Tugas [T13]: Ringkasan Diskusi Kelompok: Konsep dan Prinsip Contrastive Learning

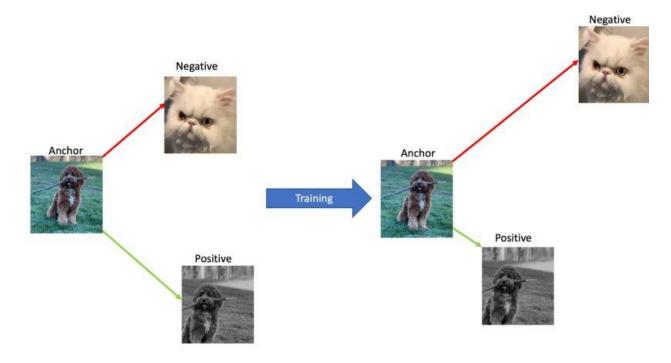
Kelompok: 3

Anggota:

- Mohammad Ridho Cahyono (442023611050)
- M. Faiz Naashih Rozaq (442023611042)
- Firdis Firnadi (442023611033)
- Zafran Woro Ahza (442023611048)
- Nur Muhammad Ridho Asy-Syauqi (442023611036)

1. Pengertian Contrastive Learning

Contrastive Learning adalah salah satu pendekatan dalam Self-Supervised Learning (SSL) di mana model belajar untuk menghasilkan representasi fitur yang baik dengan cara membandingkan data. Prinsip dasarnya adalah model dilatih untuk membedakan antara sampel yang mirip dan yang tidak mirip. Dalam konteks visi komputer, model diajarkan untuk mengenali bahwa dua gambar yang merupakan hasil augmentasi dari gambar asli yang sama seharusnya memiliki representasi yang berdekatan di ruang fitur, sementara representasi dari gambar yang berbeda seharusnya berjauhan.



2. Tujuan dan Prinsip Dasar

Tujuan Utama:

Tujuan utamanya adalah melatih sebuah encoder yang mampu menghasilkan representasi fitur yang kaya makna dari data mentah tanpa memerlukan label manual. Representasi ini kemudian dapat digunakan untuk berbagai tugas downstream seperti klasifikasi, deteksi objek, atau segmentasi dengan jumlah data berlabel yang jauh lebih sedikit, proses ini disebut fine-tuning.

Prinsip Dasar:

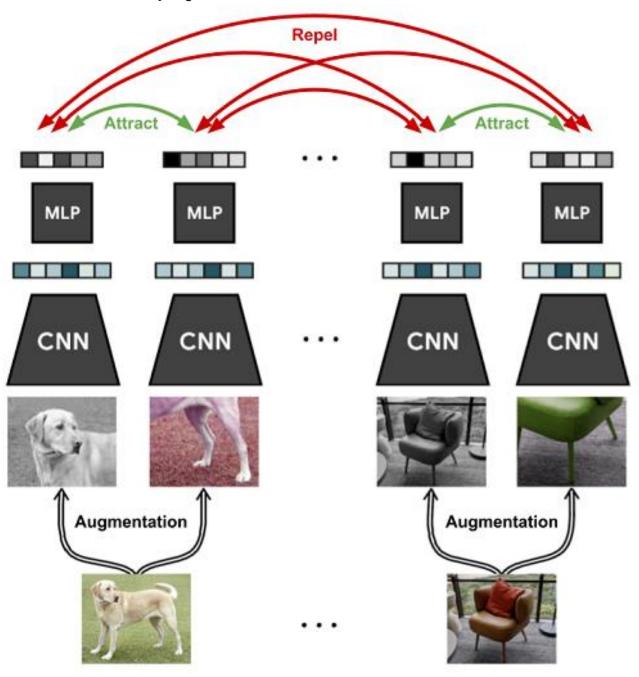
- Positive/Negative Pairs: Ini adalah inti dari Contrastive Learning.
 - Pasangan Positif: Dibuat dari satu data sampel yang sama. Contohnya, dua view yang dihasilkan dari augmentasi data yang berbeda pada satu gambar. Model harus belajar untuk membuat representasi kedua view ini semirip mungkin.
 - Pasangan Negatif: Dibuat dari data sampel yang berbeda. Contohnya, sebuah view dari gambar A dan sebuah view dari gambar B. Model harus belajar untuk membuat representasi keduanya sejauh mungkin.
- InfoNCE Loss: Ini adalah fungsi loss yang paling umum digunakan. Secara matematis, InfoNCE bekerja seperti klasifikasi multi-kelas. Untuk setiap sampel acuan, model harus mengidentifikasi view positifnya di antara sekumpulan besar view negatif. Dengan memaksa model melakukan tugas ini, ia secara implisit belajar fitur-fitur yang paling diskriminatif dan esensial dari data.
- Data Augmentation: Proses augmentasi data sangat krusial. Strategi augmentasi yang kuat dan bervariasi sangat penting untuk menciptakan pasangan positif yang menantang namun tetap relevan, sehingga model tidak hanya belajar jalan pintas.

