

PRÉSENTATION

- \triangleright Modèle: Intégration de β dans un Variational Autoencoder (VAE)
- Base de données: MNIST avec rotations aléatoires
- Objectif: Capturer les facteurs de variation

BASE DE DONNÉES



Dataset MNIST: 60 000 images (entraînement) + 10 000 images (test)



Redimensionnement: 28x28 à 64x64 pour aligner avec l'architecture

</>>

Dataset Rotated MNIST: Images avec rotation aléatoire (-90° à 90°)

1

Entraînement: Combinaison Rotated MNIST + MNIST

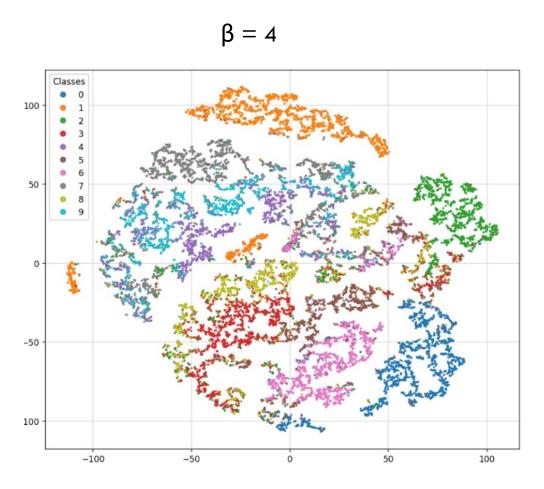
0

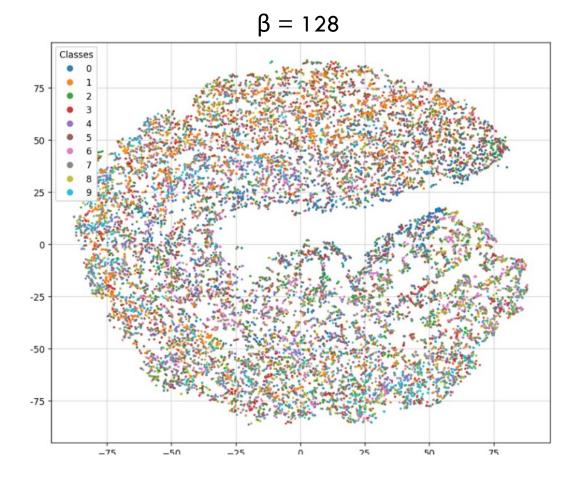
Objectif : Améliorer la capacité du VAE à générer chiffres avec ou sans rotation

β-VAE

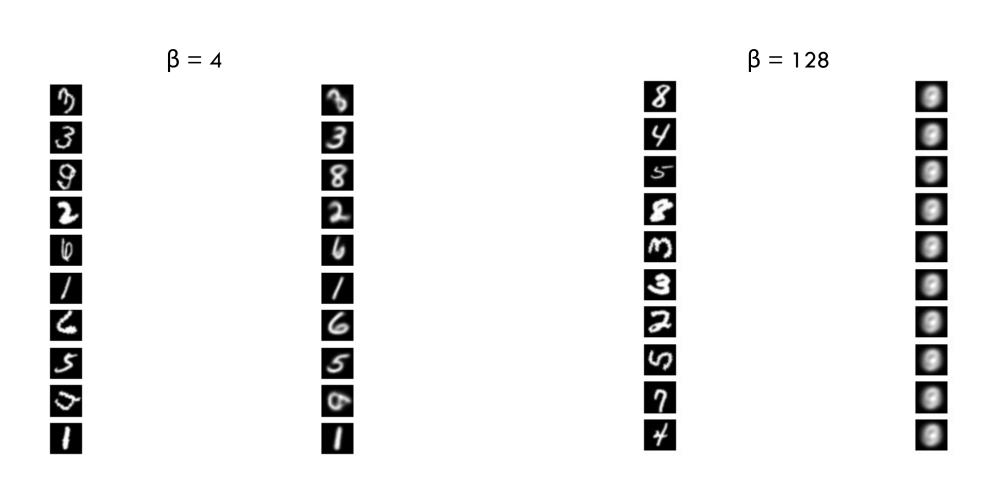
- Réguler la représentation des données dans l'espace latent du VAE
- Paramètre β : Contrôle l'équilibre fidélité/organisation
- Influence de β : Impact sur séparation des facteurs de variation
- \succ Compromis : Précision de reconstruction vs. Séparation (ajustement de β)
- Valeur β : [1 ; +∞]
- \triangleright Principe: Améliorer la séparation des facteurs de variation à l'aide de β

