

画像変換を用いた多数の候補領域抽出と 検証による物体検出

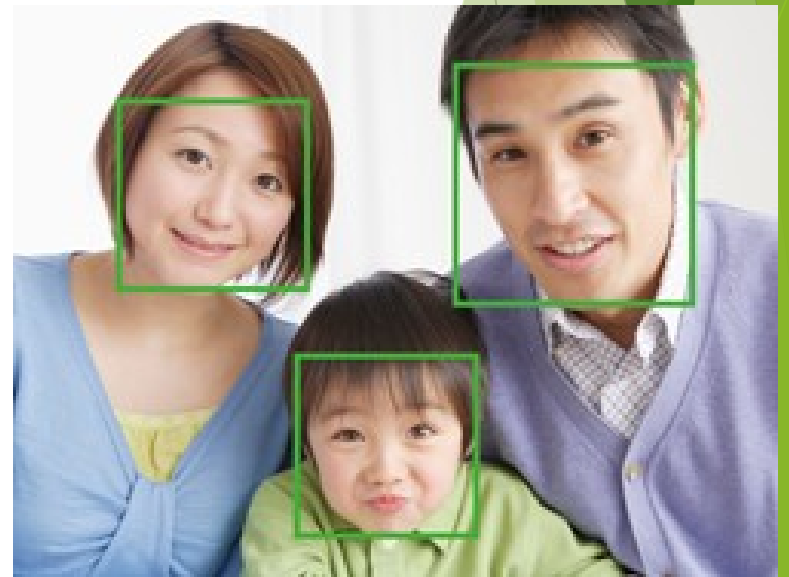
宮崎大学情報システム工学科

赤松 龍太

指導教員 古谷博史 椋木雅之

研究背景

- 物体検出(顔検出など)
- 一般背景に比べて、複雑背景に対して物体検出を行う研究は少ない
- 複雑背景にも適用できる物体検出の必要性
ex) レスキューロボットによる人命救助



