

J_064

パラメトリック固有空間法を用いた画像中の野鳥の個体数推定

Presumption of number of birds in images using Parametric Eigenspace Method

原 徹也† 三田 長久‡ 久保山 裕‡
Tetsuya Hara Nagahisa Mita Yutaka Kuboyama

1. あらまし

近年、急激な技術革新に伴い、環境問題が深刻になっており、環境を評価するシステムが重要視されている。本研究は、環境の変化に敏感な野鳥を評価し、自然環境の評価を行うことを目的としており、その一環として、我々は画像処理を利用した画像中の野鳥の個体数推定を行っている。これまで様々な手法で推定を行ってきたが、野鳥が重なっている場合に推定が困難となっていた。今回は、野鳥が重なっている画像も学習に用いることで、重なった場合にも対応できるシステムを考案した。また、種類識別に利用されてきたパラメトリック固有空間法[1]を適用することで、将来的に個体数推定と種類識別が同時にできるようになると考えられる。

2. システム構成

画像入力から野鳥の個体数を推定するまでのプロセスは主に二つの部分から成る。一つは画像から背景を除いて野鳥のみを抽出する部分、もう一つは抽出された野鳥が何羽であるか、パラメトリック固有空間法を用いて判別する部分である。今回用いた画像は3羽以上重なっているものが非常に少なく十分な学習ができないと考え、1羽であるか、2羽であるかを判別することにした。判別された羽数の合計で画像中の野鳥の個体数をカウントする。

図1に野鳥の個体数を推定するまでの全体の流れを示す。ここで、入力する画像の大きさは 640×480 で、抽出した野鳥は 32×32 に正規化を行っている。

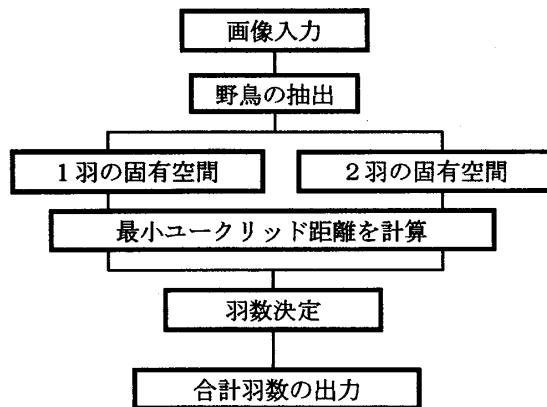


図1. システム構成

3. 野鳥の抽出

今回は、比較的背景が単純で、野鳥が飛んでいる画像を用いた。まず、入力画像を輝度画像に変換し、2値化処理、マスク処理を行う。次に、野鳥の左上、左下、右上、右下の座標点を読み取り、それらの座標値に対応する方形領域を抜き出す。最後に、抜き出した方形領域を 32×32 画素にリサンプリング処理を行う。リサンプリング処理は野鳥の大きさを正規化するために行うもので、手法としては、計算量の削減を考え、ニアレストネイバー法を用いた。抽出までの流れを図2に示す。

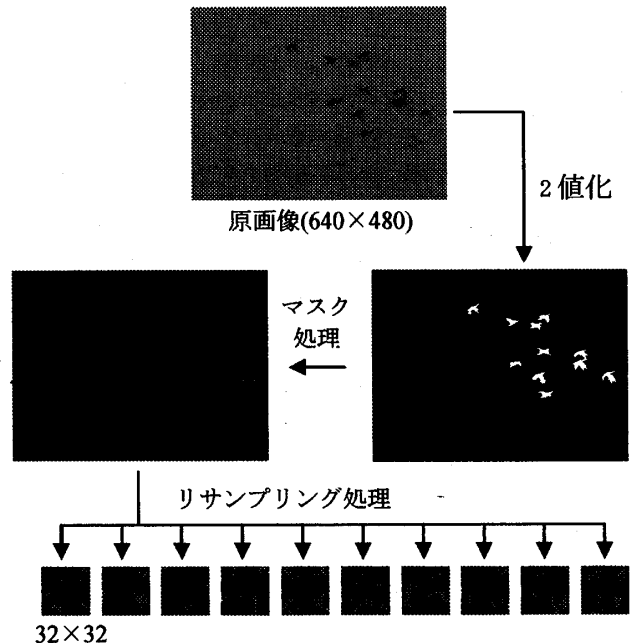


図2. 野鳥の抽出までの流れ

4. パラメトリック固有空間法

パラメトリック固有空間法は、3次元物体の向きや光源の変化に対応して連続的に変動する2次元画像の変化を、固有空間上で表現するものである。この手法で認識を行うためには、対象となる野鳥の画像から認識を行うための固有空間を形成する学習段階、そしてその固有空間を利用して認識を行う認識段階とに分けられる。