ÉTUDE : EXPLORER IMPACT DE BETA SUR NOTRE ENSEMBLE DE DONNÉES





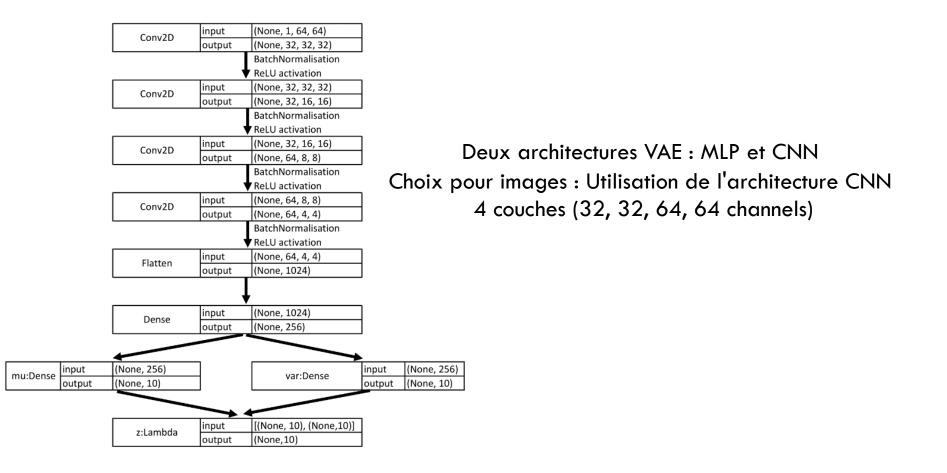
ÉTUDE : EXPLORER IMPACT DE BETA SUR NOTRE ENSEMBLE DE DONNÉES

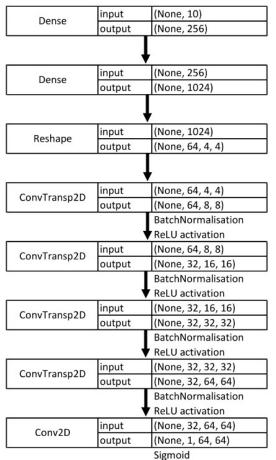


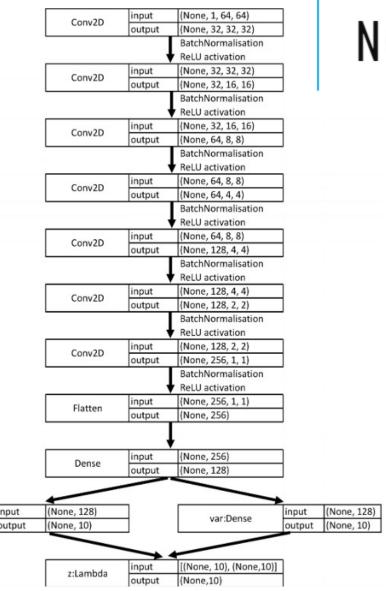


ARCHITECTURE DU VAE

ARCHITECTURE DE L'ARTICLE







mu:Dense

NOTRE ARCHITECTURE

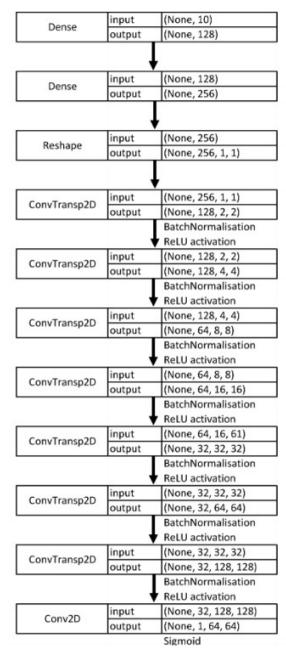
Inspirée de l'article (VAE-CNN)

