

一般背景下での マウスの識別と追跡

工学研究科 情報システム工学分野

指導教員 椋木 雅之

T1703008 岡崎 浩佑

2019/02/04

生態把握

動物の生息分布や個体数を把握する

畜舎周辺の生態把握

→野生生物の侵入経路を把握

侵入経路の排除により伝染病の予防が可能

研究背景

生態把握の手段：カメラ映像の解析が有効

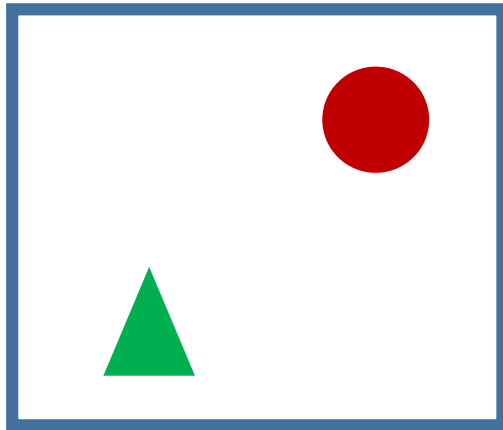
映像の解析

人の手による解析は時間と労力がかかる

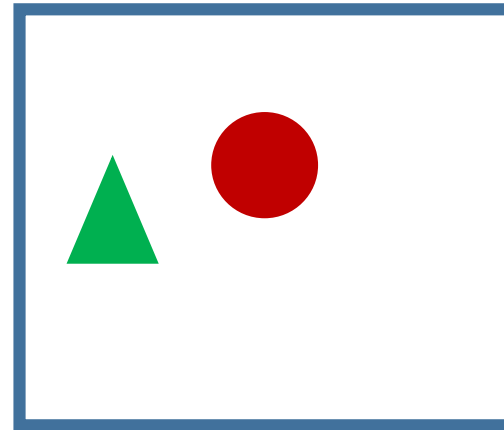
画像処理によって自動化

画像処理による生態把握

達成目標：映像内の物体の経路を求める



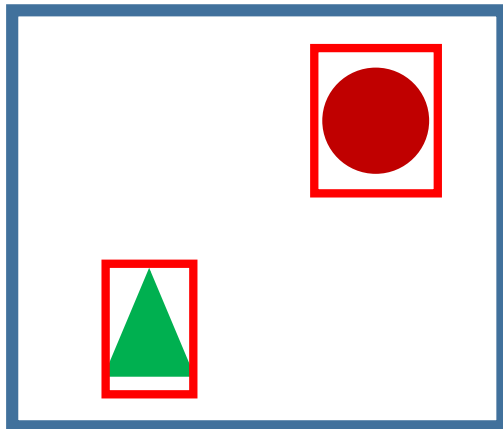
t=0



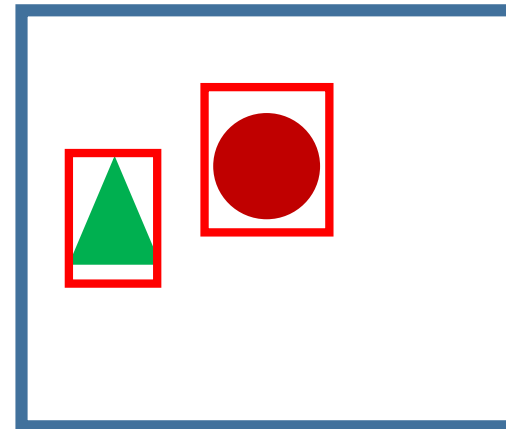
t=10

画像処理による生態把握

達成目標：映像内の物体の経路を求める



t=0

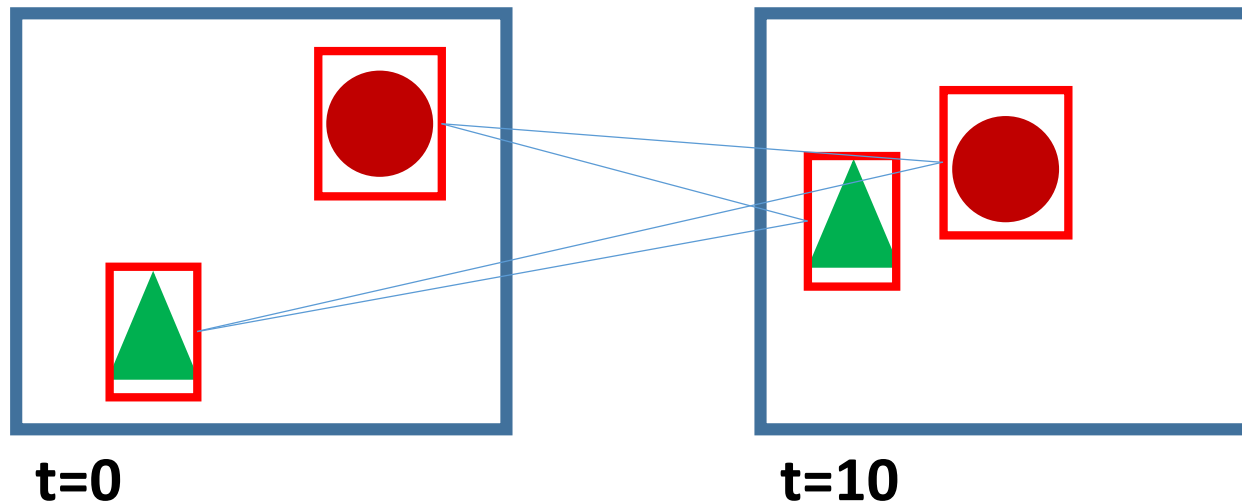


