

平成 30 年度卒業論文

位置情報を組み合わせた  
特徴量による小動物追跡の評価

宮崎大学 工学部 情報システム工学科

富永 圭佑

指導教員 椋木雅之

## 目次

1. はじめに .....	1
2. 画像分類を用いた小動物追跡 .....	2
2.1 小動物追跡.....	2
2.2 小動物追跡の従来手法.....	3
3. 位置所法を組み合わせた特徴量による小動物追跡.....	4
3.1 小動物追跡の流れ.....	4
3.2 マウス画像の切り出し.....	4
3.3 画像特徴量の抽出.....	7
3.4 画像特徴量と位置情報の組み合わせ.....	9
3.5 小動物の識別追跡.....	10
4. 実験 .....	11
4.1 実験データ.....	11
4.2 評価方法.....	14
4.3 マウスの識別追跡実験.....	15
5. おわりに .....	19

## 1. はじめに

家畜の伝染病は、畜産農業において大きな問題である。宮崎県では、口蹄疫や鳥インフルエンザなどの伝染病により多くの家畜が殺処分され、多大な損害が発生した過去がある。家畜の伝染病は、野生動物が感染源である場合が多い。そのため、飼育小屋周辺の野生動物の生態把握は、家畜の伝染病対策において重要な研究課題の一つとなっている。しかし、人手での小動物の追跡・観察を行うのは多くの時間と労力が必要となる。

そこで、野生動物の生態把握の手助けのため、画像分類を用いた小動物追跡手法[1]が提案された。この手法は、動画像内のすべての小動物を画像処理により検出し、検出結果に対して画像分類手法を用いて識別することで、追跡を行うことができる。この際、同一フレーム内で異なる小動物が同じ個体として識別された場合には、位置情報を用いて識別結果を補正するという2段階の処理を行っている。

本研究では、画像分類手法で用いられる特徴量に、小動物の位置情報を組み合わせることで追跡結果がどのように変化するか評価する。これにより、従来手法[1]が行っていた識別の後に位置情報による補正をするという2段階の処理を識別処理1段階ですませることができるか調査する。

## 2. 画像分類を用いた小動物追跡

### 2.1 小動物追跡

小動物の行動には、1匹でいる場合と、複数の小動物がいる場合とで変化がある。そこで、生態把握のためには、複数の小動物がいる状況で、個々を識別追跡する必要がある。小動物の場合、個体同士が似通っていることが多く、激しく動き回ったり、重なり合いによりオクルージョンが発生したりする。これらの要因から、小動物は追跡を行うのに難しい対象である。本研究では、特にマウス（正式名称はアラシヤマネ）を対象とした追跡を行う。マウスは個々の色が似ている場合が多い。また、マウスに着色をしてもすぐにマウスが自ら色を落としてしまうという問題が発生する。さらに、分かりやすい目印をつけることは、マウスにとって大きなストレスとなるためできない。これらの要因が追跡を困難とさせている。

## 2.2 小動物追跡の従来手法

従来手法[1]では、Sparse Collaborative Mean Attraction(SCMA)法[2]という画像分類の手法を用いた小動物追跡の手法を提案している。動画の各フレームからマウスが写っている部分を切り出し、切り出した画像からマウスの画像特徴量を抽出する。この抽出された画像特徴量を、画像分類の手法である SCMA 法によって、分類することで個体の識別をする。ここで、切り出された異なるマウス画像が同一のマウス個体と識別された場合、前のフレームのマウスの重心座標と、現在のフレームのマウスの重心座標の二点間の距離をすべての組み合わせについて求め、座標が近いものを追跡結果とする位置合わせを行う。これにより、誤識別に対処している。

従来手法では、識別と位置合わせという 2 段階で処理を行っているが、マウスの画像特徴量に加えて位置情報も利用して画像分類による識別を改善できれば位置合わせは不要となり、マウスの追跡手法を簡略化することが可能になる。また、画像特徴量に位置情報を組み合わせることで、従来追跡手法と同等以上の追跡結果が得られる場合、さらに位置情報以外のマウスの除法を加えて追跡を行えば、追跡結果をさらに改善できる可能性もある。

