

— 名古屋CV・PRML勉強会 研究紹介 —

マルチスペクトルcGANsによる 衛星画像の薄雲除去

榎本 憲二 (Kenji Enomoto)



名古屋大学
NAGOYA UNIVERSITY

自己紹介

榎本 憲二 (Kenji Enomoto)

博士前期課程1年

研究分野

➤ コンピュータビジョン, リモートセンシング

所属

➤ 名古屋大学 河口研究室

Webページ : <https://enomotokenji.github.io/>

研究背景

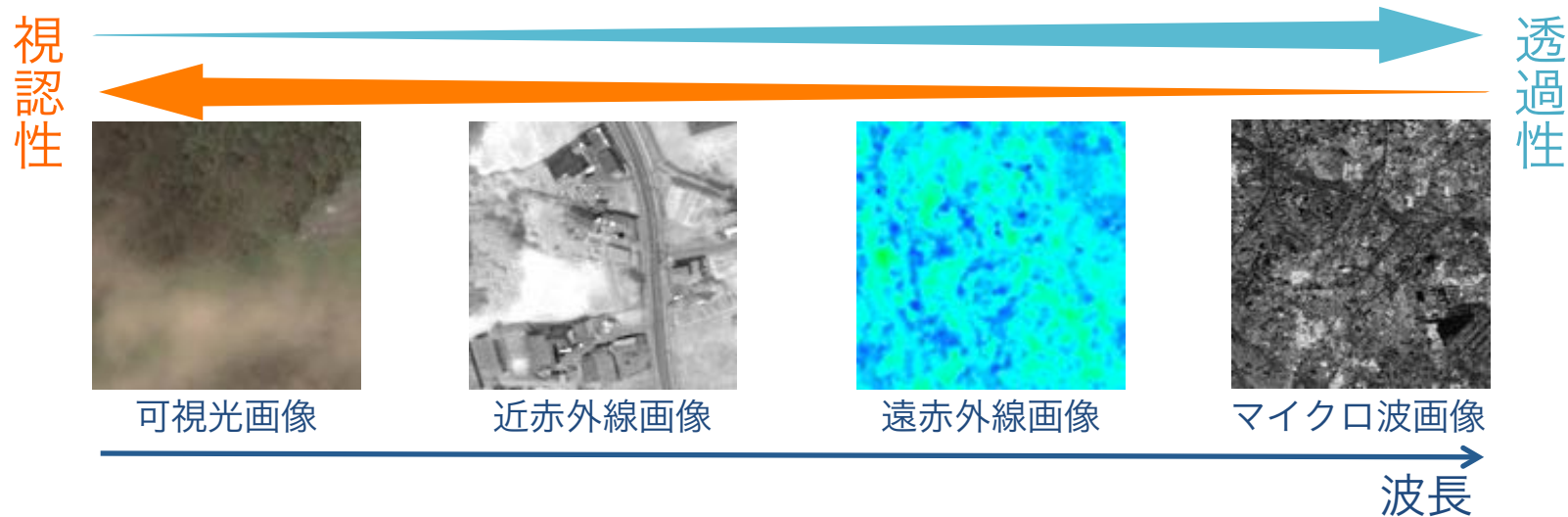
[<https://www.restec.or.jp/satellite/landsat-8>]

