CH-004

疑似バウンディングボックス生成によるドメインを跨いだ物体検出
Cross-Domain Weakly-Supervised Object Detection Featuring Pseudo Bounding Box Generation

井上 直人 * **古田 諒佑** * **山崎 俊彦** * **相澤 清晴** *
Naoto Inoue Ryosuke Furuta Toshihiko Yamasaki Kiyoharu Aizawa

概 要

最先端の物体検出モデルの学習には，インスタンスレベル (クラス名＋場所) のアノテーションを伴う大規模な画像データセットを必要とするため，自然画像以外の画像への適用は難しい．例えば，スケッチや油絵において物体検出を行う際はそのドメインでアノテーション付きのデータセットを改めて作成するのが一般的である．本稿では検出対象のドメインにおいて，画像レベル (クラス名) のアノテーションと，自然画像ドメインで学習された物体検出器の統合により，インスタンスレベルの仮想アノテーションを生成する手法を提案する．生成された仮想アノテーションを用いて検出モデルの学習を行うことで，精度の良い物体検出器が実現される．我々は検出性能評価用のデータセットを clipart と呼ばれる画像ドメインで新たに構築し，提案手法の有用性を確認した．

1. 序論

物体検出はある画像の中に存在する物体のカテゴリー (クラス) と位置を検出するものである．物体検出は非常に基礎的な問題であり，近年畳み込みニューラルネット (CNN) の研究の発展により急速に精度の向上が見られている．最先端の物体検出手法 [1, 2, 3, 4, 5] では，インスタンスレベル (クラス名＋場所) のアノテーションを伴う大規模な画像データセットから学習する，教師あり学習によって高い検出精度を実現している．

自然画像における物体検出では教師あり学習により高精度な物体検出が実現されているが，自然画像以外の画像ドメインにおける物体検出は今まであまり扱われてこなかった．理由としては，インスタンスレベル (クラス名＋場所) のアノテーションを伴う大規模な画像データセットを構築するのが非常に難しい事があげられる．具体的な理由としては，著作権等の関係でそもそも対象となるような画像が集めづらいこと，またアノテーションを付与することにかかるコストが大きいこと等があげられる．

このようなデータセットの不足の元で物体検出を行う代替手法として，画像レベル (クラス名) のアノテーションを伴う画像データセットから物体検出器の学習を行う，弱教師あり学習による手法があげられる [6, 7, 8]．しかし，弱教師あり学習で生成した物体検出器は，物体の位置の正確な推定が難しいといった問題がある．

本稿では，インスタンスレベルのアノテーションが利用できず，画像レベルのアノテーションのみが利用可能な，新規画像ドメインで物体検出を行うという新しい課題を取り扱う．より具体的な目的としては，自然画像ドメインで広く使われている物体検出データセットである Pascal Visual Object Classes (Pascal VOC) [9] と同じ物体クラスを検出することとする．この設定は，あるドメイン (ソースドメイン) で学習したモデルを他のドメイン (ターゲットドメイン) に適用したときでも精度が比較的落ちないようにする，ドメイン適合問題の一種とみなすことが出来る．本稿では自然画像ドメインををソースドメインとし，新規画像ドメインをターゲットドメインと見なす．

我々の手法は本稿で示される．2 つの事実に基づいた手法である．(i) 自然画像ドメインで学習された CNN ベースの物体検出器は，異なる画像ドメインでもある程度の精度で物体検出が可能である．(ii) ターゲットドメインにおいてインスタンスレベルの仮想アノテーションが付与された画像を用いて，ドメイン適合の為のファインチューニングを行うことで，検出器の精度は大きく向上する．仮想アノテーションの生成は以下のようにして行われる．本手法では，斉藤らの研究 [10] で提案された擬似ラベルの概念を拡張し，擬似バウンディングボックス (擬似 BB) を，画像レベルのアノテーションが付いた画像に対して追加で付与することを試みる．擬似 BB 生成は，ターゲットドメインの画像レベルのアノテーションが付与された画像群と，自然画像ドメインで学習された物体検出器によるそれらの画像への検出結果を統合することによって実行される．生成された疑似 BB と 画像レベルのアノテーションを使用して，さらに仮想アノテーションを構成する．我々の手法は，ドメイン特有の前処理，特徴抽出，後処理などを使用しないため，任意の画像ドメインにおける物体検出に関して適用可能である．

我々は本手法の妥当性を，新たに収集した clipart と呼ばれる画像ドメインに関するデータセット UTClipart を使用して，検証した．このデータセットは，検出器の学習の為に使われる，画像レベルのアノテーション

*東京大学大学院　情報理工学系研究科, Graduate School of Information Science and Technology, The University of Tokyo

の付いた 3862 枚の画像群 (UTClipart-train) と，手法の精度を検証するために使われる，3165 個のインスタンスレベルのアノテーションの付いた 1000 枚の画像群 (UTClipart-test) から構成される．評価指標である mean average precision (mAP) において，既存手法の検出器を単体で適用した場合に 25.3 %しかなく，複数の検出器のアンサンブルを用いても 28.1 %しか達成していないのに対し，提案手法では 34.5 %の mAP を達成した．