3. Jenis dan Variasi

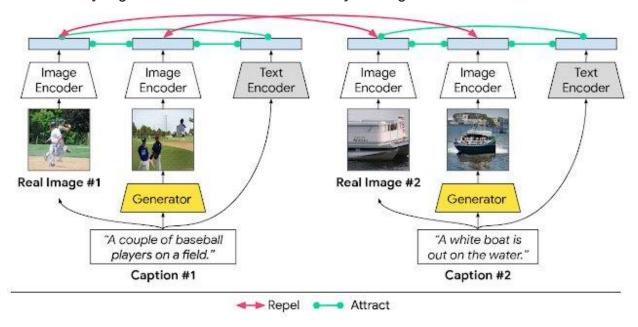
Contrastive Learning dapat dibedakan berdasarkan modalitas data yang dibandingkan:

- Intra-modal Contrastive Learning:
 - o Definisi: Membandingkan sampel dari modalitas yang sama.
 - o Contoh:
 - SimCLR: Seperti yang diimplementasikan pada tugas sebelumnya, SimCLR membandingkan dua view dari gambar yang sama. Metode ini sangat bergantung pada jumlah pasangan negatif yang besar dalam setiap batch untuk bisa belajar dengan baik.

■ BYOL (Bootstrap Your Own Latent): Metode ini menarik karena berhasil mencapai performa yang baik tanpa menggunakan pasangan negatif sama sekali. BYOL menggunakan dua jaringan, online dan target, di mana jaringan online dilatih untuk memprediksi representasi dari jaringan target untuk view yang sama.



- Cross-modal Contrastive Learning:
 - o Definisi: Membandingkan sampel dari modalitas yang berbeda.
 - Contoh:
 - CLIP (Contrastive Language-Image Pre-training): Metode ini belajar dengan membandingkan pasangan gambar dan teks deskripsinya. CLIP dilatih pada jutaan pasangan gambar-teks dari internet dan belajar untuk mencocokkan teks "seekor anak anjing golden retriever" dengan gambar yang sesuai, sambil membedakannya dari gambar atau teks lain.



4. Insight Kelompok

- Dari hasil diskusi, kelompok kami memahami bahwa Contrastive Learning adalah pendekatan yang sangat efektif untuk melatih model agar dapat mengekstrak representasi fitur yang kaya tanpa memerlukan label. Hal terpenting yang kami pahami adalah bahwa kunci keberhasilan Contrastive Learning terletak pada pemahaman konsep pasangan positif (positive pairs) dan pasangan negatif (negative pairs).
- Pasangan Negatif: Mencegah model dari "kolaps", yaitu mencegah model memetakan semua input ke satu titik yang sama. Dengan memisahkan representasi dari objek-objek yang berbeda, model dipaksa untuk membuat representasi yang berbeda dan bermakna.
- Pemahaman ini membuat kami menyimpulkan bahwa algoritma Contrastive Learning, seperti SimCLR, tidak hanya mengandalkan arsitektur model, tetapi juga sangat bergantung pada strategi augmentasi data dan pemilihan pasangan

negatif yang efektif untuk menciptakan diskriminasi yang kuat.

5. Refleksi Diskusi

- Diskusi kelompok ini memberikan kami pemahaman mendalam tentang konsep Contrastive Learning yang awalnya terasa abstrak. Hal-hal yang kami pelajari antara lain:
- InfoNCE Loss: Kami menyadari bahwa loss function ini adalah inti matematis di balik Contrastive Learning, yang secara efektif mendorong representasi positif untuk mendekat dan representasi negatif untuk menjauh.
- Peran Augmentasi: Kami belajar bahwa augmentasi data yang beragam sangat krusial untuk menghasilkan pandangan berbeda dari objek yang sama, yang menjadi dasar pembentukan pasangan positif.
- Variasi Metode: Kami memahami perbedaan mendasar antara metode seperti SimCLR (yang menggunakan pasangan negatif) dan BYOL (yang tidak memerlukan pasangan negatif dan menggunakan dua jaringan untuk prediksi), yang menunjukkan evolusi dari konsep ini.
- Tantangan terbesar dalam diskusi adalah memvisualisasikan bagaimana model belajar memisahkan representasi di ruang laten. Namun, dengan menggambar diagram dan membandingkan contoh-contoh, kami berhasil mengatasi tantangan ini.

Kontribusi Masing-masing Anggota:

- Mohammad Ridho Cahyono: Menjelaskan tentang Contrastive Learning.
- o M. Faiz Naashih Rozaq: Menjelaskan tujuan dari Contrastive Learning.
- o Firdis Firnadi: Menjelaskan Prinsip dasar Contrastive Learning
- o Zafran Woro Ahza: Menjelaskan Jenis dan variasi dari Contrastive Learning
- Nur Muhammad Ridho AsySyauqi: Mengembangkan beberapa contoh dari jenis dan variasi Contrastive Learning.