

G-08

4 方向ラベリングとテンプレートマッチングを用いた 甲骨文字の認識

Recognition of Oracular Bone Inscriptions by Using 4-Directional Labeling and Template Matching

藤川 佳之† 孟 林† 落合 淳思‡ 泉 知論† 山崎 勝弘†
Yoshiyuki Fujikawa, Lin Meng, Atsushi Ochiai, Tomonori Izumi and Katsuhiko Yamazaki

1. はじめに

甲骨文字は 3000 年以上前の中国殷代の象形文字であり、亀の甲羅、獣の骨などに刻まれており [1]、漢字の祖形とも言われている最古の文字である。図 1 に拓本 [2] より抽出した甲骨と、拡大された甲骨文字の“貞”を示す。これらの文字の解読は、文字の起源、歴史の研究に対して非常に重要であるが、劣化などが原因で、認識しにくいという問題がある。現在までの甲骨文字の解読は、歴史学者の経験と文脈を生かし、従来からある資料と照らし合わせて、分析を行うことが多い。また、甲骨文字の画像認識を行っている研究があるが、十分に認識されているとはいえない [3]～[5]。

本研究では、画像処理とテンプレートマッチングを用いて、甲骨文字の認識精度を高めることを目的とする。

本研究では、4 方向ラベリング手法により、小さいラベルをノイズとして除去し、テンプレートマッチングにより甲骨文字を認識する。まず、ガウシアンフィルタ、2 値化、ラベリングにより画像のノイズを除去する。次に、細線化とハフ変換を用いて甲骨文字の直線を抽出する。さらに、テンプレートマッチングで、直線を抽出した甲骨文字とテンプレートを比較し、一致度を計算する。ここでのテンプレート画像は、本学文学部で開発された正規化された甲骨文字である [6]。正規化された文字とは、文字の傾きがなく、線分の太さと文字の大きさが統一された文字である。

ラベリングは、ノイズ除去の重要なプロセスであるが、正しいラベル番号を付ける際に、仮ラベル数によって処理時間が左右されるという問題がある。本研究では、ラベリングの処理速度向上と高精度なノイズ除去のために 4 方向ラベリングを提案する。

2 章では甲骨文字認識の流れを述べる。3 章では 4 方向ラベリングのアルゴリズムと処理結果を説明し、4 章でテンプレートマッチングによる文字認識のアルゴリズムと例を説明する。5 章では実験の内容と結果を説明する。6 章でまとめと今後の課題を示す。

2. 甲骨文字認識の流れ

2.1 処理概要

図 2 に甲骨文字認識のフローチャートを示す。

原画像は、認識対象として抽出した甲骨文字で、 [2] からスキャンされた甲骨文の拓本である。

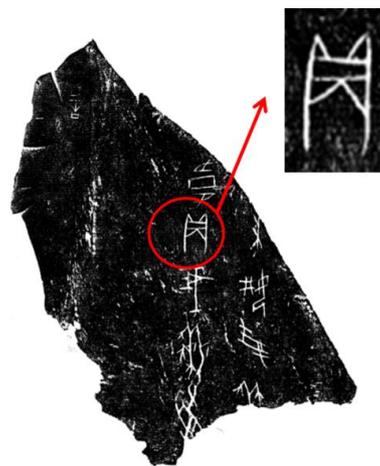


図 1 甲骨と甲骨文字

まず、認識対象の甲骨文字に対して、ガウシアンフィルタと 2 値化を行って、小さいノイズを除去する。

次に、2 値化画像に、ラベリングを行って、ある大きさ以下のものをノイズとして除去する。

さらに、細線化を行った上に、ハフ変換により文字の直線を抽出する。これにより甲骨文字の原型を形成する。

その後、甲骨文字データベース [3] より抜き出した既知の甲骨文字のテンプレート画像とマッチングして、類似度を計算することで文字の認識を行う。

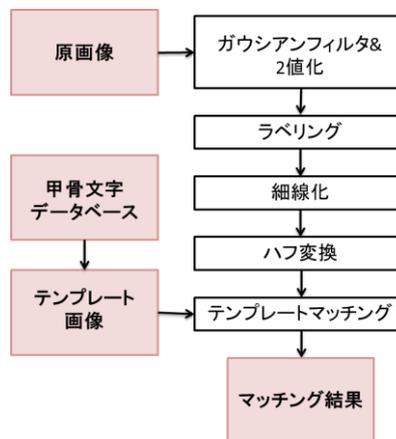


図 2 甲骨文字認識の流れ

† 立命館大学大学院理工学研究科, Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University.

