

# 深層学習による木簡実測図の自動作成

大山 航 (埼玉工業大学), 畑野 吉則, 馬場 基 (奈良文化財研究所)

本研究では、木簡研究において手作業で作成されている木簡実測図を、深層学習を活用して自動作成する手法を提案する。提案手法は、木簡1点をデジタルカメラやスマートフォンで撮影した画像を入力とし、木簡の形状、墨痕を正確に転写した実測図を出力する。本報告では、提案手法と、本研究中で使用した木簡画像データセットの詳細を述べる。337点の木簡実画像データを用いた実験により、提案手法が木簡実測図を安定して自動作成できることが確認された。本手法により、正確な木簡形状の記録作成が簡便かつ迅速に可能となることが期待される。

## Automatic Generation of Measured Drawings for Mokkan Using Deep Learning

Wataru Ohyama (Saitama Institute of Technology),  
Yoshinori Hatano / Hajime Baba (Nara National Research Institute for Cultural Properties)

This research proposes a method that automatically generates measured drawings for Mokkan using deep-learning technology. The proposed method inputs an image containing Mokkan captured by smartphone cameras and outputs a measured drawing for the input image. This report details the proposed method and the dataset collected for training and evaluation of the proposed method. The performance of the proposed method has been empirically confirmed using 337 real Mokkan images. The proposed method has several contributions that promote historical research of Mokkan.

### 1. はじめに

木簡研究の成果を管理し再利用を促進するために、デジタルアーカイブの整理と集積が行われている[1]。木簡のデジタル写真データ(図1(a))を各種のデータベースに収録するためには、積読やデータへのタグづけ作業が必要となる。積読の過程で作成される記帳ノート(見取図, 図1(b))は、文字を読んで木簡を文字資料として理解するために必要な木簡の形状や運筆に関する情報が書き込まれるが、手作業で作成されているため、形状の観点では必ずしも正確な記録ではない。このように作業の大部分が研究者の手作業で行われており、作業の省力化、効率化を実現し、正確性を向上する支援ツールの充実が望まれている。

木簡積読の支援ツールである MokkaShop[2, 3]は、腐食や木目の影響で見えづらい墨痕を見やすくする画像処理や、字形に基づく候補文字参照機能を備えたソフトウェアである。本ツールは様々な状態の木簡に適用する汎用性を保つため、手法内部の画像処理パラメータ等を手動で設定する必要がある。

一方で、急速に性能が向上している深層学習技術は、分類、認識だけでなく画像生成や画像変換にも活用されており、木簡に対する画像処理の高精度化、自動化の実現が期待される。深層学習技術は、古文書研究では徐々に活用されつつあるものの、木簡研究では十分に活用されていない。



図1 木簡と手書き見取図、提案手法により自動作成された木簡実測図の例

本研究において筆者らは、深層学習技術を活用して、デジタル撮影された木簡写真から、木簡の形状と墨痕を正確に転写した木簡実測図を自動作成する手法を提案する。提案手法により自動作成された木簡実測図の例を図1(c)に示す。本報告では、提案手法の詳細を説明し、提案手法をスマートフォン等で簡便に利用できるよう実装したWebアプリケーションツールについて紹介する。

本研究で実現された木簡実測図の自動生成は、

木簡研究に以下の貢献をもたらす。

(1) 研究者の省力化に寄与し、それにより質が高く多様な視点からの歴史情報収集を可能にする。

(2) 木簡に書かれた文字の視認性向上に寄与し、「図像」としての文字研究を可能にする。

(3) 木簡文字自動認識の前処理として活用できる。

## 2. 木簡画像処理の課題と関連研究

木簡の観察・研究は主に、木部の観察による加工痕跡や使用痕跡、木簡の残存状況の評価などと、墨痕の識別による文字の観察、判読などとのふたつの側面から成る。特に墨痕の観察は、通常の木製品観察と木簡観察の決定的な違いであり、木簡観察上の重要なポイントである。木簡の墨痕は、