### **3. 位置所法を組み合わせた特徴量による小動物追跡**

#### **3.1 小動物追跡の流れ**

本研究では、動画像の各フレームからマウスのみを切り出し、画像特徴量を抽出する。この抽出された画像特徴量とマウスの位置情報を組み合わせた特徴量を作成し、これを画像分類に用いて識別と追跡を行う。

#### **3.2 マウス画像の切り出し**

動画像の各フレームからマウス 1 匹のみが写った領域を画像として切り出し、これを用いてマウスの画像特徴量を抽出する。本研究で用いる実験用動画は、マウスを模様のない白い箱に入れて撮影したものである（図 1）。実験用動画にガウスぼかしを適用する（図 2）。その画像を二値化し、マウスの輪郭が収まる矩形(外接矩形)を取得する（図 3）。外接矩形を取り出すことでマウス画像を取得する（図 4）。この時、取得する外接矩形の面積の範囲を指定することでマウス以外が取得されないようにする。



図1 切り出す前のマウス画像



図2 濃淡とガウスぼかしを適用

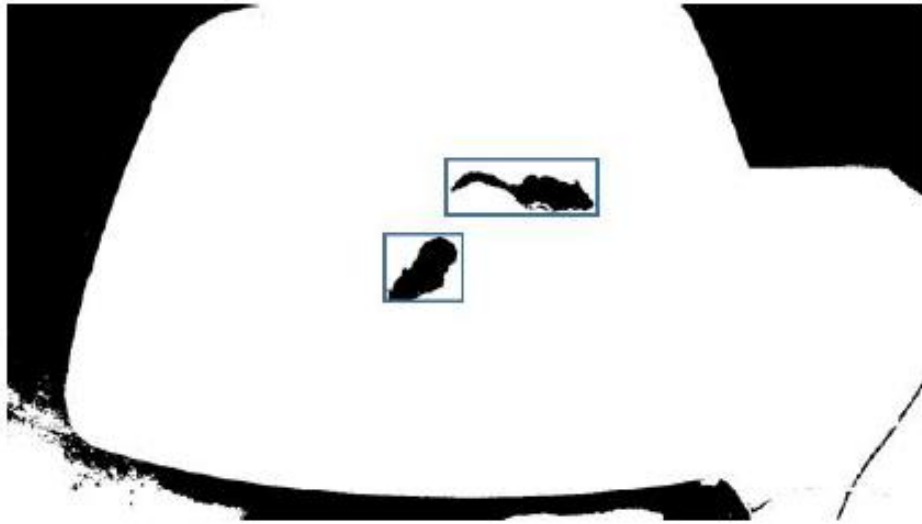


図3 二値化と外接矩形取得



図4 切り出したマウス画像



### 3.3 画像特徴量の抽出

マウスの特徴抽出（図 5）には、Deep Learning フレームワークである Caffe[3]で ImageNet 画像[4]を学習したモデル(bvlc\_reference\_caffenet)[5]を用いる。このモデルは、ILSVRC2012 の 1000 カテゴリ、120 万画像の訓練用データを用いて構築されたもので、学習済みのモデルが公開されている。本研究では、モデルの中間層(fc7)の出力である 4096 次元のデータを画像特徴量として使用する（図 6）。

