

SVMによる2次元コードの識別へのデータ拡張の適用

A Utilization of Data Augmentation to the Recognition of Two-Dimensional Codes by Support Vector Machine

関 陽*

Yang Guan

SVMによる2次元コードの識別にデータ拡張の適用を試みた。処理対象である2次元コード画像の特徴を考慮して7種類のデータ拡張の手法を採用し、複数種類のデータセットを用意してSVMによる識別を行った。k分割交差検証によってデータ拡張の適用の有無の比較を行い、異なるコードサイズのサンプル画像への適用を行った。

キーワード：データ拡張、Data Augmentation、サポートベクターマシン、機械学習、2次元コード

I. はじめに

製造業において多くの企業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ない。また、金属や陶器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)}。また、機械学習の手法を使用し、サポートベクターマシン (Support Vector Machine、以下はSVMと表す) による2次元コードの識別を行った⁷⁾。本稿では、SVMによる2次元コードの識別へデータ拡張の手法の適用を試みる。

II. 2次元コードとSVMによる識別

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などの形に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。

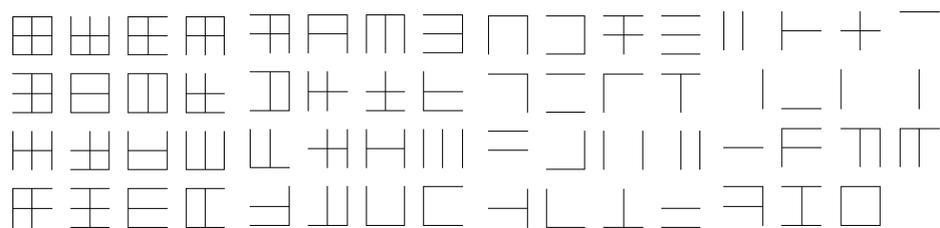


図 1. 63 種類のコード要素パターン

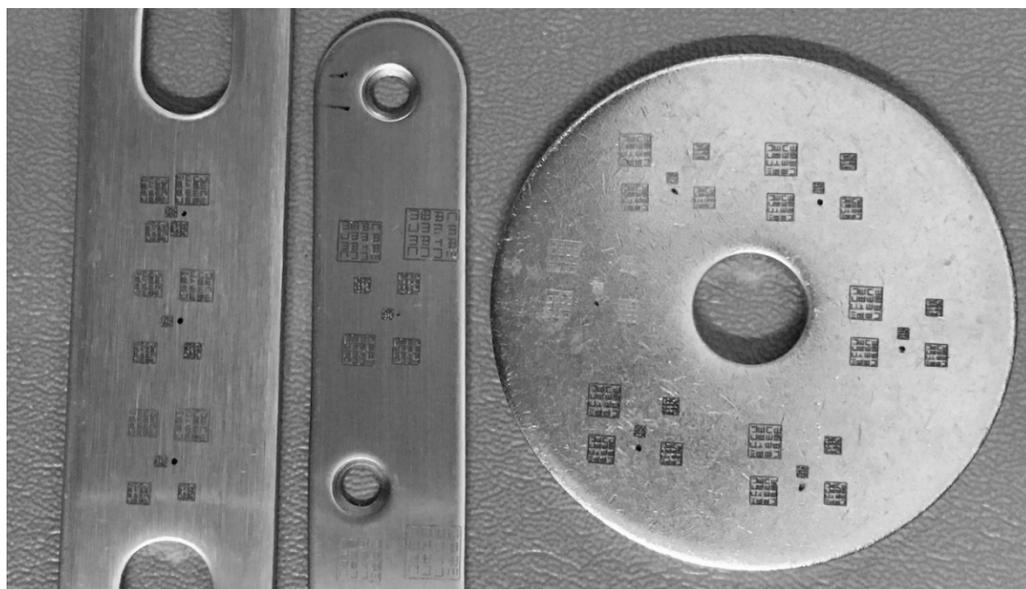


図 2. 異なるサイズと濃淡の刻印の撮影例

これまでに我々は、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⁵⁾。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る 2mm 程度のサイズ以上は、コードが正しく識別できた。また、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⁶⁾。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。さらに、機械学習の手法を使った SVM を用いて 2 次元コードの識別を行った⁷⁾。

