

サポートベクターマシンを用いた 2 次元コードの識別

Recognition of Two-Dimensional Codes by Utilizing Support Vector Machine

関 陽^{*}、平越 裕之^{*}

Yang Guan, Hiroyuki Hirakoshi

テンプレートマッチングによるコード識別に対する補助・補完として、機械学習の手法を用いたサポートベクターマシンで 2 次元コードの識別を試みた。複数のデータセットを用意して学習を行い、k 分割交差検証によって効果を評価し、テンプレートマッチングによる識別方法に対する補完や併用の可能性を確認した。サンプル画像への適用と HOG 特徴量を使用した学習と識別を行い、2 次元コード画像の特性を明らかにした。

キーワード：サポートベクターマシン、機械学習、2 次元コード、k 分割交差検証、HOG 特徴量

I. はじめに

近年、製造企業の多くは自社製品の模造品に悩まされており、その対策として自社製品に偽造防止ラベルを貼付したり印刷したりする方法がよく用いられている^{1) 2) 3)}。しかし、偽造防止ラベルなどはある程度の大きさを必要とし、小さい部品に直接使用できず、また金属などの材質に直接刻印することが難しい。そこで我々は金属などに直接刻印できる微小な新 2 次元コードを考案し、様々な刻印と読み取り、およびテンプレートマッチングの手法を用いた微小 2 次元コード識別を行ってきた^{4) 5) 6)}。本稿では、機械学習の手法を使用したサポートベクターマシンを用いて 2 次元コードの識別を試みる。

II. 2 次元コードとこれまでの刻印・識別

我々が考案した新 2 次元コードは、金属などの材質に直接刻印でき、かつ 1mm×1mm や 2mm×2mm 程度の微小領域に表現できるように、図 1 に示すような、“田”の字を構成する各直線分の組み合わせでコード要素パターンを作成した。計 63 種類あるコード要素パターンを 2×2、3×3、4×4、5×5 などの形で複数配置することによってコードを構成し、位置決めマークと枠線を補助的に追加して刻印を行っている⁴⁾。図 2 は、コード要素パターンを 4×4 の形で配置して構