我々の本稿における貢献は以下の三点である．

- ドメインを跨いだ物体検出の為のフレームワークを提案した．このフレームワークは，ソースドメインで教師あり学習された物体検出器と，ターゲットドメインの画像レベルのアノテーションのみを用いる．
- 各画像毎に様々なクラスの複数のインスタンスのアノテーションが付与された，clipart の物体検出評価用データセットを構築した．
- 提案手法は，既存手法を大きく上回る性能を示した．

2. 関連研究

2.1. 教師あり学習による物体検出

教師あり学習による物体検出としては，R-CNN [11]，Fast R-CNN [1]，Faster R-CNN [2] のように物体の候補領域からそれぞれ特徴を抽出し，分類を行う手法が最も主流であった．近年では，SSD [3]，YOLOv2 [4]，R-FCN [5] に代表されるように，CNN の 1 回の forward のみで検出を一気に行う手法が主流になりつつある．

上記の手法は全て，Pascal VOC や MSCOCO [12] に代表されるように膨大なインスタンスレベル (クラス名＋場所) のアノテーションを伴う大規模な画像データセットが学習の為に必須である．しかし，そのようなデータを収集することは，画像およびクラスの数が増えるにつれてより困難になる．Su らの研究 [13] では，作業者がアノテーションを付けるのに 1 インスタンスあたり約 40 秒かかることが報告されている．対照的に，我々の手法では，検出したいターゲットドメインの画像に対し，インスタンスレベルのアノテーション付与が不必要である．

2.2. 弱教師あり学習による物体検出

弱教師あり学習による物体検出器の学習には，画像と画像レベルのアノテーションのペア (各画像内の物体のクラス名は与えられるが，位置情報は与えられない) が必要である．WSDDN [6] とそれに続く研究 [7, 8] では，物体らしい領域を推定するネットワークとその物体のクラスを推定するネットワークの２つの結果を統合する，end-to-end な学習方法を用いることで高精度な検出を実現している．しかし，弱教師あり学習で生成した物体検出器は，物体の位置を正確に推定することが難しいといった問題がある．

2.3. 疑似ラベルとドメイン適合

画像分類では，分類器の予測を組み合わせて，ラベル (クラス名) が付与されていない大量の画像に対して psueod-label (疑似ラベル) を付与し，それを用いて分類器の学習を再度行う self-training と呼ばれる手法が存在する [14]．この手法では分類器が高い確信度で正しいと予測した分類は，実際に正しいという仮定を置いている．この仮定は単純であるが，アノテーション付き画像の数が少ない場合には，分類器の性能が大幅に向上することが知られている．co-training は，self-training を発展させ，2 つの分類器の予測を組み合わせてより正確な疑似ラベルを付与するものである [15, 16]．

ドメイン適合とは画像のドメインによらず上手くいく予測モデルを構築するための手法である．画像認識のための識別的な学習法は，トレーニングとテストの為のデータが同じドメインからサンプリングされたものを使用する際には非常に高い識別能を示すが，そうでない時には識別性能が落ちることが知られている．そのため，少量のラベル付きデータしか得られないドメインにおいて識別的な学習モデルを上手く働かせるためにはドメイン適合が不可欠である．

画像分類におけるドメイン適合では，従来は MMD を使った手法 [17] や domain classifier network を使った手法 [18, 19, 20, 21] などが提案されている．co-training はドメイン適合の為の手法としても解釈することが出来ることが知られており [22]，斉藤らの研究 [10] では，ターゲットドメインの画像に対して pseudo-label を付与して識別器を直に学習させることでドメイン適合を行う手法を提案しており，この手法は従来手法を大きく上回る性能を示した．

本稿では，斉藤らの研究を拡張し，物体検出におけるドメイン適合問題に対して適用する．ターゲットドメインの 画像レベルのアノテーションの付いた画像に対して，pseudo bounding-box (pseudo-BB, 疑似 BB) を付与することで，物体検出器をターゲットドメインで直に学習させるためのデータを生成する．

2.4. ドメインを跨いだ物体検出

ある画像ドメインにおいて，事前に全く学習を行わずに物体認識を行うことは非常に難しい．Wilber らの研究 [23] では，CNN ベースの物体検出器は対象画像ドメインでの学習及びファインチューンを行わない場合，認識性能は著しく低いものであると報告している．

Wu らの研究 [24] では，画像ドメインの変化に頑健な物体検出を提案し，さらに検証用に，複数ドメインの画像を含むデータセットを構築している．しかし，ここで提案された手法は，膨大なインスタンスレベルのアノテーションを必要とし，また検出対象の画像には 1 インスタンスしか含まれていない，というやや現実的ではない設定下で用いられる手法となっている．

Westlake らの研究 [25] では，people の 1 クラスを検出するため，People-Art という，写真，漫画，41 種の異なるスタイルの絵画からなり，インスタンスレベルのアノテーションが付与された画像群が構築された．この研究では，自然画像で教師あり学習された物体検出器を，People-Art を用いてファインチューニングすることにより，精度の良い物体検出を実現している．しかし，この研究も膨大なインスタンスレベルのアノテーションを必須としている．

