U.D.C 693.554

深層学習を用いた配筋自動チェックシステムの開発

田野井　淳一*　　池田　直広*

要　約：　建設現場における配筋検査は重要な施工管理業務であり，配筋検査でのミスは莫大な損害を発生させる可能性がある。そこで本開発では配筋検査前に簡易に自動で配筋確認を実施し，システムと人の目によって配筋を再確認して施工ミスを減らすための配筋自動チェックシステムを考案した。本システムはタブレット端末等の単眼カメラにて検査対象となる配筋を撮影し，クラウド上で解析することにより，鉄筋の径，間隔，本数を計測することができ，事前に設計データを入力すれば計測値との照合をする。試作した本システムを用いて，24 現場での検証実験を実施し，スラブ配筋と壁配筋において配筋検出率 99%，径正解率 90%，ピッチ計測誤差 5 mm 以内であることを確認した。一方で柱配筋は改善が必要であることを確認した。

ｷｰﾜｰﾄﾞ：　配筋検査，深層学習，画像処理

目　次：
1. はじめに
2. 配筋自動チェックシステム
3. 検証実験
4. まとめ

1. はじめに

建築，土木工事現場の躯体工事における配筋検査は重要な施工管理業務であり，品質管理の厳格化が顕著になってきているなか，配筋検査でのミスは莫大な損害を発生させる可能性がある。また，建設業界の人員不足から業務過多の現場監督者も多く，集中力が切れる等の理由により配筋検査のミスがいつ起こってもおかしくない状況である。

そこで本開発では配筋検査前に簡易に自動で配筋確認を実施し，システムと人の目によって配筋を再確認して施工ミスを減らすための配筋自動チェックシステムを考案したので報告する。

2. 配筋自動チェックシステム

2.1　システム概要

配筋自動チェックシステムの概要図を図 1 に，計測状況を写真 1 に示す。本システムは単眼カメラ（タブレット端末，スマートフォン等）にて確認対象となる配筋を撮影し，撮影画像をクラウド上の解析サーバーにアップロードすることにより，鉄筋の径，間隔，本数を算出することができる Web システムである。事前に配筋設計データベースに設計データを入力することで計測値とのデータ照合を行い，照合結果をタブレット端末およびスマートフォンに表示することが可能である。照合結果例を図 2 に示す。出力は計測対象とする配筋に直線が引かれ，鉄筋の径，間隔，本数が表示された画像で，照合した際に設計値と異なった箇所は赤字で表示される。なお，撮影含め画像結果出力までは概ね 1.5～2 分程度を要する。