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セット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。画像を対象として扱う場合、入力データは画像であり、答えは画像に付けられるラベルである。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。

SVM 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。

従来研究⁷⁾においては、例えば図 3 のようなコードパターン画像から、SVM による識別のためのトレーニングとテスト用のデータセットを作成した。

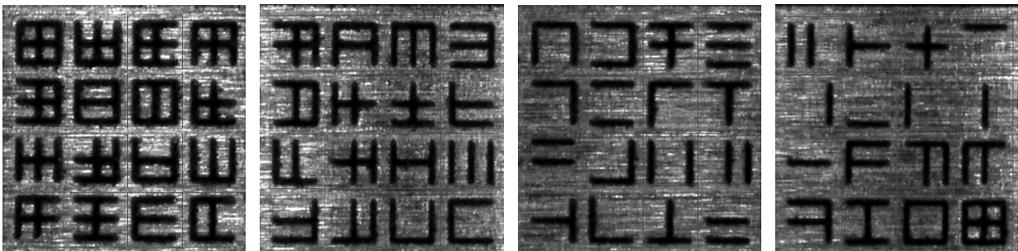


図 3. 63 枚のコードパターンを刻印・撮影した画像の例

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、63 枚のコードパターン画像を作成する（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）。作成したコードパターン画像について、それぞれ左上から順番にパターン番号 1、2、3、・・・、63 をラベル付けて、一つのデータセットとした。そして、各コード要素パターンの画像を入力データとし、ラベル付けられたパターン番号を答えとして、SVM を用いて機械学習を行い、2 次元コードの識別器を構成した。図 4 に作成したデータセットの例を示す。

Ⅲ. データ拡張と SVM による識別への適用

1. データ拡張

データ拡張 (Data Augmentation, DA) とは、画像に対して回転や変形等の様々な人為な処理を加えて新しい画像を作ることによって、学習画像の数を増やすことである。この手法は、データの増強、データオーギュメンテーションとも呼ばれる。機械学習においては、少ない画像で学習すると過学習に陥ってしまう可能性が高く、多量の学習画像が必要である。しかし、学習画像はラベル付き画像が必要であり、大量の画像に対してラベル付けを行うことには高いコストが必要である。また、入手できる画像の数が限られる場合もある。そこでデータ拡張を行うことによって学習画像を増やし、識別精度の向上を図ることが良く使われる⁸⁾。すでにラベル付けが行われた画像に対してデータ拡張をすると、元画像のラベルを使うことができる。

一方、データ拡張はすべてのケースにおいて識別精度の上昇に効果があるとは限らないことも報告されている⁸⁾。場合によっては逆に精度が下がってしまうこともある。対象問題と機械学習の手法によってデータ拡張の方法を適切に選択することが必要である。

データ拡張の方法としては、一般的に、左右反転、切り抜く、変形、並行移動、拡大縮小、RGB 値の操作、二つの画像の混合等が良く使われている⁸⁾。風景、人物や動物等の画像に対してこれらのデータ拡張を行っても画像の重要な特徴を失わせることが少ないが、本稿の対象である 2 次元コード画像に対しては適用できない場合もある。例えば、2 次元コード画像場合、図 4 の 12 番と 29 番のように左右反転の画像はそれぞれ異なる番号を表しているため、データ拡張の方法としては左右反転が使えない。また、2 次元コード画像はほぼ画面いっぱいでの一つのコード図形を表しているため、切り抜く、変形、並行移動や拡大縮小が使いにくい。そこで、本稿では、画像の平滑化や濃淡変換等のような RGB 値の操作を中心にデータ拡張の方法を構成した。

