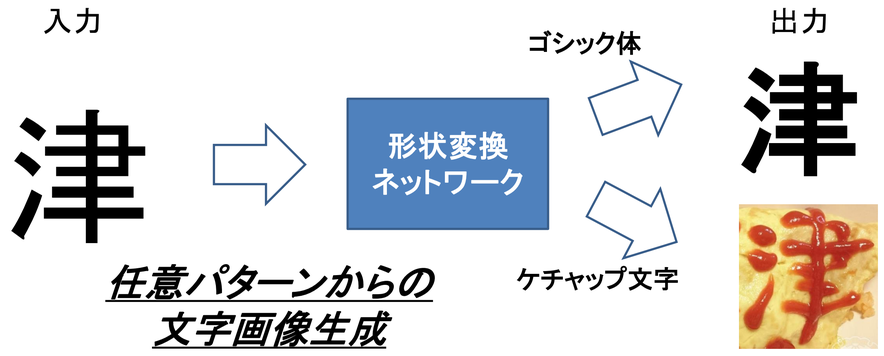
PS1-64

CNNを用いた質感文字生成

成沢 淳史, 下田　和, 柳井 啓司

電気通信大学 情報理工学研究科　情報学専攻

背景 & 目的

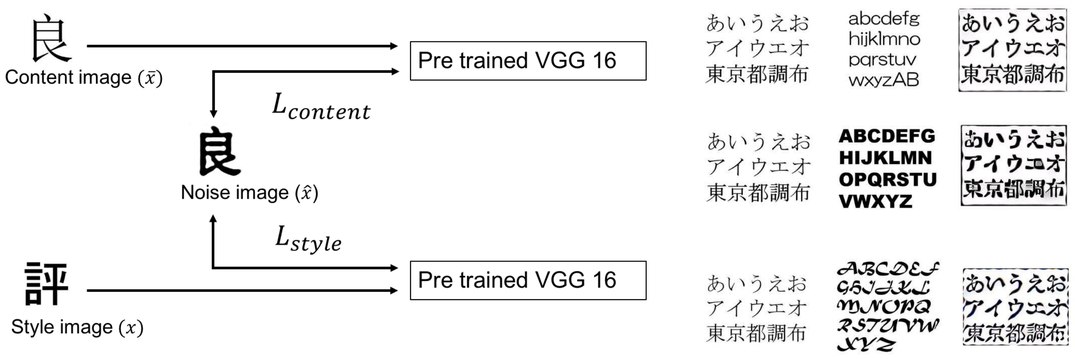


目標：物体に合わせたフォント生成

- 可読性の向上
- 質感パターンへの対応
- 少数サンプルからの学習

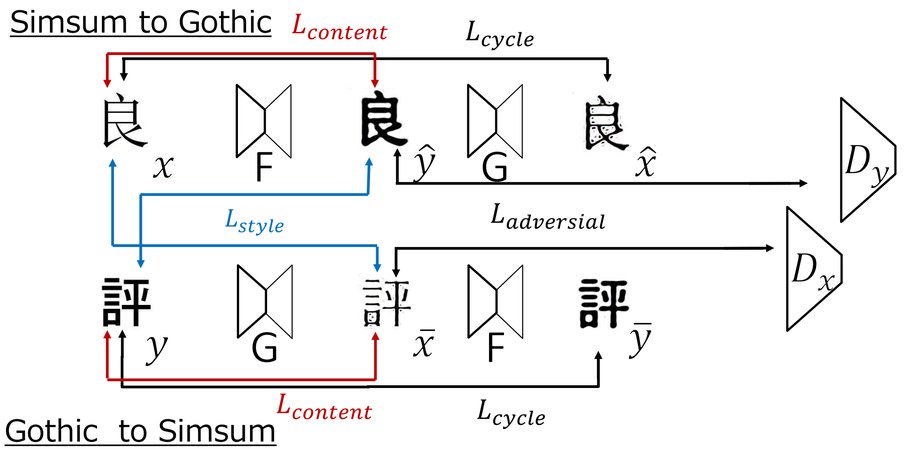
に対する提案が必要

Neural Style Transfer

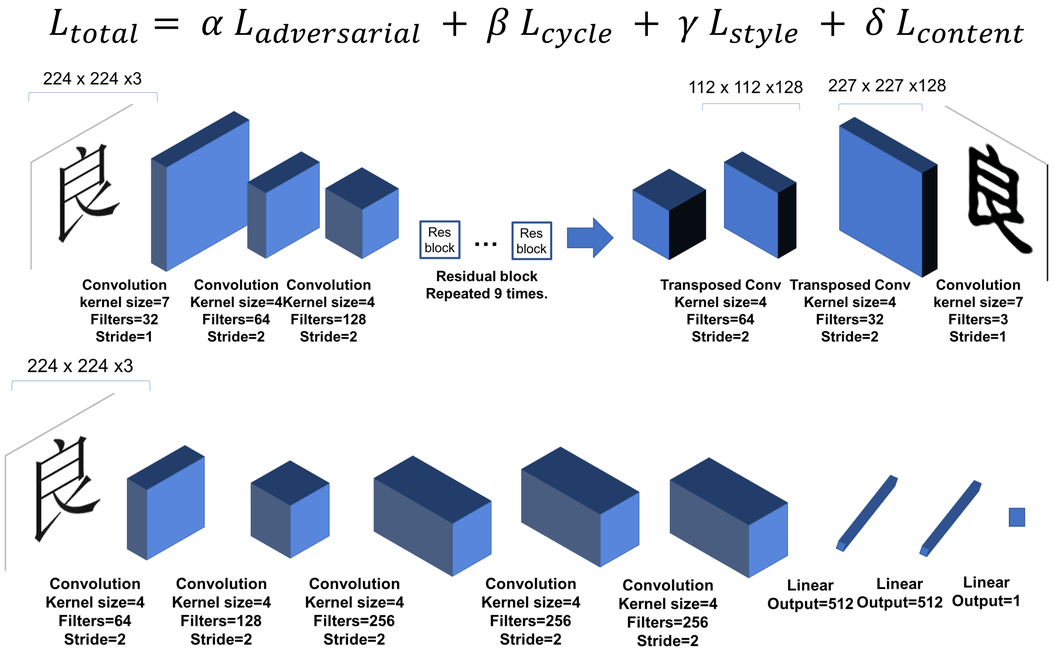


Style Transfer [1] によりフォントの変換が可能、画像生成に時間が必要

