

**MIRU2021**

**Adaptive Point-wise グループ化畳み込みを用いた  
小規模データセットからの画像の生成**

電気通信大学大学院 情報学専攻  
武田 麻奈, 柳井 啓司



# 1. 研究目的

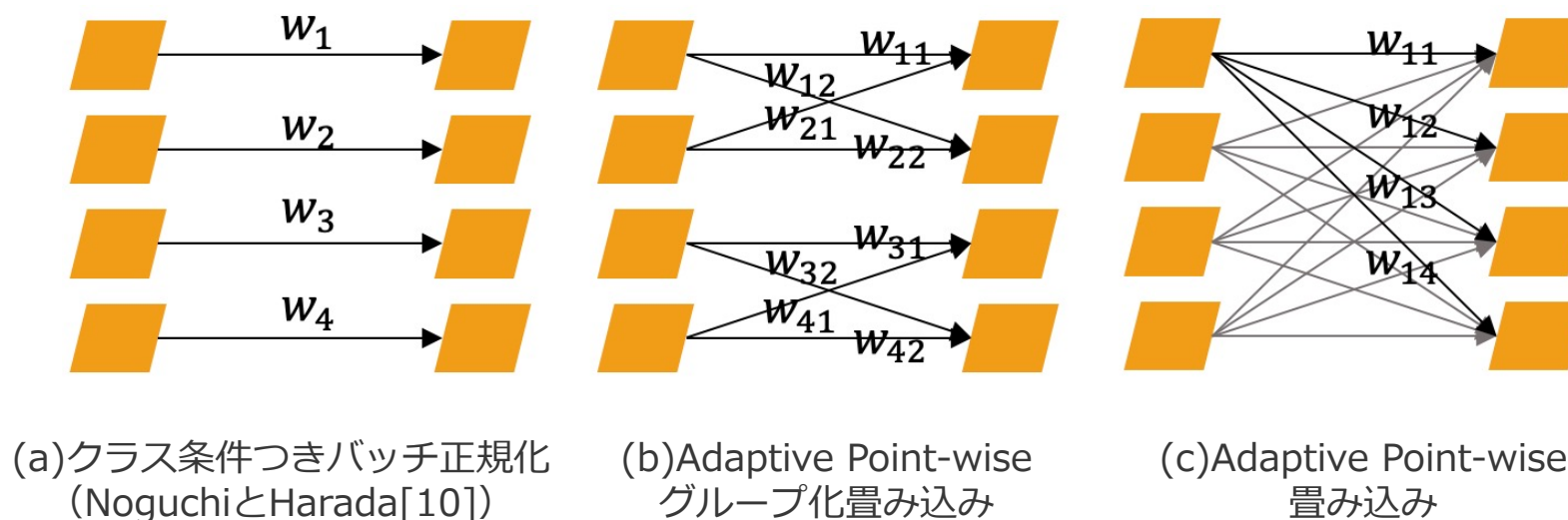
---

- 深層学習モデルでは、一般的に学習に多くのデータを使用する
- 事前に学習されたモデルを用いた事前知識の伝達は、小規模データセットを用いた学習に効果的である
- Noguchi と Harada [10] は、小規模データセットからの画像生成を実現するために、事前に学習された生成モデルを転送するための新しい方法を提案した
- 本論文では、Noguchi と Harada と同様に、小規模データセットからの画像生成を実現するために、事前に学習された生成モデルを転送する手法を提案する