- 衛星画像による広域情報の取得
 - 交通サービス
 - 災害対応
 - 環境保護
- 気象条件に依存
 - 多くの衛星画像が雲で覆われ地表を観測不可



研究背景

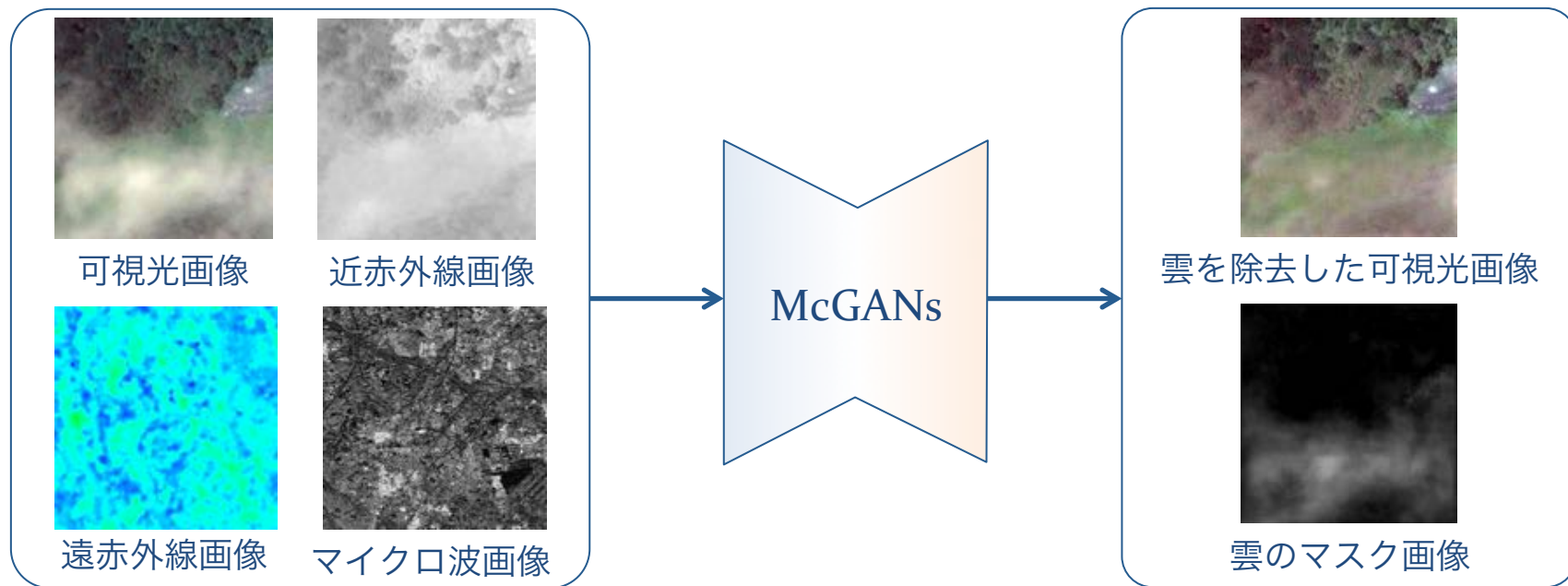
波長が長くなると透過性が高くなる



波長が長くなると視認性が低下

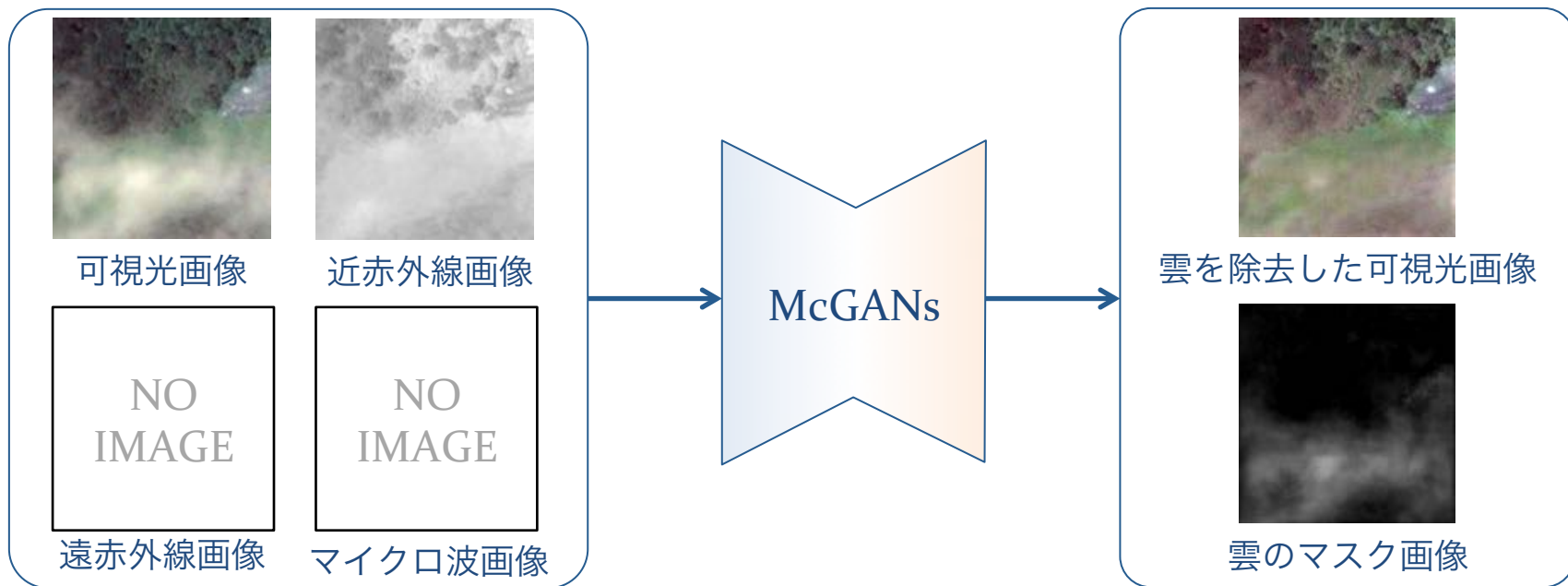
やりたいこと

Multispectral conditional Generative Adversarial Nets (McGANs)



今やれること

Multispectral conditional Generative Adversarial Nets (McGANs)

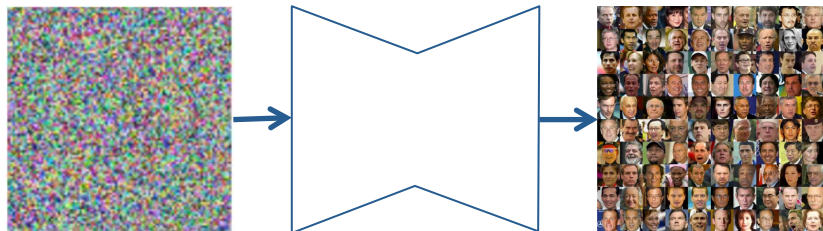


画像の生成モデル

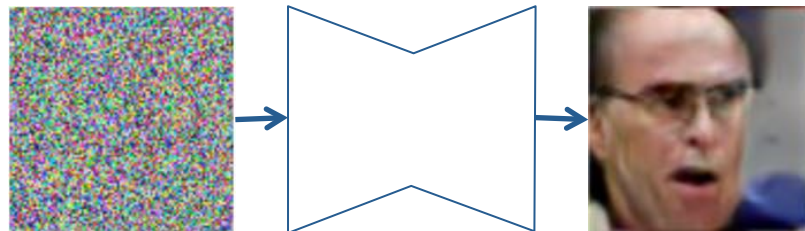
[<http://torch.ch/blog/2015/11/13/gan.html>]

ランダムノイズから適当な画像を生成

トレーニングフェーズ



テストフェーズ



Generative Adversarial Networks (GANs)

