

# Дистиляція даних у контексті задачі класифікації зображень / Data distillation in the context of image classification

---

Виконав студент МП-2 ПМ

Мокрий М. В.

A complex network of interconnected nodes and lines, rendered in shades of green and black, forming a dense, abstract pattern that serves as a background for the slide.

# Основні задачі даної наукової роботи:

- Розглянути різні методи дистиляції даних для вирішення задачі класифікації зображень.
- Дослідити різні способи початкової ініціалізації зображень для одного з методів дистиляції даних та їх вплив на загальний результат.

# Класифікація зображень

Початковий набір даних:  $D^{tr} = \{(x_i, y_i) \mid \frac{K}{i=1} \}$

Задача класифікації зображень:  $f(x) = y$  де  $f \in F$

$$\theta^* = \arg_{\theta} \min L(D^{tr}, \theta)$$

# Дистиляція даних

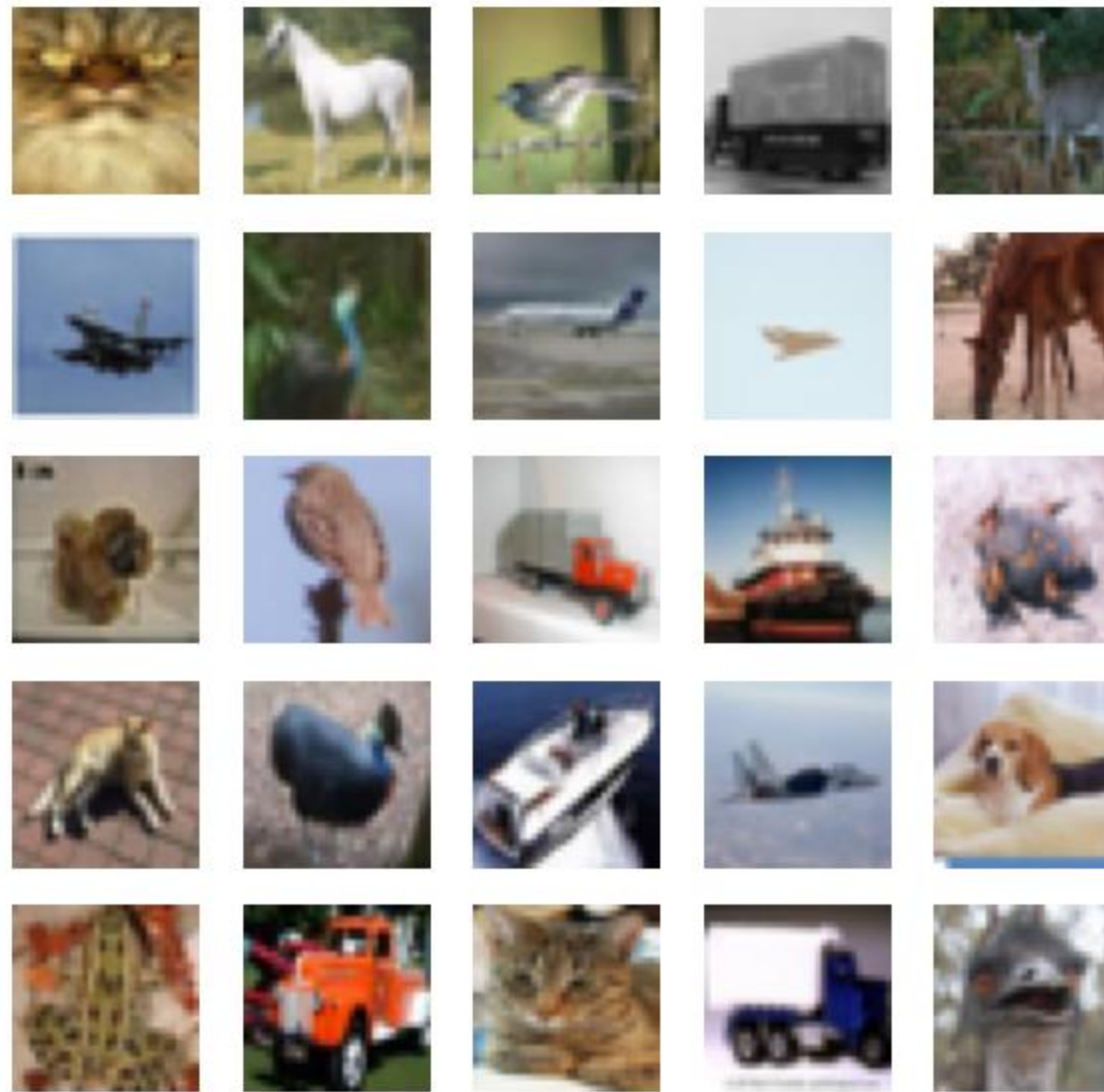
Дистильований набір даних:  $\hat{D}^{tr} = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{\hat{K}}$  в якому  $\hat{K} \ll K$