t=10

物体検出:画像上の物体の位置を求める

画像処理による生態把握

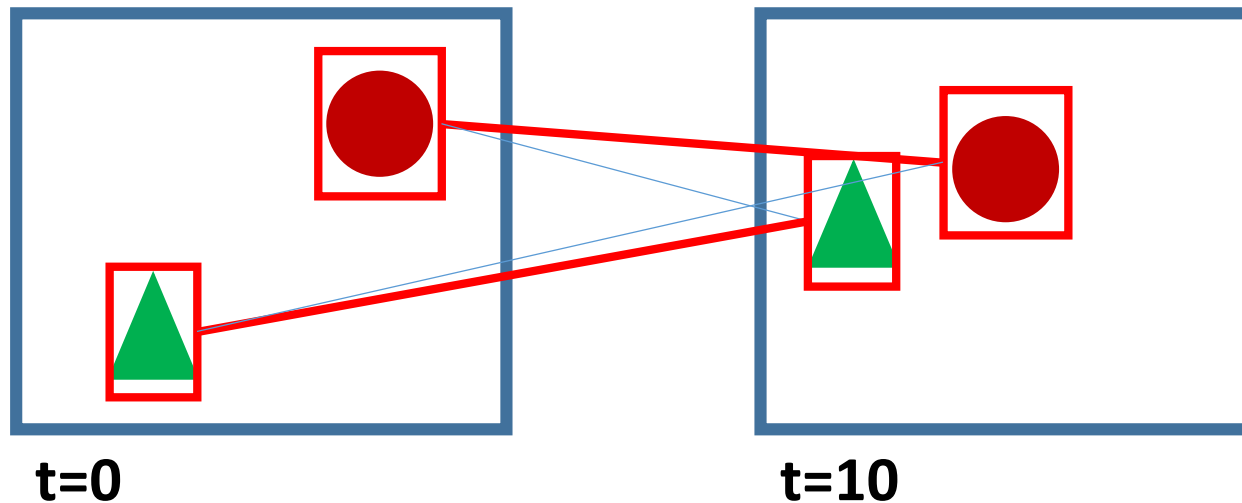
達成目標：映像内の物体の経路を求める



個体識別:同一の個体を識別する

画像処理による生態把握

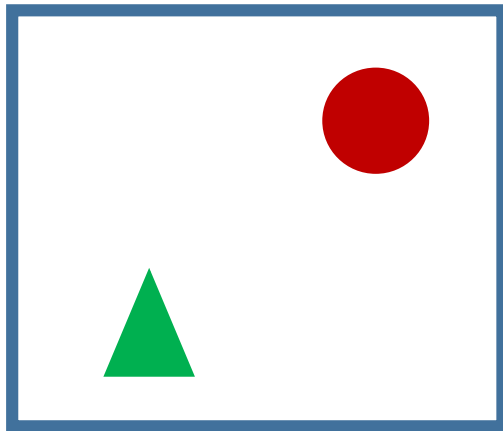
達成目標：映像内の物体の経路を求める



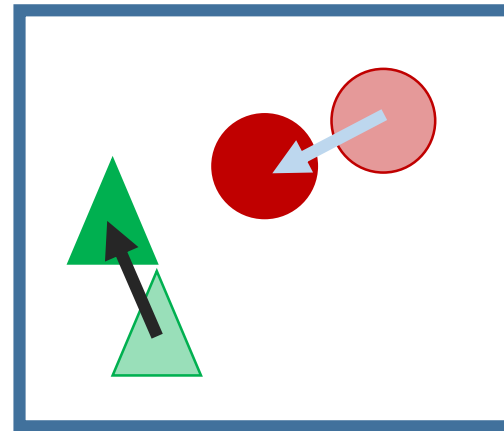
個体識別:同一の個体を識別する

画像処理による生態把握

達成目標：映像内の物体の経路を求める



t=0



t=10

経路を求めるには「物体検出」と「個体識別」が重要

映像に映る複数の物体の経路を求める研究分野を
複数物体追跡という

複数物体追跡研究の7割は人物を対象にしている

本研究の設定

- 追跡対象 マウス

生態把握の対象は動物

個体が小さく撮影環境の設定が容易



本研究の設定

- 撮影環境の設定

背景は落ち葉
遮蔽物あり = 一般背景

追跡対象はアカネズミ

(今後はマウスと総称する)

