

Decrappification, DeOldification, & Super Resolution

Ali Akbar Septiandri

Universitas Al-Azhar Indonesia

aliakbars@live.com

May 28, 2019

Selayang Pandang

1 Pendahuluan

2 DeOldify

3 Super Resolution

Bahan Bacaan

- ① Antic, J., Howard, J., & Manor, U. (May 2019). Decrappification, DeOldification, and Super Resolution. *fast.ai*. <https://www.fast.ai/2019/05/03/decrappify/>

Pendahuluan

Masalah

- Memperbaiki kualitas citra
- Mewarnai gambar hitam-putih
- *Super resolution* untuk memperjelas citra mikroskop

Kelahiran DeCrappify

- Menghasilkan data baru dengan Generative Adversarial Networks (GANs)

Kelahiran DeCrappify

- Menghasilkan data baru dengan Generative Adversarial Networks (GANs)
- Sangat sulit dilatih: butuh data banyak, GPU, dan waktu

Kelahiran DeCrappify

- Menghasilkan data baru dengan Generative Adversarial Networks (GANs)
- Sangat sulit dilatih: butuh data banyak, GPU, dan waktu
- Transfer learning untuk model generatif dari fast.ai

Transfer Learning untuk Model Generatif

- Mulai dengan merusak (“crappify”) gambar, e.g. mengurangi resolusi, memberikan teks random

Transfer Learning untuk Model Generatif

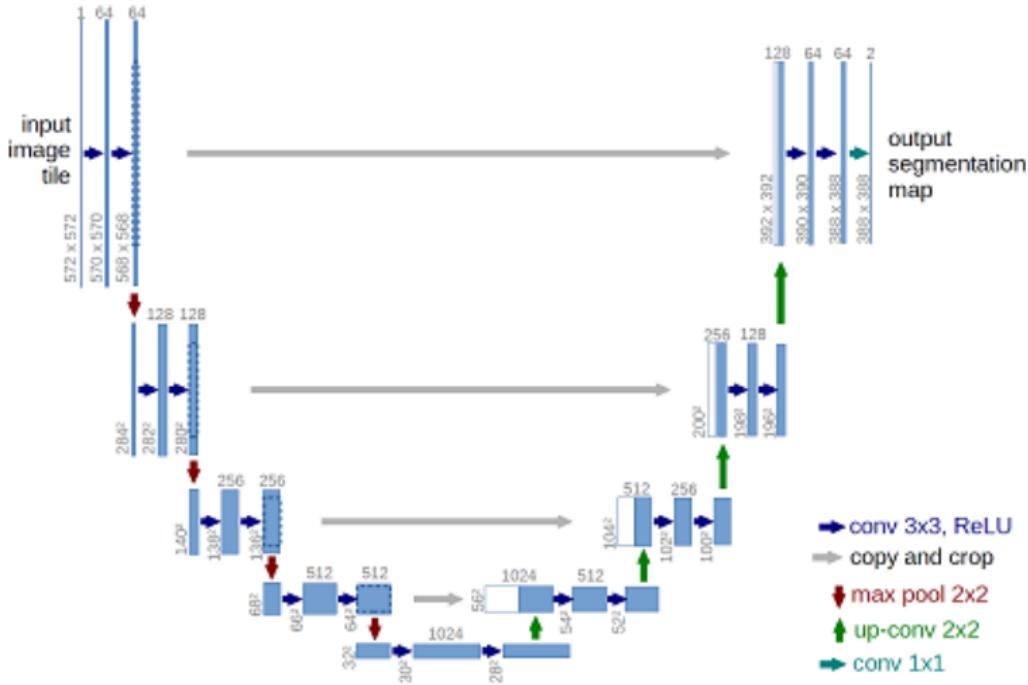
- Mulai dengan merusak (“crappify”) gambar, e.g. mengurangi resolusi, memberikan teks random
- Latih model untuk mengembalikan ke gambar semula