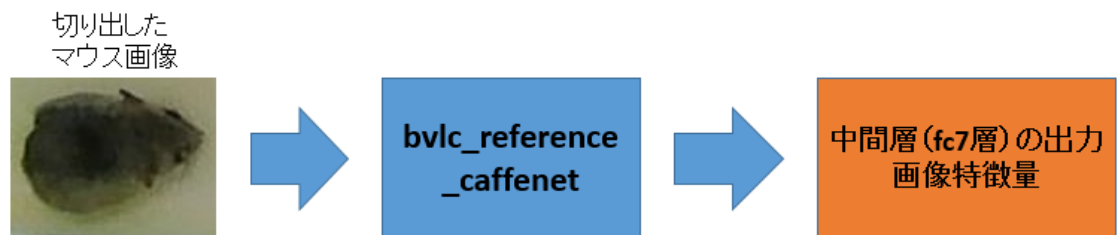


図 5 特徴抽出

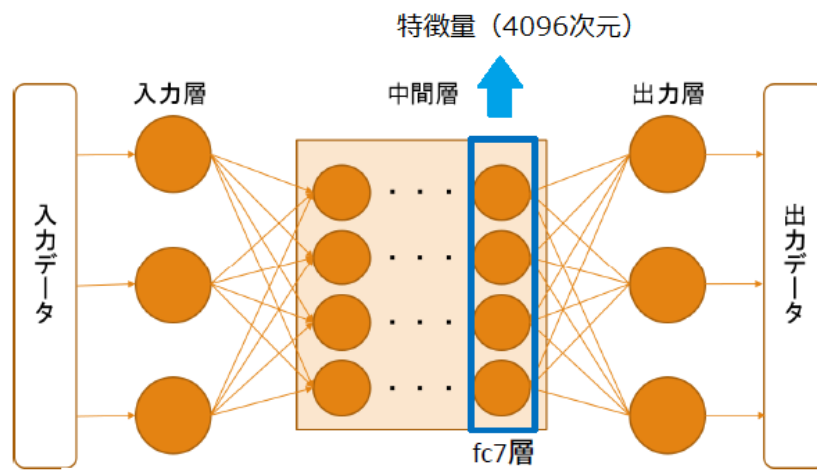


図 6 特徴量抽出

### 3.4 画像特徴量と位置情報の組み合わせ

4096次元の画像特徴量とマウスの位置情報とを組み合わせた特徴量を作成する。組み合わせるマウスの位置情報として、正規化したマウスの重心座標を用いる。正規化とは、データを一定の条件を満たすように加工することである。提案手法では、画像特徴量と重心座標を最小値が0、最大値が1になるようにそれぞれ正規化して組み合わせる。組み合わせた特徴量は4098次元となる（図7）。

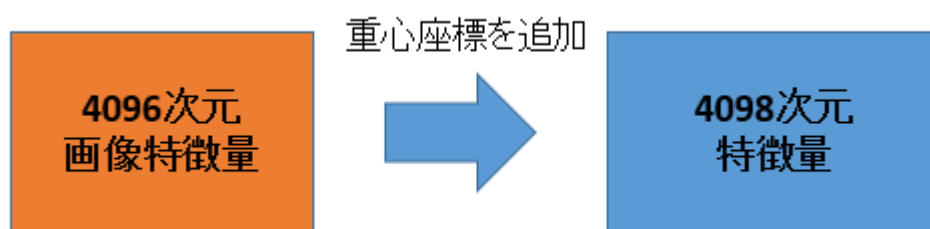


図7 特徴量と位置情報の組み合わせ

### 3.5 小動物の識別追跡

あらかじめ追跡対象となるマウスの各個体の画像を訓練用画像として用意しておく。また、訓練用画像に対して画像特徴を抽出しておく。訓練用画像の画像特徴量に、前フレームでのマウスの位置情報を組み合わせた特徴量を作成し、識別器に既知のクラスとして与える。識別器には SCMA 法よりも高速で処理を行える画像分類手法の Collaborative Mean Attraction(CMA)法[6]を用いる。マウスの動画の 1 フレーム毎にマウスの画像特徴量とマウスの位置情報を組み合わせた特徴量を生成する。フレーム毎に 3.2 節から 3.4 節の処理を行い組み合わせた特徴量を得る。組み合わせた特徴量を上記の識別器に与え識別する。これを各フレームで繰り返し行うことで識別と追跡結果を得る (図 8)。

