

機械学習モデルのアンサンブルを用いた 低解像度ナンバープレート数字の識別

Discriminating Car License Plate Numbers on Low Resolution using Model Ensembling

大江凌太郎*
Ryotaro OE

藤田和弘*
Kazuhiro FUJITA

四宮康治†
Koji SHINOMIYA

1 はじめに

犯罪捜査において、ナンバープレート数字の識別は重要である。しかしながら、実際に記録された防犯ビデオが高解像度であっても、カメラとナンバープレートの距離が離れている場合、ナンバープレート部分の画素数が少なく、目視でナンバープレート数字を特定することが難しい場合があり、低解像度ナンバープレート数字の識別に関する研究が行われてきた。これまでの、低解像度ナンバープレート数字の識別の研究として、モーメント特徴量を用いた低解像度ナンバープレート数字の識別[1], Eigen Numberを用いた低解像度ナンバープレート数字の識別[2] などがあるが、実際の低解像度ナンバープレート数字の識別において、「3」、「8」、「9」の識別に課題があると考えられる。

2 提案手法

本研究では、低解像度ナンバープレート数字のモーメント特徴量をベイズ識別した結果、画像ベクトルとスパース主成分分析(SparsePCA)による固有ベクトルとの内積からなる展開係数を特徴量としてベイズ識別をした結果、CNN (Convolutional Neural Network) による識別結果の計3つの機械学習モデルの出力に対して、Soft Votingを行った。

低解像度化画像[1]の画素を1次元にならべた列ベクトルを \mathbf{x}_n とする。SparsePCAは、展開係数になるべく疎になるようにしたPCAの一種である。SparsePCAによる基底ベクトル、つまり固有ベクトルを \mathbf{u}_k として、対象画像 \mathbf{x}_n の固有ベクトル \mathbf{u}_k による展開係数を $v_{n,k}$ とする。固有ベクトル \mathbf{u}_k は、次式を最小化することにより求める。

$$\frac{1}{2} \left\{ \sum_n \left\| \mathbf{x}_n - \sum_k v_{n,k} \mathbf{u}_k \right\|^2 + \alpha \sum_{n,k} \|v_{n,k}\| \right\} \quad (1)$$

subject to $\|\mathbf{u}_k\|^2 = 1$

ここで、 α はスパース性を調整するパラメータである。固有ベクトル画像を図2に示す。計算機シミュレーションでは、低解像度化画像10,240枚[1]に対し、展開係数 $v_{n,k}$ を特徴量としてベイズ識別を適用して二分割交差検証を行った。SparsePCAの各展開次元数を決めるにあたって、ROC AUC (AUC)の値が最も高くなる次元数を選択した。展開次元数に対するAUCの変化を、図1に示す。

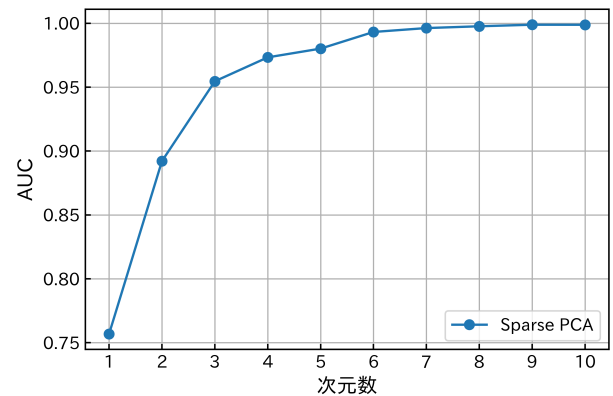


図 1: 展開次元数に対するAUC

モーメント特徴量としては、水平方向と垂直方向の歪度 (Skewness), 平坦度 (Flatness), 標準偏差の縦横比, 計5つを用いた[1]。

3 識別実験結果

実際のナンバープレートを遠方より撮影した画像(図3, 4)に対して識別実験を行った。4桁目(図4)の数字「3」の識別結果を表1に、3桁目(図3)の数字「8」の識別結果を表2に、1桁目(図3)の数字「9」の識別結果を表3に示す。表1より、「3」に関しては、SparsePCAとモーメント特徴はそれぞれ違う数字と誤識別したが、CNNは高い確率で正しく識別した。表2より、「8」に関しては、モーメント特徴のみ誤識別した。表3より、SparsePCAとCNNは「9」を「5」と誤識別したが、モーメント特徴は高い確率で正しく識別した。SoftVotingの結果は「3」、「9」を誤識別したが、第二候補として正しい数字があげられている。また、単独