1つの固定カメラで撮影



- 一般背景によって、各処理で課題が生じる
物体検出 個体識別 未知個体判定

研究目的

一般背景下において

1. 物体検出
2. 個体識別
3. 未知個体判定

各処理の課題を、従来手法を改良することで改善を行う

物体検出

- 問題設定

画像を入力として与えた場合
画像上の物体の位置座標を返す

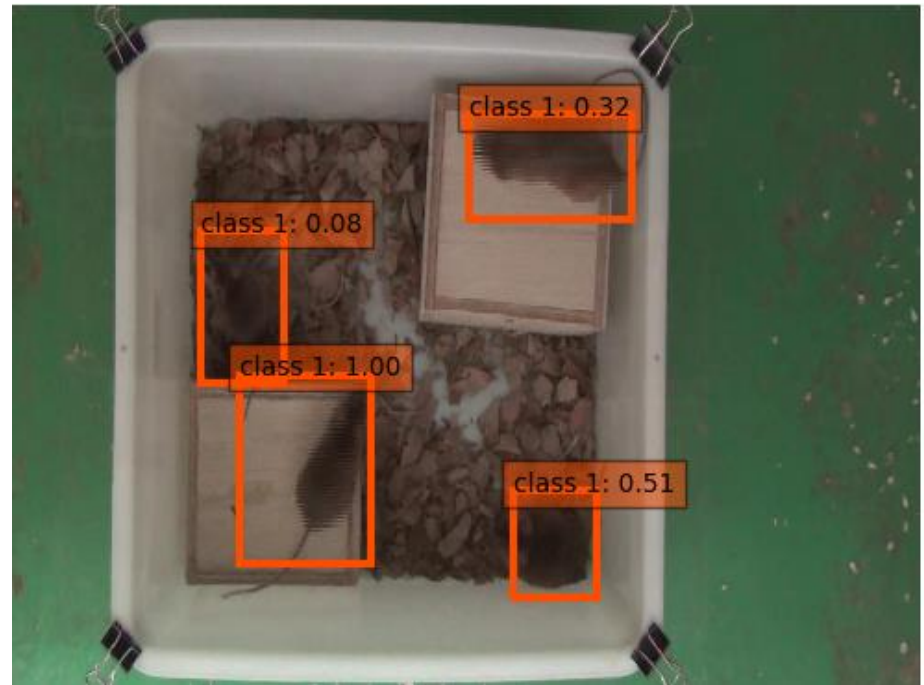
- 従来手法

Single Shot Multi-Box Detector(SSD)[1]

