

CycleGAN untuk Terjemahan Gambar

Muh. Sulthan Nazhim, Taufiq Alif, Muh Gifari Sakawali
Universitas Hasanuddin

CONTENTS

I	Introduction	1
II	Problem Definition	1
III	Architecture cyclegan	1
IV	Research Methodology	1
V	Analysis and Interpretation	2
VI	Conclusions and Recommendations	2
	References	3

LIST OF FIGURES

1	Perpindahan Gaya	2
2	Transfigurasi Objek	2
3	Transfer Musim	2
4	Generasi Foto Dari Lukisan	2
5	Peningkatan Foto	2

LIST OF TABLES

CycleGAN untuk Terjemahan Gambar

Abstract—

Penerjemahan gambar-ke-gambar adalah tugas sintesis gambar yang membutuhkan pembuatan gambar baru yang merupakan modifikasi terkontrol dari gambar yang diberikan. CycleGAN adalah pendekatan untuk melatih model terjemahan gambar-ke-gambar menggunakan jaringan permusuhan generatif, atau GAN, arsitektur model.

I. INTRODUCTION

CycleGAN adalah pendekatan untuk melatih model terjemahan gambar-ke-gambar menggunakan jaringan permusuhan generatif, atau GAN, arsitektur model. Arsitektur GAN adalah pendekatan untuk melatih model sintesis gambar yang terdiri dari dua model: model generator dan model diskriminator. Generator mengambil titik dari ruang laten sebagai input dan menghasilkan gambar baru yang masuk akal dari domain, dan diskriminator mengambil gambar sebagai input dan memprediksi apakah itu nyata (dari kumpulan data) atau palsu (dihasilkan). Kedua model dilatih dalam permainan, sehingga generator diperbarui untuk mengelabui diskriminator dengan lebih baik dan diskriminator diperbarui untuk mendeteksi gambar yang dihasilkan dengan lebih baik.

II. PROBLEM DEFINITION

Penerjemahan gambar-ke-gambar adalah tugas sintesis gambar yang membutuhkan pembuatan gambar baru yang merupakan modifikasi terkontrol dari gambar yang diberikan. Contoh terjemahan gambar-ke-gambar meliputi: • Menerjemahkan lanskap musim panas ke lanskap musim dingin (atau sebaliknya). • Menerjemahkan lukisan ke foto (atau sebaliknya). • Menerjemahkan kuda menjadi zebra (atau sebaliknya). Secara tradisional, melatih model terjemahan gambar-ke-gambar memerlukan kumpulan data yang terdiri dari contoh berpasangan. Artinya, kumpulan data besar dari banyak contoh gambar input X (misalnya lanskap musim panas) dan gambar yang sama dengan modifikasi yang diinginkan yang dapat digunakan sebagai gambar output yang diharapkan Y (misalnya lanskap musim dingin).

III. ARCHITECTURE CYCLEGAN

Sekilas, arsitektur CycleGAN tampak rumit. Mari luangkan waktu sejenak untuk menelusuri semua model yang terlibat beserta input dan outputnya. Pertimbangkan masalah di mana kami tertarik untuk menerjemahkan gambar dari musim panas ke musim dingin dan musim dingin ke musim panas. Kami memiliki dua koleksi foto dan tidak berpasangan, artinya foto tersebut adalah foto dari lokasi yang berbeda pada waktu yang berbeda; kami tidak memiliki adegan yang sama persis di musim dingin dan musim panas. masing-masing GAN

memiliki diskriminator dan model generator, artinya ada empat model total dalam arsitektur. GAN pertama akan menghasilkan foto musim dingin yang diberikan foto musim panas, dan GAN kedua akan menghasilkan foto musim panas yang diberikan foto musim dingin.

- GAN 1 : Menerjemahkan foto musim panas (koleksi 1) ke musim dingin (koleksi 2).
- GAN 2 : Menerjemahkan foto musim dingin (koleksi 2) ke musim panas (koleksi 1).

Setiap GAN memiliki model generator bersyarat yang akan mensintesis gambar yang diberikan gambar input. Dan setiap GAN memiliki model diskriminator untuk memprediksi seberapa besar kemungkinan gambar yang dihasilkan berasal dari koleksi gambar target. Model diskriminator dan generator untuk GAN dilatih di bawah kerugian permusuhan normal seperti model GAN standar. Model generator dan diskriminator dari GAN 1 dapat kami rangkum sebagai berikut: Model Pembangkit 1:

- Input : Mengambil foto musim panas (koleksi 1).
- o Output : Menghasilkan foto musim dingin (koleksi 2).
- • Diskriminator Model 1 :
- o Masukan : Mengambil foto musim dingin dari koleksi 2 dan keluaran dari Model Generator 1.
- o Output : Kemungkinan citra berasal dari koleksi 2.

Demikian pula, kita dapat meringkas model generator dan diskriminator dari GAN 2 sebagai berikut:

- • Model Pembangkit 2 :
- o Input : Mengambil foto musim dingin (koleksi 2).
- o Output : Menghasilkan foto musim panas (koleksi 1).
- • Diskriminator Model 2 :
- o Masukan : Mengambil foto musim panas dari koleksi 1 dan keluaran dari Model Generator 2.
- o Output : Kemungkinan citra berasal dari koleksi 1.

Sejauh ini, model cukup untuk menghasilkan gambar yang masuk akal di domain target tetapi bukan terjemahan dari gambar input.