2. データセットとデータ拡張方法の構成

本稿では、従来研究⁷⁾と同じように、加工条件がそれぞれ異なる以下のような複数のデータセットを学習画像として用意した。

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：レーザースピード 30mm/s で刻印したもの。

セット C：レーザースピード 200mm/s で刻印したもの。

セット D：レーザースピード 500mm/s で刻印したもの。

セット E：レーザースピード 100mm/s で刻印したもの。

また、画像の平滑化や濃淡変換等のような RGB 値の操作を中心に、以下のようなデータ拡張の方法を採用した。

1) 単純平均

10×10のブラーフィルタ（単純平均）による平滑化。

2) ガウシアン

11×11のガウシアンフィルタによる平滑化。

3) メディアン

5×5のメディアンフィルタ（中央値）による平滑化。

4) バイラテラル

3×3のバイラテラルフィルタ（エッジ保持）による平滑化。

5) プレ

線形フィルターによるブレの効果。

6) ガンマ 0.5

ガンマ値が 0.5 であるガンマ補正（暗くする）。

7) ガンマ 2.0

ガンマ値が 2.0 であるガンマ補正（明るくする）。

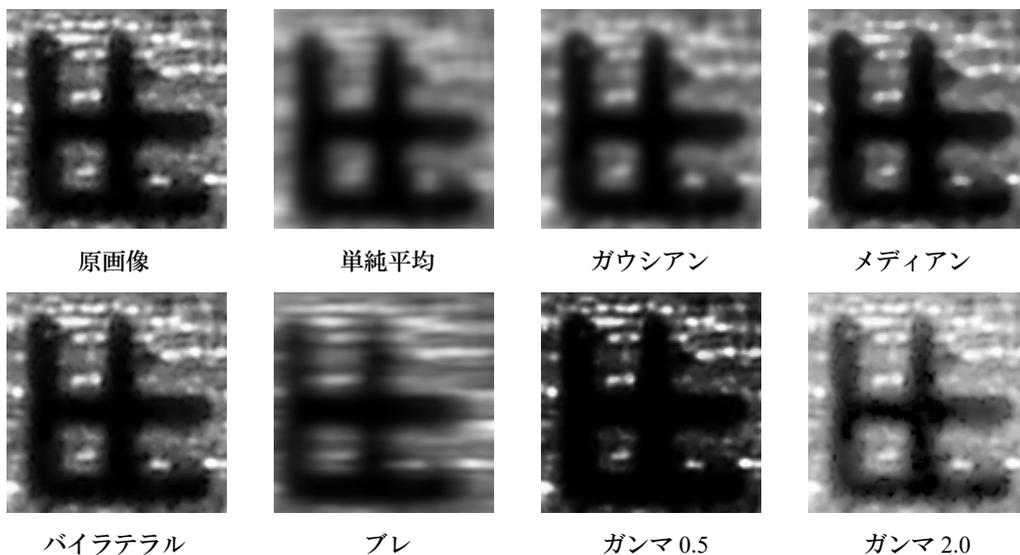


図 5. 原画像とデータ拡張の適用効果の例

図 5 に、上記データ拡張を適用する前のコードパターンの原画像と、適用した後の画像の例を示す。データセットの数が 5 であり、各データセットがそれぞれ 63 枚の画像を含み、データ拡張によって 1 枚の画像が原画像と 7 種類のデータ拡張で計 8 枚になり、合計で 2520 枚の画像を学習画像として使用した。

3. k 分割交差検証による評価

一般的に、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^{9) 10) 11)}。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~E の 5 種類のデータセットを使って、データ拡張の適用ありと適用なしの場合の k=5 の k 分割交差検証を行った。その結果を表 1 に示す。

表 1. k 分割交差検証の結果の正解率 (Accuracy)

テスト データセット	カラー画像			グレースケール画像		
	データ拡張 適用なし	データ拡張 適用あり 1	データ拡張 適用あり 2	データ拡張 適用なし	データ拡張 適用あり 1	データ拡張 適用あり 2
A	0.73	0.65	1.0	0.63	0.56	1.0
B	0.98	0.97	1.0	0.97	0.94	1.0
C	0.81	0.79	1.0	0.76	0.67	1.0
D	0.84	0.87	1.0	0.76	0.86	1.0
E	0.71	0.81	1.0	0.68	0.75	1.0

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。例えば、テストデータセットが A である行において、トレーニングデータセットは B、C、D、E 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。

