Création de jeux de données pour l'entraînement de réseaux de neurones

Pierre Minier

Université de Bordeaux

14 septembre 2023

Introduction : stage en Espagne

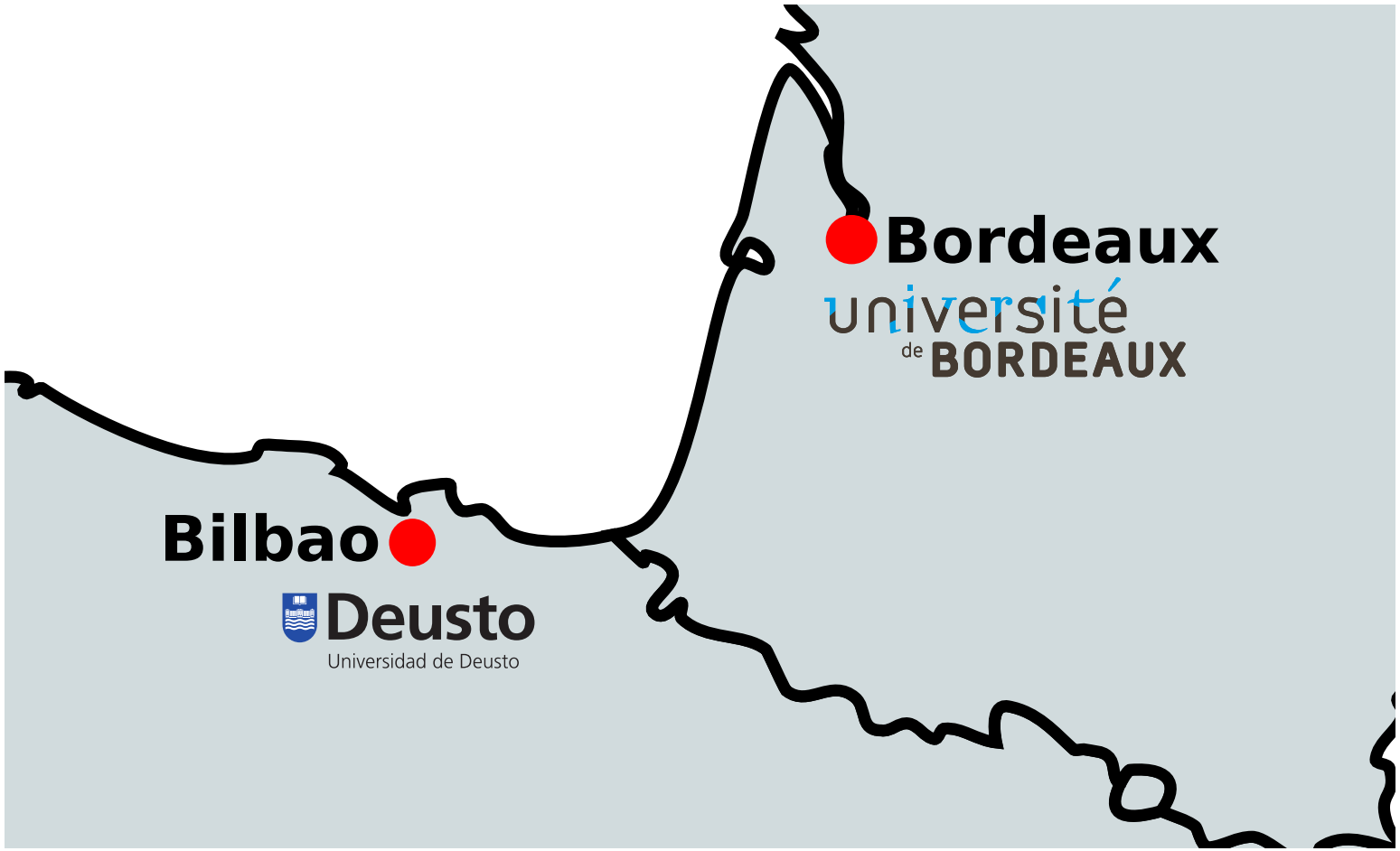
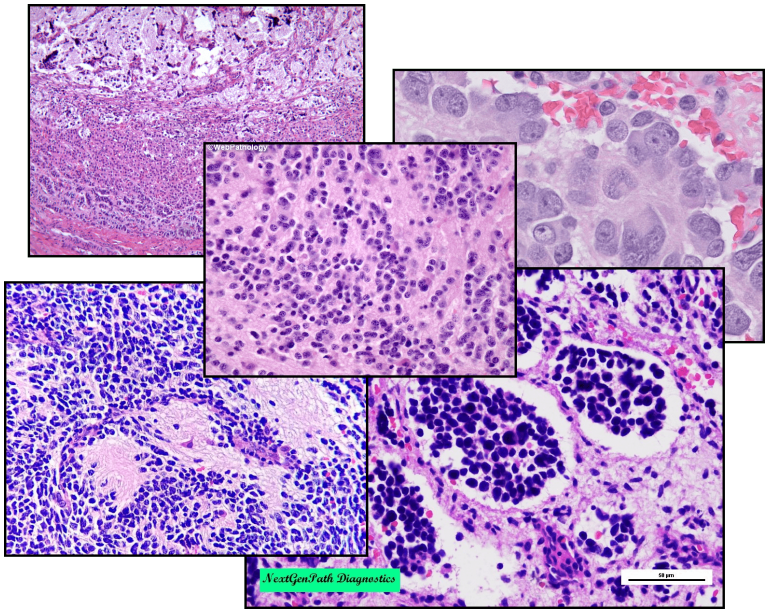
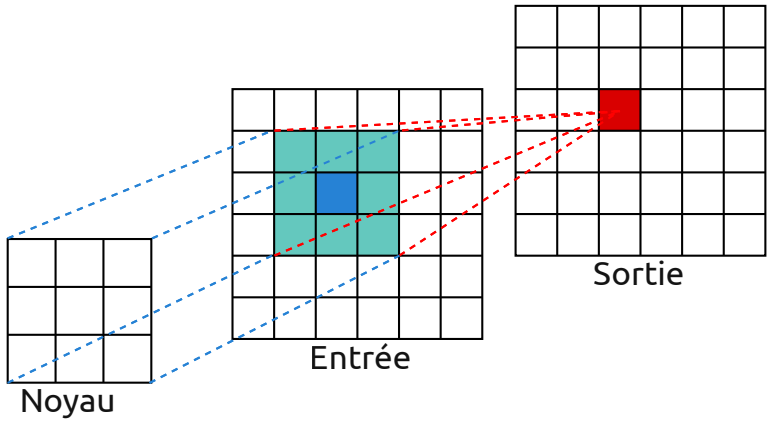