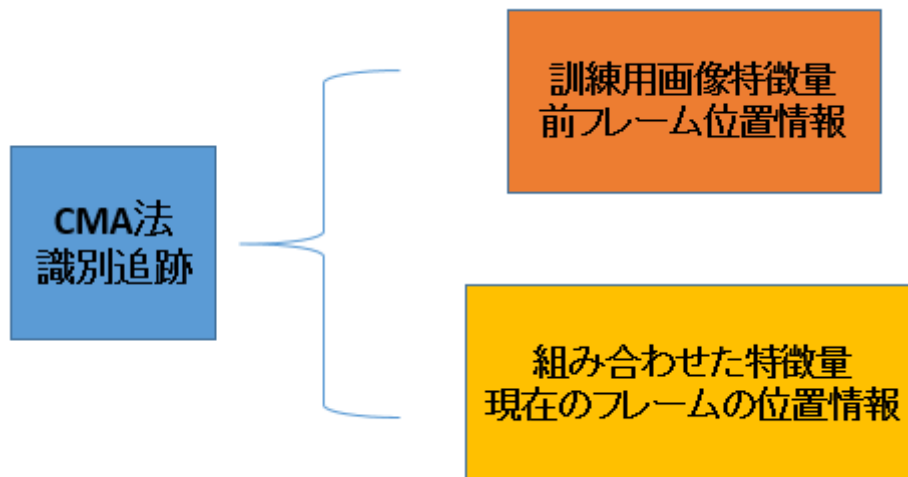


図 8 小動物の識別追跡

## 4. 実験

### 4.1 実験データ

実験用動画は、模様のない白い箱内の 2 匹のマウスを撮影したものである。箱の中にはマウスが隠れることができるものはなく、マウス以外は存在しない。さらに、箱の中には影ができないようにし、光の反射、映り込みが発生しないようにする。実験用動画のサイズはすべて 1280×720 となっており、マウス 1 匹のサイズは小さいもので 100×80 ほど、大きいもので 200×200 ほどとなっている。実験用動画の例を図 9 に示す。これらの実験用画像は、本学農学部 of 坂本講師より提供頂いた。



図 9 実験用動画の例

訓練用画像は、元の動画から人手で取得し、1匹につき4枚の向きが異なるマウス画像を用意した。本実験で用いる動画の訓練用画像の例を図10に示す。



(a) マウス A



(b) マウス B

図 10 訓練用画像の例 (4 枚)

## 4.2 評価方法

画像特徴量と位置情報を組み合わせたことの効率を評価するために、マウスの識別および追跡の実験を行う。

識別の実験では、位置情報に、1、10、100 倍の重み付けを行った上で、画像特徴量と組み合わせた。2 匹のマウスを誤識別したフレーム数の変化を見ることで、識別結果への影響を調べた。

追跡の評価には、マウスの重心座標を用いる。人手で決めた正解の座標と、追跡結果の切り出し画像の重心座標との距離の差を比較する。この距離の平均値を求め、定量評価とした。

マウスの識別と追跡の処理は、実験用動画の 13500 フレームから 14800 フレームまでの全フレームに対して適用し、追跡の評価は 100 フレーム毎に行った。



### 4.3 マウスの識別追跡実験

マウスの識別結果を表 1 に示す。識別処理を行った 13001 フレーム中で、2 匹のマウスを同一個体だと誤識別したフレーム数を示している。従来手法は、位置情報を用いない重み 0 倍の結果である。

1 倍、10 倍の重み付けで行った識別では、従来手法と同程度の誤識別フレーム数となった。画像特徴量が 4096 次元であるのに対して、位置情報は 2 次元なので、重みが小さい場合、識別結果に位置情報がほとんど影響しない。