[I. Goodfellow et al., NIPS2014]

GANs

- GeneratorとDiscriminatorを敵対的に学習

Generator (G)

- 画像を生成するモデル

Discriminator (D)

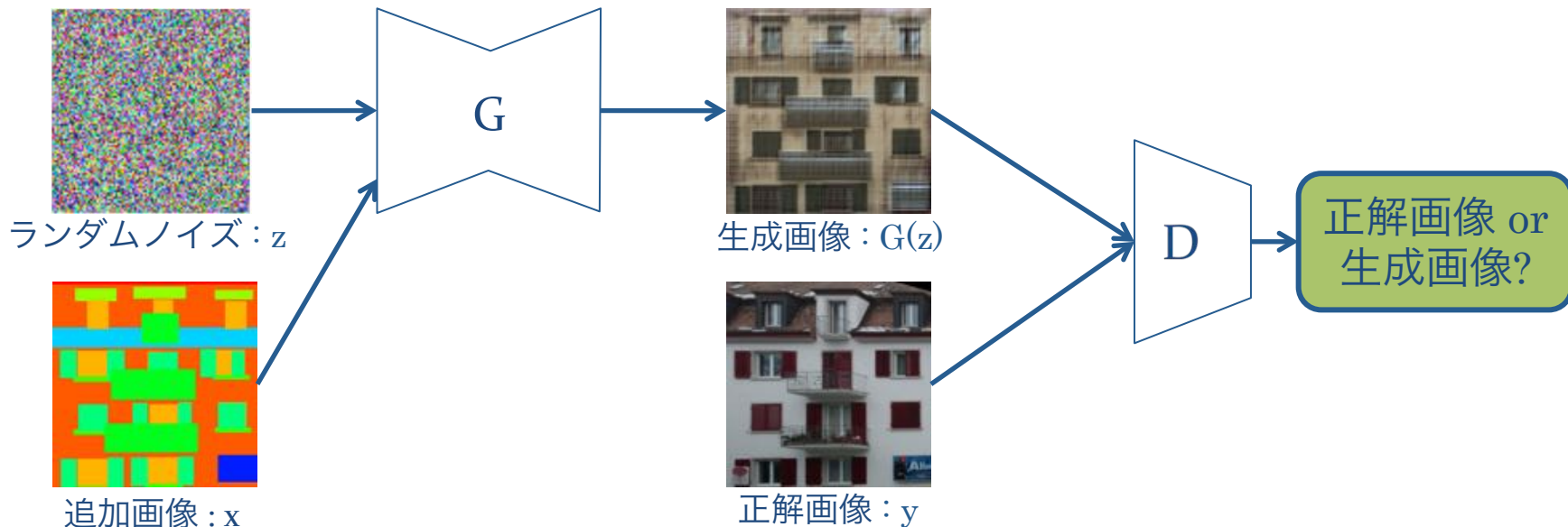
- 生成画像と正解画像を識別するモデル



目的関数 $\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{y \sim p_{data}(y)} [\log D(y)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))]$

conditional GANs (cGANs)

[M. Mirza et al., arXiv2014]

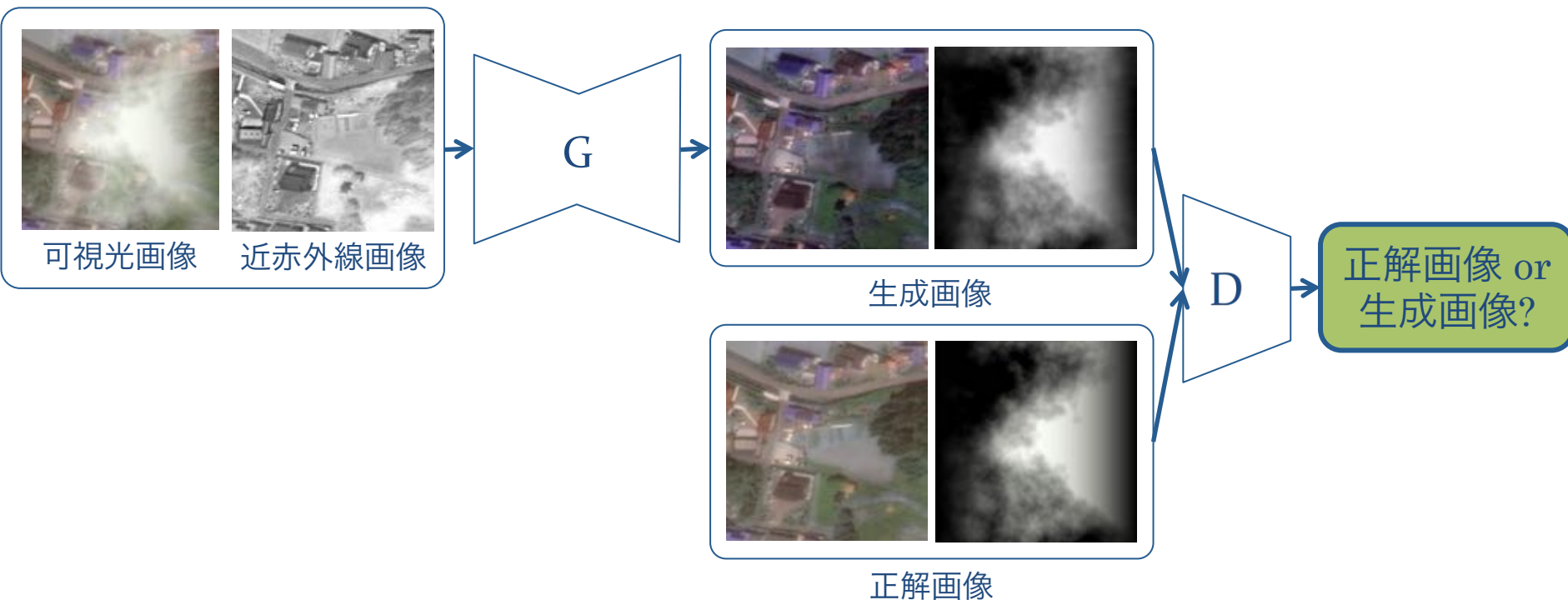


目的関数 $G^* = \arg \min_G \max_D \mathcal{L}_{cGAN}(G, D) + \lambda \mathcal{L}_{L1}(G)$

