

Cycle Generative Adversarial Networks (CycleGAN)

Andi Nur Salsabila Syamsu (H071191015) dan Anugrah Lestari (H071191059)
Program Studi Sistem Informasi
Universitas Hasanuddin

CONTENTS

I	Pendahuluan	1
II	Implementasi	1
II-A	Arsitektur CycleGAN	1
III	Hasil	1
IV	Kesimpulan	2
	References	2

Cycle Generative Adversarial Networks (CycleGAN)

Abstract—Generative Adversarial Networks (GANs) adalah salah satu dari algoritma Unsupervised Learning yang ada pada machine learning sejak tahun 2014, dimana algoritma ini menggunakan 2 neural networks atau jaringan syaraf buatan yang terdiri atas Generator dan Diskriminator. Dengan adanya struktur seperti itu dapat menghasilkan suatu data sintesis baru yang menyerupai bentuk asli pada inputnya. Penggunaan ini sudah cukup luas dalam pembuatan gambar, video, dan suara, sedangkan Cycle Generative Adversarial Networks adalah jenis dari algoritma GANs yang memiliki kemampuan dalam Penerjemahan Gambar atau Image Translation.

I. PENDAHULUAN

Generative adversarial network atau disingkat GAN adalah sebuah teknik yang muncul untuk semi-diawasi dan belajar tanpa pengawasan. Jaringan GAN dilatih untuk mampu membangkitkan suatu gambar baru berdasarkan kumpulan gambar yang telah ia lihat sebelumnya selama proses pelatihan. Tujuan utama dari GAN adalah data citra. GAN adalah salah satu model generatif yang paling sukses dalam hal kemampuannya untuk menghasilkan gambar resolusi tinggi yang realistis. Salah satu jenis dari algoritma GAN adalah CycleGAN.

CycleGAN adalah teknologi yang melibatkan pelatihan model image to image translation secara otomatis tanpa memerlukan contoh berpasangan. Image to image translation bertujuan untuk mempelajari pemetaan antara gambar masukan dan gambar keluaran. Image to image translation bertugas untuk mengubah aspek tertentu dari gambar satu ke yang lain, misalnya seperti transfer gaya koleksi, transfigurasi objek, dan transfer musim. Akan tetapi model pelatihan untuk image to image translation ini memerlukan dataset yang besar dari contoh berpasangan. Model ini dilatih dengan cara tanpa pengawasan menggunakan koleksi gambar dari sumber dan domain target yang tidak perlu dikaitkan dengan cara apa pun.

II. IMPLEMENTASI

A. Arsitektur CycleGAN

Berdasarkan arsitektur Cycle GAN pada Fig 1. dibawah ini,

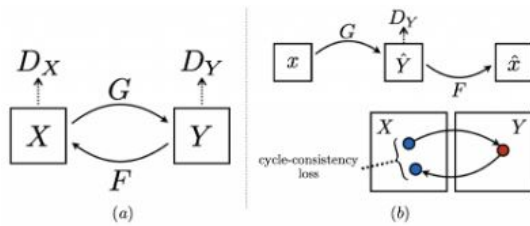


Fig. 1. Arsitektur CycleGAN

misalkan kita memiliki satu set gambar dari domain X , dan satu set gambar yang tidak berpasangan dari domain Y . G akan mencoba mengubah X menjadi output dan kemudian memasukkannya melalui D_Y untuk mengecek apakah gambar tersebut asli atau palsu menurut domain Y . Sedangkan F akan mencoba mengubah Y menjadi output, yang disuplai melalui D_X untuk memeriksa apakah bisa dibedakan dari domain X , seperti persamaan berikut

$$L_{GAN}(G, D_Y, X, Y) = E_{y \sim p_{data}(y)} [\log D_Y(y)] + E_{x \sim p_{data}(x)} [\log(1 - D_Y(G(x)))]$$

Bagian utama dari CycleGAN adalah Cycle-consistency loss dengan persamaan berikut $L_{cyc}(G, F) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\|F(G(x)) - x\|_1] + E_{y \sim p_{data}(y)} [\|G(F(y)) - y\|_1]$

Metode ini memerlukan pembuatan dua pasang generator dan diskriminator: satu untuk A2B (konversi sumber ke keluaran) dan yang lainnya untuk B2A (konversi keluaran ke sumber). Jika dilihat pada Fig 2, generator A2B digunakan untuk mengubah gambar kuda menjadi gambar zebra, dan generator B2A mengubah gambar zebra menjadi gambar kuda. Keduanya dilatih bersama untuk memastikan gambar kuda yang dimasukkan dan gambar zebra yang akan dihasilkan. Dan kedua diskriminator akan menentukan manakah gambar kuda dan zebra yang asli dengan yang palsu.

