

## 物体指紋を用いたペットボトル同定のための特徴点削減手法の検討

### A Study of Feature Point Selection Method for PET Bottle Identification Using Object Fingerprints

○吉田智也<sup>1</sup>, 西脇大輔<sup>2</sup>\*Tomoya Yoshida<sup>1</sup>, Daisuke Nishiwaki<sup>2</sup>

Abstract: This paper describes a feature reduction method for PET bottle identification. The proposed method is applied to the identification of PET bottles, and the effectiveness of the proposed method is experimentally confirmed.

#### 1. はじめに

近年, 世界的に海洋プラスチックごみによる海洋汚染が問題視されており, 年間約 270 万トンもの飲料用ペットボトルのゴミが海洋に流れている<sup>[1]</sup>とされている. 日本では企業などがペットボトルの回収に力を注いでいるが回収率が低いのが現状である. ペットボトルのバーコードを使わない安価な個体同定が可能となれば, デポジットの有無などに活用でき, 回収率の向上に繋がると考えている.

ペットボトルの物体指紋の画像例を Fig.1 に示す.



(a) 個体 1 (b) 個体 2  
Figure1. Examples of object fingerprint

これまでに, ペットボトルのへそ部分を物体指紋とし, 画像局所特徴量である AKAZE<sup>[3]</sup>と特徴点マッチングを用いることで, 500 本規模のペットボトルが回転不変で個体同定が可能であることが確認できている<sup>[2]</sup>.

しかし, 特徴点マッチングを用いる際には, データベース画像の枚数に比例して, 探索する特徴点の数が増えてしまう. これにより, データベースの特徴量データ及び対応点探索の処理時間の増加という問題が起こる.

そこで, 本研究ではこれらの問題を解決するために, 画像の変形に強いロバストな特徴点のみを残し, 特徴点を削減する手法を提案し, 特徴点を削減しない場合との精度, 処理時間, 特徴量データ容量を比較し, 提案手法の有効性を検討する.

#### 2. 提案する特徴点削減方法

本研究では, データベース画像に対して, アフィン

変換などを施した画像と元のデータベース画像に対して, AKAZE を用いた特徴点マッチングを行い, ロバストな特徴点を抽出する. 具体的な提案手法の流れを以下に示す.

Step1. データベース画像を 9 分割する

Step2. Step1. で分割した画像に対して, アフィン変換, 射影変換, ノイズを施した画像を生成する

Step3. Step2. で生成した画像とデータベース画像で AKAZE 特徴量を用いた特徴点マッチングを行う

Step4. マッチングした回数が閾値を超えた特徴点を, ロバストな特徴点とみなし, データベースに格納する. もし, 閾値を超えた特徴点が既定の数  $R$  (本実験では 0 と設定) を超えなかった場合, マッチングした回数が多いものから  $R$  個格納する

#### 3. 特徴点削減率

2. で示した手法を用いて, 特徴点の削減を行った. 設定した閾値 (本実験では 15, 20, 25) と特徴点削減率の表を Table.1 に示す. 閾値と比例して, データの削減率が上がっていくことが確認できた.

Table1. feature points reduction rate

閾値	15	20	25
削減率(%)	87.058	96.038	99.449

#### 4. 照合実験

筆者らが提案した手法<sup>[2]</sup>で, 特徴点を削減した場合と全ての特徴点を使った場合に関して, ペットボトル同定の実験を行い, 一本当たりの処理時間及びマッチング精度を算出した. 実験結果として, 処理時間及びマッチング精度のグラフをそれぞれ Fig.3 と Fig.4 に示