複雑背景とは

- 検出したい物体と類似した背景



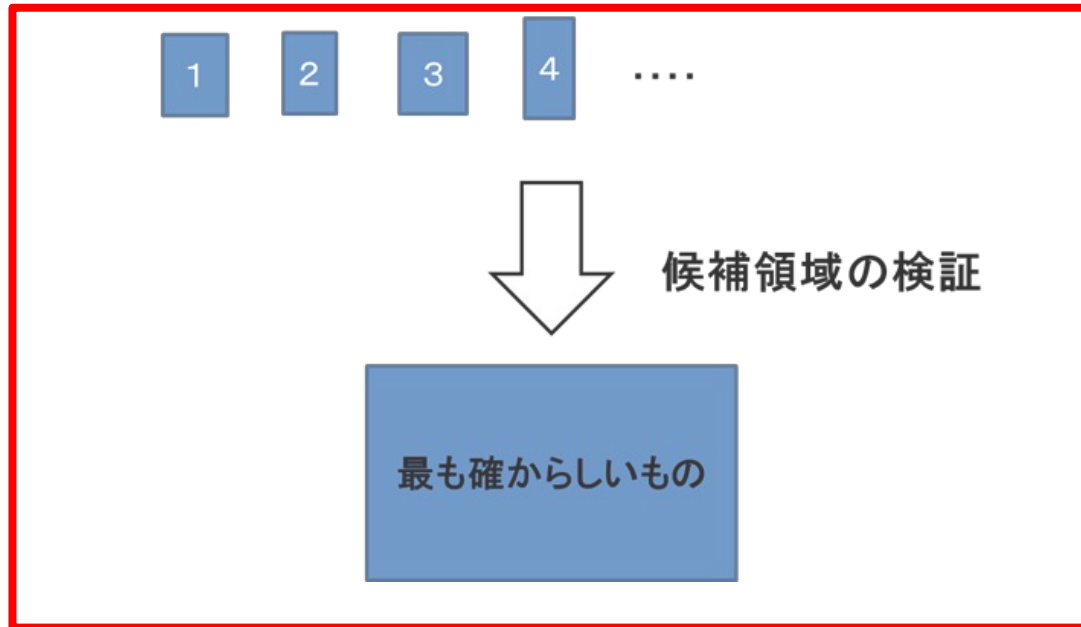
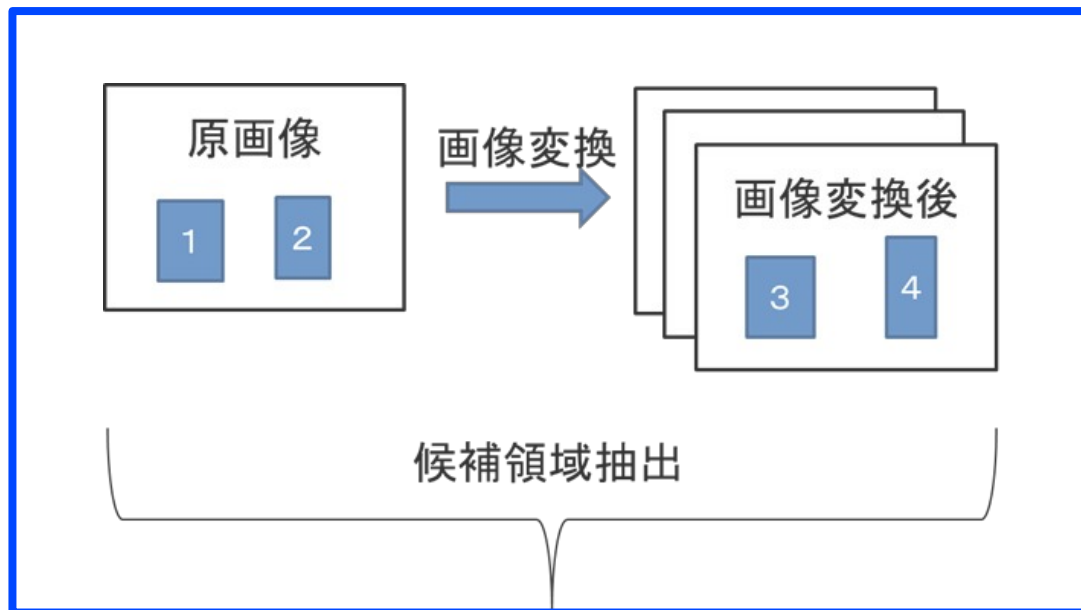
物体検出の困難性

- 一般背景
ex) 回転、拡大縮小、輝度差
- 複雑背景
ex) 誤検出の増加

目的

- 複雑背景下での物体検出の性能向上

多数の候補領域抽出と検証



多数の候補
領域抽出

候補領域の
検証

画像変換による 多数候補領域抽出

物体検出困難要因に対処



画像変換

ex) 回転



候補領域の検証

- 候補領域に対して各画像必ず1つ選択
- caffe+svmは処理能力 高 時間がかかる

検出器の学習

LBP 特徴量と AdaBoost を
組み合わせて検出器の作成

識別器の学習

Caffe特徴量とSVMを用いて
識別器の作成

複雑背景における 多数候補領域の抽出 と検証実験

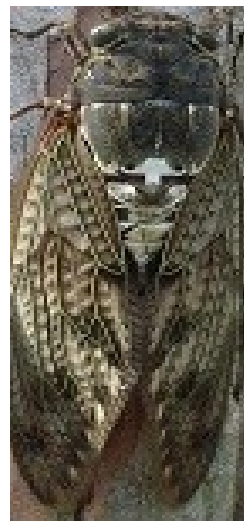
検出対象の選定

- アブラゼミ
- セミは複雑背景にある物体
- データが入手しやすい



候補領域抽出の学習データ

- 学習用データセミの画像 100 枚



正事例100枚

負事例50枚

候補領域検証の学習データ



正事例(100)