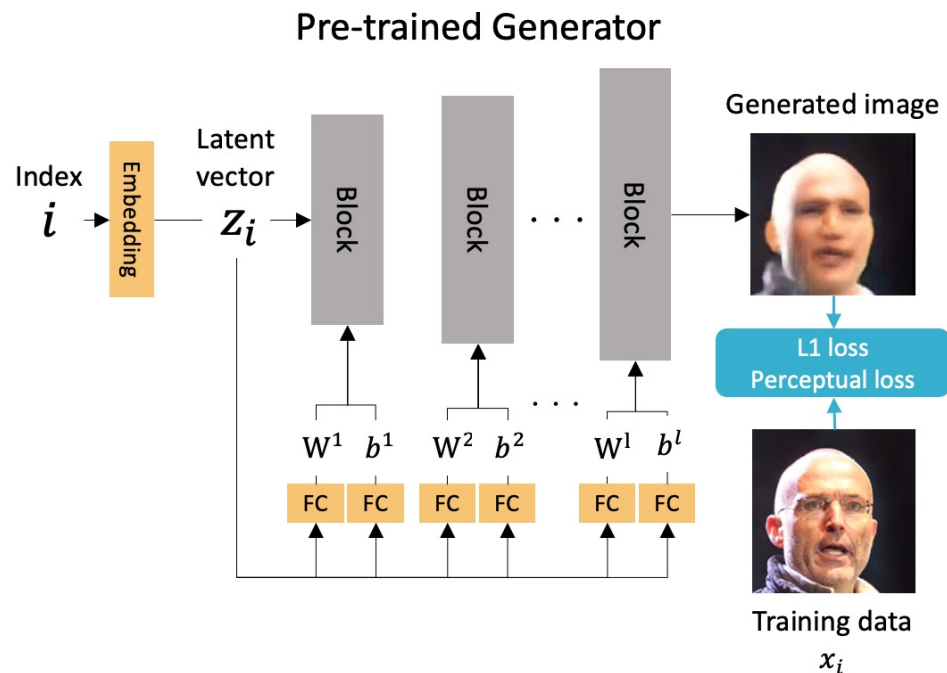
## 2. 手法 — Adaptive Point-wise グループ化畳み込み —

- Noguchi と Harada の研究 (a) を拡張し, より柔軟なドメイン適応を実現するために, Adaptive Point-wise グループ化畳み込みを導入する
- Point-wise 畳み込み (c) と呼ばれる  $1 \times 1$  畳み込み層は, 入力チャンネルの線形結合を計算することによって新しい特徴を構築する
- さらに, パラメータ数を減らす方法として, グループ化畳み込みのアイデアを Adaptive Point-wise 畳み込み (b) に適用する



## 2. 手法 — 学習と推論 —

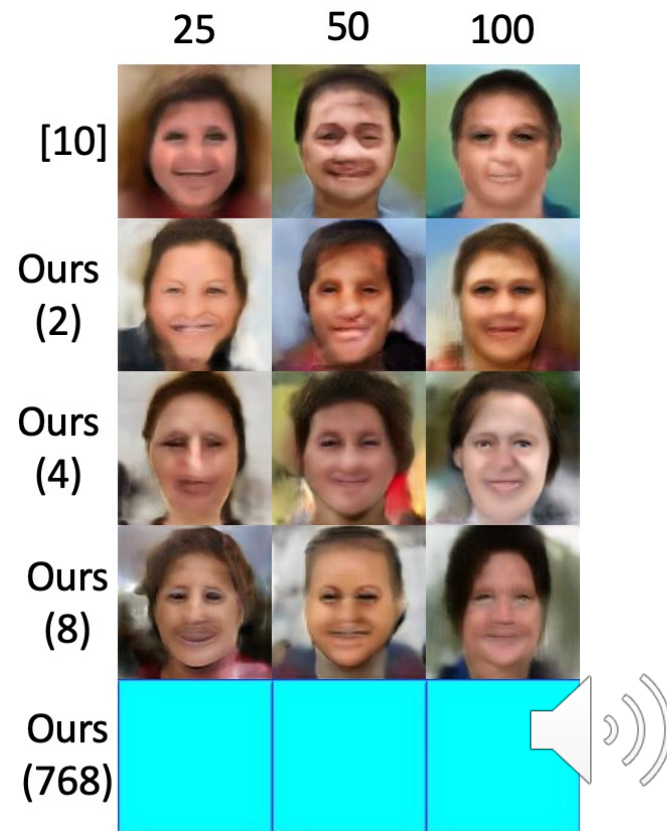
- ジェネレータは, ImageNet などの大規模なデータセットで最初に事前学習されている
- 次に, すべてのバッチ正規化層の直後に, 対応するFC層を含む Adaptive Point-wise グループ化畳み込み層を挿入し, 小規模データセットでファインチューニングする
- 推論中に, 標準正規分布に基づいてランダムにサンプリングされたベクトル $z$ をジェネレータに入力して, ランダムな画像を生成する