(1) 墨痕のそのものの薄れ、(2) 金属イオン等の付着による木材変色、(3) 木材の腐食、(4) 木目など木材のノイズ、等によって、視認性が低下している。こうした状況に対し、薬剤処理による鮮明化の手法がある。薬剤処理は、金属イオンに起因する墨痕の不明瞭化に対して効果が大きい一方、木簡の木材へのダメージのリスクがあり、木材そのものに起因する墨痕の不明瞭さに対しては効果が期待できない。1980年代以降導入が進んだ赤外線の利用による墨痕鮮明化は、効果が大きく、現在でも極めて有力な墨痕鮮明化技術である。しかしながら、簡便性・利便性という点では、可視光画像の取得に比べると課題が多い。

デジタル画像の普及に伴い、文字自動認識を含めた計算機での処理が広まる中で、人間の目では識別が容易な木目と墨痕、あるいは人間の目が無意識に補正している滲みなどを、コンピューターが墨痕として重視してしまう事例が多く見られた。これらは、赤外線画像を利用した場合においても、多々発生した。さらに、墨痕の観察記録は、木部の観察記録と連携・対応する必要がある。つまり、最低限木簡の外形の中での位置が正確に反映されることが望ましい。

このような背景から、木簡研究現場において、主として可視光写真を利用しつつ、簡便に墨痕と木簡外形が抽出・記録されるシステムに対して、強い需要が存在する。木簡研究現場においては、デジタル画像に対する画像処理により木簡上の墨痕を鮮明化する作業が行われている。木簡画像に対するアノテーションツールである MokkaShop や、字形検索システム Mojizo に入力する文字画像のための画像処理ソフトウェア Mojizokin[4]など、木簡研究専用の各種ソフトウ

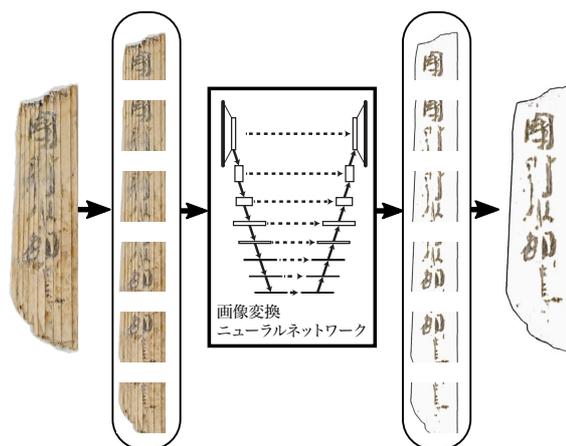


図 2 提案手法の構成

ェアが開発されている。しかし、これらのソフトウェアでは画像加工が自動されておらずユーザーの操作を要求し、画像ごとに画像編集パラメータを手動設定する必要がある。

近年では、性能向上が著しい深層学習技術を用いて、歴史文書画像の解析に活用する研究が多数行われている。本研究が対象とする木簡に関連する技術では、古文書画像の2値化[5, 6, 7]や、くずし字の認識[8]等が挙げられるが、本研究のように木簡1点全体の実測図生成を実現する画像処理に関する研究例は存在しない。

## 3. 見取図自動生成手法

### 提案手法の概要

提案手法の構成を図2に示す。提案手法は、木簡1点をデジタルカメラやスマートフォンで撮影した画像を入力とし、木簡の形状、墨痕を含む木簡実測図を出力する。提案手法の画像変換ニューラルネットワークは、画像を領域分割するU-Net[9]を参考にした構成を持つニューラルネットワークである。

提案手法の処理手順は以下のとおりである。

(1) 前処理部にて、入力された木簡画像を横サイズが  $W$  [画素]となるように縦横比を保持して拡大または縮小し、 $W \times W$  [画素]の小ブロックに分割する。この処理は後段のニューラルネットワークが小ブロック単位で画像変換を行うためである。