す。

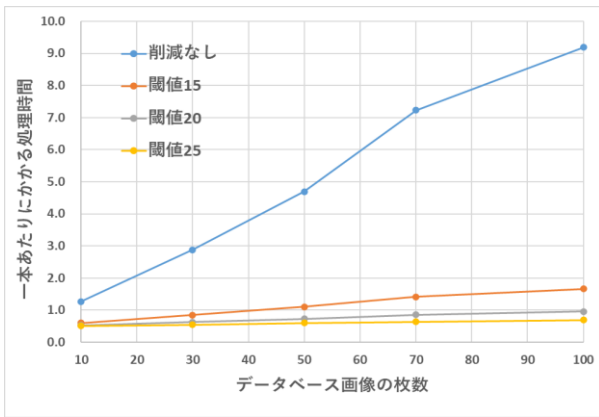


Figure3. Processing time per bottle

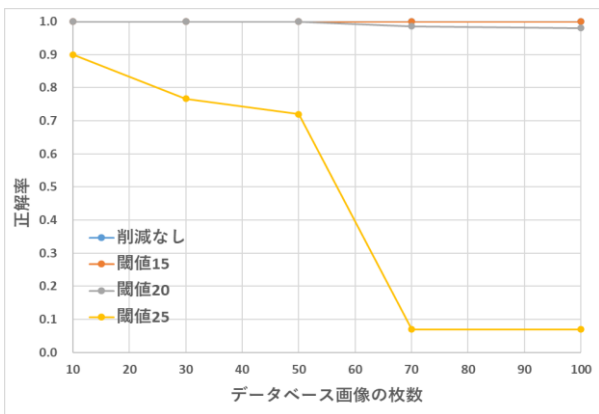
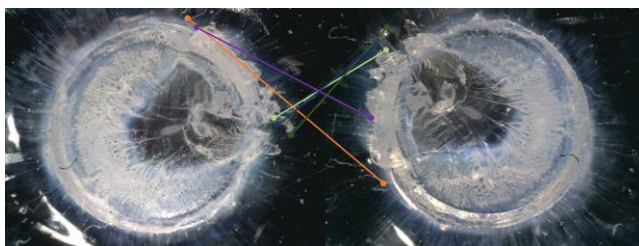


Figure4. Matching accuracy

Fig.3 では、閾値が高くなるほど一本当たりの処理時間が短くなっている。マッチング精度に関しても、閾値 25 以外の結果は良好となった。Fig.4 の精度が下がった原因を探るために、Fig.5 に閾値を 25 とした場合のマッチング結果を示す。なお、(a)と(b)は、データベース画像が 50 から 70 に増えた際に誤答した個体のマッチング結果の例を示した



(a) データベース画像枚数 50 の正答例



(b) データベース画像枚数 70 の誤答例

Figure5. Examples of matching results

## 5. 考察

本研究で提案した手法を適用し、データベース特徴量を 90%程度削減した場合でも、マッチング精度が安定おり、提案手法の有効性を確認することができた。

前述した精度が下がった理由について考察する。誤答した画像を確認すると、全てが特徴点が 2 個しかないあるデータベース画像とマッチングをしていた。特徴点が 2 個しかない場合、マッチング部分のレシオテストが意味をなさず、信頼性の高いマッチングを得ることができないため、急激に精度が下がってしまったと考えられる。この問題を解決するために、R の値を 0 以外の値に設定する必要である。

また、本研究では、識別対象を 100 本としたが、実用化するには、店舗単位でも少なくとも識別対象が 4 桁台になる可能性が考えられる。識別対象が 1000 本と仮定し、提案手法で特徴点を削減した場合、一本当たりの処理時間は、閾値が 15, 20, 25 の場合、それぞれ、12.60[s], 5.39[s], 2.59[s]と予測できる。デポジットに活用することを想定すると、閾値が 15, 20 の場合、処理時間が長くなってしまふ。従って、閾値 25 の場合でも安定したマッチング精度になるように RANSAC を導入する、もしくは、探索範囲を狭めるようなシステムの工夫が必要となる。

## 6. まとめ

本報告では、ペットボトル同定の際の特徴点削減を実現する手法の提案及び検討を行った。その結果、提案手法の有効性が確認することができた。

今後は、閾値が 25 の場合においても、マッチング精度が安定するような特徴点マッチングアルゴリズムを検討していく。

## 7. 参考文献

- [1] Green Alliance, 「How to stop nearly two thirds of plastic waste getting into the sea」  
[https://green-alliance.org.uk/wp-content/uploads/2017/08/maritime\\_twitter\\_graphic.pdf\(2022-9\)](https://green-alliance.org.uk/wp-content/uploads/2017/08/maritime_twitter_graphic.pdf(2022-9))
- [2] 吉田智也, 西脇大輔「物体指紋を用いたペットボトル同定の実験的検討」R4 年度学術講演会原稿
- [3] Pablo F. Alcantarilla, Jesus Nuevo, Adrien Bartoli “Fast Explicit Diffusion for Accelerated Features in Nonlinear Scale Spaces”  
<http://www.robosafe.com/personal/pablo.alcantarilla/papers/Alcantarilla13bmvc.pdf>