‡ 立命館大学文学部, College of Letters, Ritsumeikan University.

2.2 原画像からの直線抽出

(1) ガウシアンフィルタと2値化

ガウシアンフィルタは、画像をガウス関数に従って、重みを変化させた加重マトリクスを用いて、フィルタリングを行うことで、雑音を抑制することができる。この平滑化が行われた画像に対し、2値化処理を行うことにより、ノイズを除去する。ガウス関数は式(1)で計算する。

$$f(x,y) = \frac{1}{2\pi\rho} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\rho^2}\right) \cdots (1)$$

(2) ラベリング

ガウシアンフィルタ後の画像には、文字とは無関係な大きな物体が依然存在する。これらを大きなノイズと定義し、画像の中の各物体に番号をつけ、大きさを計算し、閾値によりノイズがどうかを判断する。

まず、対象画像の左上からラスタ走査を行い、4近傍のマスクパターンを用いて、仮ラベルの生成を行う。次に、再びスキャンし、繋がっているラベルの番号をルックアップテーブル(LUT: Look Up Table)に登録する。さらに、LUTを用いてラベル補正を行い、正しいラベル付けを行う。最後に、各ラベルの大きさを計算し、閾値以下のものを、文字とは無関係なノイズと認識して削除する。

(3) 細線化

ラベリングでノイズの除去を行った画像に対して、田村法[7]を用いて細線化を行う。田村法は、あらかじめ3×3画素のパターンを用意し、画像全体にラスタ走査を行う。パターンに該当する場合は、注目画素の除去を行い、与えられた図形の線幅を細めていき、幅1画素の中心線を抽出することで細線化を行う。

(4) ハフ変換

文字の特徴量として線が挙げられるため、本研究では、ハフ変換を用いて、甲骨文字の直線を抽出する。直線検出の場合、直線を表す代数方程式として

$$\rho = x*\cos\theta + y*\sin\theta \cdots (2)$$

を用いる。x, yは画像の直角座標で、ρは座標原点から直線へ下ろした垂線の長さ、θは垂線とx軸との間の角度を表す。この方程式を用いると、x-y画像空間中の直線は、θ-ρ画像空間中の1点として表される。角度θと距離ρごとに、その個数をメモリ配列上に加算していく。個数が最大になった組み合わせを角度θと距離ρを元の直角座標に戻したものが、直線となる点の集まりになる。この点を結ぶことで、直線が抽出される。個数を下げてゆくと、次の候補が順次得られ、複数の直線を抽出する。

3. 4方向ラベリング

従来のラベリングでは、ラスタ走査を行った際に、仮ラベルの数が多いため存在する。仮ラベルが多く存在

する場合は、LUTの更新とラベルの補正が複雑になり、処理時間が長くなる欠点がある。

スキャン方向が異なると、生成される仮ラベルの数が異なることが分かっている。本研究では、仮ラベル数を少なくして、ラベル補正の時間を短縮し、ラベリング全体の高速化を図る4方向ラベリングを提案する。