Complexification : Ajout de couches de convolution

Objectif : Capturer de meilleurs d facteurs de variation

Entre chaque couche : Batch
Normalization, Activation linéaire
Encodeur : 32, 32, 64, 64, 128, 128, 256 (channels)

Décodeur : Inverse de l'encodeur,
 Sigmoid à la dernière couche



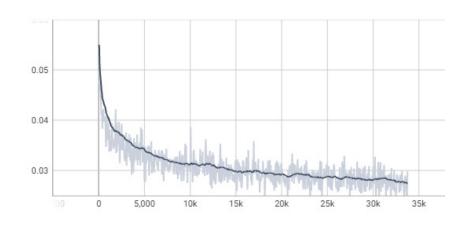


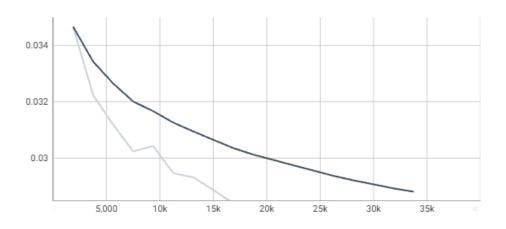
RÉSULTAT

RÉSULTATS OBTENUS AVEC NOTRE ARCHITECTURE PROPOSÉE

Pour l'entrainement:

- 15 epochs
- $\beta = 4$
- Dimension d'espace latent = 10

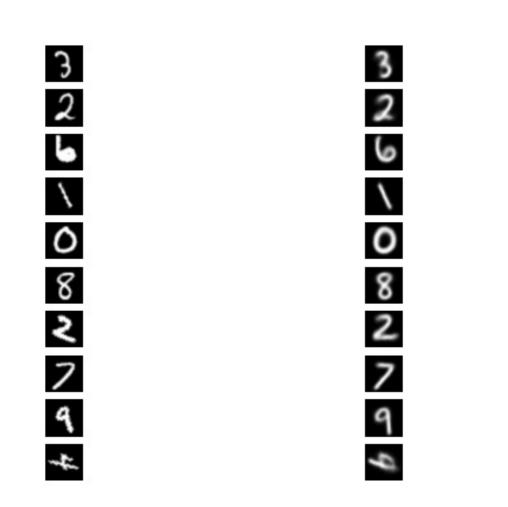


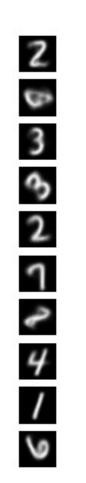


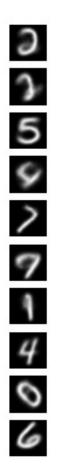
Training Loss

Validation Loss

RÉSULTATS OBTENUS AVEC NOTRE ARCHITECTURE PROPOSÉE









VISUALISATION DE L'ESPACE LATENT

VISUALISATION DE L'ESPACE LATENT

L'espace latent possède plusieurs dimensions

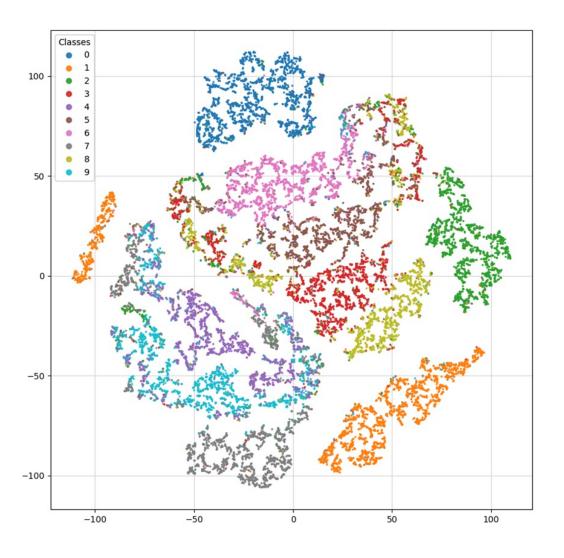


Impossible à visualiser dans un graphe



- Utilisation de la PCA ou TSNE pour réduire les dimensions à 2
- Permet de garder au maximum l'information originale en réduisant la dimension