(2) 切り出した小ブロックそれぞれをニューラルネットワークで画像変換する。ニューラルネットワークは入力ブロックと同サイズの小ブロック画像を出力する。

(3) 後処理として、ニューラルネットワークから出力された小ブロックを再配置し、元の画像サイズになるように縮小または拡大する。

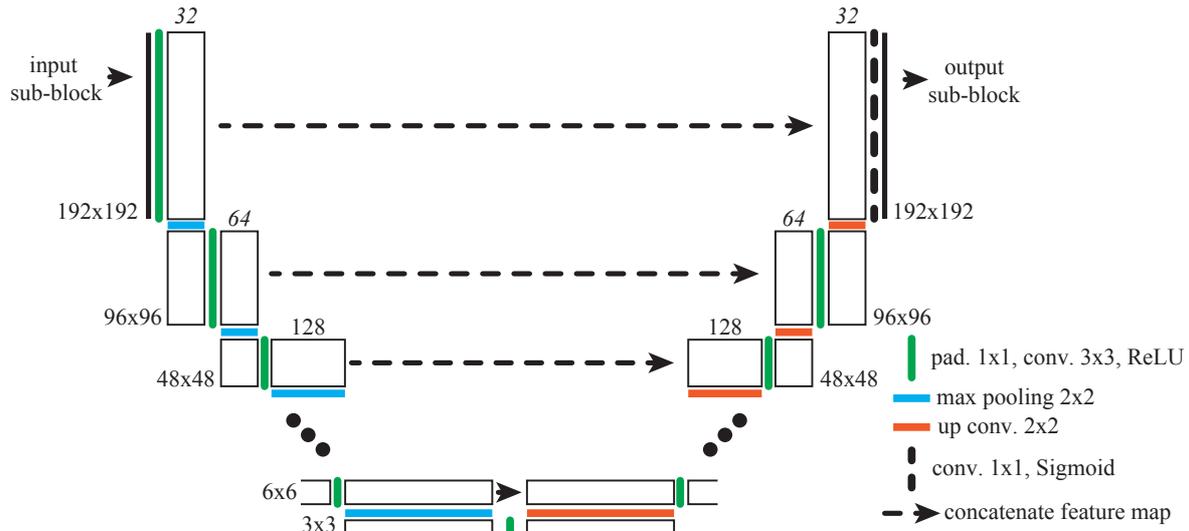


図3 提案手法における画像変換ニューラルネットワークの構成

### 前処理

提案手法は、白色布（緩衝材）上に縦に置かれた木簡1点を撮影した画像を入力とする。前処理部の画像処理内容は以下のとおりである。

(1) 大津の判別分析法を用いて木簡の背景となる白色布部分を除去し、画像中の木簡領域を抽出する。

(2) 木簡領域の横サイズが、あらかじめ設定した小ブロックサイズ ( $W$ [画素]) と等しくなるように、木簡領域を縦横サイズ比固定で拡大または縮小する。

(3) 木簡領域全体を  $W \times W$ [画素] の小ブロック群に分割する。小ブロックは木簡縦方向に  $W/2$ [画素] 重なるように切り出される。小ブロックが木簡領域をはみ出す場合は、反対側領域の画像で補完する。

小ブロックサイズは処理全体の性能や計算時間、後段の画像変換ニューラルネットワークが要するメモリサイズ等に影響を与えるパラメータである。本研究では、実験用データセットの一部を用いて予備実験を行い、性能とメモリ使用量のバランスを考慮して  $W=192$  に設定した。

### 画像変換ニューラルネットワーク

提案手法の中心となる画像変換ニューラルネットワークの構成を図3に示す。ネットワークは主に2つの部分、エンコーダ（符号器）とデコーダ（復号器）、から構成される。

エンコーダでは入力画像に対して窓サイズがそれぞれ  $3 \times 3$ ,  $2 \times 2$  の畳み込みモジュールと最大値プーリング処理を繰り返し適用する。特徴マップの数は畳み込みモジュールの適用ごとに2

