

Projet de fin d'études M2

Construction d'un espace latent pour la représentation d'images TEP/TDM

présenté par: OURAHOU MOHAMED

Encadré par: ORLHAC Fanny & REBAUD Louis

Lundi 12 juin 2023



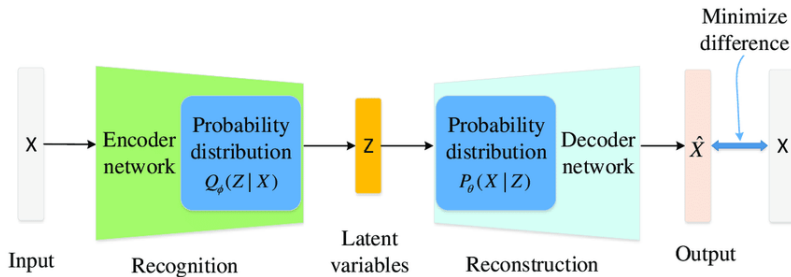
- 1 Introduction
- 2 Description des données
- 3 Outils et Notions de base
- 4 Analyse des résultats
- 5 Perspectives

Introduction

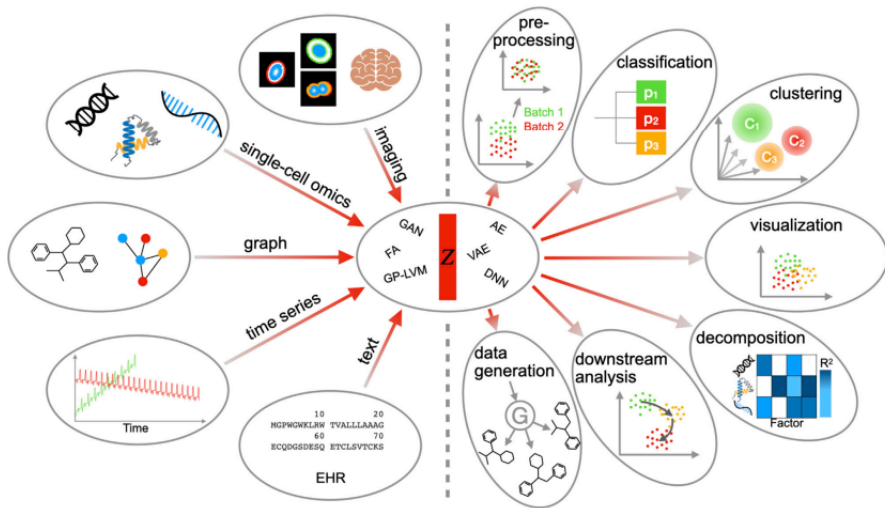
Hypothèse :

Les représentations obtenues dans l'espace latent de réseaux de neurones pourraient permettre d'identifier des informations complexes contenues dans les images, encore non exploitées et d'intérêt pour un grand nombre de tâches de prédiction.

Définition d'un espace latent

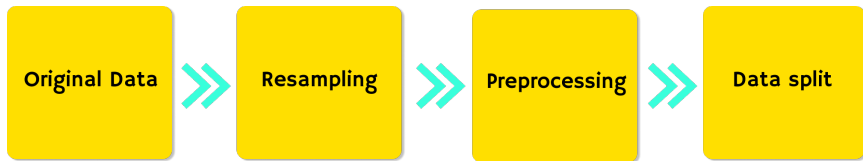


Cas d'utilisation des espaces latents¹



¹Andreas Kopf et al

Description des données



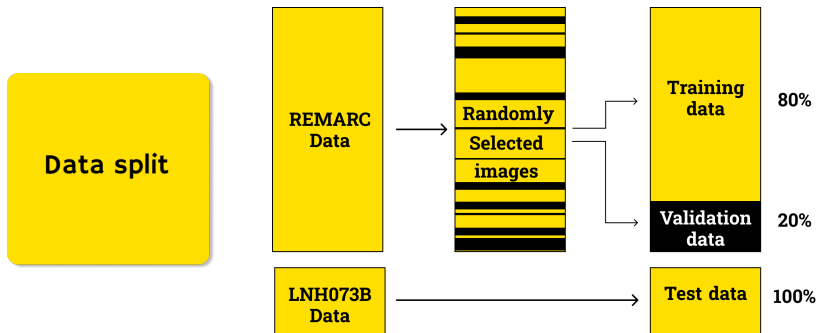
Original Data

2 ensembles de données des images
FDG TEP 3D REMARC (284 images) et
LNH073B (101 images):

