

# 画像変換ネットワークによる連続学習

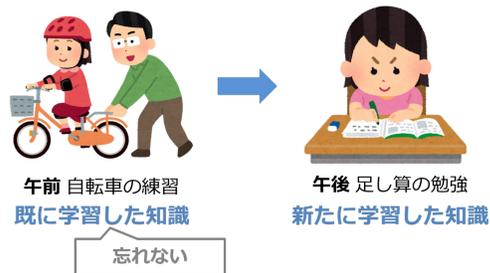


松本 農人・柳井 啓司 (電気通信大学 総合情報学科)

## 背景

連続学習とは…

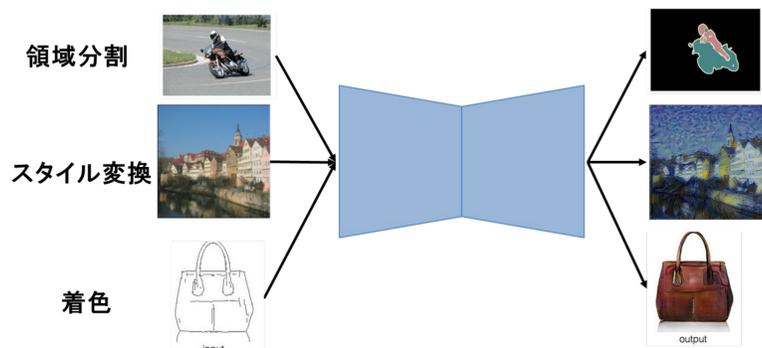
昔学習した知識を忘れずに新しい知識を学習



CNN での連続学習は性能が劣化する致命的忘却が起こる

## 目的

“1つのモデル”で”異なる”  
画像変換タスクでの連続学習

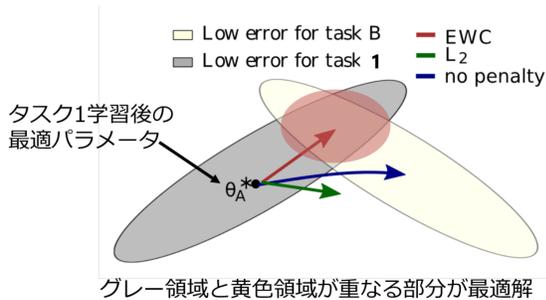


## 関連研究

致命的忘却を回避する手法

Elastic Weight Consolidation (EWC) [Kirkpatrick et al. 2016]

- タスク1とタスク2の両方の最適領域を求める
- 問題点：最適な領域が重ならない場合



Overcoming catastrophic forgetting in neural networks. (Kirkpatrickら, Deep Mind 2016)

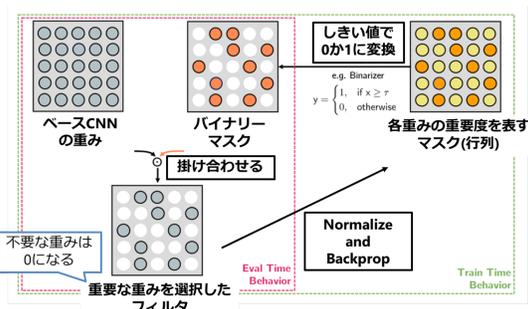
## 手法 : Piggyback

piggyback = おんぶ

タスク固有の重みを選択する手法  
重みを固定しマスクを使うため  
破壊的忘却は起こらない

- タスク1 ベースCNNを学習
- タスク2以降 ベースCNNを固定

タスクごとに最終層とマスクを学習



Dataset	Classifier Only	PackNet [7]	Piggyback (ours)	Individual Networks
ImageNet	28.42 (9.61)	29.33 (9.99)	28.42 (9.61)	28.42 (9.61)
CUBS	36.49	22.30	29.69	21.30
Stanford Cars	54.66	15.81	21.66	11.87
Flowers	20.01	10.33	10.25	7.19
WikiArt	49.53	32.80	31.48	29.91
Sketch	58.53	28.62	24.88	22.70
# Models (Size)	1 (537 MB)	1 (587 MB)	1 (621 MB)	6 (3,222 MB)

Table 2: Errors obtained by starting from an ImageNet-trained VGG-16 network and then using various methods to learn new fine-grained classification

引用: Piggyback: Adapting a single network to multiple tasks by learning to mask weights. (Mallya, ECCV 2018)