物体の位置とクラスの信頼度を
算出する

- 従来手法の問題点

閾値処理では背景と対象が類似する場合
正しい検出まで削除する



手法アイデア：物体検出

SSDの信頼度に頼らない分類

画像分類手法CMA法[2]を用いて検出結果をマウスと背景とに分類する

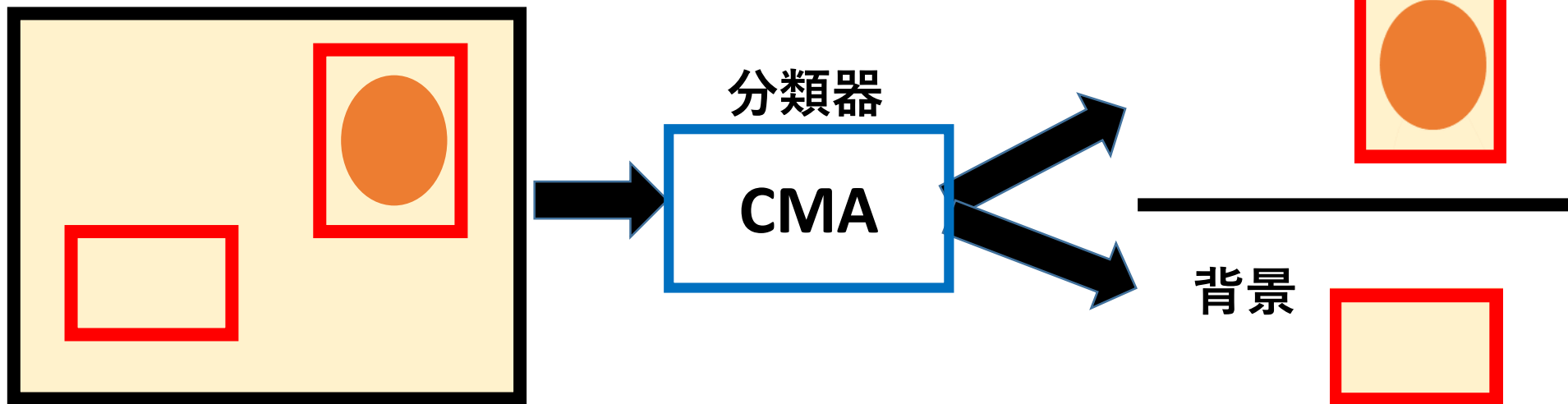
検出結果

マウス

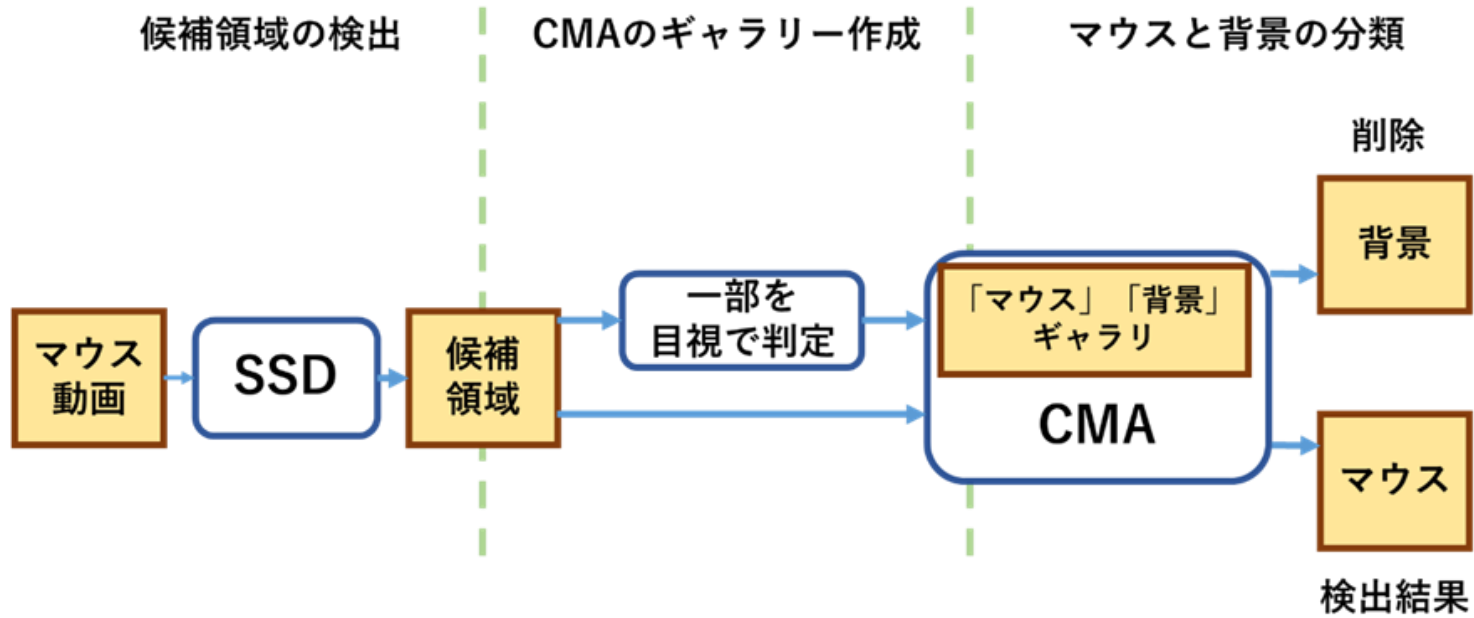
分類器

CMA

背景



提案手法：物体検出



背景と分類された検出を削除することで
マウスの検出誤りを削減して全体の検出精度を向上させる

個体識別

- 問題設定

既知の個体のサンプルをギャラリーとして与える
検出結果の矩形を入力したとき、
それぞれがギャラリーのどの個体かを返す

- 従来手法

CMA法を使った識別

- 学習ベースの個体識別手法での問題点

ギャラリーの偏りが識別結果に直結する

手法アイデア：個体識別

バリエーションが少ないデータは識別率が低い



画像変換処理でデータ拡張を行い
画像分類のギャラリーを増強する

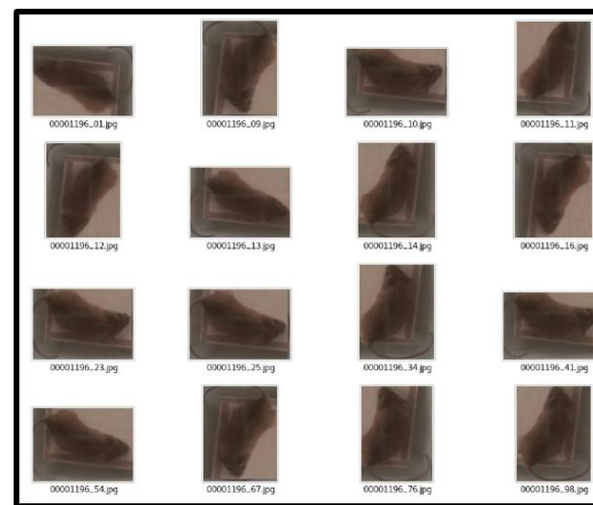
提案手法：個体識別

サンプルデータに0,90,180,270度回転処理を加えて
4倍に増やしたものをギャラリーとする

元のデータ



回転によるデータ拡張



データ増強によりギャラリーの偏りを緩和する

未知個体識別

- 問題設定

個体識別を行うときのパラメーターが閾値未満なら未知個体と判断する

- 従来手法

Multi-object tracking using sparse representation[3]

後述する

従来手法の個体識別

- Multi-object tracking using sparse representation

テストデータ \mathbf{y} をギャラリー \mathbf{X} で近似できると仮定

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}$$

近似するために必要な係数 $\boldsymbol{\beta}$ を以下の式で求める

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \operatorname{argmin}\{\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}\|_2 + \lambda\|\boldsymbol{\beta}\|_1\}$$

ギャラリー \mathbf{X} をクラス単位で分割した X_{G_i} と $\boldsymbol{\beta}$ で近似し、

テストデータ \mathbf{y} に最も近く近似できたクラス G_i を \mathbf{y} のクラスとする

$$\min_{X_i} \|\mathbf{y} - X_i \delta_i(\boldsymbol{\beta})\|_2, 1 \leq i \leq N$$

β の特性と未知個体識別法

テストデータ \mathbf{y} がギャラリー \mathbf{X} に存在する場合は、 β は最も近似できた1クラスを指し示す。ギャラリー \mathbf{X} に存在しない場合、 β は複数のクラス間で分散する傾向がある。