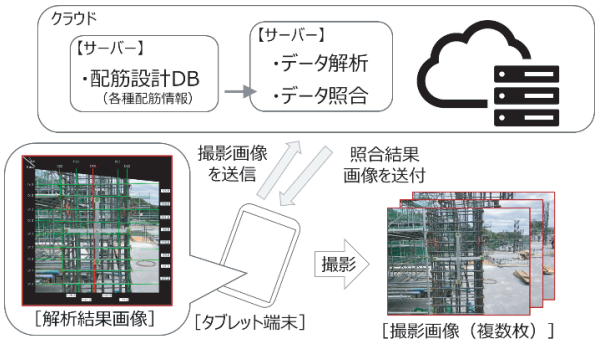


図 1　システム概要図

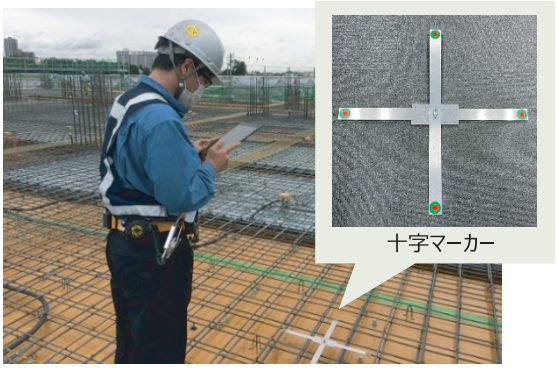


写真 1　計測状況

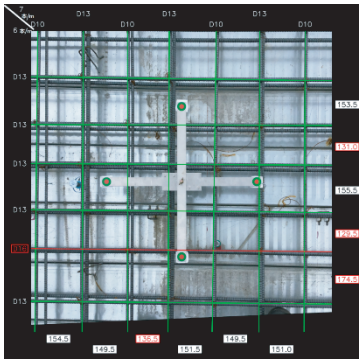


図 2　照合結果

＊技術研究所　建設 ICT グループ

2.2　計測条件

撮影機材であるタブレット端末やスマートフォンは 800 万画素以上のカメラを搭載していれば機種や OS に限定されない仕様となっている。撮影の際には 4 点の既知の位置に二重丸印が付いたマーカーを撮影写真の中央に設置し，角度を変えた複数枚の対象配筋の撮影が必要である。計測対象はマーカーが設置された面で，マーカーを中心に 1 m ×1 m 範囲もしくは 1.5 m×1.5 m 範囲での解析が可能である。撮影枚数は 5 枚を推奨しており，撮影距離は 1〜2 m，撮影角度は計測対象配筋面に対して 30° 以内としている。

2.3　計測フロー

計測フローを図 3 に示す。鉄筋を検出し，径，間隔，本数を算出するために配筋撮影後に画像からマーカー検出，画像のマーカー面に対する正対変換，画像から配筋領域の抽出，複数の画像の視差を用いた計測対象面の鉄筋の抽出といった処理を行う。抽出した鉄筋の中心線の数と間隔より鉄筋の本数と間隔，また，中心線と配筋領域の幅から径を算出している。複数枚の撮影例を図 4 に示す。

2.3.1　マーカー検出/正対方向への変換

画像内のマーカーの二重丸の位置 4 点を検出する処理を行う。検出した二重丸の十字マーカーにおける位置関係と大きさは既知であるため，既知情報を用いて撮影の際に角度がついた画像を，マーカー設置面に対して正対した画像へと変換する。正対変換画像例を図 5 に示す。4 点の二重丸の中心位置は，4 点を四角形とした時の対角方向に 500 mm 間隔となっており，この長さを基準として画像のピクセル数から実寸法への変換を行う。

2.3.2　深層学習を用いた画像から配筋領域の抽出

深層学習を用いて画像から配筋領域のみを抽出する処理を行う。畳み込みニューラルネットワークを用いて画像内の配筋を学習させており，配筋領域とそれ以外で分けた画像を出力する。画像から配筋領域を抽出した画像例を図 6 に示す。

2.3.3　視差を用いた計測対象面の抽出

複数の角度から対象配筋を撮影し，マーカー面に対して正対させた画像を用いて計測対象面を抽出する。計測対象面を抽出した画像例を図 7 に示す。正対させた各画像をマーカーを基準に重ね合わせるとマーカー設置面以外に視差が生じるため，視差が生じた部分を削除することにより，対象の鉄筋領域だけを残すことができる。ある閾値の幅および長さを持った鉄筋領域に対して緑色の中心線を抽出しており，この処理により，マーカー等で一部隠れた鉄筋も認識できる。