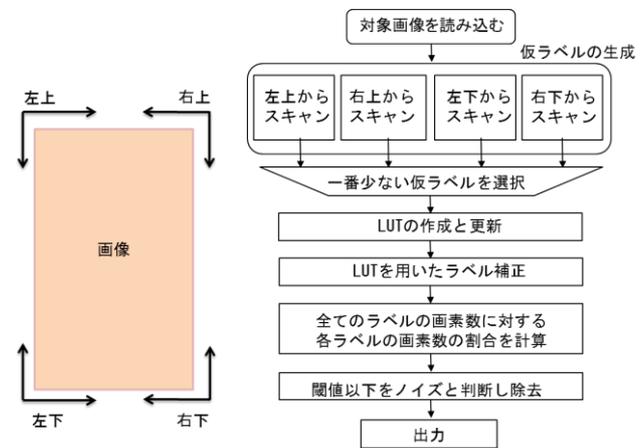
3.1 アルゴリズム

図3(a)に4方向ラベリングのスキャン方向を示し、図3(b)に処理フローを示す。

まず、図3(a)のように、仮ラベルを生成するときに、対象画像の左上、右上、左下、右下の4隅の画素を起点にラスタ走査を行う。

次に、生成された仮ラベル数が最小の結果に対して補正を行う。繋がっている仮ラベルをLUTに登録して補正する。

最後に、各ラベルの画素数が、全てのラベルの画素数に占める割合を計算する。割合が閾値以下の場合、文字とは無関係なノイズと判断して除去する。



(a) 4方向スキャン

(b) 処理フロー

図3 4方向ラベリングの流れ

3.2 実験結果

甲骨文字の“三”を対象にラベリングにおけるノイズ除去の実験を行った。図4は1方向からラスタ走査を行った際の仮ラベル生成画像、図5は4方向からラスタ走査を行った際に、1番少ない仮ラベル数を選択した際の仮ラベル生成画像を示す。赤丸で囲んだものは、除去したいノイズである。またLUTを用いてラベル補正を行い、小さいラベルを除去した画像を図6に示す。図4と図5は仮ラベル番号ごとに色分けを行っている。

1方向ラベリングでは、75個の仮ラベルが生成されるが、4方向ラベリングでは、一番少ない仮ラベル数は37個である。また処理時間は1方向ラベリングでは1.110ms、4方向ラベリングでは0.613msであった。これは仮ラベル生成後に、正規のラベル数になるようにラベル補正を行うため、仮ラベル数が最小のものを選択した4方向ラベリングでは、ラベル補正の処理時間が短いからである。

このように、甲骨文字認識について、複雑な文字の場合は仮ラベル数が多いため、4方向ラベリングの方が高速であることが分かった。

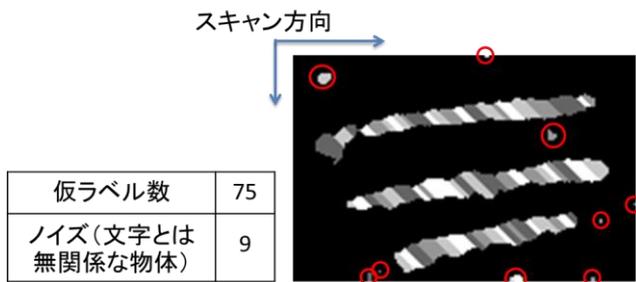


図4 1方向ラベリングでの仮ラベル生成

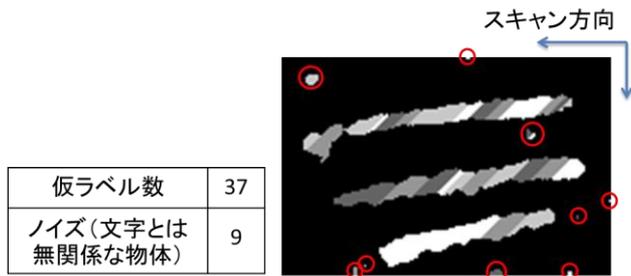


図5 4方向ラベリングでの一番少ない仮ラベル生成



図6 ラベル補正と小さいラベルの除去

4. テンプレートマッチングによる文字認識

4.1 アルゴリズム

入力画像 $g[i, j]$ の中から、サイズが $M \times N$ のテンプレート $f[i, j]$ の画像に一致する箇所を検出する。テンプレートの中心を入力画像のある点 (i, j) に置き、入力画像をラスタ走査しながら、重なっている局所領域の類似度を計算し、最大になる位置を決定する。

類似度計算の関数は、正規化相互相関関数 (CV_TM_CCOEFF_NORMED) であり、式 (3) で計算する。

$$S_{NCC}(d_x, d_y) = \frac{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} (g(i, j) f(i, j))}{\sqrt{\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{M-1} g(i, j)^2} \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} f(i, j)^2}} \dots (3)$$

2つの画像領域が似ているほど、 $m \times n$ 次元空間上に投影した入力画像とテンプレート画像のそれぞれ直線からなる角 θ が小さい。すなわち直線の内角 $\cos \theta$ は1に近づく。類似度の計算は以下の式で表す。本研究では、閾値を0.7と設定している。

$$\cos \theta = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} f_k g_k}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} f_k^2} \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} g_k^2}} \dots (4)$$

4.2 甲骨文字の認識の例

本節では、“貞”という文字を用いて甲骨文字の認識の例を説明する。図7にマッチング結果を示す。図7(c)で示すように、2値化を行うことで、小さなノイズが除去される。図7(c)の赤丸のような大きなノイズはラベリングによって除去されて、図7(d)が出力される。次に細線化を行い、図7(e)のように線幅を1画素にし、ハフ変換を行うことで、図7(f)のような文字の原型を抽出する。これと、予め用意した図7(g)のテンプレート画像を比較することで、文字を認識する。認識の合否は、相関関数の閾値を元に判別し、認識した場合、図7(h)のように赤枠で表示し、認識できなかった場合は緑枠で表示する。