^{*}流通科学大学経済学部、〒651-2188 神戸市西区学園西町 3-1

成したコードを金属板に異なるサイズと濃淡で刻印したものの撮影例である。

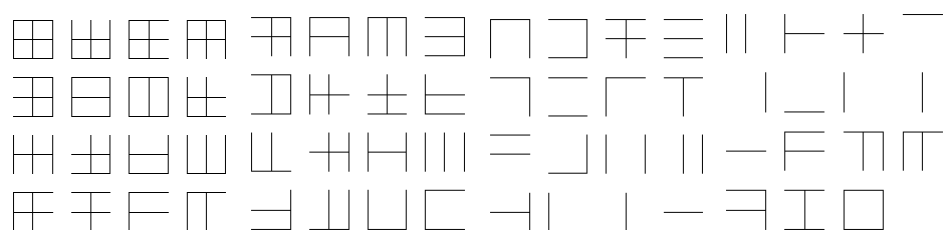


図 1. 63 種類のコード要素パターン

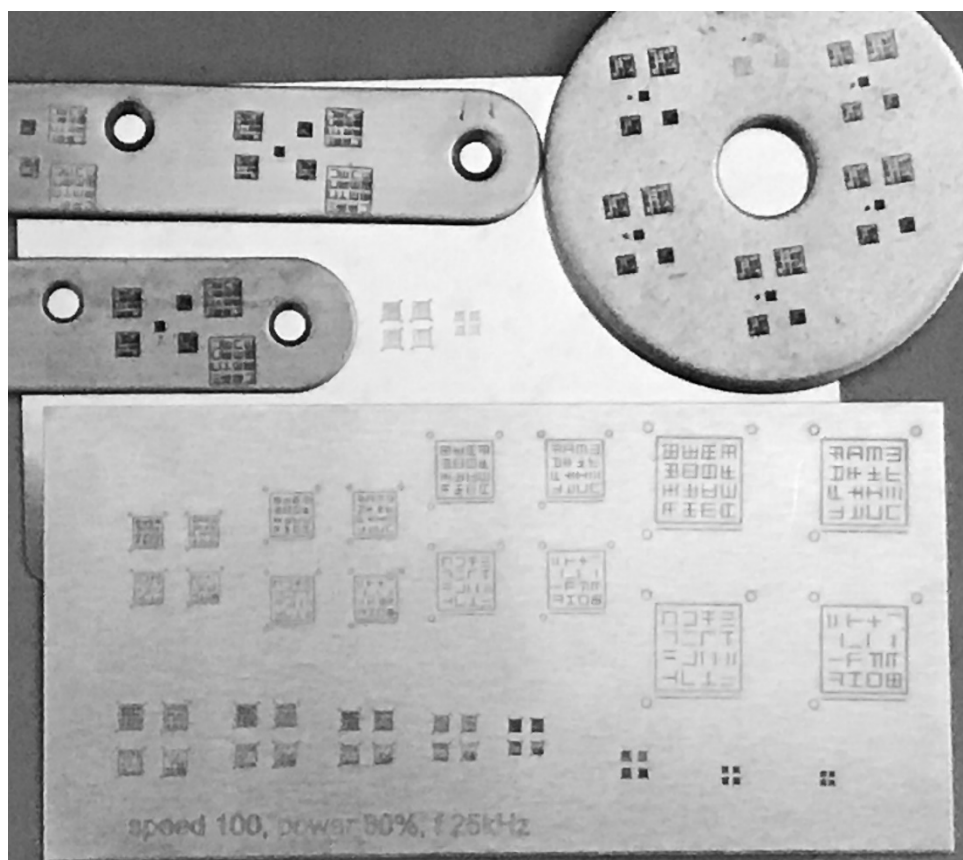


図 2. 異なるサイズと濃淡の刻印の撮影例

これまでに我々は関・平越・上田（2015）⁵⁾において、テンプレートマッチングなどの画像処理の手法を使って、レーザー刻印した微小な 2 次元コードの識別を行った。5mm、4mm、3mm、2mm 及び 1mm の異なるサイズのレーザー刻印の 2 次元コードに適用した結果、1mm サイズにお

いてはいくつかの誤識別が発生したが、サンプルコードをほぼ原形通りに刻印・撮影することができ、2mm程度のサイズ以上は、コードが正しく識別できた。また、関・平越（2017）⁶⁾においては、レーザー刻印に代わりエッチング加工を用いて金属加工を行い、比較と評価を行った。1mm程度の極小サイズでも高精度な識別が達成でき、レーザー刻印の場合の2mm～5mmサイズと同等かそれ以上の識別安定性を示すことを確認できた。

しかし、図2が示すように、材料の材質や金属加工及び撮影時の条件が異なると、記録される2次元コードの状態が大きく異なることが多い。例えば、レーザー加工において、レーザー照射機の移動速度、照射強さ、周波数等の加工条件が異なると、刻印した溝の色・幅・深さが異なり、色が黒から無色へ大きく変化するとともに、刻印溝の幅と深さも大きく異なるようになる。また、特に小さいサイズの2次元コードの撮影には、適切な照明を用いることが重要であるが、照明の照射方法によって、光の反射と影の生じ方が大きく異なることがある。さらに、同じ加工条件の下でも、刻印する2次元コードのサイズが違えば、コード識別段階での2次元コード画像の状態に大きく影響する。例えばレーザー加工の場合、同じ加工条件の下で、刻印の段階では2次元コードの線分の幅はほぼ同じであるが、コード識別段階においては、異なるサイズの2次元コードを規定の同一サイズに拡大縮小する必要があるため、同一サイズの画像においては2次元コードの線分幅も同様に拡大縮小される。