$$\mathcal{L}_{cGAN}(G, D) = \mathbb{E}_{x, y \sim p_{data}(x, y)} [\log D(x, y)] + \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x), z \sim p_z(z)} [\log (1 - D(x, G(x, z)))]$$

$$\mathcal{L}_{L1}(G) = \mathbb{E}_{x, y \sim p_{data}(x, y), z \sim p_z(z)} [\|y - G(x, z)\|_1]$$

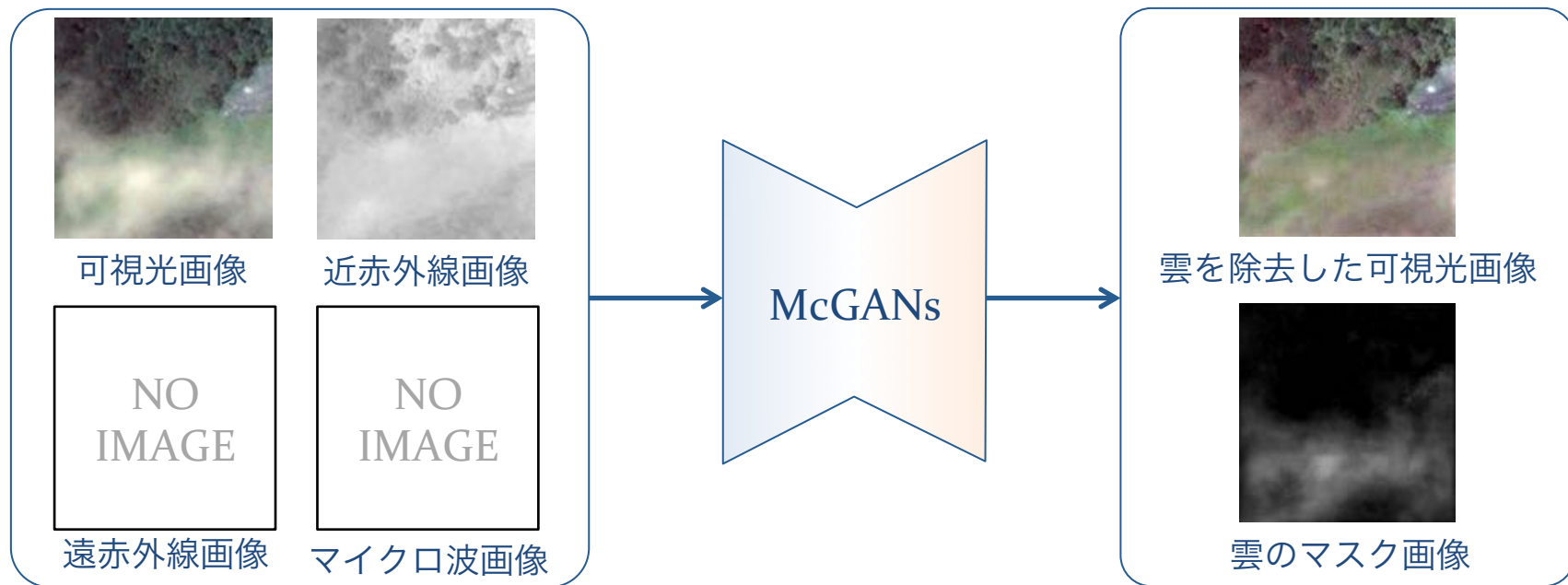
Multispectral cGANs (McGANs)



目的関数 $G^* = \arg \min_G \max_D \mathcal{L}_{cGAN}(G, D) + \lambda \mathcal{L}_{L1}(G)$

入力 : マルチスペクトル画像

出力 : 雲を除去した可視光画像と雲のマスク画像



データセット

衛星画像(RGB+NIR)

- WorldView-2
- 画像分解能 : 0.5m/pixel

権利関係により
非表示

権利関係により
非表示

必要なデータは？

学習データ

- 近赤外線画像
- 雲がかかった可視光画像
- 雲がかかっていない可視光画像

テストデータ

- 近赤外線画像
- 雲がかかっている可視光画像

データセット

衛星画像(RGB+NIR)

- WorldView-2
- 画像分解能 : 0.5m/pixel

権利関係により
非表示

権利関係により
非表示

必要なデータは？

学習データ

- 近赤外線画像
- 雲がかかった可視光画像
- 雲がかかっていない可視光画像

テストデータ

- 近赤外線画像
- 雲がかかっている可視光画像

データセット

Perlinノイズを用いて雲画像を生成

アルファブレンディングを用いて雲画像を合成

$$I_{synth} = I_{sat} \cdot (1 - \alpha) + I_{cloud} \cdot \alpha$$



=




+




データセット

問題点が...



権利関係により
非表示

可視光画像



権利関係により
非表示

近赤外線画像

データセット

問題点が...