Figure 1 – Université de Deusto, Bilbao (ES)

Introduction : objectifs du stage



(a) Pré-traitement des images



(b) Architecture adéquate de CNN

Figure 2 – Classification de tumeurs

Sommaire

Base de données vs. Jeux de données

Base de données

Ensemble des images labelisées.

Jeux de données

Partitions de la base de données.

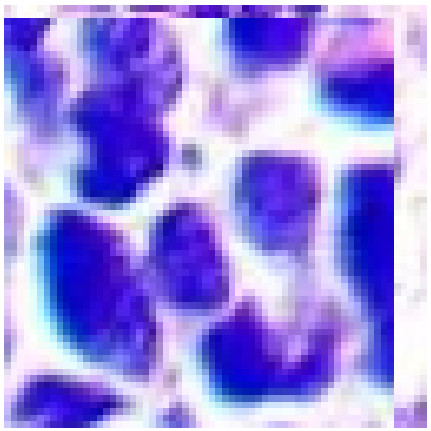
- Entraînement ($\sim 70\%$) : optimisation du modèle
- Validation ($\sim 15\%$) : contrôle durant l'optimisation
- Test ($\sim 15\%$) : évaluation du modèle optimisé

Nécessité d'indépendance et de diversité dans les exemples.

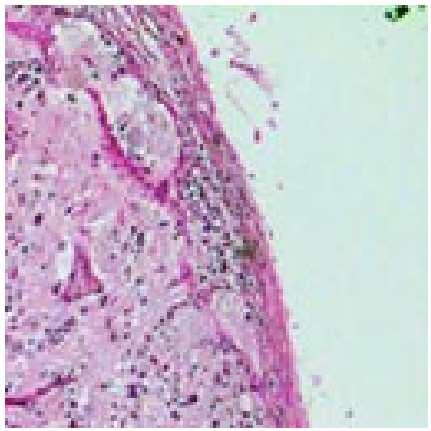
Particularités des images

Spécificités de la base de données

Irrégularités, dimensions variables et peu d'images.