このような状況から、汎用的なテンプレートマッチングの識別を行うためには、典型的な加工条件・撮影条件ごとにテンプレートセットを用意し、さらに識別において適切なテンプレートセットを選択する必要性が生じる。

そこで、本稿では、テンプレートマッチングによるコード識別に対する補助や補完として、例えば適切なテンプレートセットの選択方法として、機械学習の手法を使ったサポートベクターマシンを用いて2次元コードの識別を試みる。

Ⅲ. サポートベクターマシンを用いた識別

1. 機械学習とサポートベクターマシン^{7) 8) 9)}

機械学習は教師あり学習と教師なし学習に大別できる。教師あり学習は、入力データとそれに対応する答えの組をコンピュータに大量に与え、入力データと答えの間の関係を求める学習法である。答えが連続数値である場合は、教師あり学習を回帰問題あるいは関数近似問題とも呼び、答えが離散値のラベルである場合は、教師あり学習を識別問題あるいは分類問題とも呼ぶ。教師あり学習が識別問題あるいは分類問題のとき、学習済みのモデルは識別器あるいは分類器と呼ぶ。

サポートベクターマシン（Support Vector Machine、以下はSVMと表す）は、高い識別性能を持つ優れた教師あり学習法である。SVMの基本は、マージン最大化と呼ばれる基準で2クラスの識別を行う手法である。トレーニングデータを超平面と呼ばれる n 次元平面で2つに分離し、超平

面に最も近い両クラスに属するトレーニングデータと超平面との間の距離をマージンと呼び、これを最大化することによって識別を行う。超平面に最も近いトレーニングデータのことをサポートベクターと呼ぶ。

SVM は 2 クラスを識別するための識別器を作るための学習法であるが、複数の SVM を組み合わせることによって多クラスの識別器を構成することができる。

本稿では、SVM を用いて 2 次元コードの識別を試みた。各コード要素パターンの画像を入力データとし、パターン番号を答えのラベルとしてコンピュータに学習させ、2 次元コードの識別器を構成した。

2. データセットと k 分割交差検証による評価

サポートベクターマシンによる機械学習用のデータとして、複数種類のデータセットを用意して学習させ、学習効果を評価した。図 3 に示すように、レーザー加工で刻印したコード画像から枠内の部分を切り抜いてできた 63 枚のコードパターン画像を、それぞれ左上から順番にラベル 1、2、3、・・・、63 と対応させて一つのデータセットとした（最後のコードパターンは最初のコードパターンと同じものなので使用しない）。

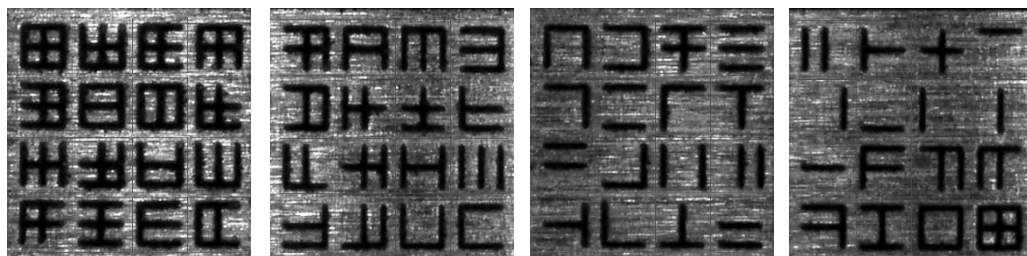


図 3. 63 枚のコードパターン画像からなるデータセット

そして、以下のように加工条件や画像識別の前処理条件がそれぞれ異なる、セット A からセット H までの 8 種類のデータセットを用意した。そのうち、セット A～D における画像は、同じ加工条件で刻印したコード画像に対して異なる平滑化や色調補正を行ったものであり、セット E～H における画像は異なる加工条件で刻印したコード画像である。

