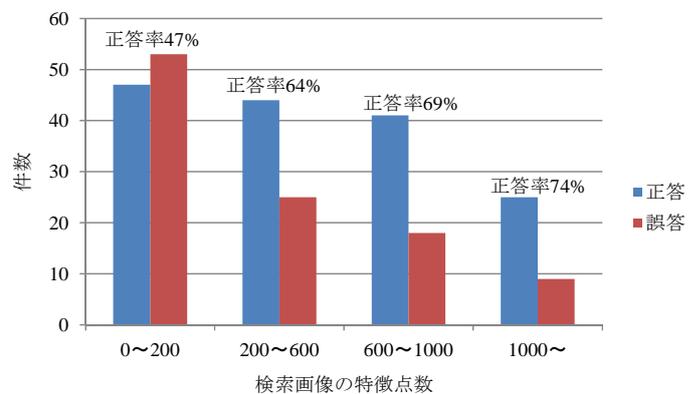


Fig. 8 検索画像の特徴点数別の推定正誤
Effect of The Number of Feature Points on Accuracy

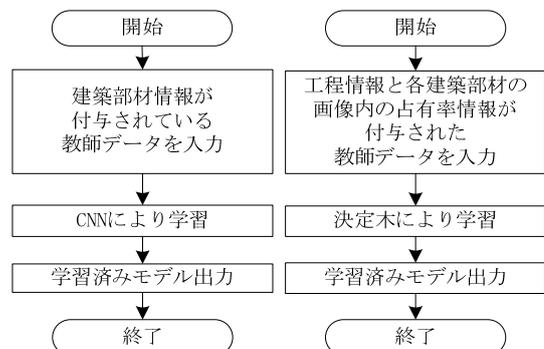


Fig. 9 事前学習フロー (左: CNN, 右: 決定木)
Procedure of Prior Learning

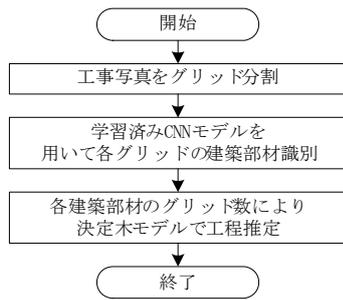


Fig. 10 工程推定フロー
Procedure of Process Estimation

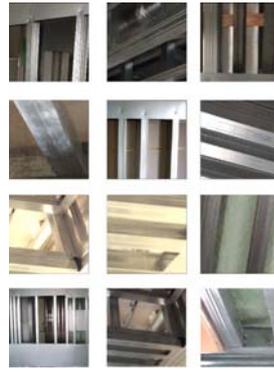


Fig. 11 教師データ例(LGS)
Training Data(LGS)