Задача дистиляції даних:  $\hat{f}(x) = y$

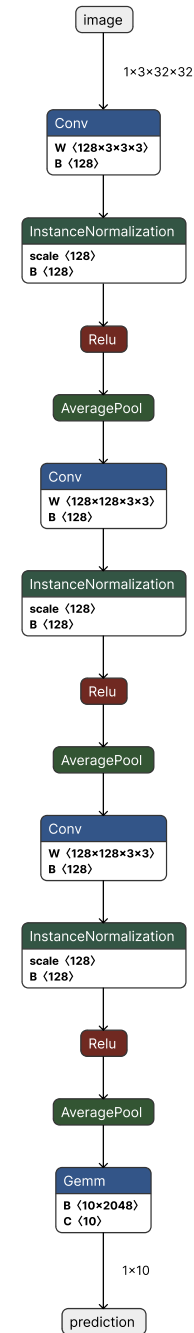
$$perf(f(D^{val})) \approx perf(\hat{f}(D^{val}))$$

# Набір даних CIFAR-10

- Кольорові зображення розміру 32 x 32
- 10 різних класів
- 50 000 тренувальних зображень
- 10 000 тестових зображень



# Згорткова нейрона мережа ConvNet



# Методи дистиляції даних

---

Методи вибору підмножин (англ. Coreset selection):

- Herding
- K-Center
- Forgetting

Гرادієнтні методи дистиляції даних:

- Dataset condensation (DC)
- Kernel Ridge-Regression (KIP)
- Label solving (LS)

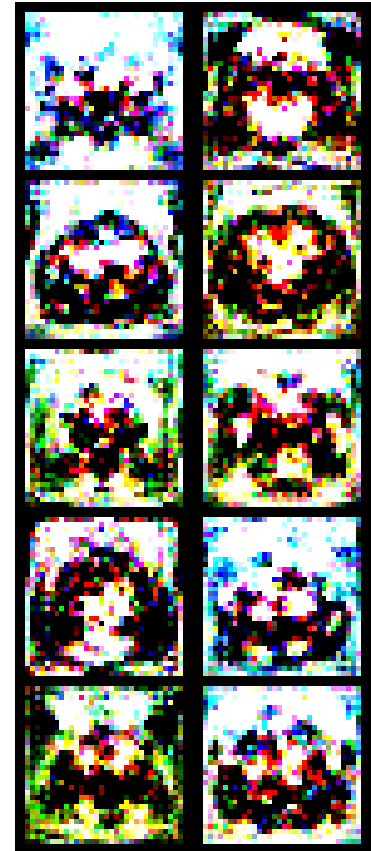


# Dataset condensation (DC)

Створення невеликого набору синтетичних зображень  $S$

$$S = \{(s_i, y_i)\}_{i=1}^{|S|}$$

Мінімальна відстань між градієнтами  $\mathcal{L}^{\mathcal{J}}$  та  $\mathcal{L}^S$







# Dataset condensation (DC)

---

Метою є навчити модель  $\phi_{\theta^S}$  на наборі синтетичних даних  $S$ , таким чином, щоб дана модель досягала не лише подібної до  $\phi_{\theta^T}$  продуктивності, а й також збігалися до подібного розв'язку в параметричному просторі, тобто  $\theta^S \approx \theta^T$ .