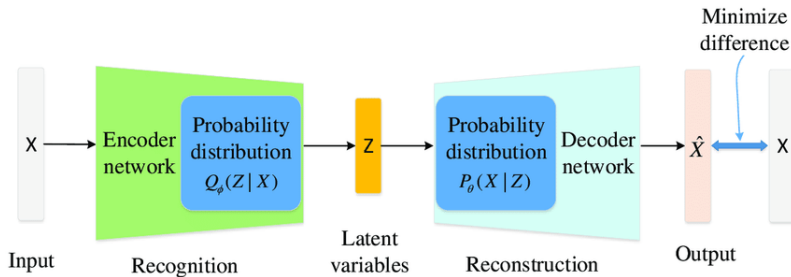
- Patients avec un lymphome
DLBCL;
- Scans sur des machines et avec
des protocoles différents (données
multicentriques) ;

Preprocessing

- Extraction d'images MIP
- Redimensionnement (256x256)
- Z-Score (0,1)



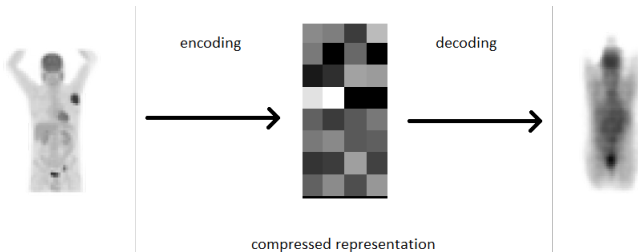
Variational Autoencoders (VAEs)



Les métriques

① MSELoss

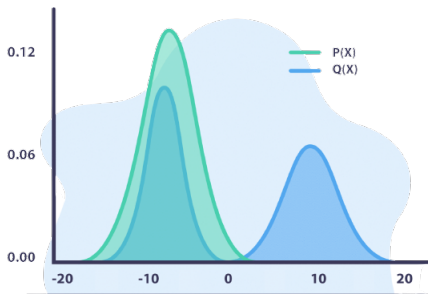
$$L_{\text{MSE}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$



Les métriques

② Kullback-Leibler Divergence (KLD)

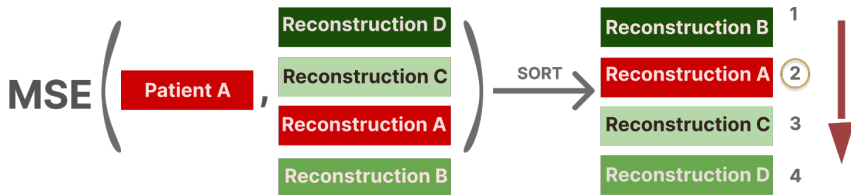
$$\mathcal{L}_{KL} = -\frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^K 1 + \log(\sigma_i^2) - \sigma_i^2 - \mu_i^2 \right)$$



Kullback–Leibler Divergence

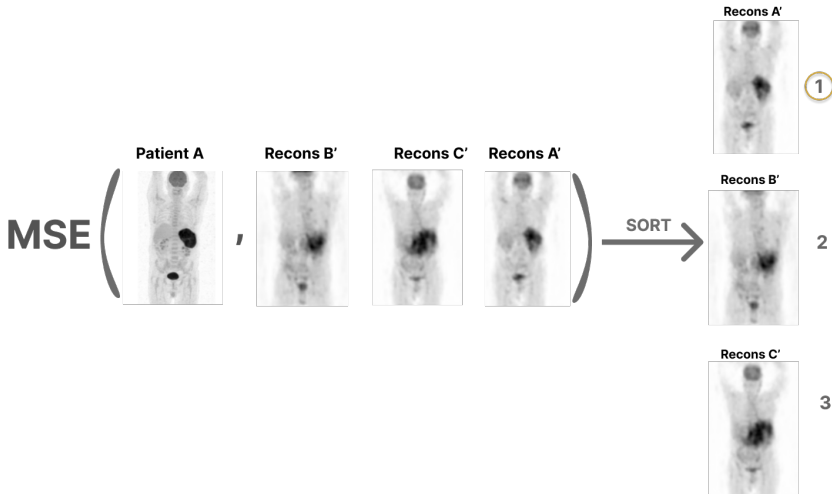
Les métriques

3 Ranking



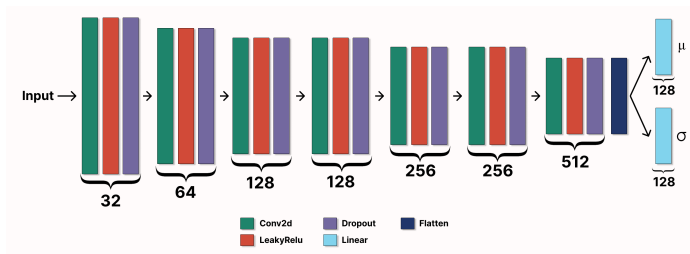
Les métriques

③ Ranking (exemple)