権利関係により
非表示

可視光画像

森や海が多い！！

近赤外線画像

t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE)

[Caltech 101, <http://cs.stanford.edu/people/karpathy/cnnembed/>]

次元削減手法の一つ (n次元→2or3次元)



(i_1, i_2, \dots, i_n)

t-SNE



(I_1, I_2)

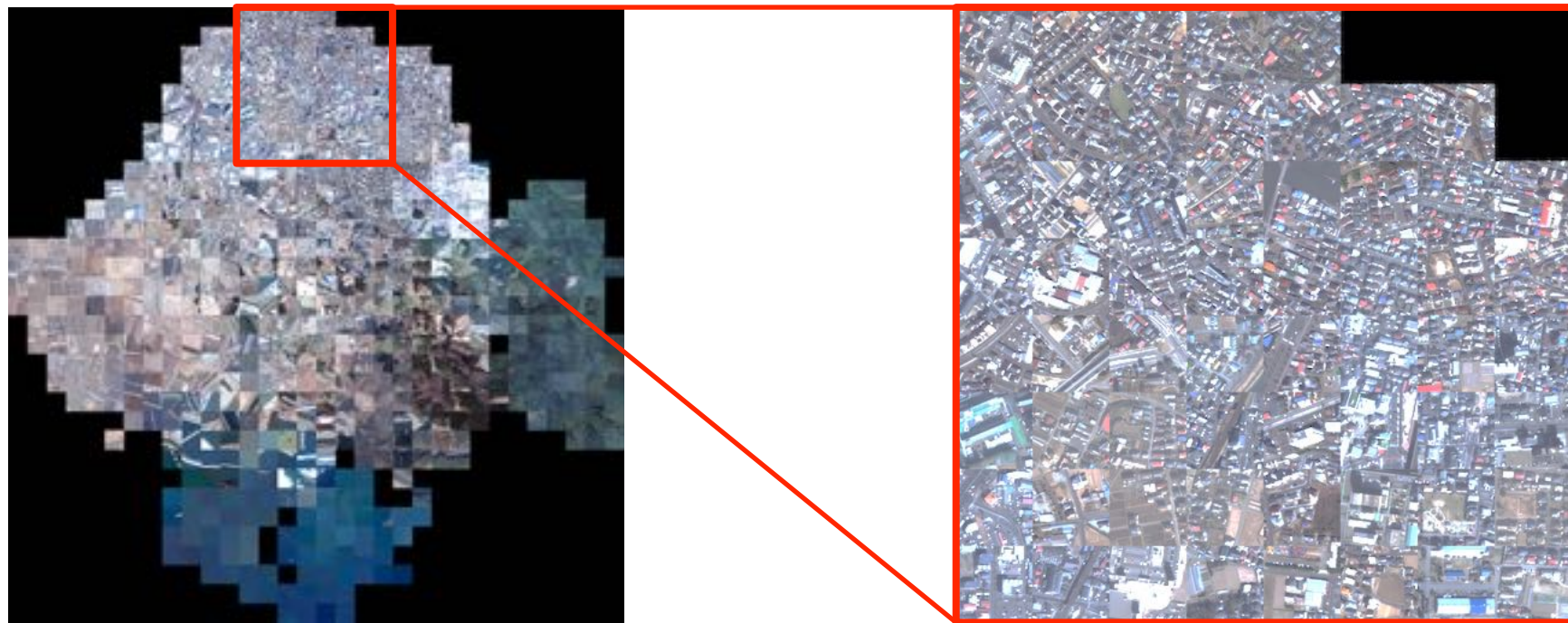


参考資料

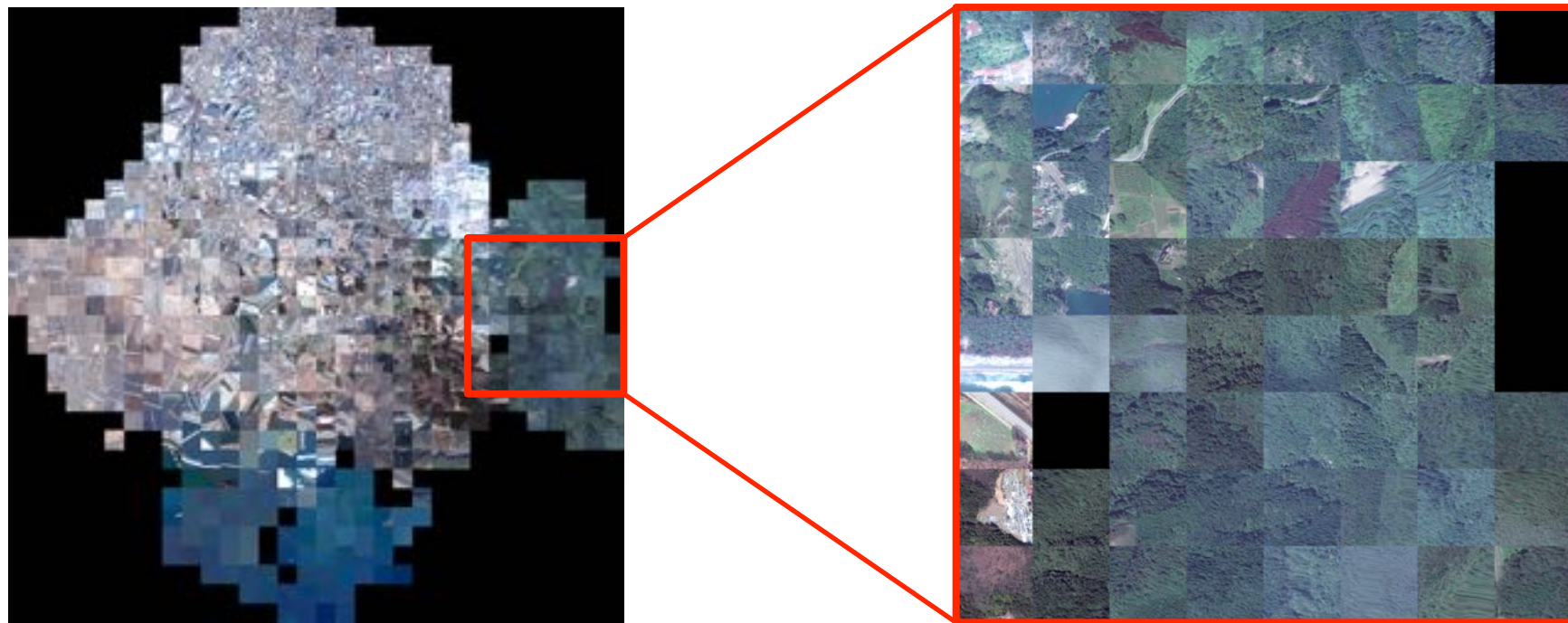
Paper : <http://jmlr.org/papers/v9/vandermaateno8a.html>