検証は、カラー画像とグレースケール画像のそれぞれについて行った。また、データ拡張を適用する時は、テストデータセット自身のデータ拡張がトレーニングデータに含まれない「適用あり 1」と、含まれる「適用あり 2」の 2 つの場合について実験を行った。例えば、テストデータセットが A である行においては、「適用あり 1」の場合は、トレーニングデータがデータセット B、C、D、E の原画像とデータ拡張画像であり、「適用あり 2」の場合は、トレーニングデータがデータセット B、C、D、E の原画像とデータ拡張画像、及びデータセット A のデータ拡張画像である。

表 1 がから分かるように、カラー画像とグレースケール画像の両方において、データ拡張の「適

用なし」の場合と比べて、「適用あり1」の場合、すなわち、トレーニングデータセットに対してデータ拡張を適用した場合、正解率が少しだけ上昇したケースも見られたが（D、Eの行）、逆に下がったケースも生じた（A、B、Cの行）。なぜそうなったのか、理由が十分明らかではない。一方、「適用あり2」の場合、すなわち、元々のトレーニングデータセットに対してデータ拡張を適用するとともに、テストデータセットにデータ拡張を適用したものもトレーニングデータセットに加えた場合は、正解率が全て 1.0 に達した。これは、データ拡張を適用した画像は元の画像の特徴を十分含んでおり、それをトレーニングデータに加えることによって、テストデータに非常に近いデータがトレーニングデータに含まれるために由来した結果であると考えられる。

4. 異なるサイズのサンプルコードへの適用

さらに、従来研究⁷⁾と同じように、図6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、データ拡張の適用ありと適用なしの場合のそれぞれについて、セットA～セットEをトレーニングデータとして学習を行った識別器で識別を行った。

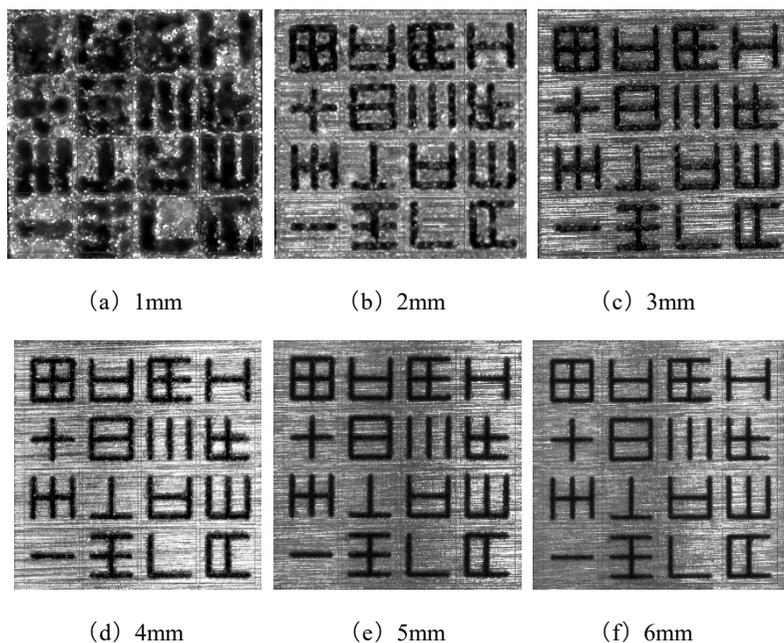


図6. 異なるサイズで刻印したサンプルコード

図6の中の一つのコードパターンの例を図7に示す。サイズが大きくなるに従って、2次元コードパターンの線分幅が細くなるとともに、くっきりなる傾向を示す。また、1mmサイズのコードパターン画像においては、人間の目視でも判別しにくいほど形が崩れるケースが見受けられる。