IV. RESEARCH METHODOLOGY

Pendekatan CycleGAN disajikan dengan banyak aplikasi yang mengesankan. Pada bagian ini, kami akan meninjau lima aplikasi ini untuk mendapatkan gambaran tentang kemampuan teknik tersebut.

- • Perpindahan Gaya Transfer gaya mengacu pada pembelajaran gaya artistik dari satu domain, seringkali lukisan, dan menerapkan gaya artistik ke domain lain, seperti foto.
- • Transfigurasi Objek Transfigurasi objek mengacu pada transformasi objek dari satu kelas, seperti anjing ke kelas objek lain, seperti kucing. CycleGAN didemonstrasikan

mengubah foto kuda menjadi zebra dan sebaliknya: foto zebra menjadi kuda. Jenis transfigurasi ini masuk akal karena kuda dan zebra terlihat serupa dalam ukuran dan struktur, kecuali warna mereka.

- **Transfer Musim** Transfer musim mengacu pada terjemahan foto yang diambil dalam satu musim, seperti musim panas, ke musim lain, seperti musim dingin. CycleGAN didemonstrasikan dalam menerjemahkan foto-foto lanskap musim dingin ke lanskap musim panas, dan kebalikan dari lanskap musim panas ke lanskap musim dingin.
- **Generasi Foto Dari Lukisan** Generasi foto dari lukisan, seperti namanya, adalah sintesis gambar fotorealistik yang diberikan sebuah lukisan, biasanya oleh seniman terkenal atau adegan terkenal. CycleGAN didemonstrasikan dalam menerjemahkan banyak lukisan karya Monet menjadi foto-foto yang masuk akal.
- **Peningkatan Foto** Peningkatan foto mengacu pada transformasi yang meningkatkan gambar asli dalam beberapa cara. CycleGAN ditunjukkan pada peningkatan foto dengan meningkatkan kedalaman bidang (misalnya memberikan efek makro) pada foto close-up bunga.

V. ANALYSIS AND INTERPRETATION

Kami pertama-tama membandingkan pendekatan kami dengan metode terbaru untuk terjemahan gambar-ke-gambar yang tidak berpasangan pada kumpulan data berpasangan di mana pasangan input-output kebenaran dasar tersedia untuk evaluasi. Kami kemudian mempelajari pentingnya kerugian permusuhan dan kehilangan konsistensi siklus dan membandingkan metode lengkap kami dengan beberapa varian. Akhirnya, kami mendemonstrasikan generalitas algoritme kami pada berbagai aplikasi di mana data berpasangan tidak ada. Untuk singkatnya, kami merujuk ke metode kami sebagai SiklusGAN. PyTorch dan Oborkode, model, dan hasil lengkap



Fig. 1. Perpindahan Gaya

VI. CONCLUSIONS AND RECOMMENDATIONS

Menggunakan kumpulan data dan metrik evaluasi yang sama seperti “pix2pix” [22], kami membandingkan metode kami dengan beberapa baseline baik secara kualitatif maupun kuantitatif. Tugas termasuk label semantikfoto di kumpulan data Cityscapes [4], dan petafoto udara pada data yang diambil dari Google Maps. Kami juga melakukan studi ablasi pada fungsi kerugian penuh.



Fig. 2. Transfigurasi Objek



Fig. 3. Transfer Musim

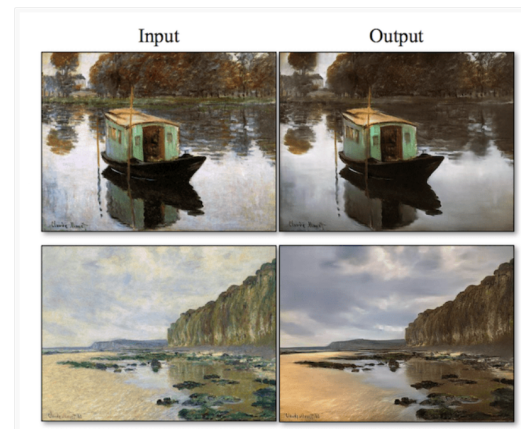


Fig. 4. Generasi Foto Dari Lukisan



Fig. 5. Peningkatan Foto

REFERENCES

- [1] Jun-Yan Zhu Laboratorium Berkeley AI Research (BAIR), UC Berkeley
Taman Taesung Phillip Isola Alexei A. Efros
- [2] Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jon Shlens, and
Zbigniew Wojna. Rethinking the inception architecture for computer
vision. In CVPR, 2016.
- [3] Dmitry Ulyanov, Andrea Vedaldi, and Victor Lempitsky.
Instance normalization: The missing ingredient for fast
stylization. arXiv preprint arXiv:1607.08022, 2016in-
dex=52did=1557231641SrchMode=1sid=3Fmt=3VInst=PRODVType=PQDRQT=309VName=PQDTS=1229451226clientId=533.
Accessed on: Aug. 3, 2014.
- [4] Jiawang Bai, Bin Chen, Yiming Li, Dongxian Wu, Weiwei Guo, Shu-tao
Xia, and En-hui Yang. Targeted attack for deep hashing based retrieval. In
Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV),
202
- [5] Philipp Benz, Chaoning Zhang, Tooba Imtiaz, and In So Kweon.
Double targeted universal adversarial perturbations. arXiv preprint
arXiv:2010.03288, 2020.