*龍谷大学, Ryukoku University

†兵庫県警察科学捜査研究所, Hyogo Police Forensic Laboratory

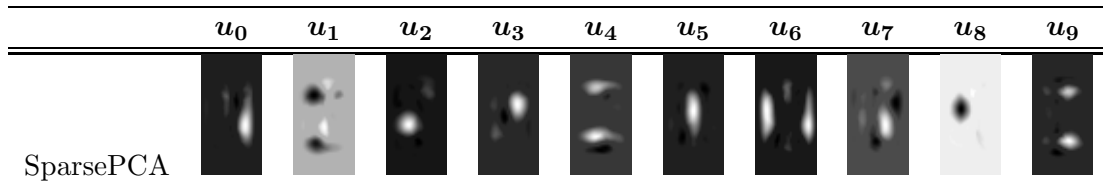


図 2: 固有ベクトル画像(SparsePCA)



図 3: 実際のナンバープレート画像「9173」

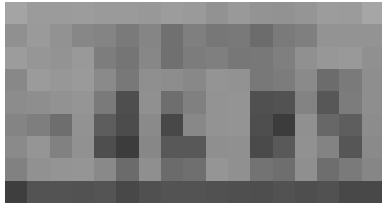


図 4: 実際のナンバープレート画像「4685」

の結果よりも第一候補と第二候補の結果の差が小さくなっていることがわかる。

4 まとめ

複数の機械学習モデルを統合することによって、誤認識の可能性がある数字を第二候補までに絞りこむことができた。今後は、SparsePCAの α を調整するなどして、安定した識別結果となるように改善を行いたい。また、本稿では単純にSoftVotingを用いたが、複数の機械学習モデルの出力に対してMLPを用いて、出力に重みをつける方法についても検討を行いたい。

表 1: 4桁目 (図3)「3」の識別結果

	Moment	SparsePCA	CNN	SoftVoting
0	0.000	0.000	0.000	0.000
1	0.000	0.000	0.068	0.023
2	0.002	0.000	0.000	0.000
3	0.007	0.058	0.866	0.310
4	0.043	0.000	0.000	0.000
5	0.251	<u>0.942</u>	0.001	<u>0.398</u>
6	0.000	0.000	0.000	0.000
7	<u>0.503</u>	0.000	0.062	0.189
8	0.000	0.000	0.000	0.000
9	0.239	0.000	0.003	0.081

表 2: 3桁目 (図4)「8」の識別結果

	Moment	SparsePCA	CNN	SoftVoting
0	<u>0.531</u>	0.038	0.003	0.190
1	0.021	0.000	0.000	0.007
2	0.000	0.001	0.000	0.000
3	0.008	0.000	0.000	0.003
4	0.000	0.000	0.001	0.000
5	0.284	0.000	0.000	0.095
6	0.000	0.000	0.000	0.000
7	0.000	0.000	0.000	0.000
8	0.144	0.961	0.996	0.700
9	0.012	0.000	0.003	0.004

表 3: 1桁目 (図3)「9」の識別結果

	Moment	SparsePCA	CNN	SoftVoting
0	0.012	0.000	0.277	0.096
1	0.000	0.000	0.000	0.000
2	0.000	0.000	0.000	0.000
3	0.002	0.000	0.000	0.001
4	0.000	0.000	0.000	0.000
5	0.043	<u>0.968</u>	<u>0.617</u>	<u>0.534</u>
6	0.000	0.000	0.103	0.034
7	0.000	0.000	0.000	0.000
8	0.000	0.000	0.003	0.001
9	0.942	0.032	0.000	0.325

参考文献

- [1] Koji SHINOMIYA, et al. : “ Discriminating Car License Plate Numbers on Low Resolution using Moment Characteristics ”, ITE Transactions on Media Technology and Applications, Vol.1, No.4, pp.271-277, 2013
- [2] 四宮康治 他: “ Eigen Numberを用いた低解像度ナンバープレート数字の識別 ”, 情報科学技術フォーラム講演論文集 H-024, Vol.12, No.3, pp.157-158, 2013