セット A：レーザースピード 50mm/s で刻印したもの。

セット B：セット A を 10×10 のガウスフィルタで平滑化したもの。

セット C：セット A を色調補正で明暗がくっきりとなるように調節したもの。

セット D：セット C を 10×10 のガウスフィルタで平滑化したもの。

セット E：レーザースピード 30mm/s で刻印したもの。

セット F：レーザースピード 100mm/s で刻印したもの。

セット G：レーザースピード 200mm/s で刻印したもの。

セット H：レーザースピード 500mm/s で刻印したもの。

この8種類のコードパターン画像とラベルのセットデータをサポートベクターマシンに学習させ、2次元コードの識別を行う識別器とした。

識別器の性能を評価するための方法として、ホールドアウト検証とk分割交差検証がよく使われる⁸⁾⁹⁾。ホールドアウト検証は元のデータセットをトレーニング用データセットとテスト用データセットに分割し、トレーニング用データセットを使って学習を行い、テスト用データセットで性能を評価するものである。少ない回数で行えることが利点であるが、データ分割の仕方によっては偏りが生じ、性能評価に影響を及ぼす可能性がある。一方、k分割交差検証は元のデータセットをk個に分割し、そのうちのk-1個をトレーニングデータセットとして学習を行い、残りの1個をテストデータセットとして性能を評価する。この手順をk回繰り返すことによって、k個の性能評価を取得し、総合的に判断して識別器の平均性能を評価する。この方法では処理回数が相当増えるが、より良い性能評価を得ることができる。

本稿では、セットA～セットHの8種類のデータセットを使って、k=8のk分割交差検証を行った。その結果を表1に示す。表1において明記されていないが、それぞれのテストデータセット以外のデータセットは学習用のトレーニングデータセットである。また、正解率 (Accuracy) は、識別器が正しく識別したテストデータの数の比率である。

表 1. セットA～セットHを使ったk分割交差検証の結果

テストデータセット	正解率 (Accuracy)
A	1.00
B	1.00
C	1.00
D	1.00
E	0.98
F	0.75
G	0.79
H	0.78
平均	0.91

表1から分かるように、テストデータセットとしてセットA～セットDのいずれかを使用した場合、トレーニングデータセットに同じ加工条件をベースにしたセットが存在するため、正解率が1.0に達した。一方、テストデータセットとしてセットE～セットHのいずれかを使用した場合、トレーニングデータセットは何れも異なる加工条件によるものであり、不正解が生じた。そのうち、セットEの正解率が0.98と高いが、加工条件がセットA～セットDと近いためであると考えられる。一方、加工条件が離れているセットF～セットHの正解率が0.7台と低くなった。

このことから、典型的な加工条件ごとのデータセットをトレーニングデータとして使用していくつかの加工条件ごとのサポートベクターマシン識別器を作成すると、各識別機は自分の加工条件と近い加工条件で刻印したデータに対して高い正解率を示す。そこで、刻印データの加工条件が不明な場合は、一部の刻印データ画像と対応するパターン番号を各識別器に与えて正解率を求め、正解率の高い識別器の加工条件を近い加工条件として選び出すことができ、対応するテンプレートセットを選択することが可能であると考えられる。