Cycle GAN With Neural Style

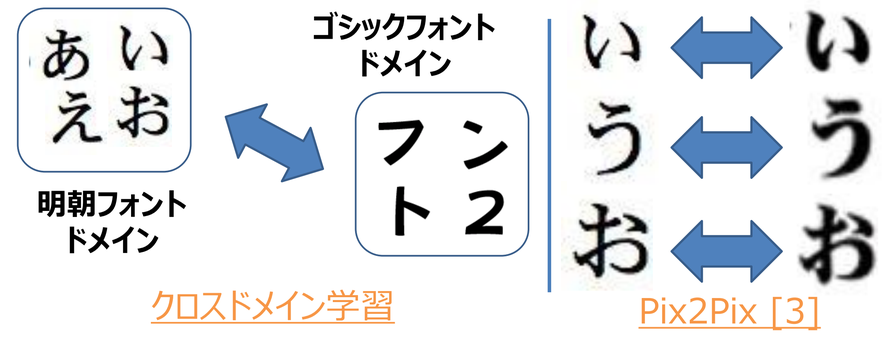


$$L_{total} = \alpha L_{adversarial} + \beta L_{cycle} + \gamma L_{style} + \delta L_{content}$$



クロスドメイン学習 [2] (Cycle GAN)に仕組みに
文字の可読性に繋がる Content Loss, 新しいスタイル獲得への Style Loss
を新しく導入

質感パターン画像セット



クロスドメイン学習 には対応画像が不要

データセット名	サンプル数
ケチャップ文字 (文字 + 絵の一部)	445
砂文字 (英字 + 簡単なひらがな + 絵の一部)	483
紐文字 (ランダムなパターン)	796