4.1 学習段階

まず画像をベクトルで表現することを考える。画像の画素の輝度値をベクトルの要素とすることで各1枚の画像からベクトル \hat{x}_i を形成し、明るさで正規化を行う。正

† 熊本大学大学院 自然科学研究科 電気システム専攻

‡ 熊本大学大学院 自然科学研究科 情報電気電子工学専攻

規化後の画像ベクトルを x_i とすると、式(1)のようにベクトル x_i の大きさが 1000 となるように正規化を行った。

さらに、式(1)で表現された画像を多数集めて画像集合行列を式(2)の様に形成する。

$$\text{一枚の画像: } x_i = 1000 \times \frac{\hat{x}_i}{\|\hat{x}_i\|} \quad (N \text{ 次元}) \quad (1)$$

$$\text{画像集合行列: } [x_1, x_2, \dots, x_M] \quad (2)$$

ここで N は画素数, M は画像枚数を表す。

次に、この画像集合行列から共分散行列を計算する。共分散行列 Q は式(3) で計算される。

$$Q = XX^T \quad (3)$$

$$X = [x_1 - c, x_2 - c, \dots, x_N - c] \quad (4)$$

$$c = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M x_m \quad (5)$$

ただし、 X は式(4)、 c は画像の平均ベクトルであり、式(5)で表されるものである。次に式(6)の固有値問題を解く。

$$\lambda e_i = Qe_i \quad (6)$$

この固有値問題を解くことによって、得られた固有値を大きい値から並べる。求めるべき固有空間の次元を k とすれば、固有値を大きいほうから k 個取り出し、それらに対応する k 個の固有ベクトルを式(6)で計算する。この固有ベクトルにより張られる空間が求めるべき固有空間となる。最適な固有空間の次元数は、固有値累積寄与率が 80%を超えれば十分と考え、その値を超えた時点での次元数で固有空間を形成する。

$$z_i = [e_1, e_2, \dots, e_k]^T [y_i - c] \quad (7)$$

次に、形成された固有空間中に式(7)を用いることで、 N 次元のデータ y_i は k 次元の固有空間の 1 点へ投影することができる。

4.2 認識段階

認識段階では、まず認識すべき新たな未知入力画像から野鳥を抜き出し、画像の大きさを正規化後、学習段階で得た野鳥の各固有空間中に、式(7)を用いて線形写像を行う。そして認識は各学習画像と未知画像とのユークリッド距離を計算し、閾値以下の画像が多く含まれている方を判定羽数とした。

5. シミュレーション

5.1 条件

今回、シミュレーションに用いた画像は動画画像から切り出した 640×480 の静止画像で、枚数は 25 枚、野鳥の総羽数は 274 羽、3 羽以上重なっている野鳥が存在しない画

像を用いた。抽出された 32×32 の野鳥の画像は 1 羽が 224 枚、2 羽重なっているものが 25 枚である。

学習段階として、連続した 1 羽の画像と 2 羽の画像、各 20 枚ずつで固有空間を作成し、その空間に投影を行った。固有空間の次元はそれぞれ 11 次元と 12 次元である。各固有空間のユークリッド距離の閾値はそれぞれ実験的に 510, 440 とした。

5.2 結果

抽出された野鳥の画像全 249 枚を各固有空間に投影し、ユークリッド距離により認識を行った結果を表 1 に示す。正しく認識された画像は全 249 枚中、222 枚で 89.2%であった。

表 1. 認識結果

抽出された画像	画像数	正	誤
1 羽	224	212	12
2 羽	25	10	15
合計	249	222	27

羽数の推定結果としては、正しく推定できた羽数が全 274 羽中、232 羽であったため、84.7%の推定率が得られたことになる。しかし、2 羽の画像に関しては、誤認識の方が多くなっているため、良い結果が得られたとは言い難い。これは、今回の推定に用いた画像中に目視でも区別できないものも含んでおり、これが誤認識の原因になったものと考えている。

6. まとめ

今回、種類識別に利用されてきたパラメトリック固有空間法を用いて野鳥の個体数の推定を行った。野鳥が 1 羽の画像と 2 羽重なっている画像で固有空間を作成し、その固有空間で識別を行った結果、画像の識別の面では 89.2%の識別率が得られ、個体数推定の面では 84.7%の推定率が得られた。今後の課題として、推定精度の向上や画像の入力から出力までの自動推定、個体数推定と種類識別を同時に行うシステムを考案する必要がある。また、音声情報のスペクトログラムを画像として扱い、音声による野鳥の種類識別方法への適用も検討する。

本研究は一部を環境技術開発等推進費の補助を受けて実施した。

参考文献

- [1] S.K.Nayar, S.A.Nene, H.Murase: "Subspace Methods for Robot Vision", IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol12, NO.5, pp.750-758, October 1996