Slideshare : https://www.slideshare.net/t_koshikawa/visualizing-data-using-tsne-56773191

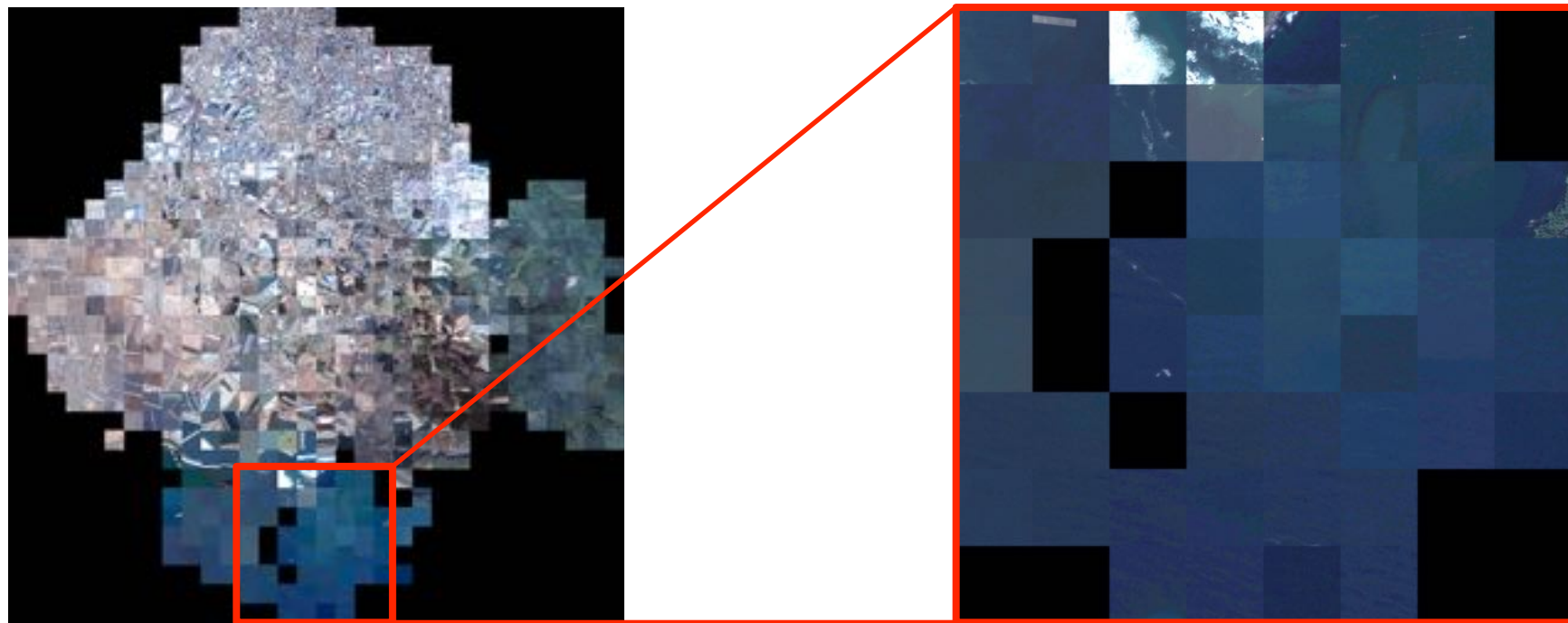
データセットにt-SNEを施した結果