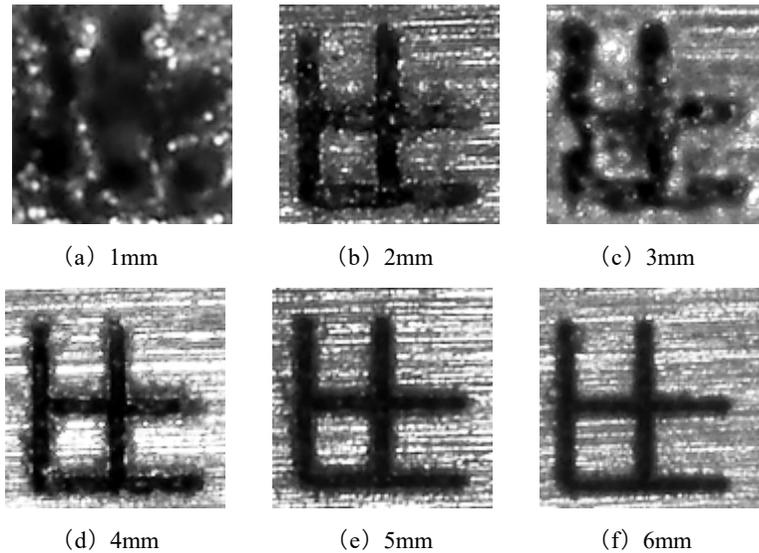


図 7. 異なるサイズで刻印したコードパターン画像の例

k 分割交差検証の時と同じように、元画像のカラー画像以外に、グレースケール画像についても実験を行った。また、データ拡張を適用する時は、同じように「適用あり 3」と「適用あり 4」の 2 つの場合について実験を行った。「適用あり 3」の場合は、データセット A~E とそれにデータ拡張を適用したものをトレーニングデータとした。一方、「適用あり 4」の場合は、トレーニングデータとして、「適用あり 3」の場合のデータセット A~E とそれにデータ拡張を適用したものに加えて、異なるサイズのサンプルコードにデータ拡張を適用したものも用いた。

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 (mm)	カラー画像			グレースケール画像		
	データ拡張 適用なし	データ拡張 適用あり 3	データ拡張 適用あり 4	データ拡張 適用なし	データ拡張 適用あり 3	データ拡張 適用あり 4
1	0.27	0.20	1.0	0.20	0.27	1.0
2	0.60	0.80	1.0	0.73	0.73	1.0
3	0.80	0.73	1.0	0.93	0.73	1.0
4	0.80	0.67	1.0	0.87	0.80	1.0
5	0.80	0.80	1.0	0.87	0.73	1.0
6	0.67	0.74	1.0	0.73	0.67	1.0

表 2 に、カラー画像、グレースケール画像のそれぞれに対して、データ拡張の「適用なし」、「適用あり 3」と「適用あり 4」のそれぞれの場合の、SVM による 2 次元コードの識別結果を示す。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 1 mm 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、データ拡張の適用の有無に関しては、k 分割交差検証の時と似ているように、「適用あり 3」の場合は、正解率が少し上昇したのもあれば、逆に下がったものもあり、有効性が認められなかった。なぜそうなったのか、同じく理由が十分明らかではない。「適用あり 4」の場合は正解率が全て 1.0 になっているが、これはテストデータのデータ拡張をトレーニングデータに加えたことに由来した結果であると考えられる。これは、2 次元コードの識別において、同じ製品系列における同じ加工条件と同じサイズのコードパターンの識別結果を前もって一通り取得し、それ及びそれに対するデータ拡張をトレーニングデータに加えることによって、識別の精度の向上を図れる示唆となると考えられるが、実用においては手間がかかることが難点である。

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、SVM による 2 次元コードの識別にデータ拡張の適用を試みた。処理対象を考慮して 7 種類のデータ拡張の手法を採用し、複数種類のデータセットを用意して SVM による識別を行い、k 分割交差検証によってデータ拡張の適用の有無の比較を行った。また、異なるコードサイズのサンプル画像への適用を行った。テストデータのデータ拡張をトレーニングデータに加えた場合は正解率 1.0 の結果を得られたが、テストデータと独立なトレーニングデータを使用する場合、データ拡張の効果が見られず、その理由もまだ明らかではない。その理由を追求し、さらに 2 次元コード画像の特性を考慮したデータ拡張の仕方を考案したり、他の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) 関陽、平越裕之：「サポートベクターマシンを用いた 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.27、No.1、pp.53-61（2018 年 7 月）
- 8) 矢野正基、大賀隆裕、大西正輝：「深層学習を用いた画像識別タスクの精度向上テクニック」、電子情報通信学会論文誌 D、Vol.J102-D、No.2、pp.34-52（2019 年 2 月）
- 9) 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）
- 10) Sebastian Raschka, Vahid Mirjalili, 福島真太朗（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）
- 11) 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）