ESPACE LATENT

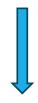




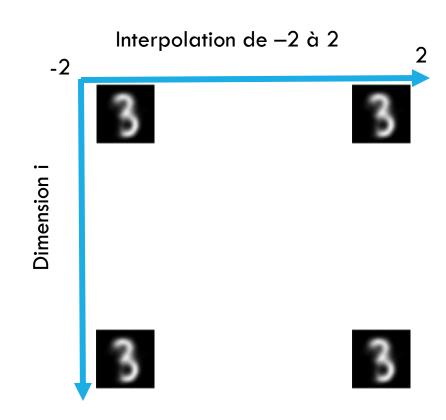
CAPTURE DES FACTEURS DE VARIATION

CAPTURE À PARTIR D'UN POINT ALÉATOIRE

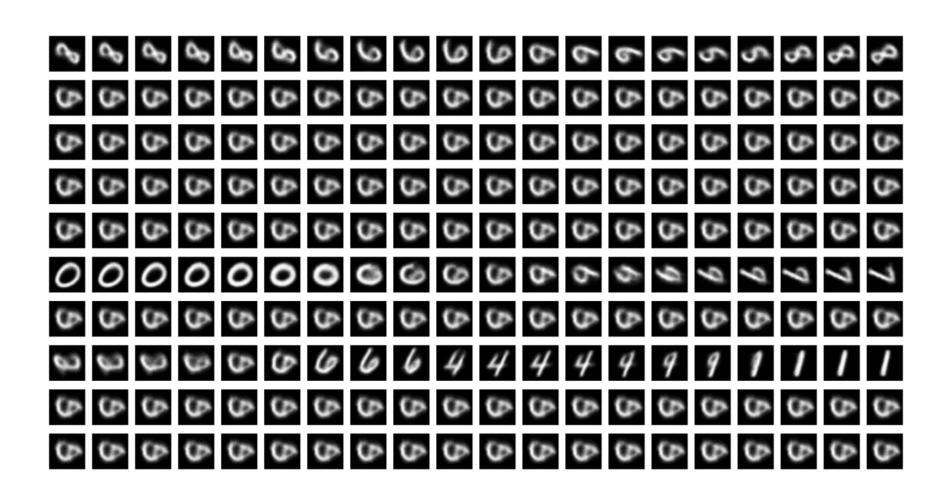
Tentative: Déterminer les dimensions de l'espace latent responsable des variations



Observer à partir d'un point aléatoire de l'espace latent l'effet de chaque dimension à intervalles réguliers

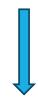


VARIATION À PARTIR D'UN POINT ALÉATOIRE

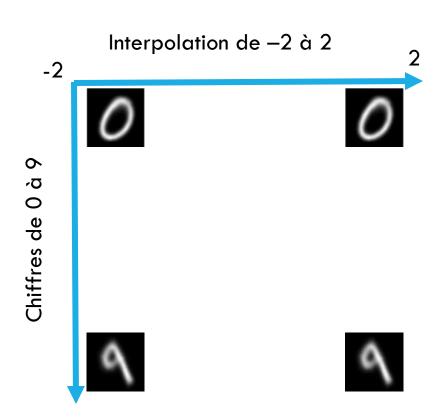


CAPTURE À PARTIR DE L'ENCODAGE D'IMAGES

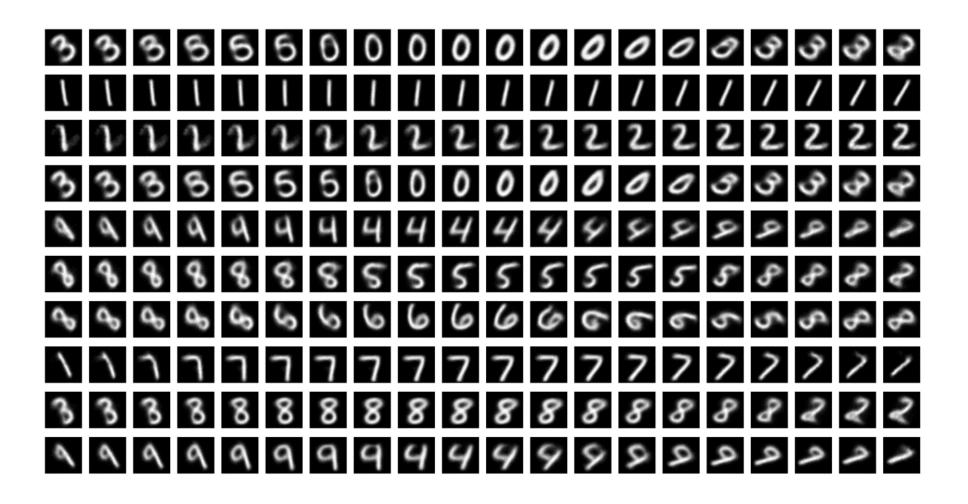
Un point aléatoire dans l'espace latent ne donne pas toujours un résultat exploitable