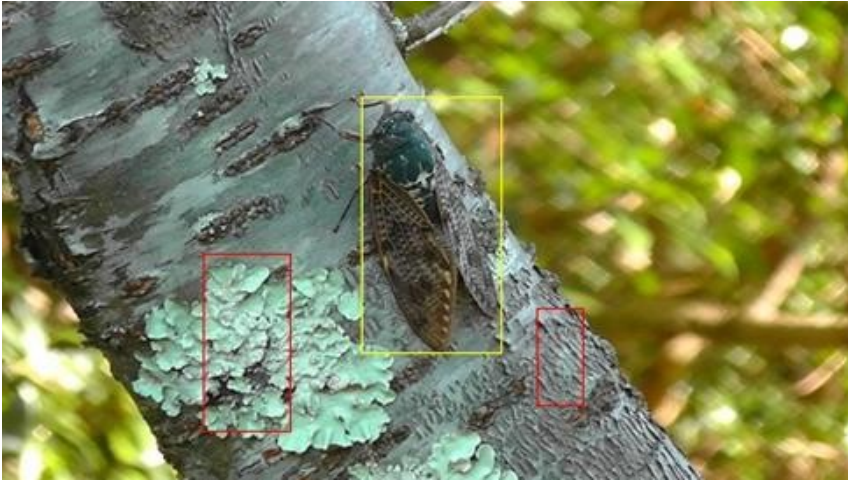
負事例(100)

評価用データ

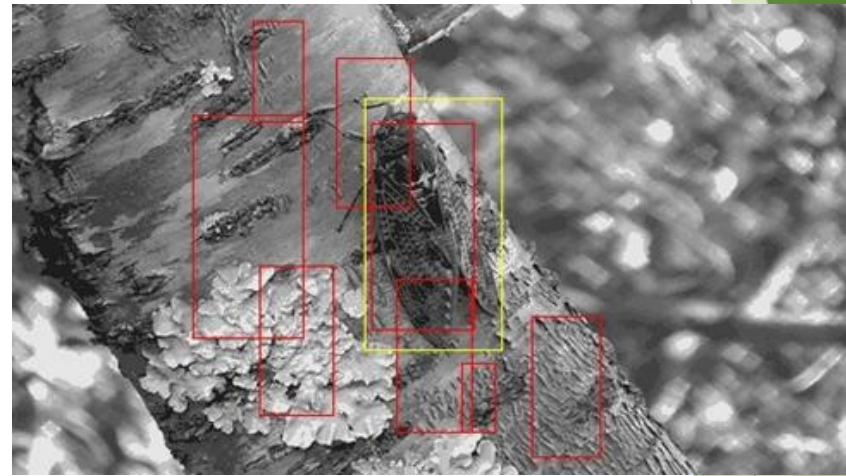


セミが写っている画像226枚

候補領域抽出の結果



原画像



画像変換の一例(16階調変換)

候補領域検証の結果



検証正解画像



検証失敗画像

実験結果

候補抽出	原画像のみ	画像変換後
候補領域数	3564	68911
正解検出数（総数226枚）	117	216
検証		
最終検出数（総数226枚）	103	164
最終検出率	46%	73%