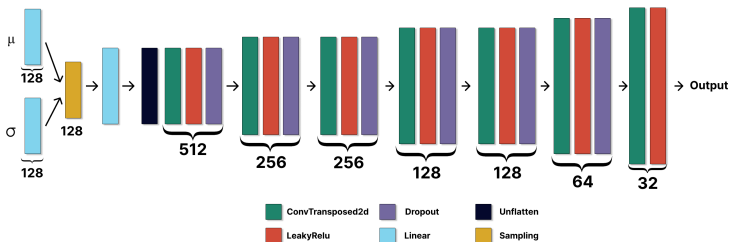
L'architecture utilisée

● Encodeur



L'architecture utilisée

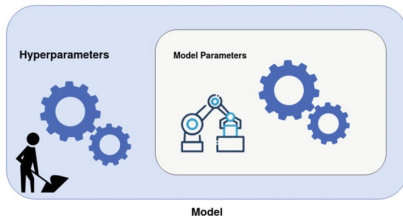
● Décodeur



L'optimisation des Hyperparamètres par random search

Hyperparamètres optimisés :

- **Adam Optimizer's learning rate;**
- **Adam Optimizer's L2 regularization rate (weight decay);**
- **Dropout rate.**



L'importance de Log transformation

1 MSE+KLD

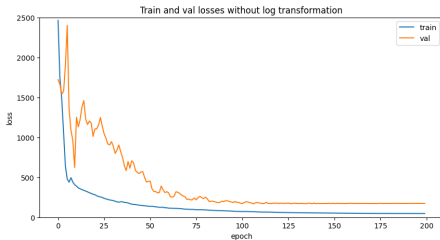


Figure: Sans Log transformation

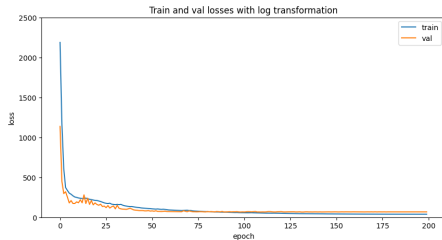


Figure: Avec Log transformation

L'importance de Log transformation

1 Ranking

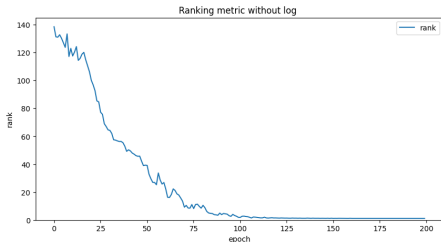


Figure: Sans Log transformation

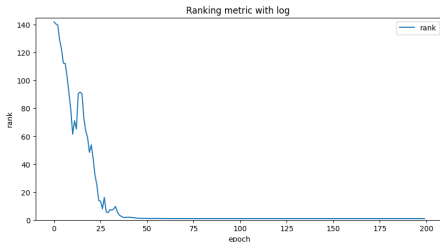


Figure: Avec Log transformation

Tableau des résultats

Subset	Sans log		Avec log	
	Loss	Ranking	Loss	Ranking
Train	47.96	1 (std=0)	39.23	1 (std=0)
Val	173.97	1 (std=0)	68.20	1 (std=0)
Test	499.88	1 (std=0)	69.69	1 (std=0)

Table: Les scores obtenus

L'importance de Log transformation

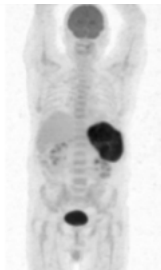
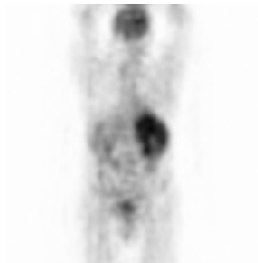