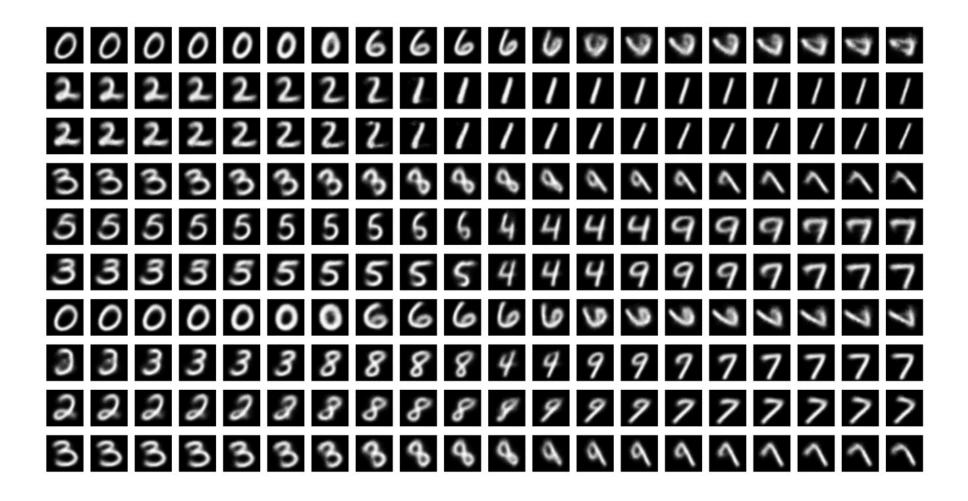
Observer à partir de l'encodage d'une image de chaque chiffre



DIMENSION 1



DIMENSION 6



POUR RÉSUMER

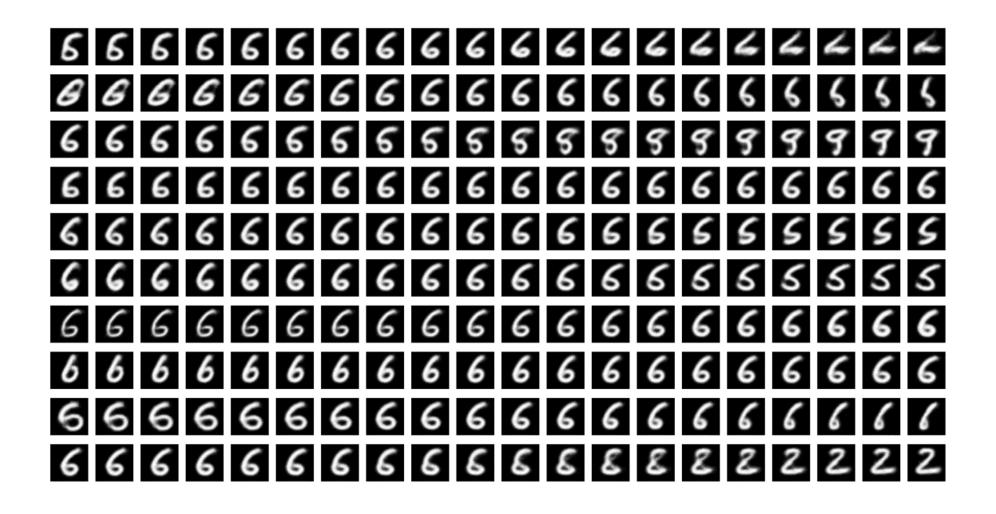
Notre architecture ne donne pas des résultats concluants très concluant