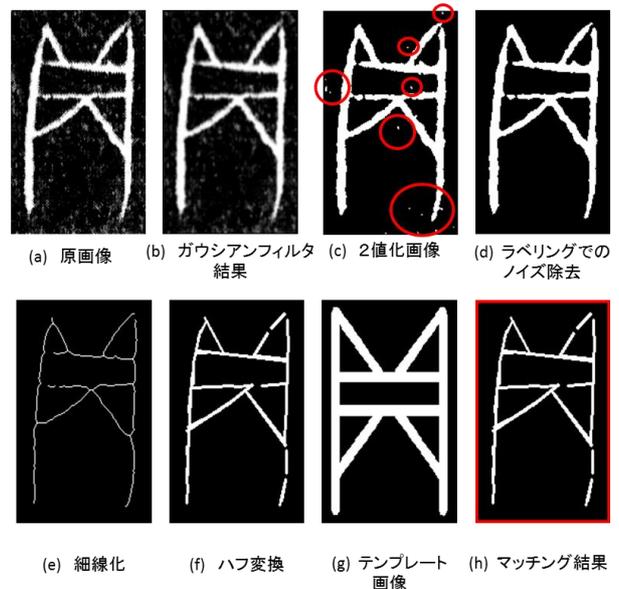


図7 マッチング結果

5. 実験と考察

5.1 実験内容

本研究で用いる CPU は、Intel Core i7-3820 プロセッサで、動作周波数は 3.60GHz、64bit の命令セットである。OS は ubuntu14.04、プログラミング言語は C 言語 (gcc バージョン 4.8.2) と、OpenCV (バージョン 2.4.9) を用いる。

細線化とハフ変換とテンプレートマッチングは OpenCV を用いており、ガウシアンフィルタ処理と2値化とラベリングは C 言語を用いている。

文字の拓本[2]中から、91文字の甲骨文字の抽出を行い、甲骨文字データベース[6]より抽出したテンプレート画像を用いて実験を行った。

5.2 実験結果

図8に簡易な文字 (“弗” “大” “牢”) の認識結果を、図9に複雑な文字 (“自” “喪” “疾”) の認識結果を示す。

(c)の2値化画像で存在しているノイズが、(d)でラベリングにより除去されているのがわかる。また、細線化で現れる文字に必要なひげが、ハフ変換によって除去されていることがわかる。(h)はテンプレート画像とハフ変換画像をマッチングさせた結果で、赤い線で囲まれた

部分が類似している箇所を示す。図8と図9共に、赤枠で示したように文字を認識することができた。

認識できなかった文字も存在し、図10に2つの例(“郷”“圉”)を示す。緑枠は認識できなかった場合を示す。これらの文字は、原画像が複雑で、ハフ変換を行うと形が一部つぶれてしまうため認識できない。