### 3. 実験結果 – ベースラインの比較 –

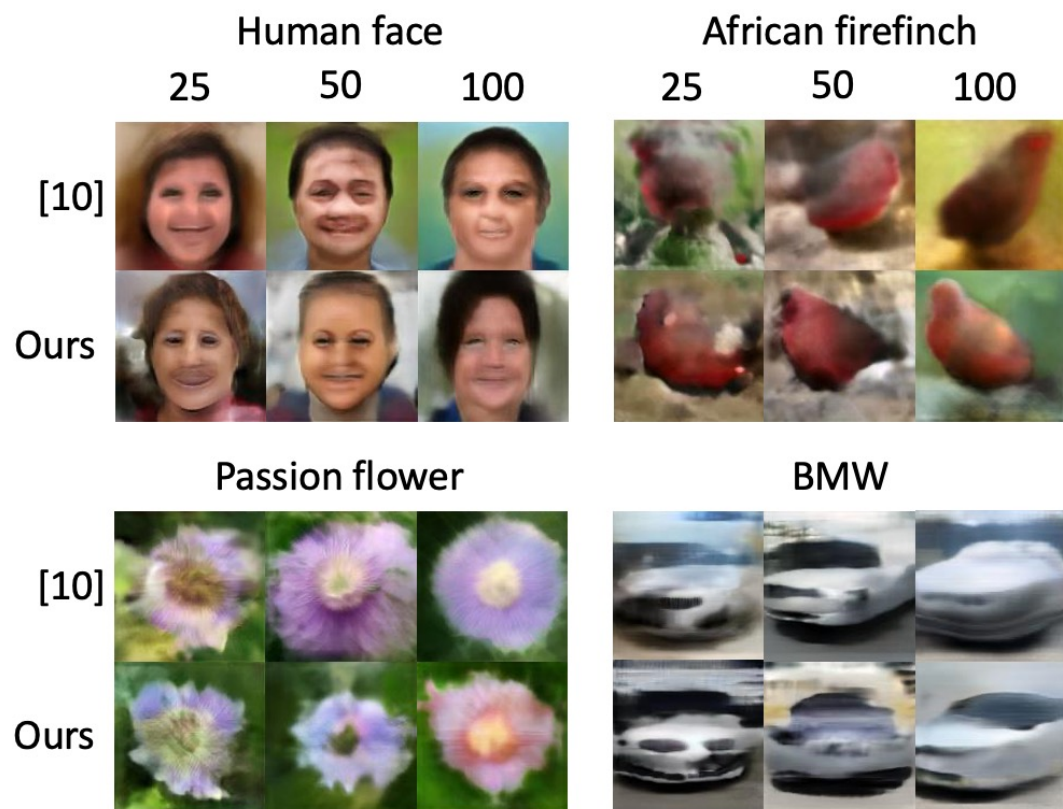
- Noguchi と Harada のパラメータ数を基準とし，提案手法において，グループ化の数を変えて，パラメータ数を2倍，4倍，8倍にしたときの生成画像の品質を比較した
- 提案手法は，パラメータ数の増加に伴って品質が向上した  
→Adaptive Point-wise 畳み込みが，特徴チャンネルのバリエーションを増やした

Model	Parameter ratio	Number of data	KMMD(↓)
NoguchiとHarada	1	25	2.966
		50	2.507
		100	2.509
Ours	2	25	2.944
		50	2.496
		100	2.493
	4	25	2.942
		50	2.491
100	2.490		
8	25	<b>2.928</b>	
	50	<b>2.485</b>	
	100	<b>2.487</b>	
グループ化なし (約768)		25	-
		50	-
		100	-



### 3. 実験結果 — 追加データセットを使った実験 —

- 4つのデータセットのそれぞれからサンプリングされた25, 50, および100枚の画像を使用して, 提案手法をベースラインと比較した
- 提案手法は, ベースラインよりも詳細かつ高品質な画像を生成できる



Dataset	Model	Number of data	KMMD(↓)
Passion flower	NoguchiとHarada	25	2.976
		50	2.977
		100	2.965
	Ours	25	<b>2.955</b>
		50	<b>2.960</b>
		100	<b>2.954</b>
African firefinch	NoguchiとHarada	25	2.965
		50	2.531
		100	2.532
	Ours	25	<b>2.937</b>
		50	<b>2.513</b>
		100	<b>2.506</b>

### 3. 実験結果 — 追加データセットを使った実験 —

- ランダムに生成された2つの潜在ベクトル間の補間の結果を示す
- 提案手法は，補完が明確かつスムーズで，安定している