3. 異なるサイズのサンプルコードへの適用と画像特徴量

さらに、図4に示すような異なるサイズで刻印したサンプルコードに対して、セットA～セットHをトレーニングデータとして学習を行った識別器で適用を行った。

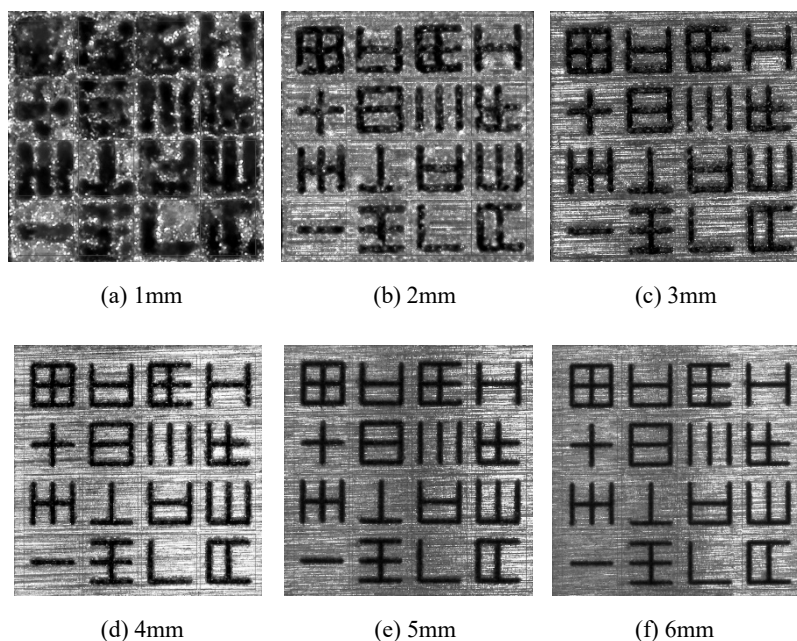


図4. 異なるサイズで刻印したサンプルコード

適用に際して、元画像のカラー画像以外に、グレースケール画像でも試みた。さらに、画像データをそのまま学習と識別に使うだけでなく、画像から特徴量を抽出し、その特徴量を使用した学習と識別も試みた。本稿では特徴量としてHOG (Histograms of Oriented Gradients)を使用した。HOG 特徴量は、画像中の局所領域における輝度勾配をヒストグラム化した特徴量であり、ポピュラーな特徴量として一般的な物体認識等によく用いられている^{9) 10) 11)}。図5に、コードパターンのグレースケール画像、及びHOG 特徴量を可視化した画像の例を示す。

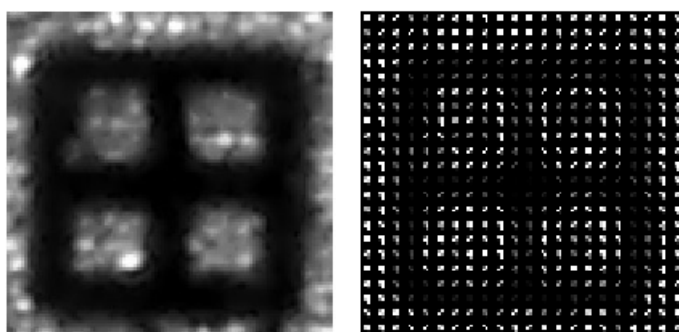


図 5. グレースケール画像（左）、HOG 特徴量の可視化（右）

表 2. 異なるサイズへの適用結果の正解率（Accuracy）

コードサイズ	カラー画像	グレースケール画像	HOG特徴量
1mm	0.27	0.27	0.07
2mm	0.73	0.67	0.40
3mm	0.73	0.80	0.20
4mm	0.93	0.86	0.20
5mm	0.80	0.93	0.40
6mm	0.60	0.67	0.27

表 2 に、カラー画像データ、グレースケール画像データ、及び HOG 特徴量のそれぞれを学習と識別に使った場合の、異なるサイズのサンプルコードへの適用結果を示す。表 2 から分かるように、カラー画像とグレースケール画像を比較した場合、各サイズへの適用結果の正解率にある程度変動があるものの、概ね同じ傾向を示している。刻印の形状が大きく崩れている 1mm サイズにおいては 0.2 台と正解率が低い結果となったが、他のサイズでは 0.6～0.9 台と比較的高い正解率を示した。