倍になる。

デコーダでは特徴マップのアップサンプリングと窓サイズ  $2 \times 2$  の逆畳み込み処理を繰り返し適用する。エンコーダとは逆に、処理適用ごとに特徴マップの数は半分になる。エンコーダとデコーダの向かい合う層同士にスキップ接続を設定する。最終層には窓サイズ  $1 \times 1$  の畳み込みモジュールを適用して特徴マップを出力画像に対応させる。

画像変換ニューラルネットワークの内部構成は、前節での小ブロックサイズの決定と同様に、事前データセットの一部を用いて予備実験を行い、性能とメモリ使用量のバランスを考慮して決定した。

### 後処理

画像変換ニューラルネットワークが出力した小ブロックを、入力小ブロックと同じ位置に再配置して木簡全体の画像を再構成する。小ブロックが重なる領域では、対応する画素の値を平均する。

再構成された木簡画像を、元のサイズになるように拡大または縮小する。

### 木簡画像データセット

画像変換ニューラルネットワークの学習及び提案手法の性能評価に利用する木簡画像データセットを整備した。データセットは200点の保存処理済み木簡画像と、それぞれの墨痕に対するアノテーションを含む。データセットに含まれる各画像は以下の手順で作成した。

まず、保存処理済み木簡1点を白色布上に置き、スマートフォン（Android SO-02K）カメラで撮影した。撮影時の光源環境には特段の管理を行っていない。

続いて、撮影により得られたカラー画像中の墨痕領域に手でアノテーションを付与した。このアノテーション付与作業は木簡研究者が行った。同時に、木簡が置かれている白色布の領域を背景領域として除去した。木簡のカラー画像と、付与されたアノテーションの例を図 3(a), (b)に示す。カラー画像とアノテーションを別のレイヤーに配置し、マルチレイヤ TIFF 形式の画像ファイルに保存した<sup>1</sup>。さらに、管理光源下で撮影された削り屑木簡の画像から、サイズの大きな木簡の画像を 137 例選択し、同様に墨痕へのアノテーションを付与した。本報告において実験に用いた木簡画像の総数は 337 点である。

アノテーションが付与された画像をもとに、木簡領域の輪郭線を黒色で描画し、墨痕領域は木簡画像をコピーして、画像変換ニューラルネットワークの訓練用教師画像を作成した。教師画像の例を図 3(c)に示す。

#### ニューラルネットワークの学習方法

画像変換ニューラルネットワークを、木簡写真と教師画像それぞれから切り出された小ブロックを用いて、木簡写真の小ブロックを教師画像の小ブロックに画像変換するように学習する。学習に用いる損失関数を、教師画像と出力画像との平均絶対誤差とし、最適化アルゴリズムには Adam を用いた。

十分な学習用画像数を確保するために、木簡画像を上下左右にそれぞれ反転させた画像を学習用データに加えた。

## 4. 評価実験

### 評価実験の手順

提案手法の有効性を評価するために、実データを用いた評価実験を行った。評価実験には前節で述べた画像データセット (337 点の木簡画像) をランダムに 5 グループに分割し、5 分割交差検定法により実験を行った。

提案手法により作成された木簡実測図を、複数の木簡研究者が目視確認し、正確性や有効性について確認した。

### Web アプリケーションの実装と公開

また、提案手法による木簡実測図の自動作成を簡便に利用できるように、337 点の木簡画像全てを用いて学習したニューラルネットワークを



図 3 学習用教師画像の作成

Javascript で実装し、Web アプリケーションツールとして公開している<sup>2</sup>。このツールは、木簡実測図の作成処理を Web ブラウザ上で実行し、アップロードされた木簡写真またはスマートフォンやタブレットのカメラで撮影された木簡に対して実測図を作成できる。

## 5. 結果および考察

提案手法により自動作成された仮想見取図の例を図 4 に示す。図中では木簡画像と、その画像に対して提案手法が作成した木簡実測図を左右に並べて配置した。これらの結果から、木材の色調や木目の状態によらず、安定して木簡形状と墨痕を正確に捉えた実測図を作成可能であることが確認できる。