- ・ 候補領域抽出 画像変換後 検出数 増
- ・ 候補領域検証 画像変換後 最終検出数 増
- ・ 複雑背景での本研究の手法 効果あり

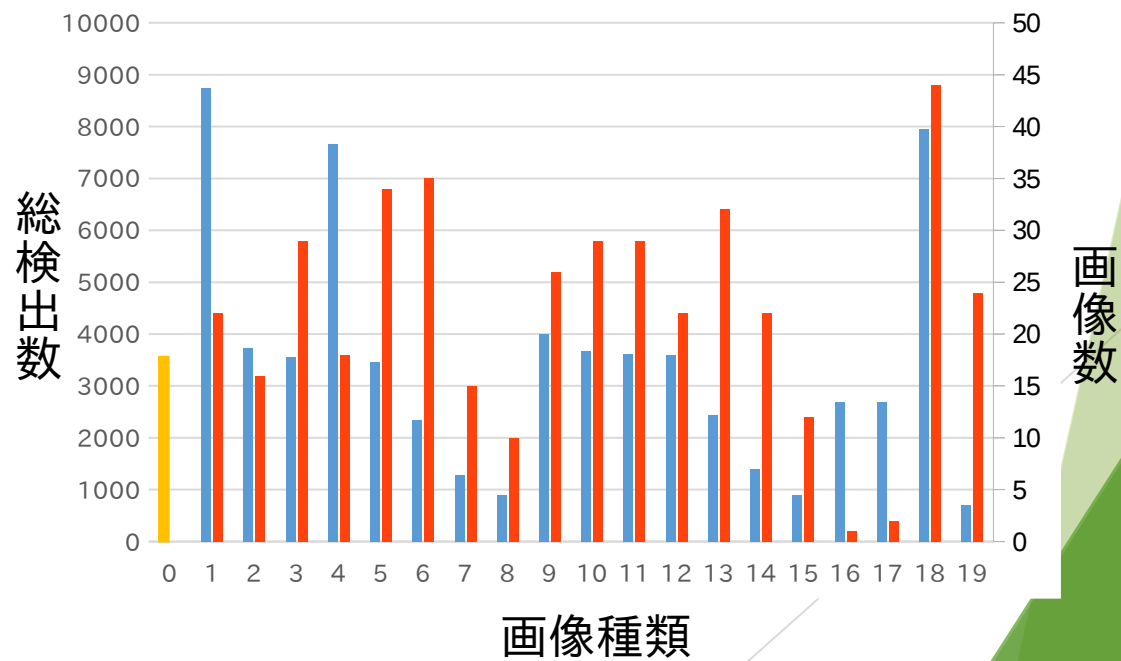
各画像変換における 有効性評価実験

画像変換種類

1	モノクロ	11	階調変換(64階調)
2	補色変換	12	階調変換(128階調)
3	コントラスト強調	13	median(3x3)
4	エンボス処理	14	median(5x5)
5	均等化	15	median(7x7)
6	スムージング(3x3)	16	回転(右回転90度)
7	スムージング(5x5)	17	回転(左回転90度)
8	スムージング(7x7)	18	拡大(200%)
9	階調変換(16階調)	19	縮小(50%)
10	階調変換(32階調)		

各画像変換の有効性

	検出数	総検出数
拡大	増	増
均等化	増	同
スムージング	増	減
メディアン	増	減



まとめ

- 候補抽出において,検出漏れを少なくすることが
- でき,最終的な物体検出率もよくなった

今後の課題

- 実利用の場面では,存在しない場合や複数存在する場合
- 対象物体が必ず1つ,画像内に存在するという前提

LBP特徴量について

10	70	30
50	50	60
20	80	40



0	1	0
0		1
0	1	0

画像輝度値(3×3領域)

中心画素値と周辺画素値の大小を比較して、

中心画素 \geq 周辺画素 \rightarrow 0

中心画素 $<$ 周辺画素 \rightarrow 1



左上から時計回りに記録

01010100(8ビット)

AdaBoostについて

N 個の学習サンプルがありそれぞれには正解 1 , 非正解 -1 の

ラベル付け $y_i (i = 1 \dots N)$ が与えられているとする。

step1 各サンプルの重みを $D_1(i) = \frac{1}{N}$ で初期化する。

step2 For $t = 1, \dots, T$:

(A) サンプル重み D_t において、弱検出器 $h_t(x)$ を学習する。学習サンプルに対する重み付き誤り率

$$\varepsilon_t = \sum_{i: y_i \neq h_t(x_i)} D_t(i)$$

が最小となる $h_t(x)$ を選択する。

(B) 誤り率から信頼度 α_t を計算する。

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \log \left(\frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right)$$