この傾向から、分類に最も貢献した $\max\{\beta_i\}$ が β 全体に比べて小さい場合、そのテストデータ \mathbf{y} は未知個体であることが言える。

$$\frac{\max\{\beta_i\}}{\sum_j^n \beta_j} < \gamma \quad 0 < \gamma < 1$$

未知個体識別

- 問題設定

個体識別を行うときのパラメーターが閾値未満なら未知個体と判断する

- 従来手法

Multi-object tracking using sparse representation

- 従来手法の問題点

個体が類似するマウスではパラメーター1つで未知と既知の条件分けが困難である

手法アイデア：未知個体識別

評価のパラメーターを増やして

未知か既知かの条件分けをより細かく行う

提案手法：未知個体識別

テストデータ \mathbf{y} をギャラリーで近似したときの差 d^i を評価のパラメーターとして使用する。

$$d^i = \|\mathbf{X}_i\|_* \cdot \frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}_i\|^2 \|\boldsymbol{\beta}\|}{\|\boldsymbol{\beta}_i\|}$$

クラス分類したときの $\min\{d^i\}$ が全体の和に比べて大きい場合、 $\min\{d^i\}$ は他クラスの d^i と差がないことがわかり、どのクラスにも分類される可能性があったと言える。

$$\frac{\min\{d^i\}}{\sum_j d^j} > \delta \quad \text{かつ} \quad \frac{\max\{\beta_i\}}{\sum_j \beta_j} < \gamma$$