Image originale



Sans log, loss = 50.5



Avec log, loss = 34.13

Les résultats sur l'ensemble de train

1 La meilleure reconstruction

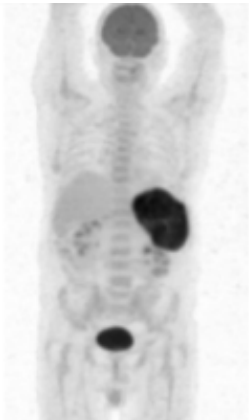


Figure: image originale



Figure: loss=34.13

Les résultats sur l'ensemble de train

2 La pire reconstruction

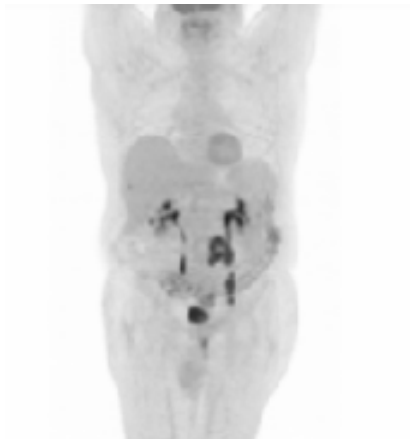


Figure: image originale



Figure: loss=300.15

Les résultats sur l'ensemble de test (LNH073B)

1 La meilleure reconstruction

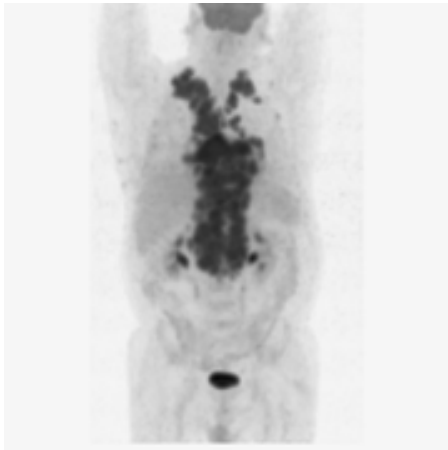


Figure: Image originale

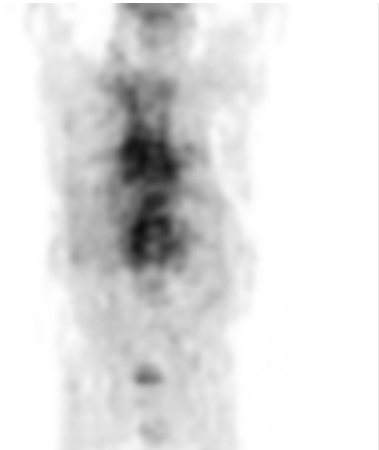


Figure: loss= 39.96

Les résultats sur l'ensemble de test (LNH073B)

2 La pire reconstruction

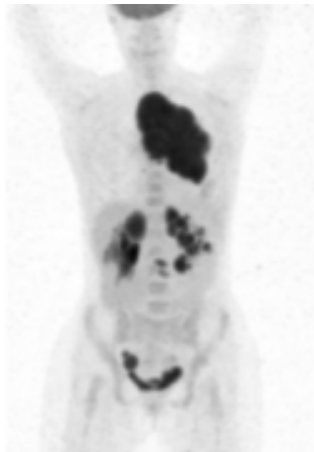


Figure: image originale

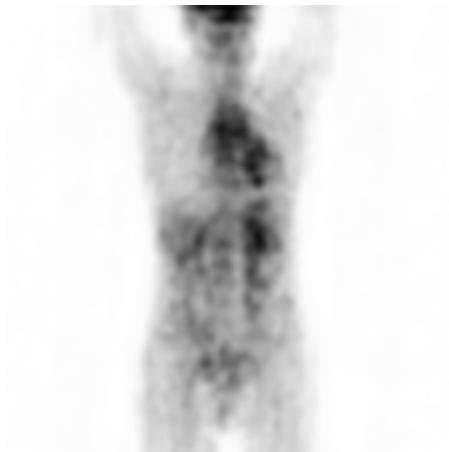
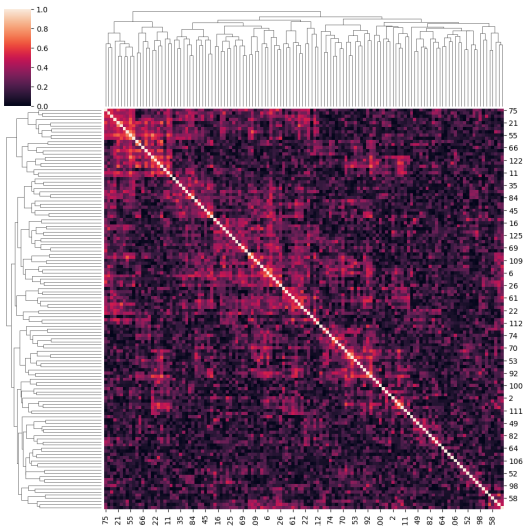


Figure: loss=350.05

Carte de regroupement de l'espace latent

- Avec des coefficients de corrélation de Spearman



Réduction de la corrélation des variables latentes

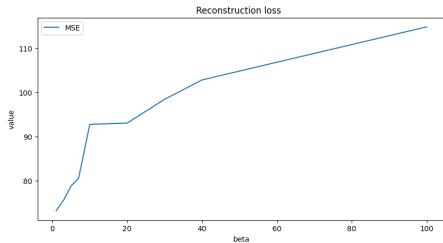
- $\beta - VAE$

Contrôle le compromis entre la précision de la reconstruction et le décorrélation des variables latentes apprises.