本稿は，ドメインを跨いだ物体検出を，ターゲットドメインにおいては画像レベルのアノテーションのみを用いて実現した初めての論文である．我々は各画像に複数クラス・複数インスタンスがアノテーションとして付与されているデータセットを構築したが，このデータセットは，提案手法の評価のためにしか用いられていない．

3. データセット

本稿の目的は，自然画像ドメインで教師あり学習された物体検出器をドメイン適合させることで，自然画像以外の対象画像ドメインで同じクラスを検出する事である．自然画像においては大規模なインスタンスレベルのアノテーション付きのデータセットが利用可能であるため，自然画像ドメインで学習された物体検出器は容易に手に入るものとしている (配布されている訓練済みの検出器を使用して学習はスキップできる)．本稿ではターゲットドメインとして clipart と呼ばれる画像ドメインを用い，Pascal VOC に含まれる 20 クラスを検出対象とした．clipart はベクターグラフィクス，絵画，スケッチ等様々なドメインを含んでいる．本稿で使用されているすべての clipart 画像は，Openclipart[†] 及び Pixabay[‡] というサイトから CC0 のものだけを収集し，さらに CMPlaces [26] というデータセットからも収集する，という形で構築された．

[†]https://openclipart.org/
[‡]https://pixabay.com/

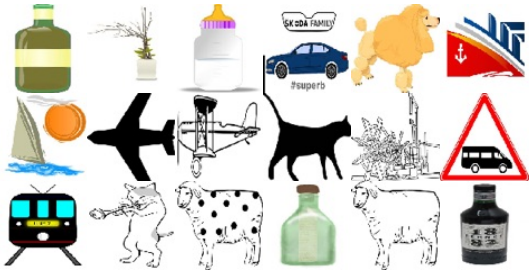


図 1: 収集された UTClipart-train の例

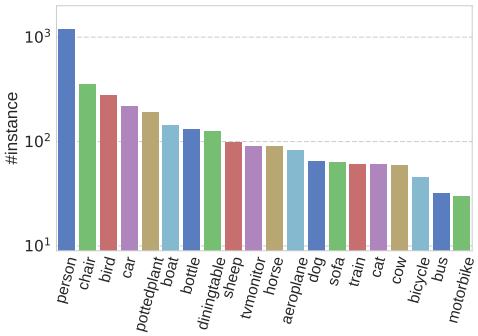


図 2: UTClipart-test に含まれるクラス毎の物体数

3.1. UTClipart-train

20 クラスそれぞれのクラス名をクエリとして検索することで，画像を収集した．収集された画像のほぼ全ては 1 画像につき 1 つのクラスしか含まれていなかった．我々は対象となるクラスが画像内に無いもの，複数のクラスを 1 画像中にもつもの，を手動で削除した．これにより，作成したデータセットには 1 つのクラスのみが含まれる画像のみから構成される，但し，同一クラスで複数のインスタンスを持つ場合は有り得る事を明記しておきたい．結果として，画像レベルのアノテーションが付与された 3,862 枚の画像群 (UTClipart-train) を収集した．UTClipart-train の例を図 1に示す．

3.2. UTClipart-test

我々は，CMplaces で用いられている 205 種のシーンを表すクラス (例: pasture) のクエリを使用して画像を収集した．検出対象の 20 種のクラスのいずれか 1 つ以上を含む各画像について，インスタンスレベルのアノテーションを付与した．結果として，インスタンスレベルのアノテーションが 3,165 個含まれる，1,000 枚の画像群 (UTClipart-test) を収集した．UTClipart-test における，クラス毎のインスタンス数を図 2に，1 画

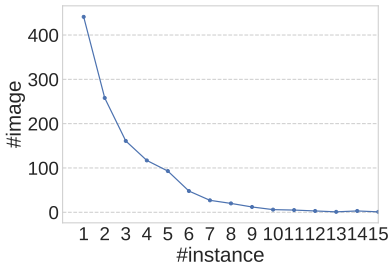


図 3: The number of instances per image in UTClipart-test.

図 4: 収集された UTClipart-test の例

像あたりに含まれるインスタンス数を図 3にそれぞれ示す．UTClipart-test は 1 画像に 1 インスタンスしか含まない Photo-Art [24] より複雑で検出難易度の高いデータセットである．

4. 提案手法

提案手法は，疑似 BB 生成と教師あり物体検出器のファインチューニングの 2 つのパートからなる．

疑似 BB 生成 $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{H \times W \times 3}$ を画像とする．この時 H と W はその画像の高さと幅をそれぞれ表す．$\boldsymbol{C}$ は検出対象の物体クラスの集合を，$\boldsymbol{z}$ は画像レベルのアノテーション，すなわち画像 $\boldsymbol{x}$ に含まれている物体クラスの集合を，それぞれ表すとする．本稿で使用する UTClipart-train では，$\boldsymbol{z}$ には必ず一つのクラスしか含まれていないが，一般には $\boldsymbol{z}$ には複数のクラスが含まれるものとする．このプロセスの目標は，仮想インスタンスレベルのアノテーション $\boldsymbol{G}$ を画像 $\boldsymbol{x}$ に対して生成することである．$\boldsymbol{G}$ は，b をバウンディングボックス，$c \in \boldsymbol{C}$ として $g = (b, c)$ からなる．