分類の信頼率が低く、 $\boldsymbol{\beta}$ が分類に貢献してないと判断したとき、テストデータ \mathbf{y} は未知個体だと言える。

実験

実験の設定

- 撮影条件・設定

背景に落ち葉 遮蔽物を2つ設置

カメラを固定して映像を撮影

- 映像 アカネズミが2匹、4匹の2種類撮影

- 使用したフレーム画像 720~1400,3000~3999

- 画像の解像度 72DPI

実験概要

- 実験1 マウス検出の評価実験
- 実験2 マウス識別の評価実験
- 実験3 未知個体識別の評価実験

実験1：実験方法

画像分類による検出結果の絞り込みで検出精度を改善できるか比較実験で検証する

- 事前準備

1. SSDを学習

アカネズミ2匹の映像のフレーム画像364枚と

対応するアノテーションファイル364個を用意して、5万回の学習を行った。

実験1：実験方法

画像分類による検出結果の絞り込みで検出精度を改善できるか比較実験で検証する

- 事前準備

2. CMAのギャラリー作成

4匹の映像の3000~3999フレームを入力としてSSDによる検出を行う。

SSDの検出結果の中からマウスを囲う矩形と背景を囲う矩形を無作為に12枚取り出し、CMAのギャラリーに加えた。