図 4 (a)~(e)は保存処理済み木簡に対する実測図作成結果である。木簡地の色、木目の濃さや細かさに影響されず、安定に墨痕を抽出し、実測図に反映できている。特に、(b)では赤色マーカ部分において文字だけではなく記号も正しく認識し実測図に反映している。

図 4(f)~(i)は削り屑木簡に対する処理結果例である。特に(h)や(i)のように、木簡地の色が濃く肉眼では墨痕が視認しづらい場合でも、墨跡が正しく認識され実測図に反映されている。複数の木簡研究者による目視確認により、実験に用いた 327 点の木簡画像のおよそ 8 割において、十分な品質の木簡実測図が作成できたことが確認された。

<sup>1</sup> 処理済み木簡200点の画像及びアノテーションデータセットを以下のアドレスで公開している。  
<https://repository.nabunken.go.jp/dspace/handle/11177/7944>

<sup>2</sup> 提案手法の Web アプリケーションは以下のアドレスで公開されている。  
<http://imedia.sit.ac.jp/MokumeDemo/>  
\* 公開アドレスは将来的には変更される可能性がある。



図 4 提案手法で自動作成された木簡実測図の例（拡大縮小率は画像ごとに異なる）

一方で、提案手法により生成された木簡実測図には特徴的なエラー例が含まれることも分かった。図 5 は提案手法により生成された実測図のエラー例である。(a)の矢印部分、また(d)の矢印 B の部分にある木簡のへこみを墨痕として誤検出している。(b)では実測図の墨痕が全体的にぼやけて描出されている。この例の原因は、木簡地が他の木簡とは異なり、また木簡画像の横サイズが他の木簡と比較して大きいため、相対的に墨痕（文字）のサイズが小さくなり、後処理の拡大時にぼ

やけたためであると考えられる。(c)の矢印と(d)の矢印 A の箇所では墨痕が薄くなり、実測図に反映されなかった。これらのエラーは学習データを拡充し、データに含まれる木簡画像の種類を充実させれば改善できると思われる。

本研究において実装した Web アプリケーションを複数の木簡研究者に利用してもらったところ、アプリによる実測図自動作成の成功率はファイルアップロード版でおよそ 8 割、カメラ撮影版でおよそ 4~5 割であった。カメラ撮影版におい

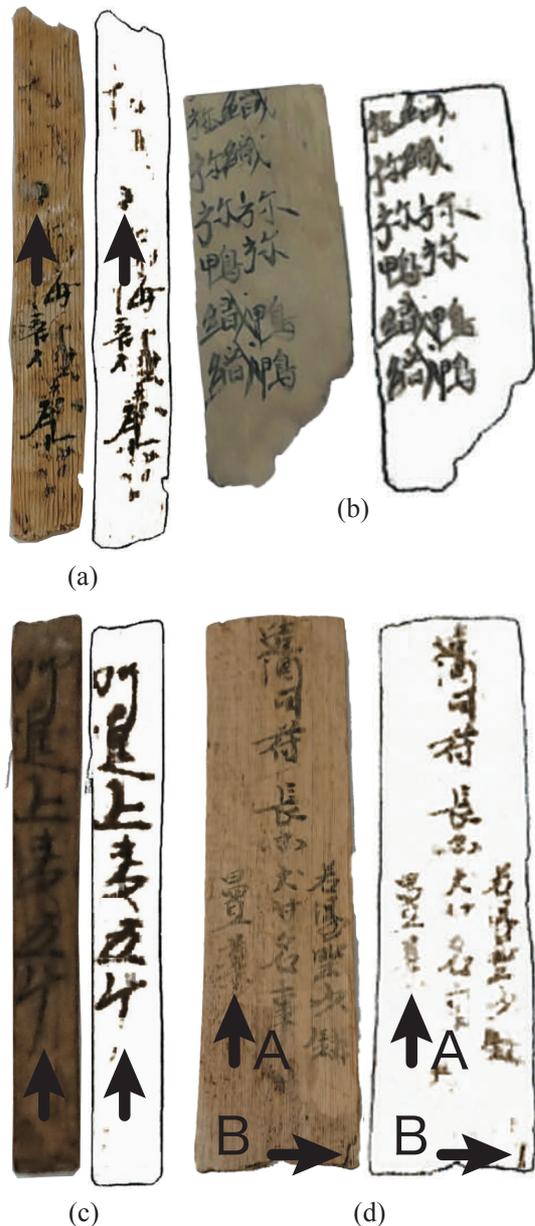


図5 提案手法による実測図のエラー例 (拡大縮小率は画像ごとに異なる)