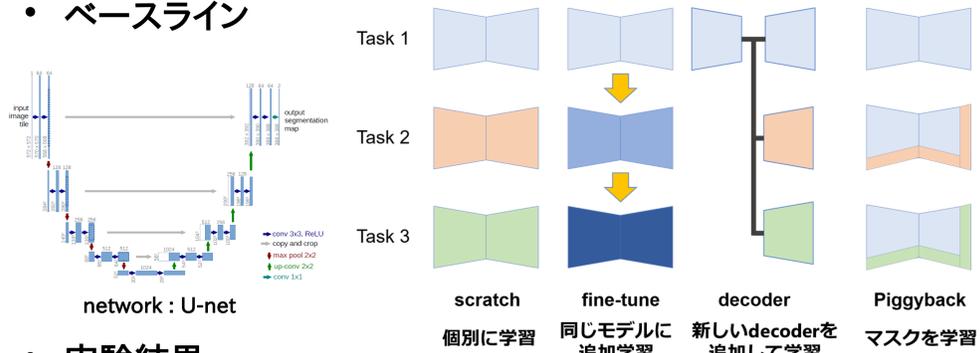
## 実験

Piggyback を画像変換タスクに適用

タスク内容

タスク番号	データセット	内容	評価
タスク1	MS COCO	領域分割	mIoU(%)
タスク2	Pascal VOC	領域分割	mIoU(%)
タスク3	MS COCO	濃淡画像着色	SSIM
タスク4	MS COCO	スタイル変換 (gogh)	SSIM
タスク5	MS COCO	スタイル変換 (munk)	total loss

ベースライン

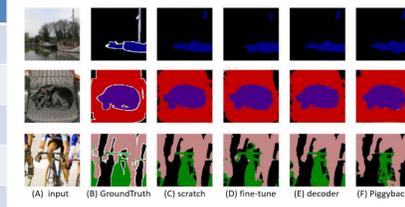


実験結果

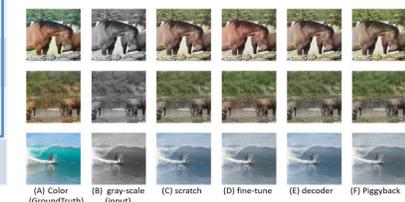
Piggyback は画像変換タスクにも有効

	Scratch	Fine-tune	Decoder	Piggyback
タスク1 (mIoU(%))	21.47			
タスク2 (mIoU(%))	58.59	64.87	61.63	61.45
タスク3 (SSIM)	0.9138	0.9148	0.9121	0.9058
タスク4 (SSIM)	0.3678	0.3555	0.3595	0.3501
タスク5 (total loss)	447480	490490	544348	521476
タスク1 after タスク2	-	0.70	21.47	21.47
タスク2 after タスク3	-	1.87	61.63	61.45
タスク3 after タスク4	-	0.5321	0.9121	0.9058
モデルサイズ (MB)	282.0 (56.4x5)	282.0 (56.4)	138.4 (56.4+20.5*4)	63.6 (56.4+1.8*4)

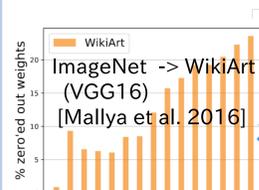
Task2: 領域分割



Task3: 濃淡画像着色



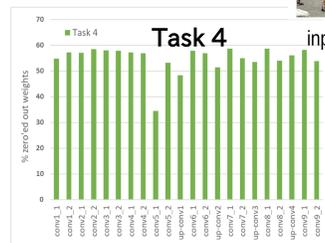
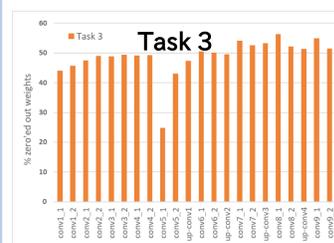
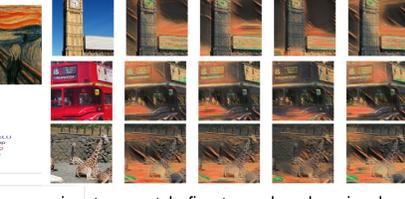
バイナリーマスクのゼロの割合



Task4: スタイル変換(Gogh)



Task5: スタイル変換(Munk)



画像分類と比べて  
画像変換の方が  
0の割合が全体的に  
大きくなった

バイナリーマスクの類似度 (同じ値の割合)

	タスク1 領域分割	タスク2 領域分割	タスク3 着色	タスク4 スタイル変換	タスク5 スタイル変換
タスク2	0.5075	-	-	-	-
タスク3	0.5042	0.5054	-	-	-
タスク4	0.4326	0.5034	0.5020	-	-
タスク5	0.4529	0.5029	0.5025	0.5210	-

似ているタスクの類似度 高  
似ていないタスクの類似度 低

タスクごとに重要な重みは異なる

## 今後の課題

- 追加実験による汎用性の実証
- Piggyback マスクの分析
- モデルの更なる容量削減