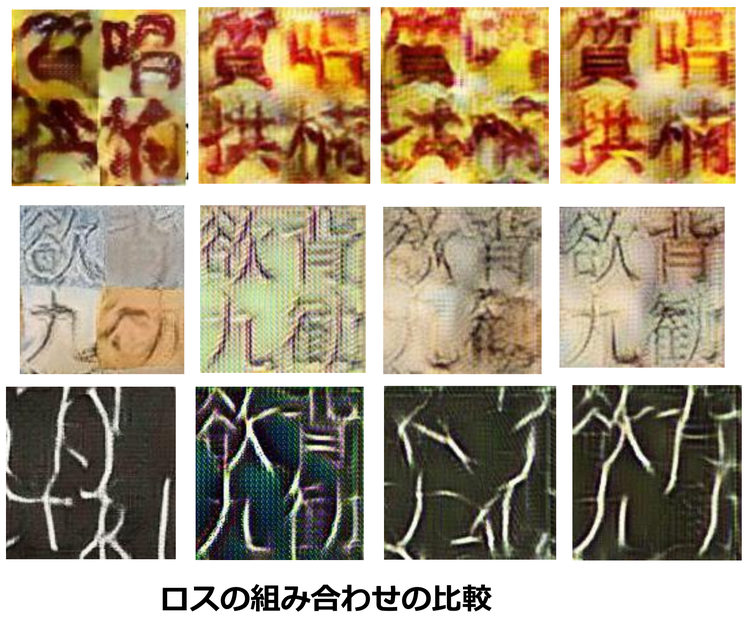
ターゲット

単一画像中に 16 文字を配置 (トレーニング：450 枚，検証：50 枚)

質感を持った３つの画像セットを作成、入力フォーマットを工夫

実験

生成手法の比較
Style Transfer (左)
Cycle GAN (中央)
提案手法 (右)



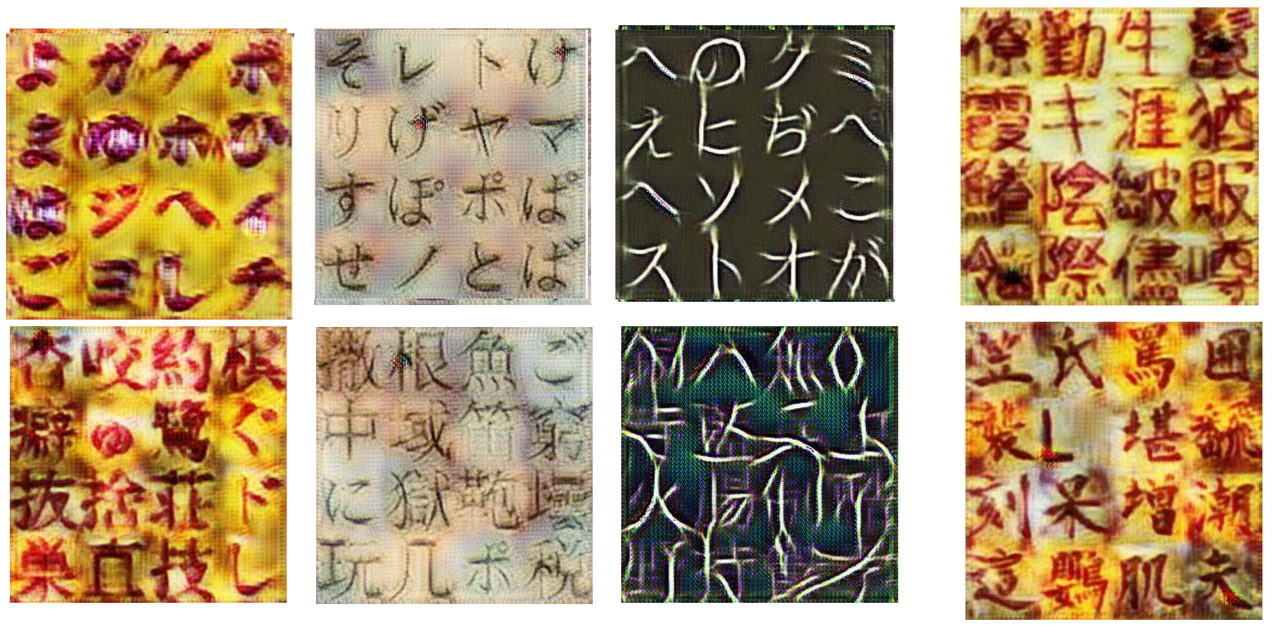
ロスの組み合わせの比較

Adversarial +*Cycle* (Cycle GAN)

Style + *Content* +*Cycle*

Adversarial +*Style* +*Cycle*

Adversarial +*Style* + *Cycle* +*Content*



最適なロスの組み合わせの出力

ソースフォントを変更
手書き風（上），行書体（下）

まとめ

- Content Loss 導入による生成文字画像の可読性の向上
- Style Loss による 新しいスタイルの獲得

[1] L. A. Gatys, A. S. Ecker, and M. Bethge. Image style transfer using con- volutional neural networks. CVPR, 2016.
[2] Y. Taigman, A. Polyak, and L. Wolf. Unsupervised cross-domain image gen- eration. ICCV, 2017.
[3] I. Phillip, Z. Jun-Yan, Z. Tinghui, and E. Alexei. Image-to-image translation with conditional adversarial networks. CVPR, 2017.

UEC TOKYO