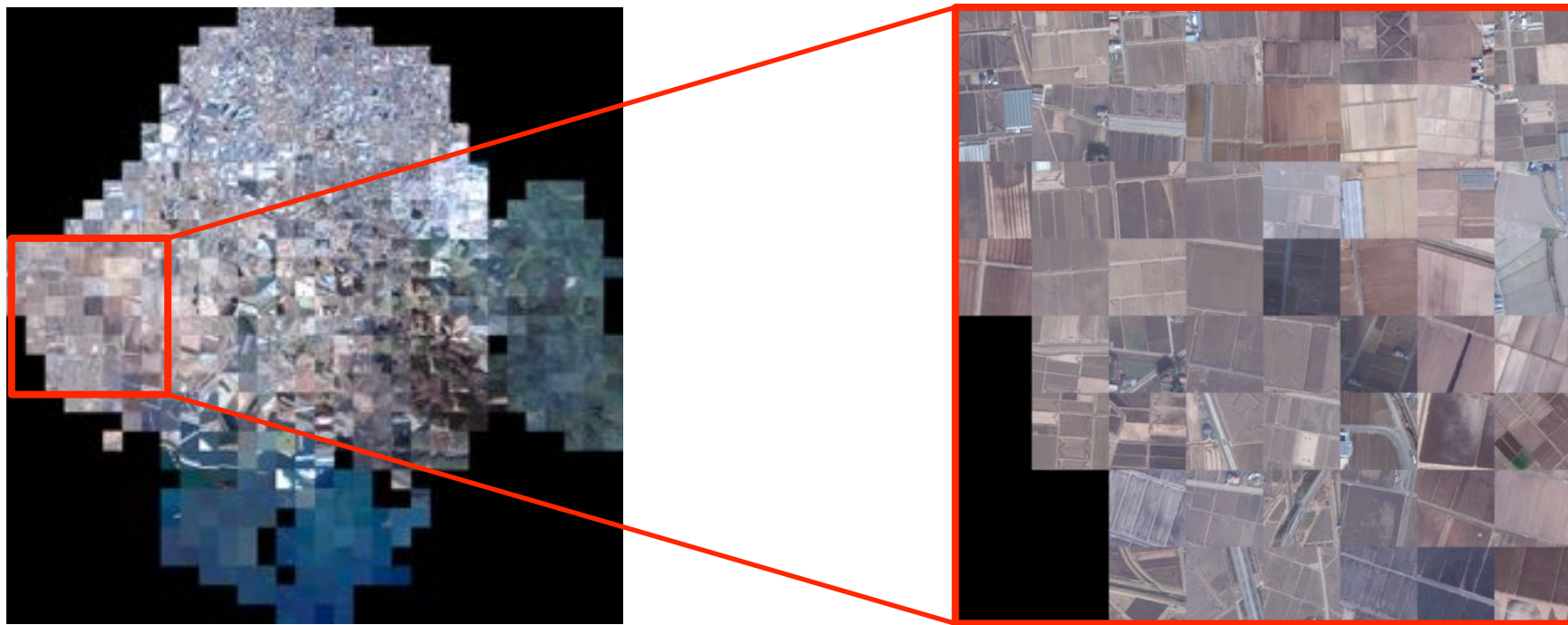
データセットにt-SNEを施した結果



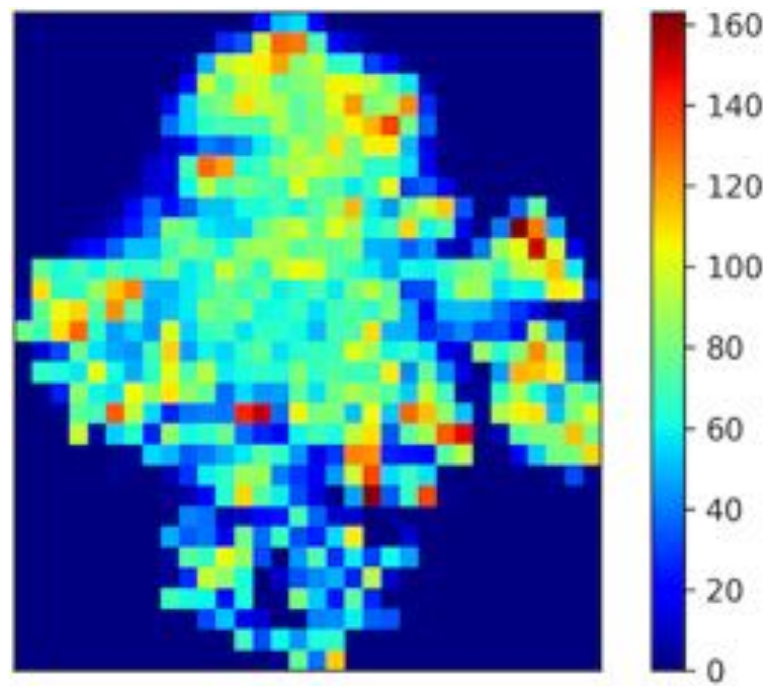
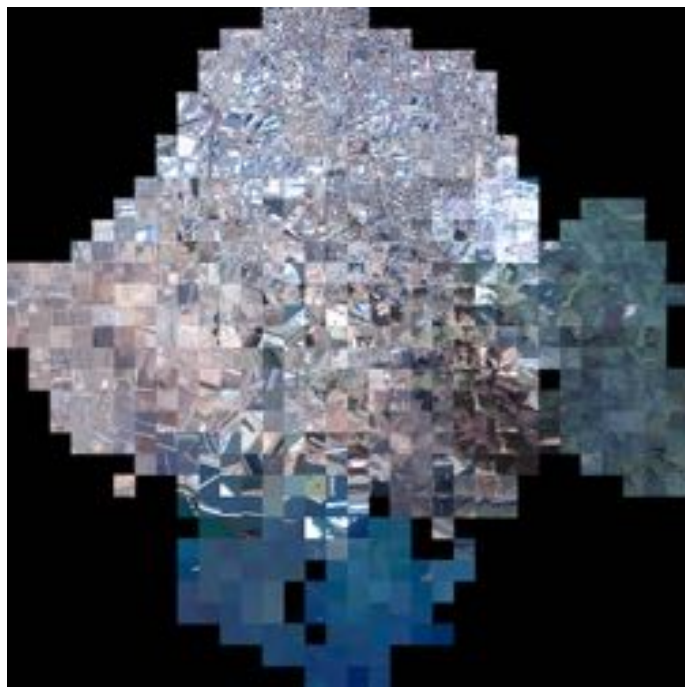
データセットにt-SNEを施した結果