Мінімізації різниці значень двох параметрів  $\theta^S$  та  $\theta^T$ :  $\min_S D(\theta^S, \theta^T)$

# Dataset condensation (DC)

**Вхідні дані:** початковий набір даних  $\mathcal{T}$ , нейрона мережа  $\phi_\theta$ , кількість кроків зовнішнього циклу  $K$ , кількість кроків внутрішнього циклу  $T$ , кількість кроків для оновлення ваг  $\zeta_\theta$  та синтетичних зображень  $\zeta_S$ .

**Вхідні дані:** початковий набір даних  $\mathcal{T}$ , нейрона мережа  $\phi_\theta$ , кількість кроків зовнішнього циклу  $K$ , кількість кроків внутрішнього циклу  $T$ , кількість кроків для оновлення ваг  $\zeta_\theta$  та синтетичних зображень  $\zeta_S$ .

1: **for**  $k = 0, \dots, K - 1$  **do**:

2: Створити початковий набір синтетичних зображень  $S$  для  $C$  класів, використовуючи один з методів вибору підмножин (K-Center, Forgetting, Herding) або випадкову ініціалізацію зображень

3: Виконати ініціалізацію початкових вагів  $\theta_0$ , де  $\theta_0 \sim P_{\theta_0}$

4: **for**  $t = 0, \dots, T - 1$  **do**:

5: **for**  $c = 0, \dots, C - 1$  **do**:

6: Створити пару підмножин  $B_c^T \sim \mathcal{T}$  та  $B_c^S \sim S$ , які належать одному класу  $c$ .

7: Обчислити функції втрат:

$$\mathcal{L}_c^T = \frac{1}{|B_c^T|} \sum_{(x,y) \in B_c^T} \ell(\phi_\theta(x), y) \quad \mathcal{L}_c^S = \frac{1}{|B_c^S|} \sum_{(x,y) \in B_c^S} \ell(\phi_\theta(s), y)$$

8: Оновити синтетичні зображення

$$S_c \leftarrow \text{opt-}alg_S D(\nabla_{\theta} \mathcal{L}_c^S(\theta_t), \nabla_{\theta} \mathcal{L}_c^T(\theta_t)), \zeta_S, \eta_S$$

9: Оновити параметри  $\theta_{t+1} \leftarrow \text{opt-}alg_{\theta}(\mathcal{L}^S(\theta_t), \zeta_{\theta}, \eta_{\theta})$

**Вихідні дані:** набір синтетичних зображень  $S$

# Результати методів дистиляції даних

Кількість зображень	Відсоток зображень	Random	Herding	K-Center	Forgetting	DC
10	0.02	14.5±2.0	21.5±1.2	21.5±1.3	13.5±1.2	28.3±0.5
100	0.2	26.0±1.2	31.6±0.7	24.7±0.9	23.3±1.0	44.9±0.5
500	1	43.4±1.0	40.4±0.6	27.0±1.4	23.3±1.1	53.9±0.5

# Дослідження різних способів початкової ініціалізації зображень в методі DC

- Стандартна версія DC:
  - Початкова випадкова ініціалізація для зображень
- Модифікована версія DC:
  - Початкова ініціалізація для зображень використовуючи різні методи вибору підмножин

## Результати різних способів ініціалізації зображень в методі DC

Кількість зображень	Відсоток зображень	Random Init	Herding Init	K-Center Init	Forgetting Init
100	0.2	44.07±0.27	44.66±0.26	44.18±0.69	43.67±0.69
250	0.5	50.89±0.37	50.46±0.13	50.55±0.12	50.44±0.32
500	1	53.35±0.35	53.19±0.43	52.76±0.44	53.6±0.3

# Висновки

- Результатом виконаної роботи став огляд різних методів дистиляції даних та їх практичне застосування на наборі даних CIFAR-10 та моделі згорткової нейронної мережі ConvNet.
- Дослідження різних методів початкових ініціалізації зображень для методу DC, їх порівняльний аналіз та визначення їх впливу на загальний результат.

Дякую за увагу