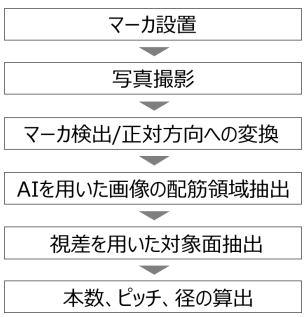


図 3　計測フロー図

図 4　角度を変えた複数枚の撮影

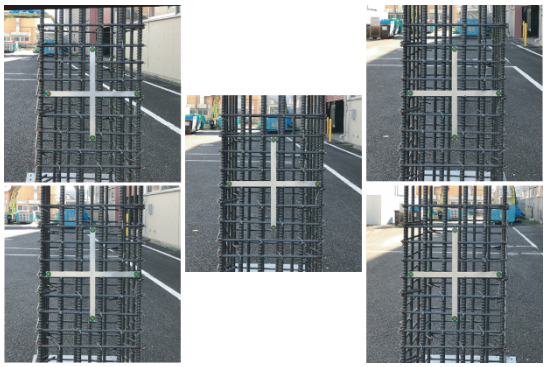


図 5　マーカー設置面に対する正対変換

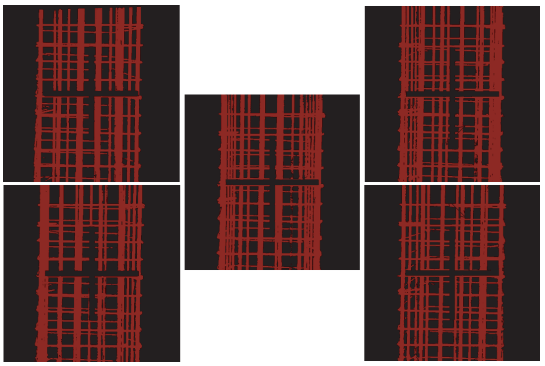


図 6　配筋領域抽出画像

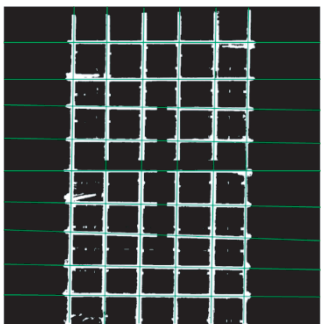


図 7　計測対象配筋抽出画像（マーカーで隠れた鉄筋も認識）

3. 計測精度の検証

3.1 深層学習による配筋領域抽出精度の評価

配筋領域を抽出する学習モデルを生成するための学習用の教師データには作成した配筋モックアップおよび建築現場の配筋画像の配筋部分をラベル付けした 448 枚の画像を使用した。図 8 に教師データの 1 例を示す。なお，ラベル付け作業には 1 枚あたり 1～2 時間程度を要した。抽出精度および汎用性の高い学習モデルを生成するため，晴れや曇り，日差しが強い，弱い等の撮影環境の異なる配筋画像を収集して学習させている。

学習モデルの性能を確認するために未知の画像データ 50 枚を使った IoU（Intersection over Union）値による評価を実施した。IoU は領域抽出の精度を評価するための指標で正解の領域と学習モデルを使って解析した推定領域を比較し，一致しているほど 1（範囲：0～1）に近い値となる。IoU 値は（正しく推定した領域)/(正しく推定した領域＋誤検出領域＋検出抜け領域）の式から算出することができる。図 9 に本学習モデルおよび，参考として以前に実施した学習数 148 枚の学習モデルの IoU 値の箱ひげ図を示す。学習データ数を 300 枚増やしたことで，本学習モデルの IoU 値の平均値 0.92，中央値 0.94 は大きく向上しており，画像によるバラつきが少ないモデルとなったことが分かる。また，今後も教師データを増やすことにより，IoU 値が向上することが想定される。IoU 値が異なる画像例として図 10 に IoU 値 0.66 と IoU 値 0.94 の推定画像を示す。IoU 値が高くなるほど推定した領域に欠けや誤検出が少ないことが確認できる。