Transfer Learning untuk Model Generatif

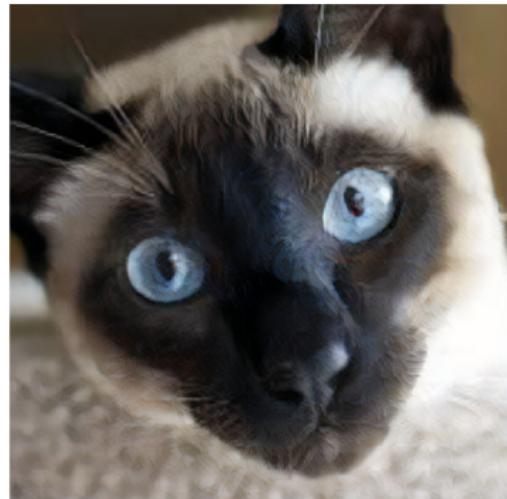
- Mulai dengan merusak (“crappify”) gambar, e.g. mengurangi resolusi, memberikan teks random
- Latih model untuk mengembalikan ke gambar semula
- Menggunakan U-Net (Ronneberger et al., 2015) yang dimodifikasi, arsitektur yang biasa digunakan untuk **semantic segmentation**

Transfer Learning untuk Model Generatif

- Mulai dengan merusak (“crappify”) gambar, e.g. mengurangi resolusi, memberikan teks random
- Latih model untuk mengembalikan ke gambar semula
- Menggunakan U-Net (Ronneberger et al., 2015) yang dimodifikasi, arsitektur yang biasa digunakan untuk **semantic segmentation**
- Model akhirnya **tidak perlu GAN!**



Gambar: Arsitektur U-Net



Gambar: Contoh hasil Decrappify

Kelahiran DeOldify

- Dimulai oleh Jason Antic dengan Self-attention GAN (SAGAN)
- Juga merusak gambar, e.g. menjadikan b&w, mengubah kontras dan kecerahan secara acak
- Berakhir tanpa GAN, dapat dilatih hanya dengan **satu GPU** GeForce 1080Ti



Gambar: 'Migrant Mother' oleh Dorothea Lange (1936) diwarnai dengan baseline (tengah) dan DeOldify (kanan)

Kelahiran Super-resolution pada Citra Mikroskop

- Lahir dari kebutuhan di Salk Institute
- Menggunakan citra dari mikroskop elektron dan fluoresens
- Menghasilkan analisis dengan akurasi 3 kali lebih baik!

DeOldify

Perbandingan



Gambar: Contoh hasil state-of-the-art sebelumnya dari Zhang et al. (2016) (tengah) dan DeOldify (kanan)

Desain

- Menggunakan **self-attention GAN** (SAGAN) yang menghasilkan gambar dengan fitur dari berbagai lokasi dalam gambar
- Deteksi fitur yang andal dengan modifikasi DynamicUnet dari **pretrained ResNet**
- Pelatihan **NoGAN**

Melatih NoGAN

- ① *Pretrain* generator dengan **perceptual loss**, i.e. bukan di level pixel, tapi di level fitur (Johnson et al., 2016)
- ② Simpan gambar dari generator
- ③ *Pretrain* bagian *kritis/detektif* sebagai *binary classifier*, dapat menggunakan *transfer learning*
- ④ Latih generator dan kritik hampir seperti GAN biasa secara cepat, hanya perlu 1-3% data dari ImageNet → **hanya perlu 30-90 menit!**
- ⑤ Tahapan 2-4 di atas bisa diulang beberapa kali untuk hasil maksimal, e.g. sekitar 5 kali