Fig. 12 部材識別結果例
Element Identification Result

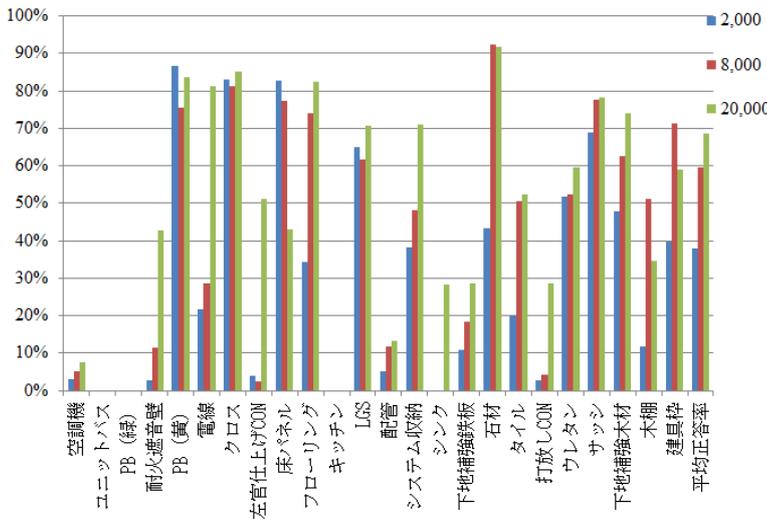


Fig. 13 データセット毎の建築部材識別正答率
Correct Rate Comparison of Each Data Set

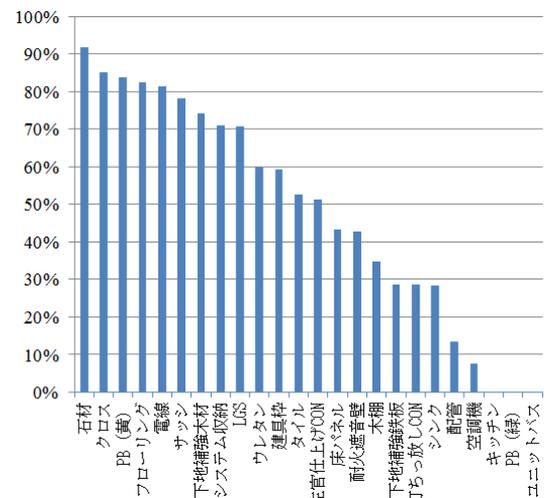


Fig. 14 建築部材毎の識別正答率
Correct Rate of Element Identification

4.2 建築部材識別の検証実験

4.2.1 実験方法 CNNによる建築部材識別モデルを構築するため、識別する建築部材が写っている領域を正方形に切り出した教師データを用意した。教師データの量が精度に与える影響を検証するため、2,000枚、8,000枚、20,000枚の3つの大きさのデータセットを用意した。識別の対象とした建築部材は、左官仕上げ CON(コンクリート)、打ち放し CON、配管、ウレタン、LGS、下地補強木板、下地補強鉄板、システム収納、木建具、PB(黄)、PB(緑)、耐火遮音壁、木建具枠、タイル、床パネル、フローリング、シンク、空調機、電線、キッチン、ユニットバス、クロス、石材の24種類である。Fig. 11にLGSの教師データの例を示す。

38枚の工事写真を対象として、建築部材の識別精度を検証した。教師データとスケールを合わせるため、工事写真を正方グリッドに細分化し、グリッド毎に部材識別処理を行なった。各グリッドは、識別した部材に対応して着色し、部材名を表示した。識別結果の例をFig. 12に示す。

4.2.2 実験結果 各データセットの建築部材毎の正答率をFig. 13に示す。データ量が2,000枚の場合の平均

正答率は38.1%、8,000枚の場合は59.5%、20,000枚の場合は68.7%で、データ量が多くなるほど高い正答率を得られた。ただし、CNNでは全体の正答率を高める方向に学習されるため、部材別では正答率が下がるものもあった。さらに教師データの量を増やすことで、全体の正答率を向上させられる可能性がある。

20,000枚のデータセットを用いた場合の正答率を、高い部材から順に並べたグラフをFig. 14に示す。石材、クロスなど模様や色が特徴的な部材は高い正答率が得られた。また、キッチンやユニットバスのように、異なる部材を複合して構成されているものは正答率が低かった。例えばキッチンであれば、シンク・コンロ・ワークトップなどのように、部材を細分化して学習させると正答率が向上すると考えられる。

4.3 工程推定の検証実験

4.3.1 実験方法 CNNにより識別された建築部材情報をもとに、工事写真の構成割合を算出し、これを決定木に処理させることで工程推定を行なった。工事進捗順に、LGS施工後、PB施工中、PB施工後、クロス施工中、クロス施工後の計5種類で工程を定義した。

決定木の教師データは、正しい建築部材情報と工程情報を付与した工事写真228枚を用意した。検証データは、建築部材識別の検証で利用した38枚の工事写真で得られたCNNの推定結果であり、誤りも含まれている。