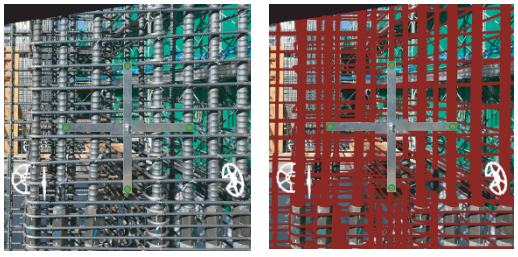


図 8　教師データ例（現場配筋）

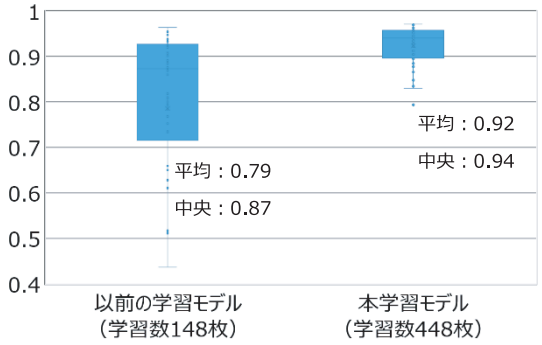


図 9　学習モデルの IoU 値（test50 枚）

3.2 現場検証による精度評価

3.2.1 実験概要

本システムを使った現場検証を建築工事 24 現場で実施した。計測はスラブ配筋 236 ヶ所 2828 本，壁配筋 167 ヶ所 1736 本，柱配筋 274 ヶ所 4401 本の鉄筋で行った。撮影時は環境による汎用性の確認のため，晴れ，曇り，雨，雪と様々な天候で計測している。

3.2.2 検出率と径の正解率

配筋の検出率，誤検出率および径の正解率を表 1 に示す。検出率とは対象としている面の配筋が検出できているかの確率で，誤検出率は対象としている配筋以外を検出している確率を表している。また，径の正解率は（計測値が規定値幅以内であった配筋の本数)/(正しく検出した配筋の総本数）で算出した確率である。

全体の結果として配筋検出率 96.6%，径正解率 85.5% となり，スラブ配筋，壁配筋に関しては配筋検出率 99% 以上，径正解率 90% 以上の精度を確保できた。柱配筋では配筋検出率 91.6%，径正解率 74.4% となり，特に D32 以上の主筋で配筋検出率，径正解率が低い結果となっていた。低い理由として，太径配筋の学習不足による配筋領域の抽出精度不足が考えられる。推定画像に配筋領域の欠けや領域誤検出があると配筋検出，径算出精度に影響を及ぼす。また，柱配筋のように後面まで配筋が密である柱があると視差による対象配筋抽出の際に対称面以外の配筋を消すことが出来ない場合があることも原因であると考えられる。配筋検出，径算出が出来た壁配筋の解析例と失敗箇所がある柱配筋の解析例を図 11 に示す。

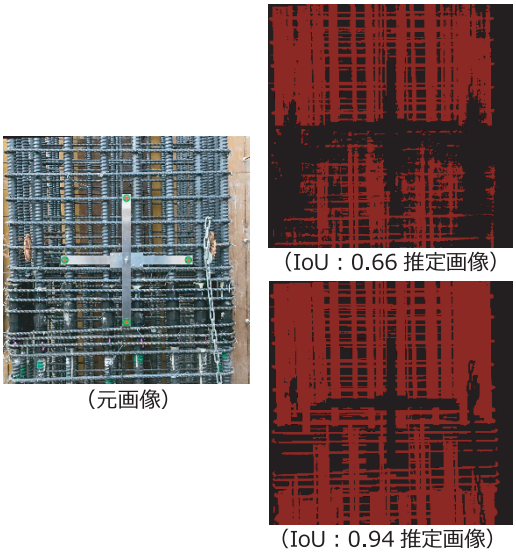


図 10　学習モデルより推定した配筋領域

表 1　配筋の検出率と正解率［%］

	全体	床	壁	柱
配筋検出率	96.6	99.2	99.0	91.6
径正解率	85.5	91.8	90.4	74.4
配筋誤検出率	8.3	5.3	8.3	11.2

配筋の誤検出は全体で 8.3% 発生している。誤検出した配筋に関しては削除する機能を付加しているが，なるべく発生率を少なくし，作業員の削除する手間を省く必要があると考えられる。

3.2.3　鉄筋ピッチの計測精度

上述の建築工事 24 現場のうちの 3 現場においてシステムで計測した鉄筋ピッチの値とスケール，クロスロッドで実測した鉄筋ピッチの値の比較を行った。スラブ配筋 5 ヶ所，壁配筋 3 ヶ所，柱配筋 4 ヶ所の全 159 ピッチで計測を実施している。