Perbandingan

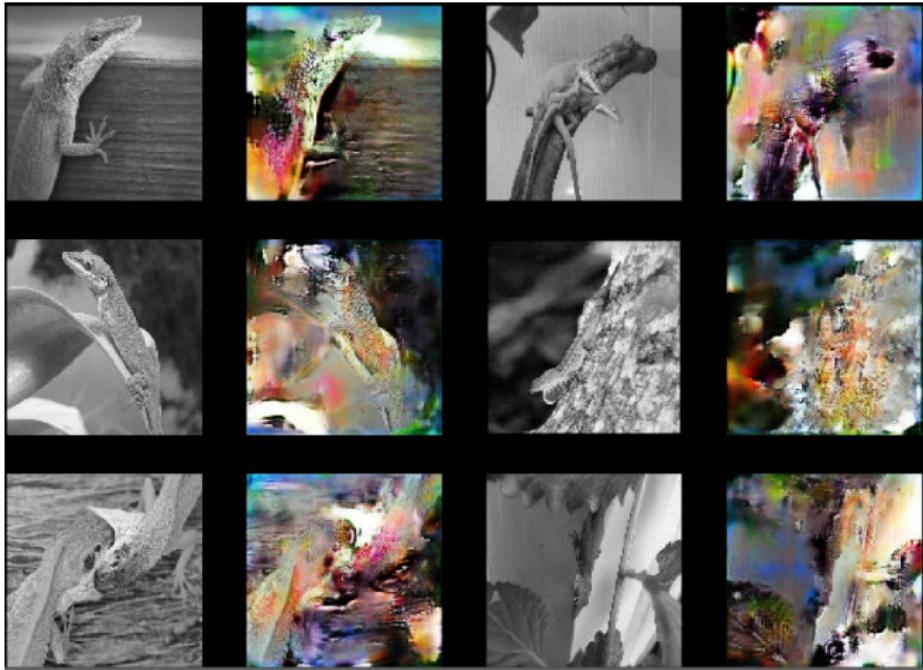


Gambar: Hasil Zhang et al. (tengah) dan DeOldify (kanan)

Percobaan yang Gagal dari DeOldify

- Wasserstein GAN
- Skema normalisasi yang lain (berakhir hanya dengan batchnorm dan spectral norm di generator dan spectral norm di kritisus)
- Fungsi loss yang lain, MSE atau L1 loss menghasilkan warna yang menjemukan
- Mengurangi jumlah parameter

Percobaan Gagal



Gambar: Hasil DeOldify dengan WGAN

Super Resolution

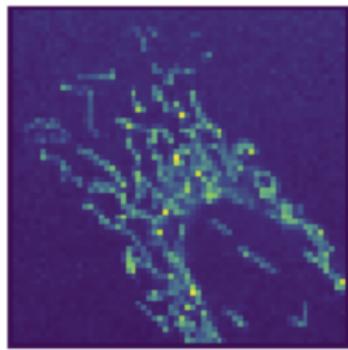
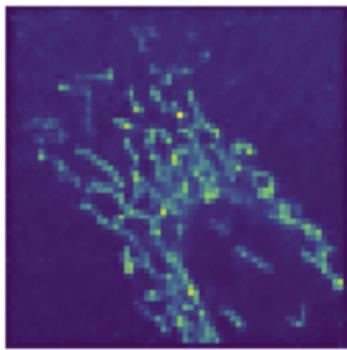
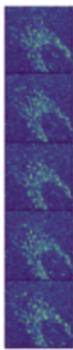
Tahapan

- ① Kumpulkan materi latih dengan resolusi tinggi
- ② Kembangkan fungsi *crappifier*
- ③ Buat dataset dengan resolusi rendah berupa tuple (grup yang berisi 3 citra)
- ④ Buat dua data latih dengan mengaplikasikan *crappifier* dua kali pada tiap tuple
- ⑤ Latih model pada kedua data latih dengan “stability” loss
- ⑥ Gunakan model untuk menghasilkan video resolusi tinggi

Mengembangkan Crappifier

- Mencoba membuat citra dengan resolusi rendah (sintetis) dari resolusi tinggi
- Menggunakan Gaussian dan Poisson noise
- Berdasarkan ide dari CSBDeep untuk citra mikroskop fluoresens

Data Resolusi Rendah Sintetis



Gambar: Dengan gambar $t-2$, $t-1$, t_0 , $t+1$, $t+2$, prediksi resolusi tinggi dari t_0

Stability Loss

Buat dua data latih

$$X_1 = \text{crappifier}(X) \text{ dan } X_2 = \text{crappifier}(X).$$

Dengan model M yang sudah dilatih, prediksi

$$Y_1 = M(X_1) \text{ dan } Y_2 = M(X_2).$$

Hitung loss dari kedua prediksi

$$L_1 = \text{loss}(Y_1, T) \text{ dan } L_2 = \text{loss}(Y_2, T).$$

Stability loss¹ adalah selisih dari kedua prediksi
 $\text{Loss}_{\text{Stable}} = \text{loss}(Y_1, Y_2)$. Loss akhirnya adalah

$$\text{loss} = L_1 + L_2 + \text{Loss}_{\text{Stable}}$$

¹Fungsi yang digunakan adalah L1-loss (absolute error).

Materi ini dipresentasikan di
Facebook F8.

Terima kasih