ではデバイスのカメラ性能及び光源環境等の撮影条件の影響により、処理結果がばらつく傾向があった。

本研究の進展は、木簡研究に対して以下に示す5つの大きな貢献をもたらすと考える。

(1) 簡便に木簡実測図の下図を得られることにより、研究者は詳細な木簡・木簡文字観察に集中することができるようになり、より質が高く多様な視点からの歴史情報収集が可能になる。

(2) 視認性の高い文字サンプルが大量に収集できることにより、文字の「図像」としての研究、「テキスト」としての意味を超えた研究を展開することが可能になる。

(3) 現状で読めていないため文字コードを付与できていない文字・図像も検討対象として研究する可能性が開ける。

(4) 本研究を応用することにより、木簡以外の視認性の低い文字資料、墨書土器・刻書土器・刻書瓦・石刻史料等へ援用の可能性が広がる。

(5) 機械学習を加速し、木簡文字の自動認識研究の進展が期待される。

## 6. まとめ

本研究において筆者らは、デジタル撮影された木簡写真から、木簡の形状と墨痕を含んだ仮想見取図を自動作成する手法を提案した。実画像データを用いた実験により、提案手法が安定して仮想見取図を自動作成できることが示唆された。本手法により、正確な木簡形状の記録作成が簡便かつ迅速に可能となることが期待される。

今後は、学習データの拡充や敵対的学習の導入により、保存処理済み木簡だけでなく、水漬け状態で保管されている木簡への適用や、古文書字形検索システムへの組み込み、研究者の目視判断の追記、修正との融合や追加学習を行なっていく予定である。

## 参考文献

- [1] 井上 幸. 古代木簡研究におけるデジタルデータの整理と集積. 情報処理学会研究報告 Vol.2014-CH-102(11), 2014, pp.1-4
- [2] 未代誠仁, 中川正樹, 馬場基, 渡辺晃宏. 古代木簡解読支援のための画像処理および字体検索の高度化. じんもんこん 2011 論文集, 2011(8), pp. 93-98.
- [3] 未代誠仁, 白井啓一郎, 遠藤友樹, 中川正樹, 馬場基, 渡辺晃宏, 井上聡, 久留島典子. 古代木簡に対する平滑化処理の適用および古代木簡解読支援システムのアップデート. じんもんこん 2013 論文集, 2013(4), pp. 65-70.
- [4] Mojizokin, <https://apps.apple.com/us/app/mojizokin/id1211838518?l=ja&ls=1> (accessed 2020年11月8日)
- [5] Sulaiman, A.; Omar, K.; Nasrudin, M.F. Degraded Historical Document Binarization: A Review on Issues, Challenges, Techniques, and Future Directions. J. Imaging 2019, 5, 48
- [6] He, Sheng, and Lambert Schomaker. "DeepOtsu: Document enhancement and binarization using iterative deep learning." Pattern recognition 91 (2019): 379-390.
- [7] Ayyalasomayajula, Kalyan Ram, Filip Malmberg, and Anders Brun. "PDNet: Semantic segmentation integrated with a primal-dual network for document binarization." Pattern Recognition Letters 121 (2019): 52-60.
- [8] Lamb, Alex, Tarin Clauwat, and Asanobu Kitamoto. "KuroNet: Regularized Residual U-Nets for End-to-End Kuzushiji Character Recognition." SN Computer Science 1.3 (2020): 1-15.
- [9] Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI), Springer, LNCS, Vol.9351: pp. 234-241