

# Neural Style TransferとCycle GAN を利用したフォント変換

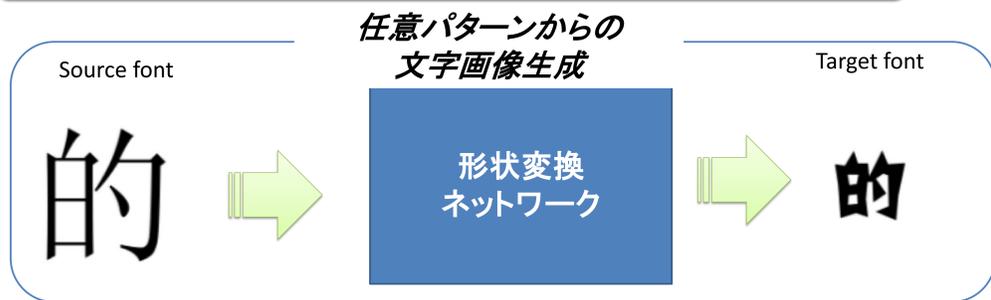
PS2-26

成沢 淳史, 柳井 啓司

The University of Electro-Communications, Tokyo



## 背景 & 目的



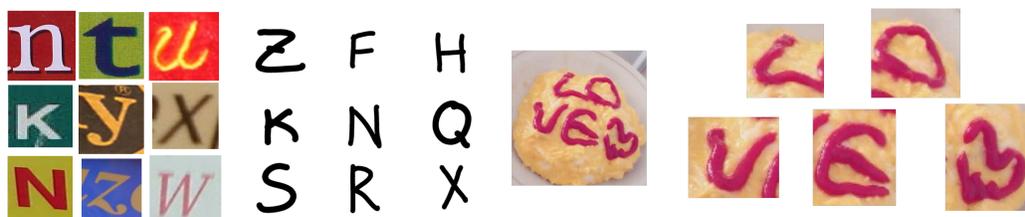
既存フォントから、新しいフォントを最小限の手間で自動生成

学習時に文字のペアを作るコストが大きい

- (1) 1枚のtarget画像で変換可能なstyle transfer
- (2) Unpair で学習可能なCycle GAN

## ケチャップ文字変換

Font同士の変換はうまくいくことが確認できたので、  
フォントからフォントでないものに変換してみる



左) 実画像      中央) 手書き      右) ケチャップ文字

データセットの画像枚数

	実画像	手書き	ケチャップ文字
枚数	7705	3410	346



左から入力、変換、逆変換 (アイデンティティ)