疑似 BB を生成する全工程を図 5に示す．まず始めに，N 個の異なる物体検出器を $\boldsymbol{x}$ に対して適用し，検出結果 $\boldsymbol{D} = \{\boldsymbol{D}_1, \boldsymbol{D}_2, .., \boldsymbol{D}_N\}$ を得る．$\boldsymbol{D}_i$ はそれぞれの検出 $\boldsymbol{d} = (p, b, c)$ からなる，ここで $c \in \boldsymbol{C}$ であり，p は b がクラス c である確率である．ここでは，自然画像で教師あり学習された物体検出器だけでなく，ターゲットドメインで弱教師あり学習された物体検出器を用いることも出来る．

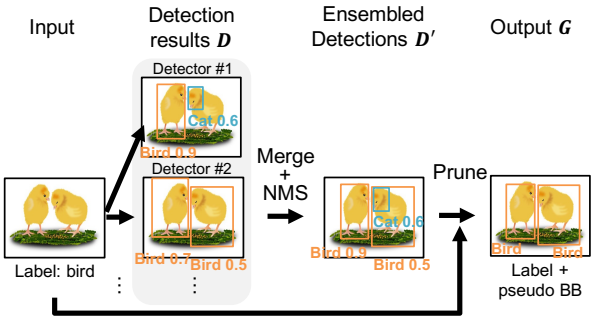


図 5: 疑似 BB 生成の工程

次に，全ての $\boldsymbol{D}$ を単にあわせたうえで，冗長な検出を除くため non-maximum suppression (NMS) を行った後に残った検出結果の集合 $\boldsymbol{D'}$ を得る．NMS の詳細は [27] 等に詳細に記述されている為，ここでは省略する．

次に，p の大きい順に並び替えられた検出 $\boldsymbol{d} = (p, b, c) \in \boldsymbol{D'}$ について，もし c が $\boldsymbol{z}$ に含まれる時，その $\boldsymbol{d}$ を正しい検出とみなし，(b, c) を仮想インスタンスレベルのアノテーションの集合 $\boldsymbol{G}$ に対して加える．この操作を，全ての $\boldsymbol{x}$ から生成される $\boldsymbol{G}$ に含まれる検出の合計が定数 T に達するまで，繰り返す．すなわち，提案手法ではデータセット全体に対する検出のうち最も確信度の高い T 件のみを仮想アノテーションとして採用する．

教師あり物体検出器のファインチューニング 画像 $\boldsymbol{x}$ と仮想アノテーション $\boldsymbol{G}$ のペアを用いて，教師あり学習用の物体検出器をファインチューニングする．検出器の初期パラメータとしては，自然画像で学習済みの同一モデルの検出器のパラメータをコピーして用いる．

パラメータ T は以下に示す手順に基づいて設定した．仮に完全な擬似 BB 生成を行うことができれば，$\boldsymbol{G}$ のインスタンス数は実際に画像に含まれるインスタンス数に等しい．そこで，提案手法では T は $\boldsymbol{G}$ に含まれるインスタンス数に等しいと仮定する．本稿では UTClipart-train を用いているが，UTClipart-train の各画像には 1 つのクラスか含まれず，かつ含まれるインスタンスの数はほぼすべての画像で 1 である．従って，UTClipart-train に真に含まれるインスタンス数は，UTClipart-train の画像数 N と同じであると見積もることが可能である．この観測に基づいて $T \simeq N$ という近似を行うことで，最終的に T を設定することが出来た．一般的には，それぞれの x に対応する $\boldsymbol{z}$ のクラス数を合計して T を得ることが出来る．

表 1: UTClipart-test においての物体検出結果の比較と擬似 BB 生成結果の比較

			Baseline methods		Proposed method	
Combination of detectors			Single detector mAP[%]	Ensembled detectors mAP[%]	Finetuned on pseudo-BB mAP[%]	Pseudo-BB mF1[%]
FSD		WSD				
SSD [3]	YOLOv2 [4]	CLNet [7]				
✓			25.3	-	33.8	57.4
	✓		22.5	-	32.1	51.5
✓	✓		-	26.8	**34.5**	59.7
		✓	10.8	-	24.5	66.6
✓		✓	-	27.1	31.4	72.3
	✓	✓	-	25.0	29.4	66.6
✓	✓	✓	-	**28.1**	30.4	71.0

5. 実験と考察

5.1. 実装と評価の詳細

提案手法の妥当性を検証するための実験を 3章で構築したデータセットを用いて行った．ファインチューニングする物体検出器としては，SSD [3] を使用した．ファインチューニングは, 学習率 10^{-5} で 5000 イテレーション行った．この学習率は，自然画像で SSD を学習する時の最後の学習率と同じである．