- Peu de dimensions sont responsables d'une variation (seulement la 1, 6 et 8)
- Les facteurs de variation sont liés entre eux
- Le paramètre β n'a pas permis de mieux les séparer

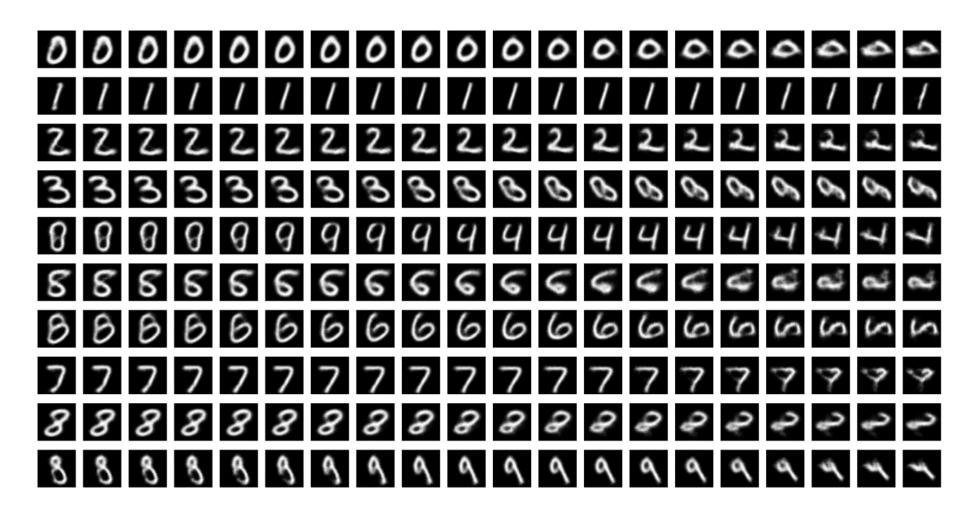


COMPARAISON AVEC L'ARCHITECTURE DE L'ARTICLE

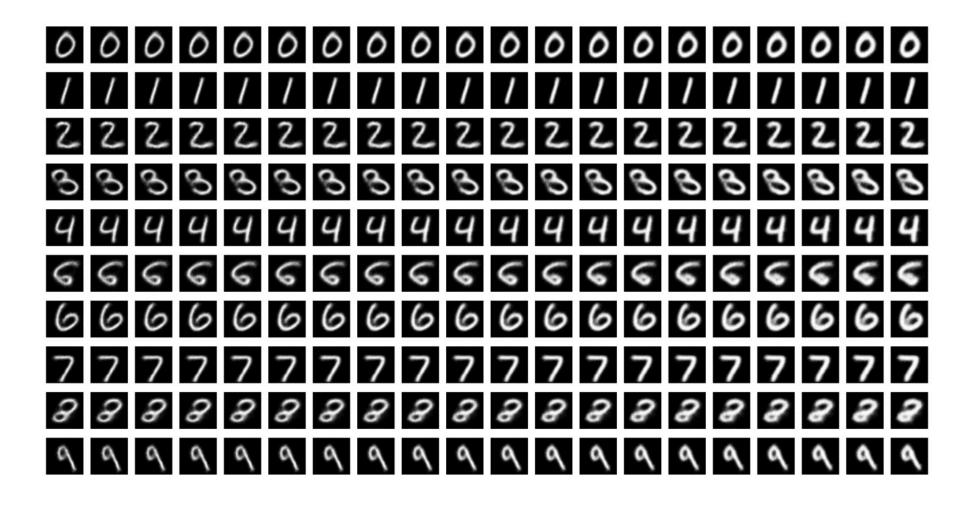
VARIATION À PARTIR D'UN POINT ALÉATOIRE



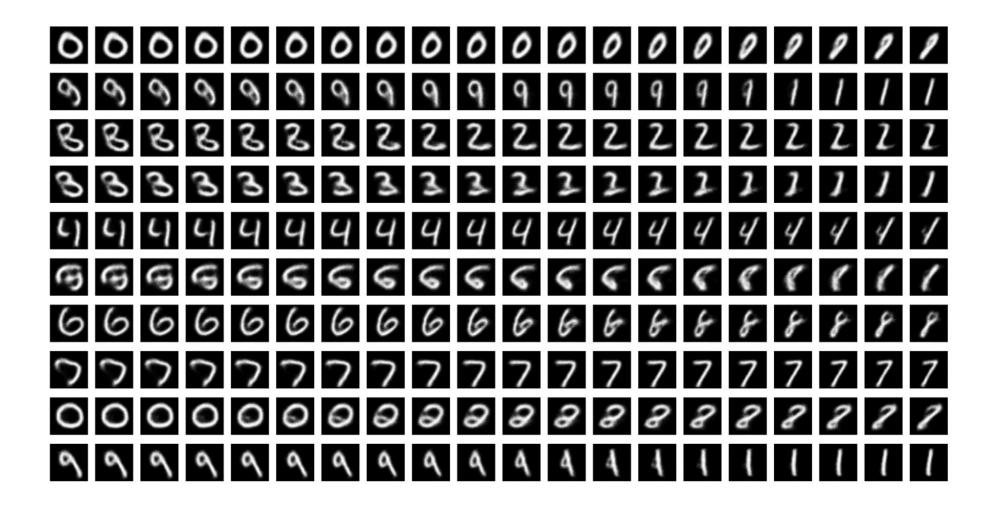
VARIATION À PARTIR DE L'ENCODAGE D'IMAGES DIMENSION 1



DIMENSION 7



