

DEEP LEARNING

Inférence Variationnel

Jean Marius KOMBOU

Université de Lyon 2

29 mai 2024

- ① Introduction
- ② Encodeur
- ③ Decodeur
- ④ Auto Encodeur Variationnel
- ⑤ Loss et étape d'entraînement
- ⑥ Boucle d'entraînement
- ⑦ Charger et traiter les données

1 Introduction

Backgrounds

2 Encodeur

3 Decodeur

4 Auto Encodeur Variationnel

5 Loss et étape d'entraînement

6 Boucle d'entraînement

7 Charger et traiter les données

- 1 Introduction
Backgrounds
- 2 Encodeur
- 3 Decodeur
- 4 Auto Encodeur Variationnel
- 5 Loss et étape d'entraînement
- 6 Boucle d'entraînement
- 7 Charger et traiter les données

backgrounds

Vous retrouverez dans ce rapport une explication de l'algorithme VAEB, constitué principalement de 3 classes: Encodeur, Decodeur et VAE. Egalement des étapes de calcul de la fonction de perte, de minimisation de la fonction de perte totale à l'aide d'algorithmes d'optimisation, et de chargement de données. Nous allons utiliser Flax sur JAX, qui est une bibliothèque de réseaux neuronaux développée par Google.

- 1 Introduction
- 2 Encodeur**
- 3 Decodeur
- 4 Auto Encodeur Variationnel
- 5 Loss et étape d'entraînement
- 6 Boucle d'entraînement
- 7 Charger et traiter les données

Pour l'encodeur, une simple couche linéaire suivie d'une activation RELU. La sortie de la couche sera à la fois la moyenne et l'écart type de la distribution de probabilité.

On utilise le package *nn.linen* de Flax qui contient la plupart des couches et opérations d'apprentissage profond telles que Dense, relu.

- 1 Introduction
- 2 Encodeur
- 3 Decodeur**
- 4 Auto Encodeur Variationnel
- 5 Loss et étape d'entraînement
- 6 Boucle d'entraînement
- 7 Charger et traiter les données

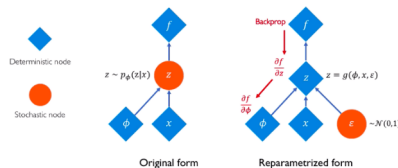
Le Decodeur sera fait de deux couche linéaires qui reçoivent la représentation latente z et aura en sortie la reconstruction de la donnée d'entrée.

- 1 Introduction
- 2 Encodeur
- 3 Decodeur
- 4 Auto Encodeur Variationnel**
- 5 Loss et étape d'entraînement
- 6 Boucle d'entraînement
- 7 Charger et traiter les données

Frame Title

Pour combiner l'Encodeur et le Decodeur on aura la classe VAE, ici on implémente l'astuce de reparamétrisation.

L'image ci-dessous explique l'astuce de reparamétrisation:



- 1 Introduction
- 2 Encodeur
- 3 Decodeur
- 4 Auto Encodeur Variationnel
- 5 Loss et étape d'entraînement**
- 6 Boucle d'entraînement
- 7 Charger et traiter les données

Pour tirer pleinement parti des capacités de JAX, nous devons ajouter la vectorisation automatique et la compilation XLA à notre code. Cela peut être fait facilement avec l'aide des annotations *vmap* et *jit*. De plus, nous devons activer la différentiation automatique, ce qui peut être accompli avec la transformation *grad fn*. Nous utilisons le package *flax.optim* pour les algorithmes d'optimisation.

Les VAE sont entraînés en maximisant la borne inférieure de l'évidence, connue sous le nom d'ELBO

$$L_{\theta,\phi}(x) = \mathbb{E}_{q_{\phi}(z|x)}[\log p_{\theta}(x|z)] - \text{KL}(q_{\phi}(z|x) \| p_{\theta}(z)) \quad (1)$$

- 1 Introduction
- 2 Encodeur
- 3 Decodeur
- 4 Auto Encodeur Variationnel
- 5 Loss et étape d'entraînement
- 6 Boucle d'entraînement**
- 7 Charger et traiter les données

Ici, on exécute l'ensemble de la boucle d'entraînement qui exécutera de manière itérative la fonction *trainstep*. Le modèle doit être initialisé avant l'entraînement, ce qui est fait par la fonction d'initialisation *init*. On utilise *jax.deviceput* pour transférer l'optimiseur dans la mémoire du GPU

- 1 Introduction
- 2 Encodeur
- 3 Decodeur
- 4 Auto Encodeur Variationnel
- 5 Loss et étape d'entraînement
- 6 Boucle d'entraînement
- 7 Charger et traiter les données**

Flax n'inclut pas encore de packages de manipulation de données en dehors des opérations de base de `jax.numpy`. Pour l'instant, la meilleure solution est d'emprunter des packages à d'autres frameworks tels que TensorFlow Datasets (tfds) ou Torchvision. On utilise les données MNIST binarisées pour l'entraînement.

Merci!