- 元画像への逆変換が不安定
- 小さい文字の変換に失敗の傾向がみられる
- 小文字の変換も同様に難しい
- 実画像に関しても同様の傾向

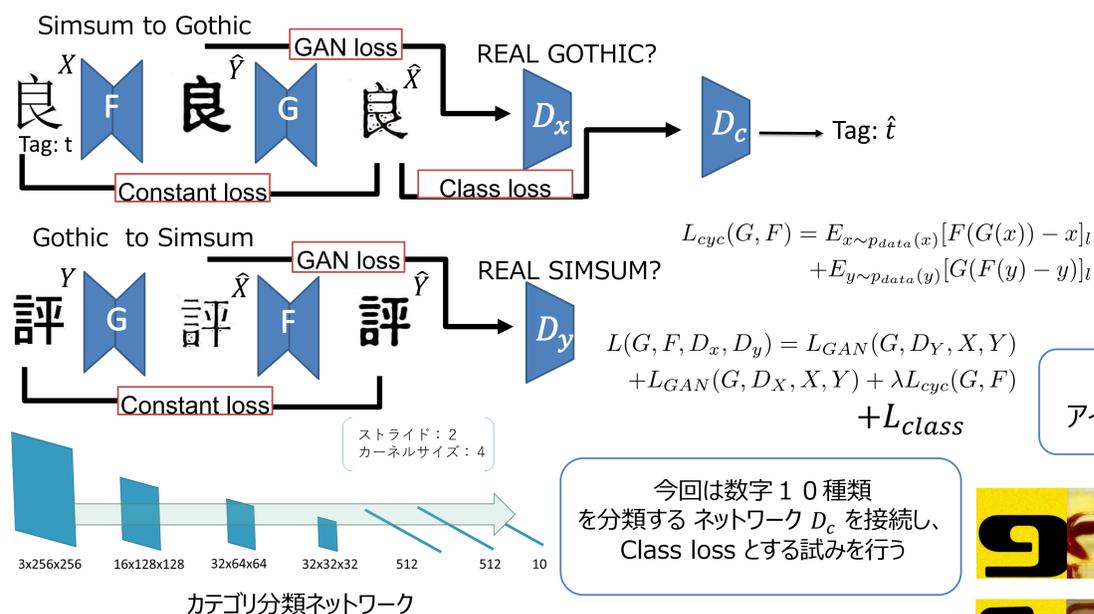
## (1) Neural Style Transfer

Style Transfer による画像生成  
任意の文字を変換可能



あいうえお アイウエオ 東京都調布	abcdefghijklmnop hijklmno pqrstuvwxyz WXYZAB	あいうえお アイウエオ 東京都調布
あいうえお アイウエオ 東京都調布	ABCDEFGHIJ KLMNOPQR STUVWXYZ vwxyz	あいうえお アイウエオ 東京都調布
あいうえお アイウエオ 東京都調布	ABCDEF GHIJKL MNOPQR STUVWX YZZ	あいうえお アイウエオ 東京都調布

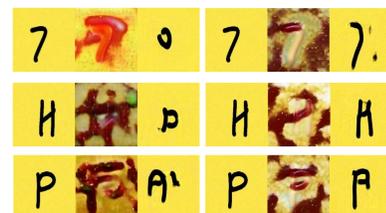
## (2) Cycle GAN (本発表のメイン)



## 実験

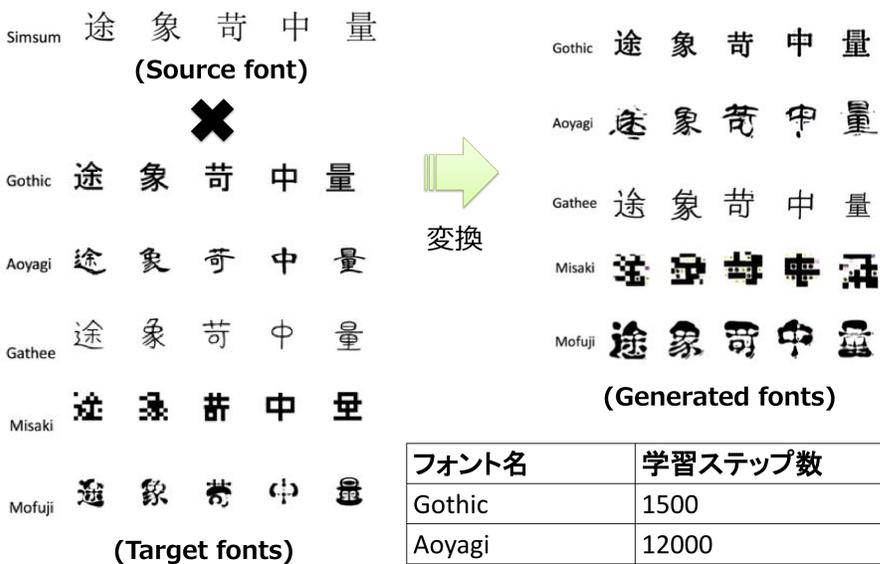


ノイズ+スケールを与えることで  
アイデンティティの精度向上が見受けられる



ロス加重の割合を操作、  
アイデンティティが元に戻るように

## Cycle GANによる日本語フォント間変換



フォント名	学習ステップ数
Gothic	1500
Aoyagi	12000
Gathee	3500
Misaki	7000
Mofuji	7000

日本語フォント間での変換ネットワークは安定して学習



文字カテゴリロス ( $L_{class}$ ) の有無の違い 左) ロスなし 右) ロスあり

文字クラスロスの重みの割合を操作、アイデンティティが元に戻る改善の兆しを観測

## まとめ&今後の課題

- Style Transfer による変換は文字においても応用可能であることを示した。
- 日本語フォント間変換ではフォントの特徴的な部分を転写することに成功した。
- 文字以外のパターン画像との学習であっても成功するケースを示した。
- アイデンティティのカテゴリが認識出来ない形で復元される問題が残っている。