データセットにt-SNEを施した結果



データセットにt-SNEを施した結果



各グリッドの2次元ヒストグラム

テストデータ

Color correction

- 雲の色を補正
- デモサイト : <http://colorcorrect.argmax.jp/>

問題点

- 雲以外の色も変わってしまう



色補正前



色補正後

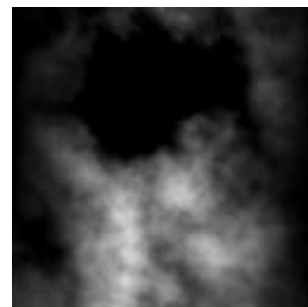
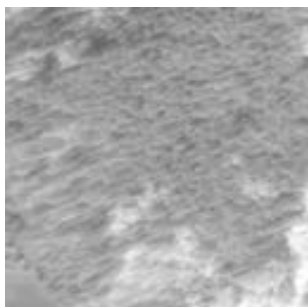
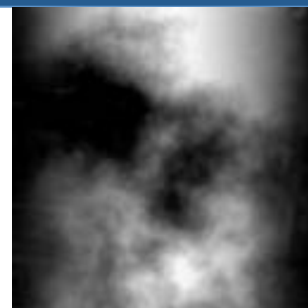
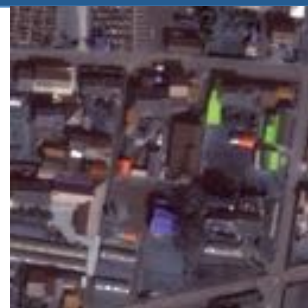
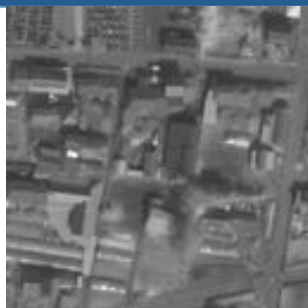
実験条件

フレームワーク - Chainer

トレーニングデータ - 5000枚

バッチサイズ - 1

エポック数 - 500



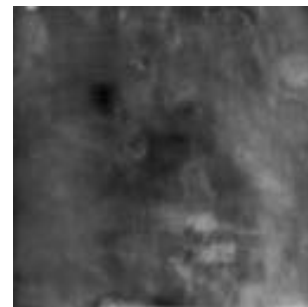
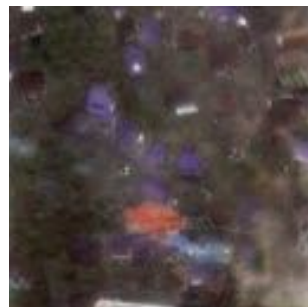
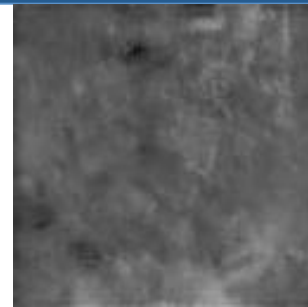
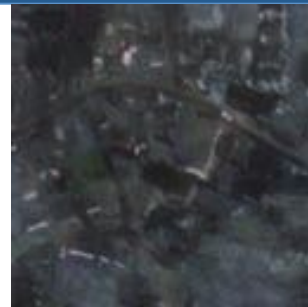
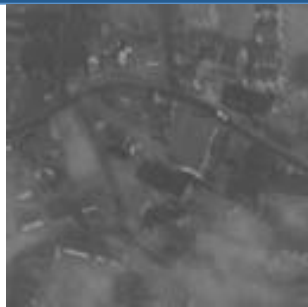
可視光画像

近赤外線画像

雲を除去した画像

正解画像

推定したマスク画像



可視光画像

近赤外線画像

雲を除去した画像

正解画像

推定したマスク画像

白い物体を雲と誤認識している例



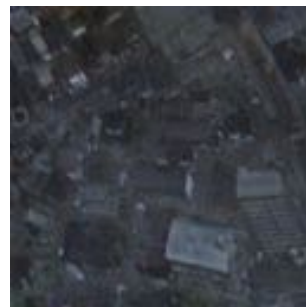
可視光画像



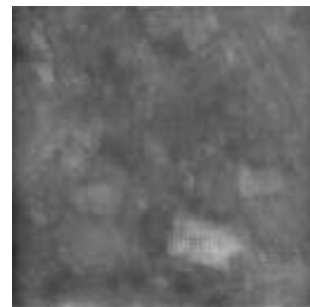
近赤外線画像



雲を除去した画像



正解画像



推定したマスク画像

雲が厚すぎる例



可視光画像



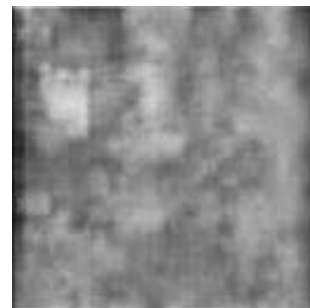
近赤外線画像



雲を除去した画像



正解画像



推定したマスク画像

まとめ

- ネットワークモデル (GANs, cGANs, McGANs)
- データセット
 - 雲合成
 - t-SNEによるトレーニングデータの一様化
 - テストデータの色補正
- 実験結果

問題点

- 近赤外線が雲をあまり透過していない
- 輪郭がぼやけている (生成モデルによくみられる)
- 生成した雲と実際の雲の違いが大きい
- 数値評価がない