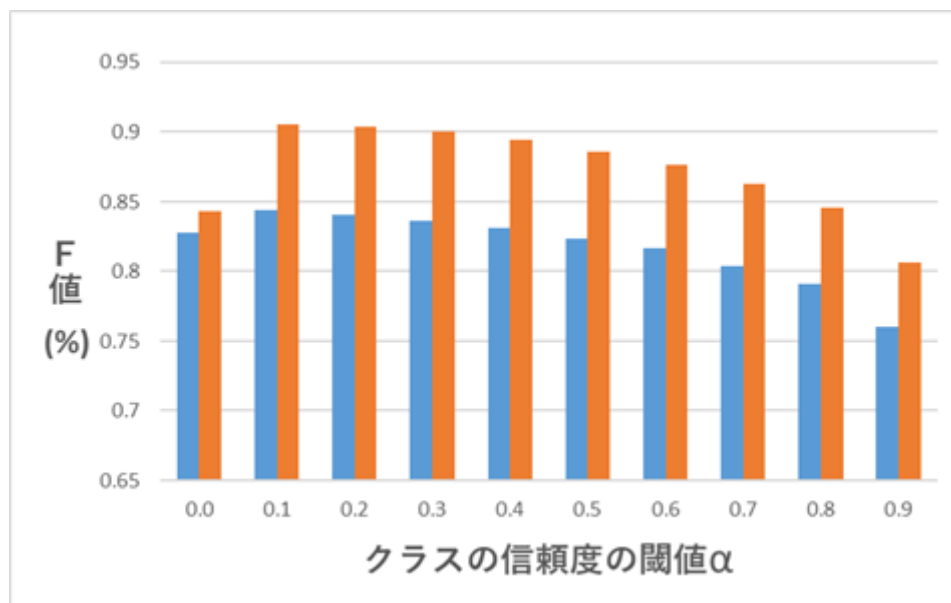
実験1：実験方法

画像分類による検出結果の絞り込みで検出精度を改善できるか比較実験で検証する

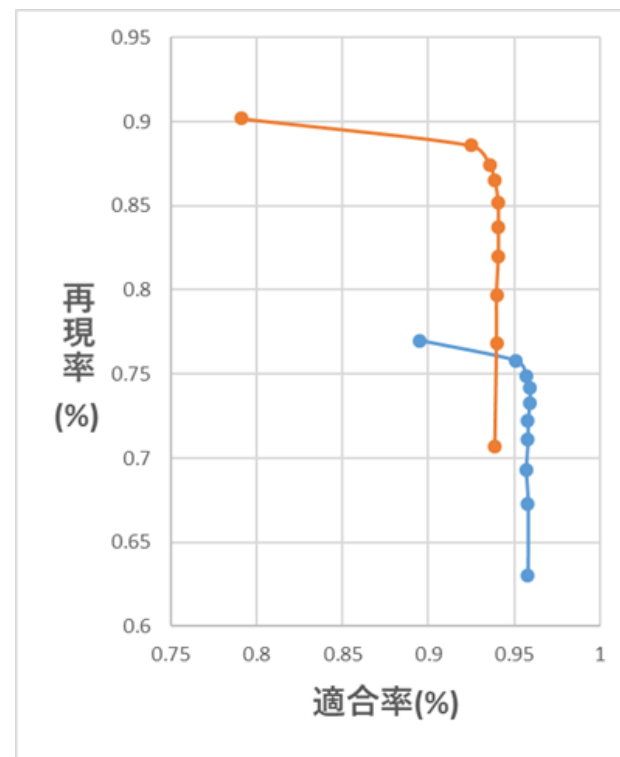
- 実験方法

1. SSDにマウス4匹の映像720~1200フレームを入力として与え、マウスの検出矩形を得る
2. CMA法で1の検出結果をマウスと背景に分類
背景を取り除いたものを新たな検出結果とする

実験1：実験結果

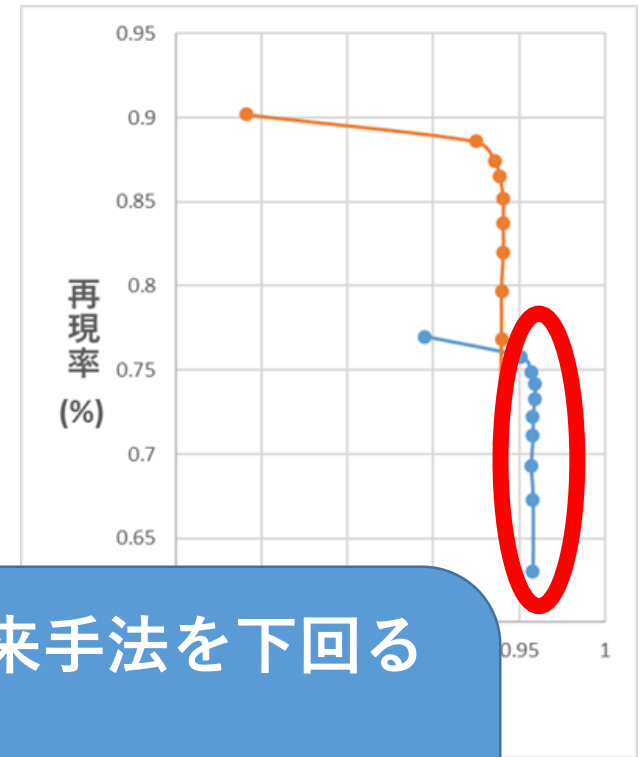
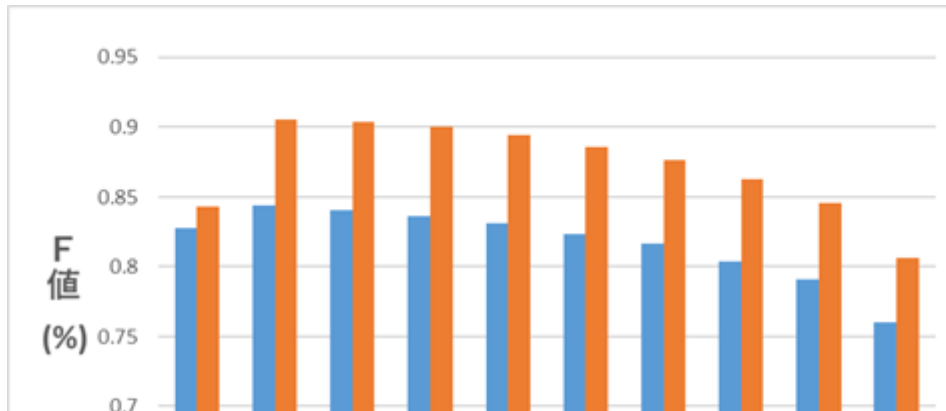


従来手法(赤)と提案手法(青)のF値



従来手法(赤)と提案手法(青)の適合率と再現率の変化

実験1：実験結果



全体的な性能として、提案手法は従来手法を下回る結果となった。

部分的に見ると、適合率は従来手法を上回っており、物体追跡を目的とした検出で有効である場合がある。

実験 2 : 実験方法

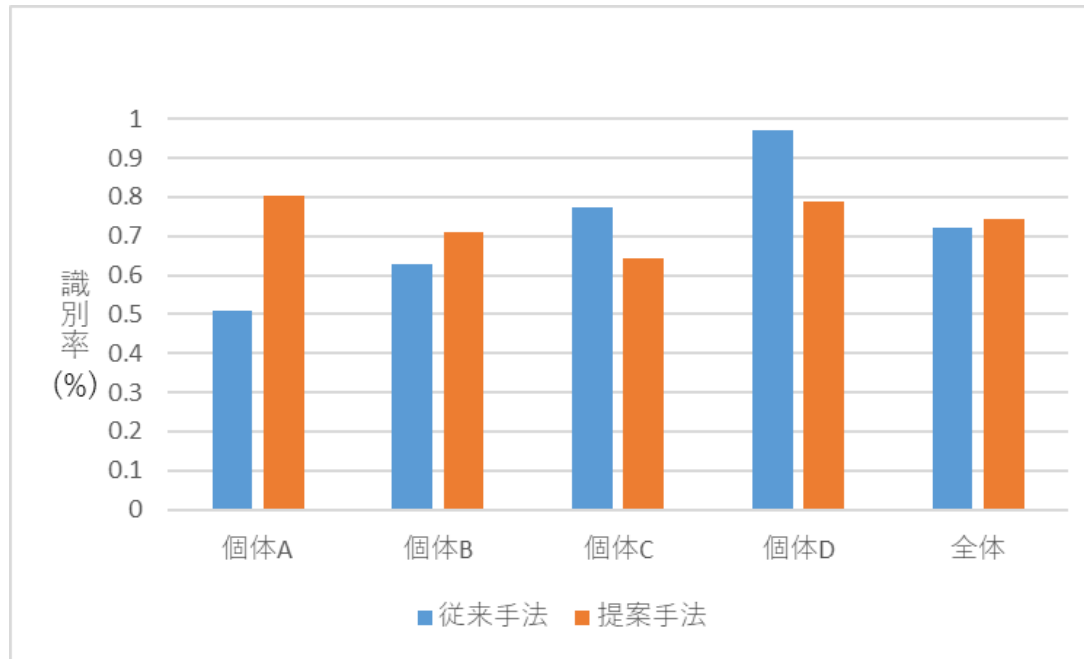
画像変換によるギャラリーの増強を行い、
ギャラリーの偏りを減らすことで識別結果を
改善できるか比較実験で検証する