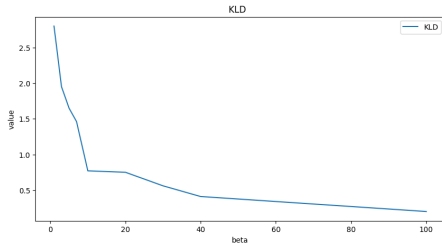
$$\text{Loss} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 - \beta \times \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^K 1 + \log(\sigma_i^2) - \sigma_i^2 - \mu_i^2 \right)$$

Réduction de la corrélation des variables latentes

① MSE loss et KLD en fonction de β



MSE loss



KLD

Réduction de la corrélation des variables latentes

- Exemple

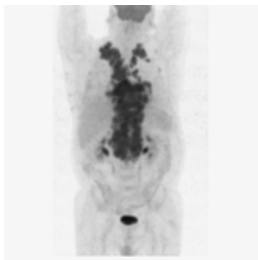
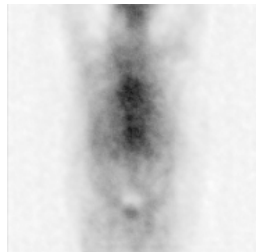


Image originale



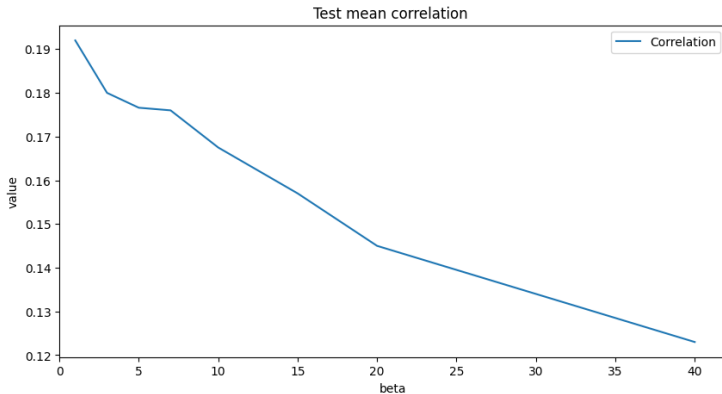
$\beta = 1$



$\beta = 15$

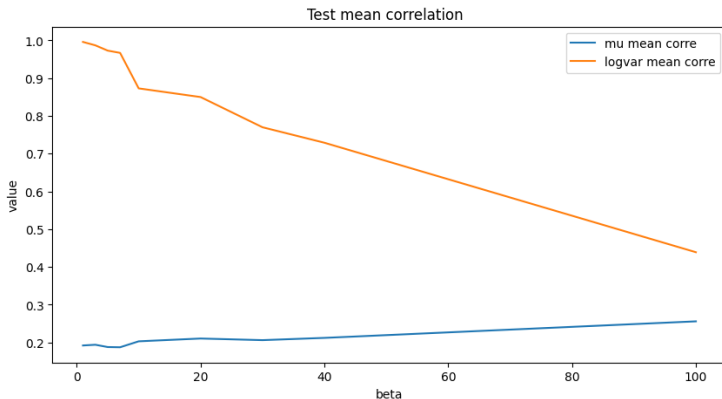
Réduction de la corrélation des variables latentes

② La corrélation moyenne des variables latentes en fonction de β



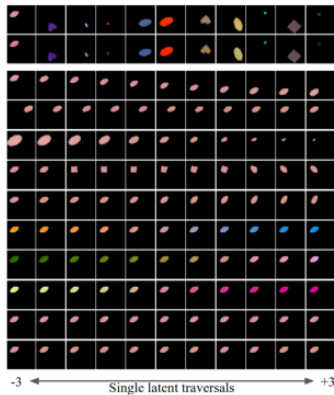
Réduction de la corrélation des vecteurs latents de moyennes et d'écarts types

- La corrélation moyenne des vecteurs latents de moyennes et d'écarts types en fonction de β :



Perspectives

- Interprétation des variables de l'espace latent;
- Évaluer leur valeur pronostique et le pouvoir de généralisation;



²Christopher P. Burgess et al

Figure: 2