一方で、100 倍の重み付けで行った識別では、同一個体と誤識別したフレーム数が 0 となった。この場合、従来手法での 2 段階目の位置合わせ処理が不要となる。

図 11、12 に識別結果に成功した動画と失敗した動画の例を示す。マウスが急な動きを行った場合に誤識別を起こしていた。

表 1 識別結果

	同一個体と誤識別した フレーム数
従来手法 (0 倍)	484
1 倍	484
10 倍	482
100 倍	0

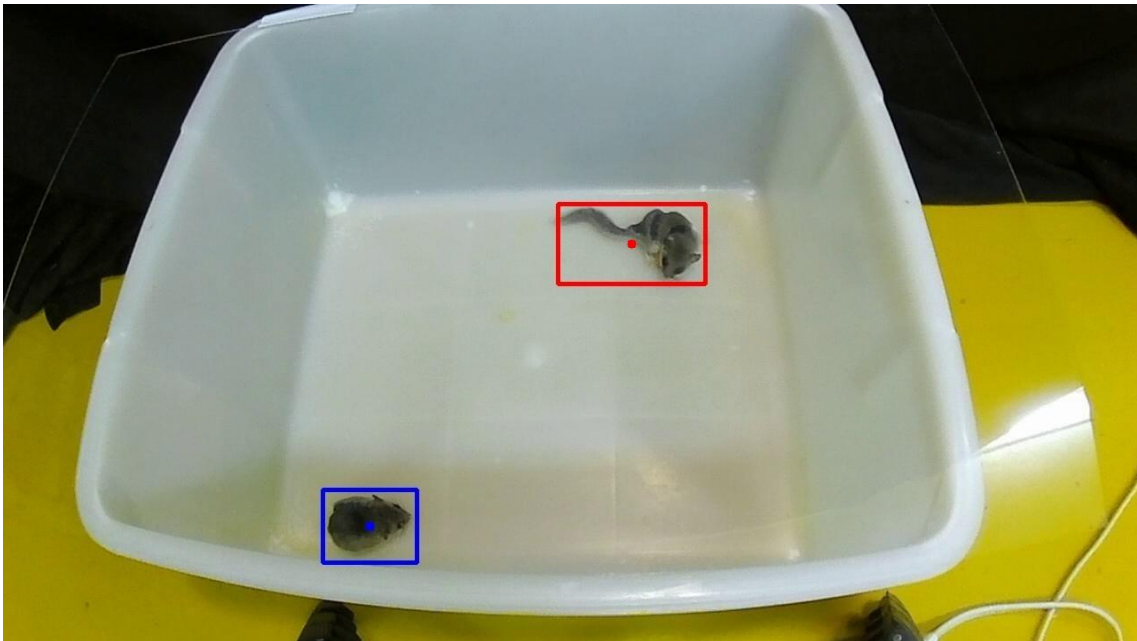


図 11 識別に成功

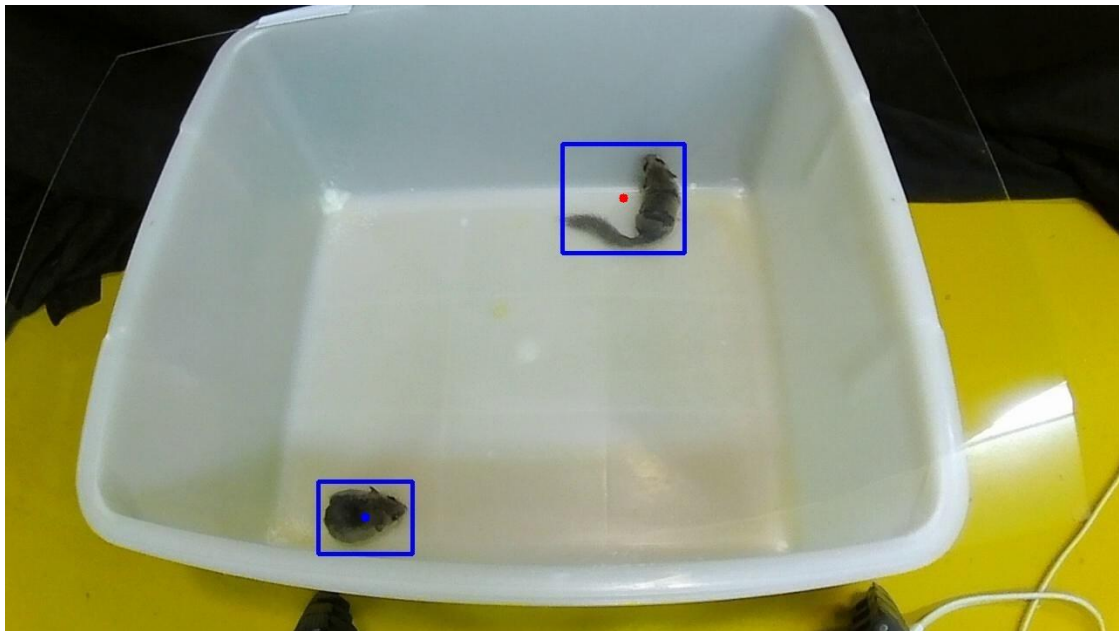


図 12 識別に失敗

次に、従来手法（重み 0 倍）と提案手法（重み 100 倍）とで追跡結果の定量評価を行った。結果を表 2 に示す。従来手法と提案手法で、平均誤差は変わらなかった。評価対象とした 100 フレーム毎の識別結果を確認したところ、従来手法と提案手法で、識別結果も同じですべて正しかった。マウス画像の切り出しには、両手法とも同じ処理を用いているので、識別結果が変わらなければ平均誤差も同じになる。本稿の実験で用いた動画は従来手法でも追跡が上手く行えていたため、提案手法により追跡結果を改善できるかは確認できなかった。

表 2 追跡結果の定量評価

	平均誤差
従来手法（0 倍）	6.0
提案手法（100 倍）	6.0

## 5. おわりに

本研究では、マウス画像から抽出した画像特徴量にマウスの位置情報を組み合わせた特徴量による小動物追跡の評価を行った。画像特徴量と位置情報を組み合わせることによって、マウスの識別と追跡の処理を1段階に簡略化することが可能であり、識別結果への影響があることを示した。しかし、本研究で用いたマウスの実験用動画では、提案手法によって従来手法の追跡結果を改善させることが可能であるという確認を得ることができなかった。

今後の課題は、マウスの模様が似ている個体同士や、4匹のマウスが映っている識別が難しい実験用動画を用いた識別や追跡の実験を行い、提案手法で追跡結果を改善させることができるか確認することが挙げられる。また、画像特徴量に組み合わせるマウスの情報を、位置情報以外にも増やして実験することでマウスの識別、追跡結果の改善につながるかを調査することも今後の課題である。