- 実験方法

4匹の映像の1196~1200フレームの画像をサンプルとしてギャラリーに追加する。画像変換無しで追加したものをギャラリー1とし、回転処理によって増強したものをギャラリー2とする。

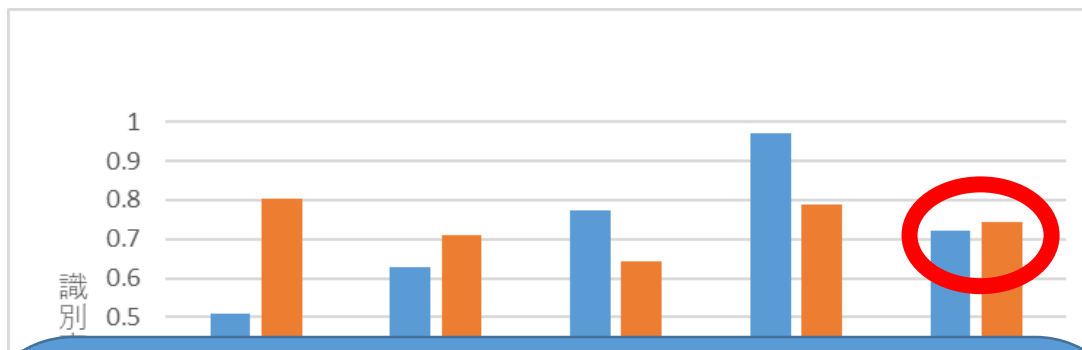
1201~1400フレームの識別を行い、ギャラリー1と2の結果を比較する。

実験 2 : 結果



従来手法(青)と提案手法(赤)による個体識別結果

実験 2 : 結果



動きの変化が少なかった個体ABは
データ拡張によって識別率が改善された

全体の識別率は2.5%上昇していたので、
提案手法によって従来手法が改善できたと言える

データの少なさによるギャラリーの偏りに対して
データ拡張は有効である

実験 3 : 実験方法

- 分類の信頼度 $\frac{\min\{d^i\}}{\sum_j d^j}$ を利用して、誤検出率を改善できるか比較実験によって確認する

実験方法

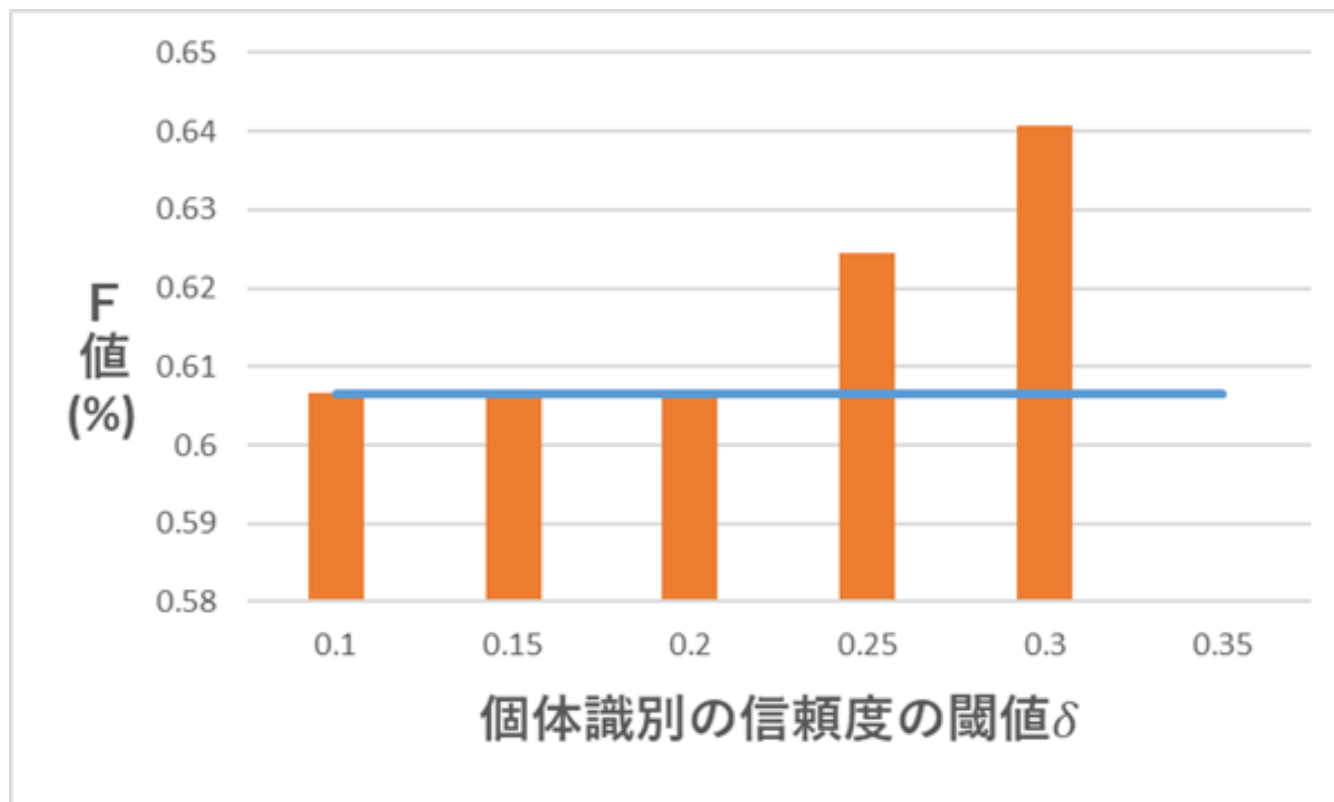
ギャラリー：1196~1200フレームの画像

入力：1201~1400フレームの画像

パラメーター： $\gamma=0.5$ 、 $\delta=0.1\sim 0.3(0.05\text{刻み})$

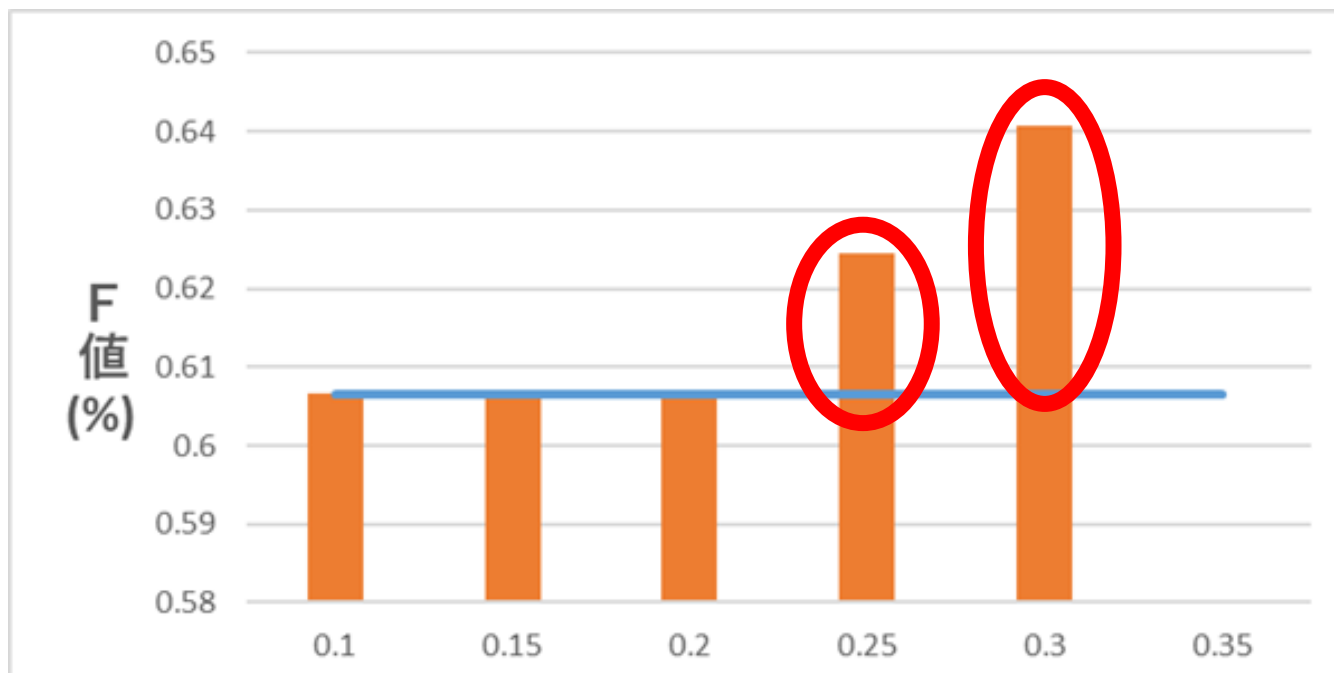
上記の設定で未知個体識別を行う

実験 3 : 結果



未知個体識別結果のF値
従来手法(青線)と提案手法(赤)

実験 3 : 結果



δ が0.25~0.3の範囲で従来手法の結果を上回る。
未知個体判パラメーターを追加したことで、
より細かい状況設定が可能になり、
識別誤りを改善できたと考えられる

まとめ

- 一般環境下でのマウスの識別と追跡に必要な要素技術の課題を検討した
- 以下の3つの課題について改善策を提案
 1. 物体検出
 2. 個体識別
 3. 未知個体判定
- 比較実験により提案手法で改善できたことを示した

今後の課題

- 「物体検出」処理の検証
- ギャラリーに加えるデータの評価
- 個体識別結果の誤りを修正する仕組み
- 要素技術を総括して追跡システムを構築する