DIMENSION 9

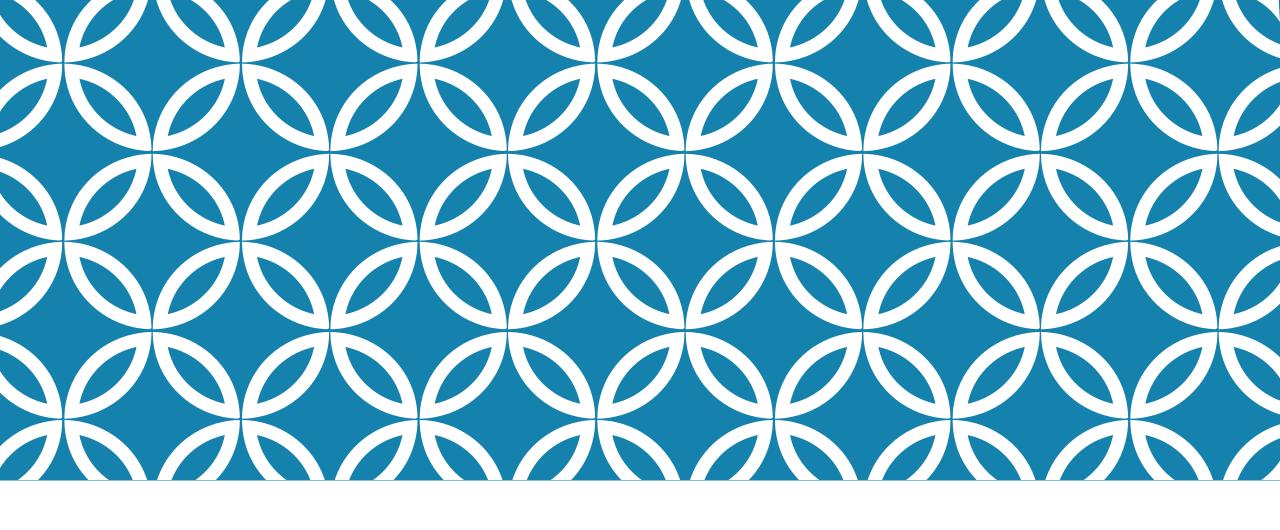


POUR RÉSUMER

L'architecture de l'article donne de bien meilleurs résultats

- > Toutes les dimensions sont responsables d'une variation
- Les facteurs de variation sont indépendants (il y a une seule variation par dimension)
- \triangleright Le paramètre β a bien permis de mieux séparer les facteurs de variation

Point négatif: La rotation n'a pas été capturée



POUR CONCLURE



POSSIBILITÉ D'AJOUT

DEMO