決定木の学習により得た、工程推定モデルのツリー構造の始点部分を Fig. 15 に示す。例えば、LGS が3グリッドより多く、PB(黄)が1.5グリッド以下の場合にはLGS施工後の工程と推定される。

4.3.2 実験結果 工程推定結果を Table 3 に示す。全体の平均正答率は74.6%だった。クロス施工中とクロス施工後の正答率が比較的低くなった。建築部材識別において、PB 施工後以前の写真に多いLGS やPB(黄)の正答率が比較的高く、クロス施工開始以降に見られる部材の正答率が低いことが要因の一つだと考えられる。建築部材識別の精度を向上させるとともに、誤った識別も含んだ多くの教師データを決定木に学習させることで、正答率を向上できると考えられる。

また、実際の検査時は、同一住戸の写真を複数連続して撮影することが多いため、それらの写真の推定結果を総合して住戸の工程を推定する必要がある。

5. まとめ

集合住宅の内装仕上げにおける工事管理業務の省力化を目的として、撮影した工事写真から画像処理技術や人工知能技術によって有益な情報を自動推定する「工事写真認識システム」のプロトタイプを開発した。本システムは、1)予め撮影した全天球写真と工事写真のマッチングによる撮影対象箇所推定機能、2)深層学習を利用した建築部材の識別を基にした工程推定機能、の2つの機能で構成される。これらの機能を、施工現場で撮影した写真により検証した結果、以下の成果を得た。

- 1) 撮影対象箇所を6割程度の精度で推定できる
- 2) 24種類の建築部材を7割程度の精度で推定できる
- 3) 5種類の作業工程を7割以上の精度で推定できる
- 4) 撮影対象箇所推定では工事写真の特徴点が多い方が精度が高くなる
- 5) 工程推定では、建築部材を細分化し、より多くの教師データを与えることで精度向上が期待できる

今後は、各機能の精度を向上するとともに、推定結果が誤った場合のリスクにも配慮し、実際の工事で運用できるシステムを検討していく。

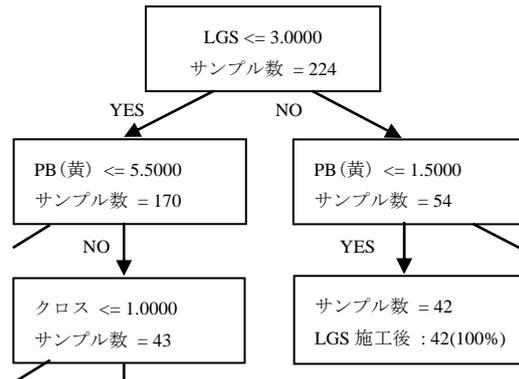


Fig. 15 決定木の学習結果の一部
Part of Learning Result of Decision Tree

Table 3 工程推定結果
Correct Rate of Process Estimation

工程	LGS	PB	PB	クロス	クロス
	施工後	施工中	施工後	施工中	施工後
正答率	87.5%	100.0%	100.0%	33.3%	52.4%

参考文献

- 1) 金子智弥, 他: タブレット端末を利用した配筋検査支援システム, 大林組技術研究所報, No.76, 2012.9
- 2) 金子智弥, 他: 携帯端末を利用した検査システムの開発と適用, 大林組技術研究所報, No.70, 2006.9
- 3) 池田雄一, 他: 画像処理技術を利用した配筋計測システムの開発, 日本建築学会大会学術講演梗概集2012(材料施工), pp189-190, 2012.7
- 4) 金子智弥, 他: 携帯電話を用いた情報共有化システムの開発, 大林組技術研究所報, No.75, 2011.9
- 5) Lowe, D.G.: Distinctive image features from scaleinvariant keypoints, International Journal of Computer Vision, Vol.60, No.2, pp.91-110, 2004.11
- 6) A. Krizhevsky, E. T.: ImageNet classification with deep convolutional neural networks, Advances in Neural Information Processing Systems 25, pp.1097-1105, 2012.12