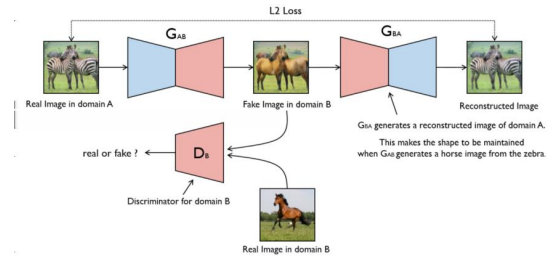


Fig. 2. Arsitektur CycleGAN

III. HASIL

Ketika kita melihat gambar yang dihasilkan dari model, kualitas hasil sangat bervariasi. Beberapa hasil gambar umumnya baik, sedangkan yang lain berkualitas lebih rendah seperti bagian dari gambar yang tidak mengandung hewan apa pun yang diubah. Umumnya, ketika menghasilkan zebra palsu dari gambar kuda, hasil terbaik diperoleh jika ada kuda berwarna cokelat di mana semua atau sebagian besar tubuh kuda ada di gambar, serta kuda yang menutupi sebagian besar gambar. Jika ada sejumlah besar noise pada gambar, yaitu tubuh kuda mengambil sebagian kecil dari gambar, yang dihasilkan seringkali hampir tidak diubah oleh generator. Sebuah hipotesis mengapa hal ini bisa terjadi adalah bahwa model menafsirkan gambar menjadi zebra dan dalam hal ini karena kendala dari

fungsi kehilangan identitas model generator tidak mengubah gambar input.

Gambar berikut ini menunjukkan beberapa gambar yang hasil dari implementasi yang di atas.

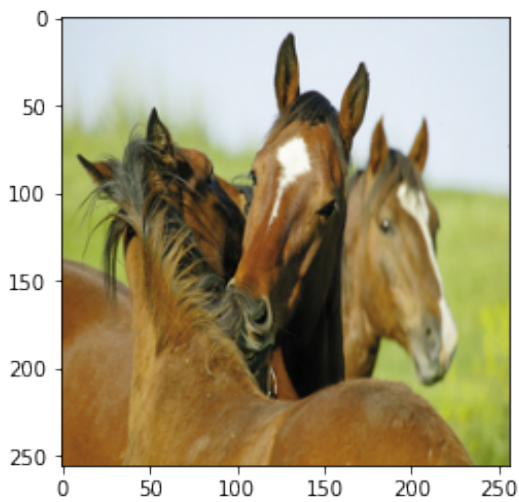


Fig. 3. Gambar asli Kuda

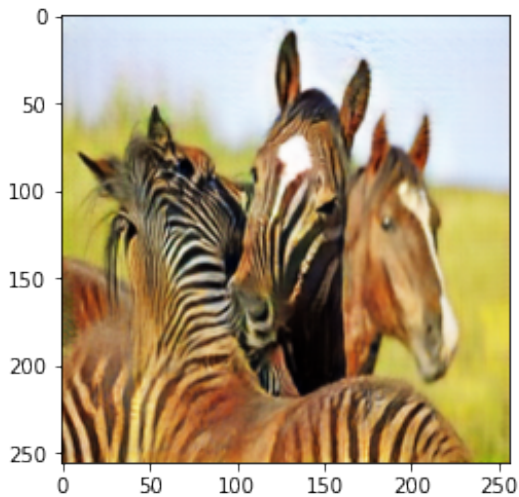


Fig. 4. Gambar Kuda diubah menjadi Zebra

Umumnya, ketika model mengubah zebra menjadi kuda, performanya lebih buruk daripada kasus sebaliknya. Performa yang lebih buruk kemungkinan besar dapat dikaitkan dengan penampilan kuda yang lebih bervariasi daripada zebra. Aspek lain yang diperhatikan adalah bahwa meskipun ada kuda putih dan hitam dalam gambar data pelatihan, perubahan yang terlihat pada gambar konversi zebra adalah bahwa hanya warna coklat yang ditambahkan ke bagian tubuh zebra yang lebih besar atau lebih kecil. Alasan untuk ini adalah bahwa kumpulan data kemungkinan besar berisi lebih banyak gambar kuda coklat, dan dengan demikian modelnya terlalu cocok dengan warna coklat.

IV. KESIMPULAN

Dapat disimpulkan, tujuan utama dari CycleGAN adalah dapat mengonversi gambar dari domain X ke domain Y tanpa memerlukan pengawasan pada pembelajarannya seperti image-to-image translation pada umumnya. Hasil yang dihasilkan oleh CycleGAN sangat bagus, mendekati hasil image-to-image translation pada umumnya. CycleGAN berfungsi lebih baik dalam perubahan warna atau tekstur, seperti foto siang-malam, perubahan musim, dan lain sebagainya.

REFERENCES

- [1] <https://github.com/junyanz/pytorch-CycleGAN-and-pix2pix>
- [2] Zhu, Jun-Yan, et al. "Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks." Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2017.