疑似 BB の生成の精度を評価するため，UTClipart-train から 200 枚の画像を抽出し，インスタンスレベルのアノテーションを付与した．擬似 BB と付与されたアノテーションのバウンディングボックスの intersection over union (IoU) が 0.5 より大きい場合，疑似 BB は正しいとみなされ，それより小さい場合には疑似 BB は正しくないとみなされる．評価指標としては，各クラスでの F1 (=precision と recall の調和平均) の平均である mF1 を使用した．

提案手法の検出結果の評価に関しては，average precision (AP) とその平均値 mean AP (mAP) を用いた．UTClipart-test に対してそれぞれの手法を用いて検出を行ない，その結果の AP と mAP を比較した．

5.2. 結果

表 1に，提案手法と対抗手法によって得られた物体検出モデルを UTClipart-test に適用した際の結果を示す．比較した手法は以下の２つである．

単体の物体検出器　既存の物体検出器をそのまま用いた場合について検証した．2.1章 と 2.2章で述べたように様々な教師あり /弱教師あり物体検出の手法があるが，我々はその中で最先端のモデルを幾つか選択し比較した．SSD [3] と YOLOv2 [4] を教師あり学習による物体検出器として選択した．この検出器は自然画像ドメインで学習済みである．ContextLocNet (CLNet) [7] を弱教師あり学習による物体検出器として選択した．この検出器の学習は UTClipart-train を用いて学習した．それぞれの検出結果は 表 1 の 4 列目に示されている．単体での検出精度は SSD が最も高い結果となった．

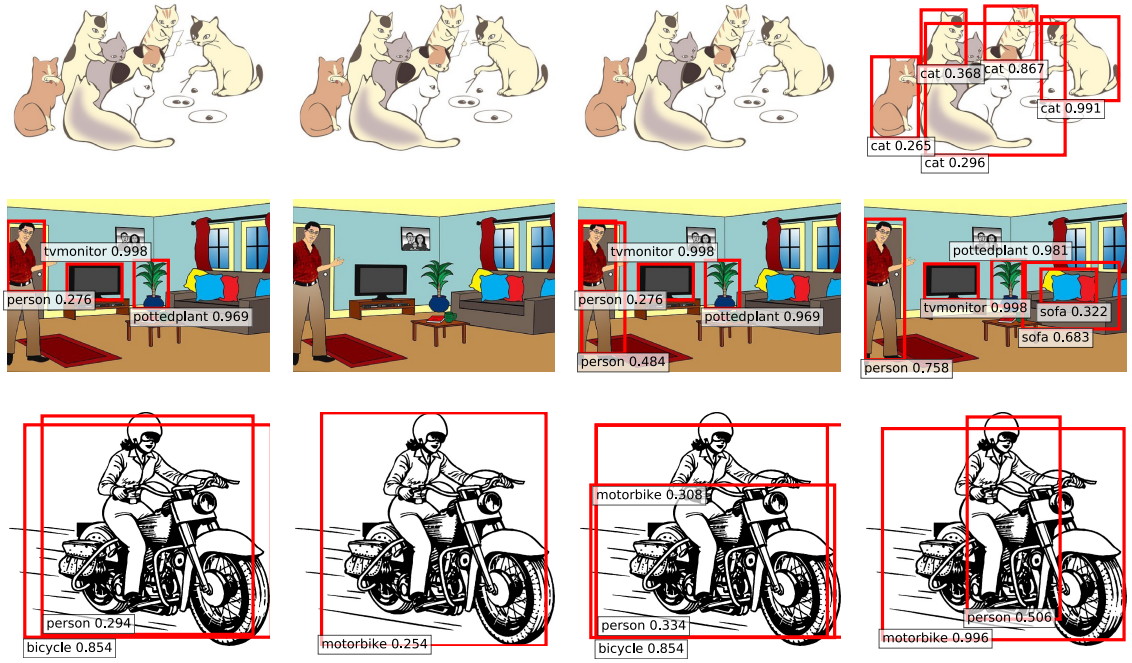
複数の物体検出器のアンサンブル　画像分類においては，複数の分類器の予測結果を単に平均する (アンサンブル) と，分類の精度が向上することが知られている [28, 29, 30]．物体検出についても似た処理を行うことで検出精度が向上する．単体の物体検出器による検出結果を単に足し合わせたうえで, 改めて non maximum suppression (NMS) を適用することで，検出におけるアンサンブルを行う．NMS を適用する際のパラメーターは，元の SSD や YOLO で用いられる物と同じ値を用いる．複数モデルをアンサンブルした検出結果は表 1 の 5 列目に示されている．モデルをアンサンブルするほど，検出性能は向上することが確認された．

提案手法の結果を 表 1 の 6 列目に示す．提案手法は, 疑似 BB を生成する際にベースとして組み合わせる物体検出器によらず，精度を改善することが確認された．しかし，疑似 BB 生成の際に弱教師あり学習による検出器である CLNet の結果を組み合わせると，mAP の改善度合いが小さくなることも確認された．

