

SimCLR Tiny ImageNet Modified

Devianest Narendra Avinash
Teknik Informatika
Universitas Darussalam Gontor
Ngawi, Jawa Timur
devianestnarendra@gmail.com

Abstract— Makalah ini menyajikan implementasi SimCLR yang dimodifikasi pada dataset Tiny ImageNet. Tujuan utama adalah mengevaluasi performa pembelajaran kontras tanpa label (self-supervised) pada dataset kompleks menggunakan arsitektur dan hyperparameter yang disesuaikan. Selama pelatihan, metrik seperti loss dicatat dan divisualisasikan menggunakan grafik garis untuk memahami dinamika pelatihan. Hasil menunjukkan bahwa pemilihan temperatur (temperature) dalam fungsi loss mempengaruhi efektivitas pembelajaran representasi.

Kata Kunci SimCLR, Tiny ImageNet, pembelajaran kontras, pembelajaran mandiri, efficientnet

I. PENDAHULUAN

Pembelajaran mandiri telah menjadi metode unggulan dalam memanfaatkan data tanpa label. SimCLR adalah pendekatan pembelajaran kontras yang memanfaatkan augmentasi data dan proyeksi fitur. Dalam makalah ini, SimCLR dimodifikasi untuk dataset Tiny ImageNet yang lebih kompleks dengan 200 kelas. Untuk itu, kami menggunakan EfficientNet sebagai encoder dan menyesuaikan beberapa parameter pelatihan. Visualisasi metrik seperti loss juga dilakukan untuk menganalisis performa.

II. PENJELASAN KODE DASAR

Implementasi SimCLR mengacu pada arsitektur dari GitHub [5], khususnya struktur ResNetSimCLR yang merupakan kombinasi antara backbone encoder dan multilayer perceptron (MLP) projection head. Dataset di-load melalui ContrastiveLearningDataset dengan augmentasi dua tampilan (views) berbeda dari gambar yang sama. Fungsi loss yang digunakan adalah NT-Xent, mengukur jarak antara pasangan positif dan negatif berdasarkan suhu (temperature).

III. MODIFIKASI YANG DILAKUKAN

- **Encoder:** Mengganti ResNet dengan EfficientNet untuk efisiensi parameter dan representasi yang lebih baik.
- **Augmentasi:** Menyesuaikan augmentasi agar cocok dengan karakteristik Tiny ImageNet.
- **Hyperparameter:** Menggunakan temperature 0.1 dan batch size 256 untuk keseimbangan antara kontras dan stabilitas gradien.
- **Penggunaan mixed precision:** Untuk mempercepat pelatihan dan menghemat memori GPU.

Alasan utama modifikasi adalah kompleksitas dataset Tiny ImageNet yang memerlukan representasi fitur yang lebih kuat dan konvergensi pelatihan yang lebih cepat.

IV. HASIL EKSPERIMEN DAN ANALISIS

Metrik pelatihan disimpan ke file CSV dan divisualisasikan dalam grafik garis. Hasil menunjukkan penurunan loss secara bertahap selama 50 epoch, menandakan proses pembelajaran berhasil. Penggunaan EfficientNet membantu konvergensi lebih cepat dibanding ResNet.



Grafik loss menunjukkan bahwa pada awal pelatihan, nilai loss cukup tinggi karena model belum mampu membedakan pasangan positif dan negatif dengan baik. Namun, seiring bertambahnya epoch, model mulai belajar representasi yang lebih bermakna sehingga loss menurun. Pada sekitar epoch ke-30 hingga ke-50, grafik loss cenderung stabil mendekati nilai minimum. Ini mengindikasikan bahwa model telah mencapai konvergensi dan tidak lagi mengalami overfitting.

Selain itu, eksperimen terhadap perubahan temperatur menunjukkan bahwa nilai temperatur berpengaruh besar terhadap seberapa tajam dan kontras representasi yang dipelajari. Temperatur yang terlalu tinggi menyebabkan loss tidak menurun optimal karena perbedaan antar sampel tidak cukup tajam. Sebaliknya, temperatur terlalu rendah bisa menyebabkan kesulitan dalam pembelajaran karena gradien menjadi ekstrem. Temperatur 0.1 ditemukan cukup stabil untuk menghasilkan representasi yang baik.

Visualisasi ini sangat penting untuk memvalidasi bahwa parameter seperti learning rate dan temperature yang digunakan sudah sesuai dan mendukung proses pembelajaran kontras. Oleh karena itu, grafik garis dari metrik pelatihan menjadi alat diagnosis yang krusial dalam evaluasi keberhasilan arsitektur SimCLR yang dimodifikasi ini.

V. REFLEKSI PRIBADI

Melalui proyek ini, saya memperoleh pemahaman lebih dalam tentang pembelajaran kontras dan pentingnya hyperparameter seperti temperature. Saya juga belajar bagaimana mengganti backbone encoder seperti ResNet ke EfficientNet dan melihat dampaknya terhadap konvergensi model. Visualisasi metrik seperti loss menjadi alat bantu yang sangat berguna dalam mengevaluasi dan menganalisis keberhasilan pelatihan.

REFERENCES

- [1] T. Chen et al., "A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations," arXiv:2002.05709
- [2] M. Tan dan Q. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," ICML 2019.
- [3] Dokumentasi PyTorch, <https://pytorch.org>
- [4] Dataset Kaggle: Tiny ImageNet, <https://www.kaggle.com/c/tiny-imagenet>
- [5] Implementasi SimCLR GitHub, <https://github.com/sthalles/SimCLR>
- [6] M. Young, The Technical Writer's Handbook. Mill Valley, CA: University Science, 1989.
- [7] K. Eves and J. Valasek, "Adaptive control for singularly perturbed systems examples," Code Ocean, Aug. 2023. [Online]. Available: <https://codeocean.com/capsule/4989235/tree>
- [8] D. P. Kingma and M. Welling, "Auto-encoding variational Bayes," 2013, arXiv:1312.6114. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1312.6114>
- [9] S. Liu, "Wi-Fi Energy Detection Testbed (12MTC)," 2023, gitHub repository. [Online]. Available: <https://github.com/liustone99/Wi-Fi-Energy-Detection-Testbed-12MTC>
- [10] "Treatment episode data set: discharges (TEDS-D): concatenated, 2006 to 2009." U.S. Department of Health and Human Services, Substance Abuse and Mental Health Services Administration, Office of Applied Studies, August, 2013, DOI:10.3886/ICPSR30122.v2