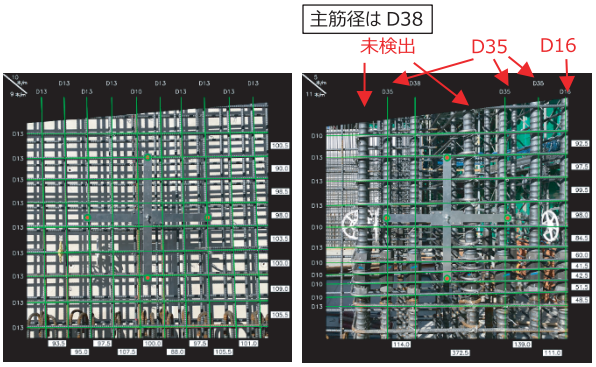
計測の結果，全体平均で 2.8 mm の誤差であった。図 12 に計測誤差のヒストグラムを示す。概ね 5 mm 以内の誤差であったが 10 mm 以上の誤差が現れた箇所もあった。5 mm 以上の誤差は柱主筋での計測値で現れており，配筋領域抽出精度が低かったことや消しきれなかった対称面以外の配筋の影響で配筋検出の際に中心線が若干ずれて表示されたことが原因と考えられる。

4.　まとめ

本稿では配筋自動チェックシステムの試作機を作成し，様々な環境の現場検証による精度評価を実施した。その結果以下の所見が得られた。

（1）　スラブ配筋，壁配筋において配筋検出率 99%，径正解率 90% が確保出来ており，ピッチの計測誤差も 5 mm 以内であることを確認した。これにより使用条件によっては現場適用の可能性があることが確認出来た。

（2）　柱配筋においては配筋検出率 91.6%，径正解率 74.4% となっており，ピッチの計測誤差も主筋において 10 mm 以上の誤差が現れることがあり，改善の必要があることが確認出来た。改善は深層学習の学習モデルによる太径配筋の追加学習および配筋の過密部における対象配筋の抽出方法の再検討が必要であると考えられる。



（成功例：壁配筋）　（失敗例：柱配筋）

図 11　現場計測結果例

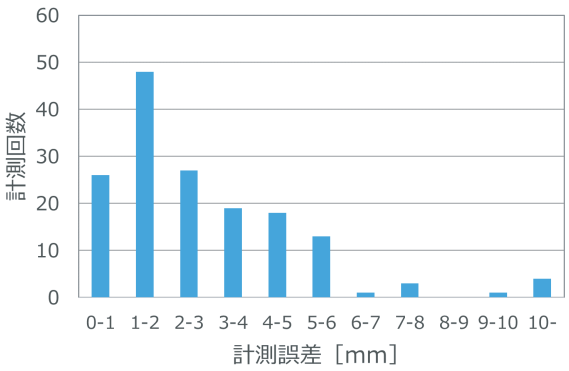


図 12　計測誤差のヒストグラム

謝　辞

本研究開発は，青木あすなろ建設株式会社，株式会社浅沼組，株式会社安藤・間，株式会社奥村組，北野建設株式会社，株式会社熊谷組，五洋建設株式会社，佐藤工業株式会社，大末建設株式会社，髙松建設株式会社，鉄建建設株式会社，戸田建設株式会社，飛島建設株式会社，西松建設株式会社，日本国土開発株式会社，株式会社長谷工コーポレーション，株式会社ピーエス三菱，株式会社松村組，村本建設株式会社，矢作建設工業株式会社との共同研究開発にて実施したものです。ここに記して，謝意を表します。

DEVELOPMENT OF AN AUTOMATIC REINFORCING BAR INSPECTION SYSTEM USING AI TECHNOLOGY

J. Tanoi and N. Ikeda

Reinforcing bar inspection at construction sites is an important construction management task, and mistakes in Reinforcing bar inspection can cause enormous damage. Therefore, in this development, an automatic reinforcing bar checking system was created to reduce construction errors by confirming the reinforcing bar arrangement through simple automatic system inspection and human inspection. This system can measure the diameter, spacing, and number of reinforcing bar by capturing images of the target reinforcing bar arrangement with a monocular camera and analyzing them on the cloud. If design data is input in advance, it can be checked against the measured values. In this paper, a verification experiment was conducted at a construction site using a prototype automatic reinforcing bar checking system. We were able to confirm that the choice of reinforcing bar would be practical.