図 6に，UTClipart-train の画像に対して生成された仮想アノテーションの例を示す．図 6a や 図 6b では生成が非常に上手く出来ているが, 図 6c のように全く仮想アノテーションが付与されなかったり，図 6d のように物体の一部分だけが囲われた疑似 BB が生成されるケースも存在する．

図 7 に実際の検出結果を示す．提案手法は様々なスタイルの画像について有効であることが示唆される．

物体クラスに注目した性能解析　表 2 に単体の物体検出器，複数の検出器のアンサンブル，提案手法のそれぞれを用いた UTClipart-test における検出結果を示す．表中の 'Proposed' は，疑似 BB 生成の際に用いる検出器としては SSD と YOLOv2 を用いたものである．提案手法は，chair 以外の全てのクラスにおいて最高精

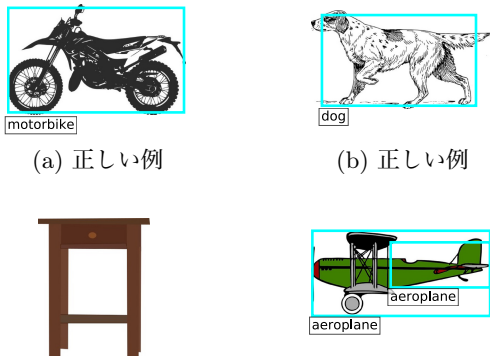


(a) SSD　(b) CLNet　(c) Ensembled (SSD+YOLOv2+CLNet)　(d) Proposed

図 7: UTClipart-test における提案手法の適用結果 (視認性のため，スコアが 0.25 以上の窓のみを表示している．)

表 2: Cliaprt-test における各クラスの検出結果の AP [%] ('Ensembled' は SSD, YOLO, CLNet をアンサンブルしたものであり，'Proposed' は，ファインチューニング用の疑似 BB 生成の際に用いる検出器としては SSD と YOLOv2 を用いたものである．

method	mAP	aero	bike	bird	boat	bottle	bus	car	cat	chair	cow	table	dog	horse	mbike	person	plant	sheep	sofa	train	tv
SSD [3]	25.3	16.2	57.3	16.7	11.4	7.9	39.9	31.9	4.0	35.3	18.6	21.3	9.3	20.0	49.5	41.9	32.6	7.3	28.7	32.6	23.8
YOLOv2 [4]	22.5	16.1	55.9	13.8	5.1	4.6	45.5	24.4	4.4	34.7	10.7	20.0	4.2	17.3	49.2	31.8	35.2	1.9	18.9	34.6	20.9
CLNet [7]	10.8	3.6	29.6	5.3	4.1	3.9	53.5	9.0	1.0	0.1	10.6	1.4	1.4	8.5	56.3	1.4	1.7	4.5	7.9	9.4	3.5
Ensembled (SSD+YOLOv2+CLNet)	28.1	16.8	61.0	21.7	11.7	6.6	50.6	33.1	5.4	**38.5**	30.9	22.5	9.5	22.0	55.8	42.4	34.8	**9.7**	30.1	34.5	24.2
Proposed	**34.5**	**21.6**	**70.9**	**23.6**	**12.1**	**18.7**	**60.8**	**39.0**	**6.6**	36.1	**32.7**	**29.3**	**12.5**	**26.1**	**85.4**	**58.0**	**37.2**	**9.7**	**34.4**	**40.6**	**33.6**



(a) 正しい例　(b) 正しい例

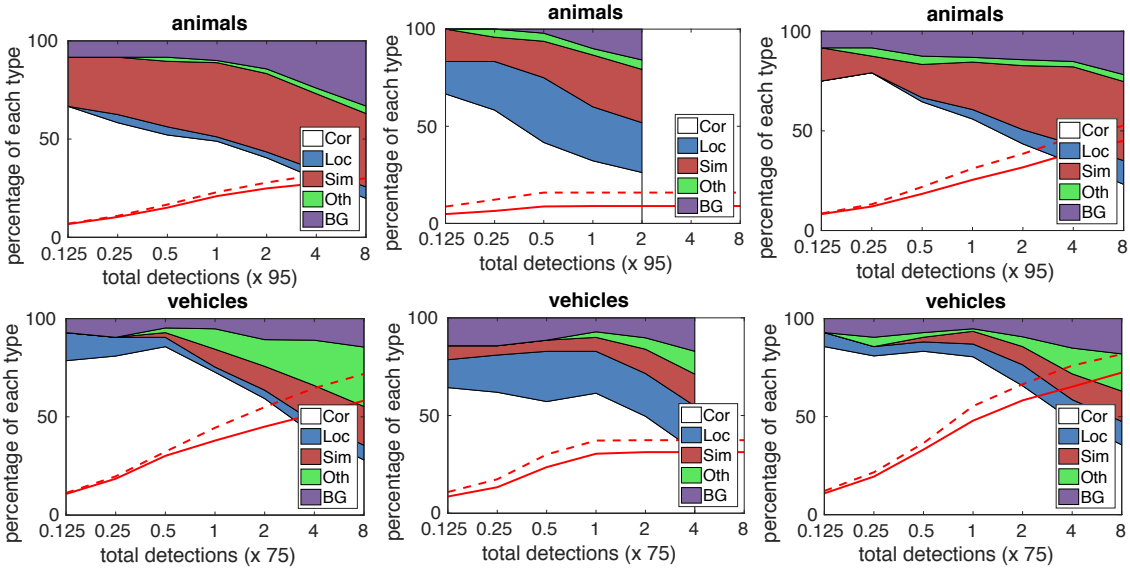
(c) バウンディングボックスが割り当てられなかった例　(d) 物体の一部に誤ってバウンディングボックスが割り当てられてしまった例

図 6: 生成された疑似 BB の例 (物体検出器としては SSD と YOLOv2 を用いた).