(C) サンプルの重みの更新を行う。弱検出器で正しくラベル通りに識別できたサンプルの重みは小さく、間違えたサンプルの重みは大きくする。またこのとき $\varepsilon_t = 0.5$ の場合は $\alpha_t = 0$ となり重みの更新がされないため学習をする意味がなくなる。

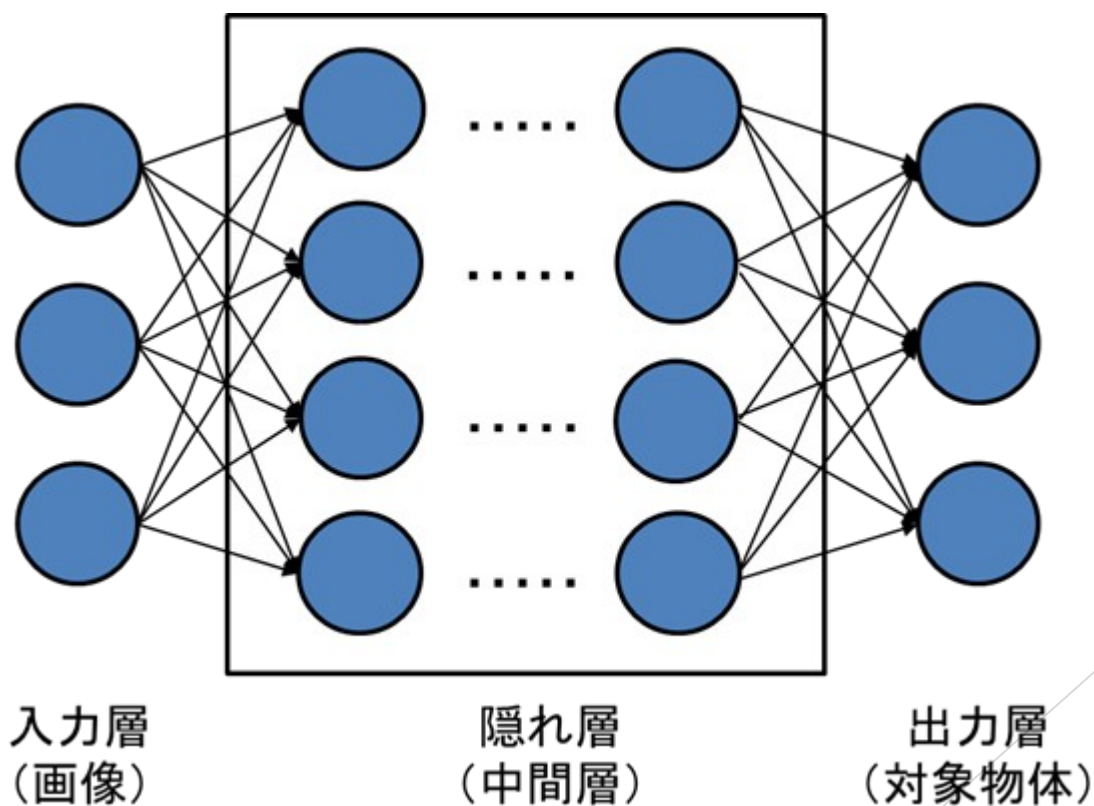
(D) サンプルの重みの和が 1 になるように正規化を行う。

step3 最終的な強検出器 $H(x)$ は、得られた弱検出器を信頼度で重み付けることで作成する。

$$H(x) = \text{sign} \left[\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right]$$

Caffe特徴量について

- Caffe とは,人の脳を模した深層学習(Deep Learning)を応用した機械学習のライブラリ



SVMについて

- 教師あり機械学習の手法, 高いパターン識別能力
- 可能な境界線の中から対象物体とそれ以外との距離(マージン)が最も大きくなる線を引く
- カーネルトリックと呼ばれる手法による非線形な境界線