(a) Vignetage



(b) Support

(c) Filigrane

Figure 3 – Quelques exemples d'irrégularités

Pourquoi découper les images ?

- Entrée CNN : 224x224 ou 299x299
- Certaines images : 4000x3000

Pourquoi découper les images ?

- Entrée CNN : 224x224 ou 299x299
- Certaines images : 4000x3000

Avantages	Inconvénients
Pas de perte de détails liée à une compression	Perte de bandes de pixels latérales
Démultiplication du nombre d'éléments de la base de données	Perte de labels sur certaines découpes sans cellules observables

Pourquoi découper les images ?

- Entrée CNN : 224x224 ou 299x299
- Certaines images : 4000x3000

Avantages	Inconvénients
Pas de perte de détails liée à une compression	Perte de bandes de pixels latérales
Démultiplication du nombre d'éléments de la base de données	Perte de labels sur certaines découpes sans cellules observables

Perte de données

5% de pixels sont perdus avec les inconvénients cités.

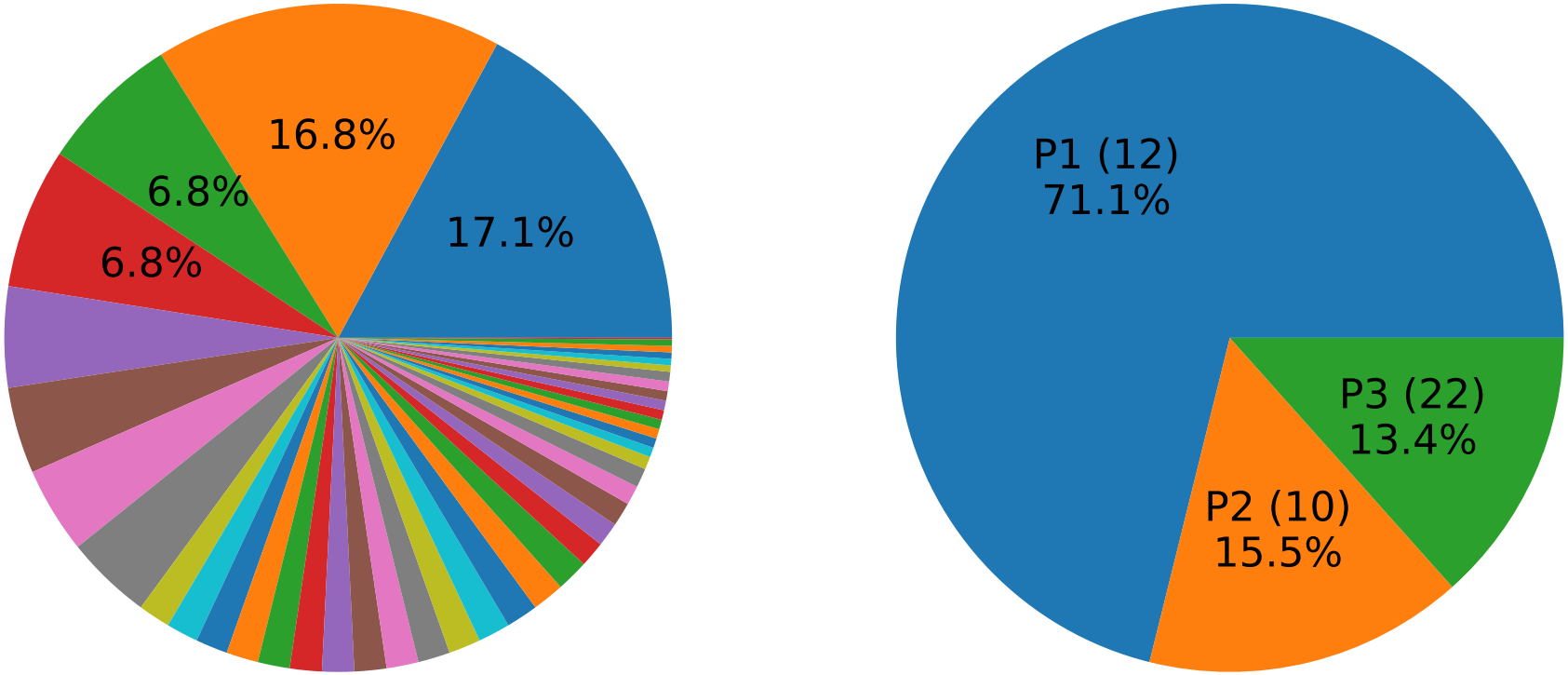
Contraintes

Notations

P_i est la ième partition, C_i sa capacité et D_i sa diversité.

- **Indépendance** : Les découpes d'une même image sont corrélées.
- **Capacités cibles** : $C_1 > 0.5$ et $C_1 + C_2 + C_3 = 1$.
- **Diversités cibles** : $D_1 = D_2 = D_3 = 1/3$

Partitionnement Séquentiel (PS)



(a) Découpes viables

(b) Partition en 70-15-15

Figure 4 – Exemple d'un partitionnement séquentiel

Partitionnement Itératif (PI)

Algorithme (1/3)

Algorithm 1 Initialisation

1: F : Liste des familles de découpes viables, triée par nombre de pixels décroissant
2: C_i : Capacité restante de la partition P_i

3: **Tant que** $F[1] > min(C_2, C_3)$ **Faire**
4: $P_1 \leftarrow F[1]$
5: Mettre à jour C_1
6: Supprimer $F[1]$ de F
7: **Fin Tant que**

Partitionnement Itératif (PI)