度を達成し，特に元々検出するのが難しい cat，dog，bottle 等でも改善を示した．

エラーに注目した性能解析　本稿で扱った各手法でどのような検出誤りが見られるのかを解析するため，Hoiem ら [31] の解析ツールを用いた．角括弧内のクラスは，同じカテゴリとして扱われる{all vehicles}, {all animals including person}, {chair, dining table, sofa}(furniture), {aeroplane, bird}(air objects)．クラス，カテゴリ，予測されたバウンディングボックスと正解のバウンディングボックスの IoU を考慮することによって，それぞれの検出は以下の 5 種類に分類される．

- Correct (Cor): クラスの予測が正しく，正解バウンディングボックスとの $IoU > .5$
- Localization (Loc): クラスの予測が正しいが，正解バウンディングボックスの場所を当てられていない $(.1 < IoU < .5)$



(a) SSD (b) CLNet (c) Proposed

図 8: UTClipart-test における物体検出性能の可視化結果．図の赤線は検出件数と recall ($IoU > 0.5$ の時を正解とみなす) の関係を，赤点線は検出件数と recall ($IoU > 0.1$ の時を正解とみなす) の関係を示している．

- Similar (Sim): 同一カテゴリの他のクラスと間違えている，かつ $IoU > .1$
- Other (Oth): 別カテゴリのクラスと間違えている，かつ $IoU > .1$
- Background (BG): どの正解に対しても $IoU < .1$，背景領域を間違って検出してしまったケース

UTClipart-test における検出結果のエラー分析結果を図 8 に示す．場所を推定する部分のエラー (Loc) に関しては，CLNet では起こりやすいが，一方 SSD は画像ドメインに関係なく物体の位置を比較的正確に推定出来ている事が示されている．対照的に，他のクラスとの混同 (Sim，Oth) に関しては，SSD の方が起こりやすい．しかしながら，この混同に関するエラーは，提案手法で疑似 BB を生成する際には 画像レベルのアノテーションとの照合により解消される．そのため提案手法におけるファインチューニングは，SSD と比較して他クラスとの混同を軽減して学習することが出来る事が，図 8cの結果から示唆される．

パラメータの妥当性 提案手法には 1 つのパラメータ T が存在する．パラメータ決定の妥当性を示すため以下の実験を行った．$T \in [0.5N, 0.75N, N, 1.25N, 1.5N]$ について，T を使用して生成された仮想アノテーションで SSD をファインチューニングし，mAP を評価した結果を 図 9に示す．ファインチューニングされた検出器の性能は，T/N にあまり敏感ではなく，$T/N = 1$ に固定されているときでも十分な性能を得ていることが確認された．

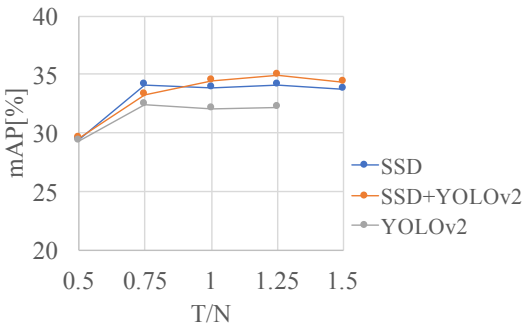


図 9: 検出器をファインチューニングした時の T/N の比と mAP の関係

6. 結論と展望

我々は画像ドメインを跨いだ物体検出手法を提案した．我々の手法を評価するため，画像レベルのアノテーションの付いた 3862 枚の画像 (UTClipart-train) と，インスタンスレベルのアノテーションの付いた 1000 枚の画像 (UTClipart-test) を我々は新たに clipart と呼ばれるドメインの画像で構築した．提案手法は全ての既存手法を上回ることが確認された．今後の展望としては，自然画像以外の様々なドメインの画像の大規模データセットである BAM! [23] を用いて，漫画や水彩画などより広範な画像ドメインで提案手法の適用を計画している．また本稿で提案した，仮想アノテーションを用いることで，半教師あり学習 [32] と呼ばれる，少量のインスタンスレベルのアノテーションと多量の

画像レベルのアノテーションから物体検出器を学習する手法への適用も検討している．

謝辞

本研究の一部は科学研究費助成事業 (26700008), JST-CREST(JPMJCR1686) の支援を受けて行われた．

References

[1] Ross Girshick. Fast R-CNN. In *ICCV*, 2015.