## 謝辞

最後に、本研究を行うにあたりご指導いただいた椋木雅之教授に感謝いたします。また、本研究のきっかけを与えてくださり、実験用動画提供をしていただいた坂本講師に感謝いたします。日常の議論を通して多くの知識や示唆を頂いた椋木研究室の皆様にお礼申し上げます。

## 参考文献

[1]北川遼哉:画像分類を用いた複数の諸動物の同時追跡,平成 29 年度宮崎大学工学部情報システム工学科卒業論文,(2018).

[2]Hiroki Ogihara, Masayuki Mukunoki:Imaga Classification using Collaborative Mean Attraction with Sparse Optimization,ICPRA2018,(2018).

[3]Y.Jia, E.Shelhamer, J.Donahue, et.al.: Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding, MM '14 Proc. ACM on Multimedia pp.675-678,(2014).

[4]L.Fei-Fei:ImageNet:crowdsourcing, benchmarking and other cool things, CMU VASC Seminar, (2010).

[5][http://dl.caffe.berkeleyvision.org/bvlc\\_reference\\_caffenet.caffemode](http://dl.caffe.berkeleyvision.org/bvlc_reference_caffenet.caffemode)

1

[6]Y.Wu, M.Mukunoki, M.minoh:Collabolative Mean Attraction for Set Based Recognition, MIRU2014,OS3-3,(2014)