甲骨文字 91 文字を対象に、認識実験を行い、89%の認識率を達成することができた。

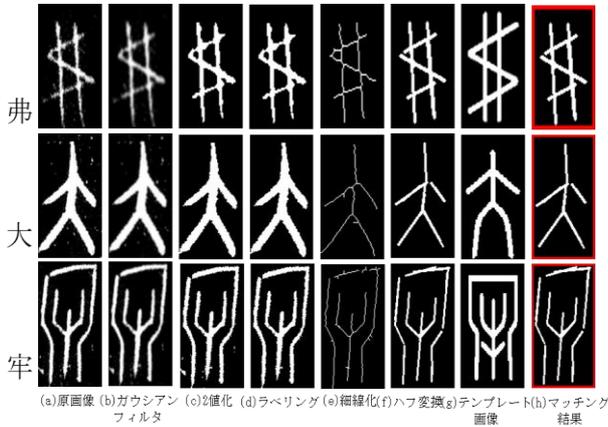


図8 簡易な文字の認識結果

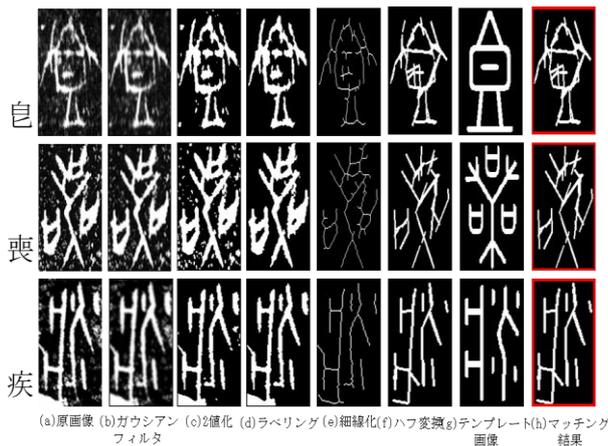


図9 複雑な文字の認識結果

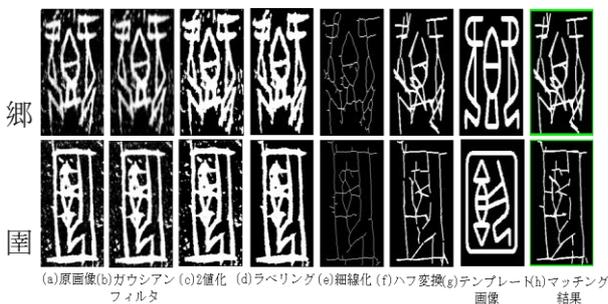


図10 認識できない文字

5.3 考察

図8から分かるように、簡易な文字に対しては、ガウシアンフィルタ、2値化でのノイズ除去や、細線化、ハフ変換での直線抽出がきれいにできている。これは、認識対象の原画像の文字が、鮮明な直線で描かれていることや、ノイズの数が少ないことが挙げられる。

一方、図9のような複雑な文字に対しては、本研究の提案手法である4方向ラベリングを用いてノイズを除去し、認識ができた。しかし、認識対象の原画像の文字が複雑かつノイズが多く存在する場合は、ノイズ除去がうまくできない。さらに、ハフ変換での直線の抽出では、ノイズと文字とを含めて直線と認識してしまうことにより、認識ができなくなる。そこで、角度や直線の本数などの新たな特徴量を利用した、新しい認識手法の検討をしていく。

6. おわりに

本研究では高精度な甲骨文字の認識を目指して、4方向ラベリングを提案した。ガウシアンフィルタ、2値化で大きなノイズを除去し、更に4方向ラベリングを用いることで、複雑な文字に対しても正確にノイズの除去を行うことができた。甲骨文字 91 文字に対して、認識実験を行い、89%の認識率を達成することができた。

しかし、細線化とハフ変換に対しては、文字の形の複雑さによっては、正確に線を細め、直線を抽出することができず、認識結果に影響が現れた。従って、より正確な細線化と正確な直線の抽出が必要である。

今後の課題として、候補文字のテンプレートの自動抽出、複数文字の同時認識、GPU や FPGA を用いた高速化などが挙げられる。

謝辞

本研究は、立命館大学アート・リサーチセンター萌芽的研究支援プログラムと JSPS 科研費(若手 B) 60615938 の助成を受けたもので、ここに謝意を表す。

参考文献

- [1] 落合淳思, 甲骨文字に歴史を読む, 筑摩書房, 2008.
- [2] 濮茅左, 上海博物館蔵甲骨文字, 上海辞書出版社, 2009.
- [3] F.Li and P.Y.Woo, "The coding principle and method for automatic recognition of Jia Gu Wen characters," International Journal of Human-Computer Studies, vol.53, pp.289-299, 2000.
- [4] Q.Li and Y.Yang, "Sticker DNA algorithm of Oracle- Bone Inscriptions retrieving," Computer Engineering and Applications, Vol.44, No.28, pp.140-142, 2008.
- [5] Q.Li, Y.Yang and A.Wang, "Recognition of inscriptions on bones or tortoise shells based on graph isomorphism," Computer Engineering and Applications, 47(8), pp.112-114, 2011.
- [6] 落合淳思, 甲骨文字データベース <http://koukotsu.sakura.ne.jp/top.html>
- [7] 田村秀行, コンピュータ画像処理, オーム社, 2004.
- [8] 孟林, 河井健太郎, 落合淳思, 泉知論, 山崎勝弘, "直線抽出による甲骨文字の認識", 第76回情報処理学会全国大会, 2D-5, 2014.
- [9] L.Meng, Y.Fujikawa, A.Ochiai, T.Izumi and K.Yamazaki, "Recognition of Oracular Bone Inscriptions Using Template Matching," 2014 2nd International Conference on Information and Computer Technology (ICICT), 2014.