[2] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, and Jian Sun. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. In *NIPS*, 2015.

[3] Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, and Alexander C Berg. SSD: Single shot multibox detector. In *ECCV*, 2016.

[4] Joseph Redmon and Ali Farhadi. YOLO9000: Better, Faster, Stronger. *arXiv preprint arXiv:1612.08242*, 2016.

[5] Yi Li, Kaiming He, Jian Sun, et al. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks. In *NIPS*, 2016.

[6] Hakan Bilen and Andrea Vedaldi. Weakly supervised deep detection networks. In *CVPR*, 2016.

[7] Vadim Kantorov, Maxime Oquab, Minsu Cho, and Ivan Laptev. ContextLocNet: Context-aware deep network models for weakly supervised localization. In *ECCV*, 2016.

[8] Ke Yang, Dongsheng Li, Yong Dou, Shaohe Lv, and Qiang Wang. Weakly supervised object detection using pseudo-strong labels. *arXiv preprint arXiv:1607.04731*, 2016.

[9] Mark Everingham, Luc Van Gool, Christopher KI Williams, John Winn, and Andrew Zisserman. The pascal visual object classes (voc) challenge. *IJCV*, Vol. 88, No. 2, 2010.

[10] Kuniaki Saito, Yoshitaka Ushiku, and Tatsuya Harada. Asymmetric tri-training for unsupervised domain adaptation. *arXiv preprint arXiv:1702.08400*, 2017.

[11] Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, and Jitendra Malik. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. In *CVPR*, 2014.

[12] Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, Piotr Dollár, and C Lawrence Zitnick. Microsoft coco: Common objects in context. In *ECCV*, 2014.

[13] Hao Su, Jia Deng, and Li Fei-Fei. Crowdsourcing annotations for visual object detection. In *AAAI workshop*, 2012.

[14] Xiaojin Zhu. Semi-supervised learning literature survey. 2005.

[15] Avrim Blum and Tom Mitchell. Combining labeled and unlabeled data with co-training. In *COLT*, 1998.

[16] Jafar Tanha, Maarten van Someren, and Hamideh Afsarmanesh. Ensemble based co-training. In *23rd Benelux Conference on Artificial Intelligence*, 2011.

[17] Arthur Gretton, Karsten M Borgwardt, Malte J Rasch, Bernhard Schölkopf, and Alexander Smola. A kernel two-sample test. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 13, No. Mar, 2012.

[18] Yaroslav Ganin and Victor Lempitsky. Unsupervised domain adaptation by backpropagation. *arXiv preprint arXiv:1409.7495*, 2014.

[19] Mingsheng Long, Yue Cao, Jianmin Wang, and Michael I Jordan. Learning transferable features with deep adaptation networks. In *ICML*, 2015.

[20] Yaroslav Ganin, Evgeniya Ustinova, Hana Ajakan, Pascal Germain, Hugo Larochelle, François Laviolette, Mario Marchand, and Victor Lempitsky. Domain-adversarial training of neural networks. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 17, No. 59, 2016.

[21] Mingsheng Long, Han Zhu, Jianmin Wang, and Michael I Jordan. Unsupervised domain adaptation with residual transfer networks. In *NIPS*, 2016.

[22] Minmin Chen, Kilian Q Weinberger, and John Blitzer. Co-training for domain adaptation. In *NIPS*, 2011.

[23] Michael J Wilber, Chen Fang, Hailin Jin, Aaron Hertzmann, John Collomosse, and Serge Belongie. BAM! the behance artistic media dataset for recognition beyond photography. *arXiv preprint arXiv:1704.08614*, 2017.

[24] Qi Wu, Hongping Cai, and Peter Hall. Learning graphs to model visual objects across different depictive styles. In *ECCV*, 2014.

[25] Nicholas Westlake, Hongping Cai, and Peter Hall. Detecting people in artwork with cnns. In *ECCV workshop*, 2016.

[26] Lluis Castrejon, Yusuf Aytar, Carl Vondrick, Hamed Pirsiavash, and Antonio Torralba. Learning aligned cross-modal representations from weakly aligned data. In *CVPR*, 2016.

[27] Pedro F Felzenszwalb, Ross B Girshick, David McAllester, and Deva Ramanan. Object detection with discriminatively trained part-based models. *TPAMI*, Vol. 32, No. 9, 2010.

[28] Karen Simonyan and Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. In *ICLR*, 2015.

[29] Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia, Pierre Sermanet, Scott Reed, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Vincent Vanhoucke, and Andrew Rabinovich. Going deeper with convolutions. In *CVPR*, 2015.

[30] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *CVPR*, 2016.

[31] Derek Hoiem, Yodsawalai Chodpathumwan, and Qieyun Dai. Diagnosing error in object detectors. In *ECCV*, 2012.

[32] Ziang Yan, Jian Liang, Weishen Pan, Jin Li, and Changshui Zhang. Weakly-and semi-supervised object detection with expectation-maximization algorithm. *arXiv preprint arXiv:1702.08740*, 2017.