一方、HOG 特徴量を学習と識別に使用した場合、全般的に正解率が 0.1～0.4 台と低くなり、意外な結果となった。一般的には HOG 特徴量は物体の輪郭を強調し、物体認識の精度を高めることが多いとされているが、2次元コードの場合は逆の結果となった。この原因は 2次元コード画像の特性にあると考えられる。図 5（左）のグレースケール画像が示すように、2次元コード画像は金属の微細な部分を撮影したものであり、背景に存在する金属の模様が大きな輝度変化として画像に現れる。このような背景の模様変化は一般的な画像識別では大きな影響を及ぼさないが、2次元コード画像の場合、図 5（右）の HOG 特徴量の可視化画像が示すように、背景の金属模様の輝度変化が非常に大きく、検出したいコードパターンの輪郭における輝度変化よりも顕著に表れている。そのために、HOG 特徴量を学習と識別に使用した場合は、トレーニングデータセットの画像にあるコードパターンの輪郭のほうではなく、画像の背景にある金属模様のほうを学習してしまったために低い正解率になったと思われる。また、画像データをそのまま学習と識別に使用

した場合でも、この2次元コード画像の金属模様の特性が結果の精度にある程度影響を及ぼしていると考えられる。本稿で試みた HOG 特徴量を使用した学習と識別は期待した良い結果とはなかったが、それは我々が扱う2次元コード画像の特性によるところが大きいことが推察できる。この特性を考慮した特徴量を考案したり、特性を活かした学習方法を工夫したりすることが識別結果の精度向上に必要であると考えられるが、これは今後の課題としたい。

IV. おわりに

本研究では、偽造防止対策とトレーサビリティを考慮し、既存の偽造防止ラベル・バーコード・QRコードなどに代替する、金属などに直接刻印できる微小な2次元コードを考案し、その実用化を目指している。本稿では、機械学習の手法を使ったサポートベクターマシンを用いて2次元コードの識別を試みた。機械学習用の複数種類のデータセットを用意して学習を行い、k 分割交差検証によって効果を評価した。加工条件の近いデータに関しては高い正解率が得られ、テンプレートマッチングによる識別方法に対する補完や併用の可能性を確認した。また、異なるコードサイズのサンプル画像への適用と HOG 特徴量を使用した学習と識別を行い、2次元コード画像の特性を明らかにした。2次元コード画像の特性を考慮した画像特徴量や学習方法を考案したり、テンプレートマッチングによる識別方法と併用して識別精度を高めていったりすることなどが今後の課題として残る。

引用文献

- 1) 特許庁：『2013 年度模倣被害調査報告書』（2014 年 3 月）
- 2) ARC Advisory Group：『Anti-Counterfeiting and Brand Protection』（2010）
- 3) ジェトロ上海センター知識産権部：『中国における偽造防止技術に関する実態調査報告書』（2010 年 3 月）
- 4) 関陽、平越裕之、上田義朗：「偽造防止対策とトレーサビリティを考慮した新2次元コードとレーザー刻印・読み取りの実験」、流通科学大学論集－経済・情報・政策編、Vol.23、No.2、pp.131－140（2015 年 1 月）
- 5) 関陽、平越裕之、上田義朗：「テンプレートマッチングを用いた微細な2次元コードの識別」、流通科学大学論集－経済・情報・政策編、Vol.24、No.1、pp.85－98（2015 年 7 月）
- 6) 関陽、平越裕之：「2次元コードの刻印方法の比較と評価」、流通科学大学論集－経済・情報・政策編、Vol.26、No.1、pp.79－90（2017 年 7 月）
- 7) 中村恭之、小枝正直、上田悦子：『OpenCV によるコンピュータビジョン・機械学習入門』（講談社、2017）
- 8) Sebastian Raschka、Vahid Mirjalili、福島真太郎（監訳）、株式会社クイープ（訳）：『Python 機械学習プログラミング 達人データサイエンティストによる理論と実践』（インプレス、2018）
- 9) 株式会社システム計画研究所（編集）：『Python による機械学習入門』（オーム社、2016）
- 10) 庄野逸：「局所画像特徴量 ～SIFT, HOG を題材に～」、映像情報メディア学会誌 Vol. 67、No.3、pp.256～

258 (2013)

- 11) 藤吉弘亘:「Gradient ベースの特徴抽出:SIFT と HOG」、情処研報、CVIM-2007-87 (2007)