Algorithme (2/3)

Algorithm 2 Équilibrage des partitions

1: $i \leftarrow 1$
2: **Tant que** $min(|P_2|, |P_3|) < |P_1|$ **Faire**
3: **Si** $F[i] < min(C_2, C_3)$ **Alors**
4: Affecter $F[i]$ à P_2 ou à P_3 (tour à tour si possible)
5: Mettre à jour C_2 ou C_3
6: Supprimer $F[i]$ de F
7: **Fin Si**
8: $i \leftarrow i + 1$
9: **Fin Tant que**

Partitionnement Itératif (PI)

Algorithme (3/3)

Algorithm 3 Itérations

1: $N \leftarrow |F|$
2: $i \leftarrow 1$
3: **Tant que** $F[|F|] < max(C_1, C_2, C_3)$ **et** $i < N$ **Faire**
4: **Si** $F[i] < min(C_1, C_2, C_3)$ **Alors**
5: Affecter $F[i]$ à P_1, à P_2 ou à P_3 (tour à tour si possible)
6: Mettre à jour C_1, C_2 ou C_3
7: Supprimer $F[i]$ de F
8: **Fin Si**
9: $i \leftarrow i + 1$
10: **Fin Tant que**
11: Affecter les éléments de F à P_1

Partitionnement Itératif (PI)

Paramètre d'initialisation

Initialisation de la partition P_1

Soient :

- $N_1(\mu)$: le nombre d'images initialisant la partition P_1,
- μ : paramètre introduit, à valeur dans $]0, 1]$,
- $F[i]$: la proportion de pixels de la ième famille dans la classe,
- C_2 et C_3 : les capacités respectives de P_2 et P_3.

$$N_1(\mu) = \left| \left\{ i \mid F[i] > \mu \times \min(C_2, C_3) \right\} \right| \quad (1)$$

Partitionnement Itératif (PI)

Estimation du paramètre introduit (1/2)

Fonction de perte (de coût)

Soient :

- C_i^{eff} : la capacité effective pour la ième partition
- D_i^{eff} : la diversité effective pour la ième partition

$$L(\mu) = \frac{1}{6}\left[\sum_{i=1}^{3}|C_i - C_i^{eff}(\mu)| + \sum_{i=1}^{3}|D_i - D_i^{eff}(\mu)|\right] \quad (2)$$

$$\mu^* = \underset{\mu\in[0,1]}{\operatorname{argmin}}\ L(\mu) \quad (3)$$

Partitionnement Itératif (PI)

Estimation du paramètre introduit (2/2)

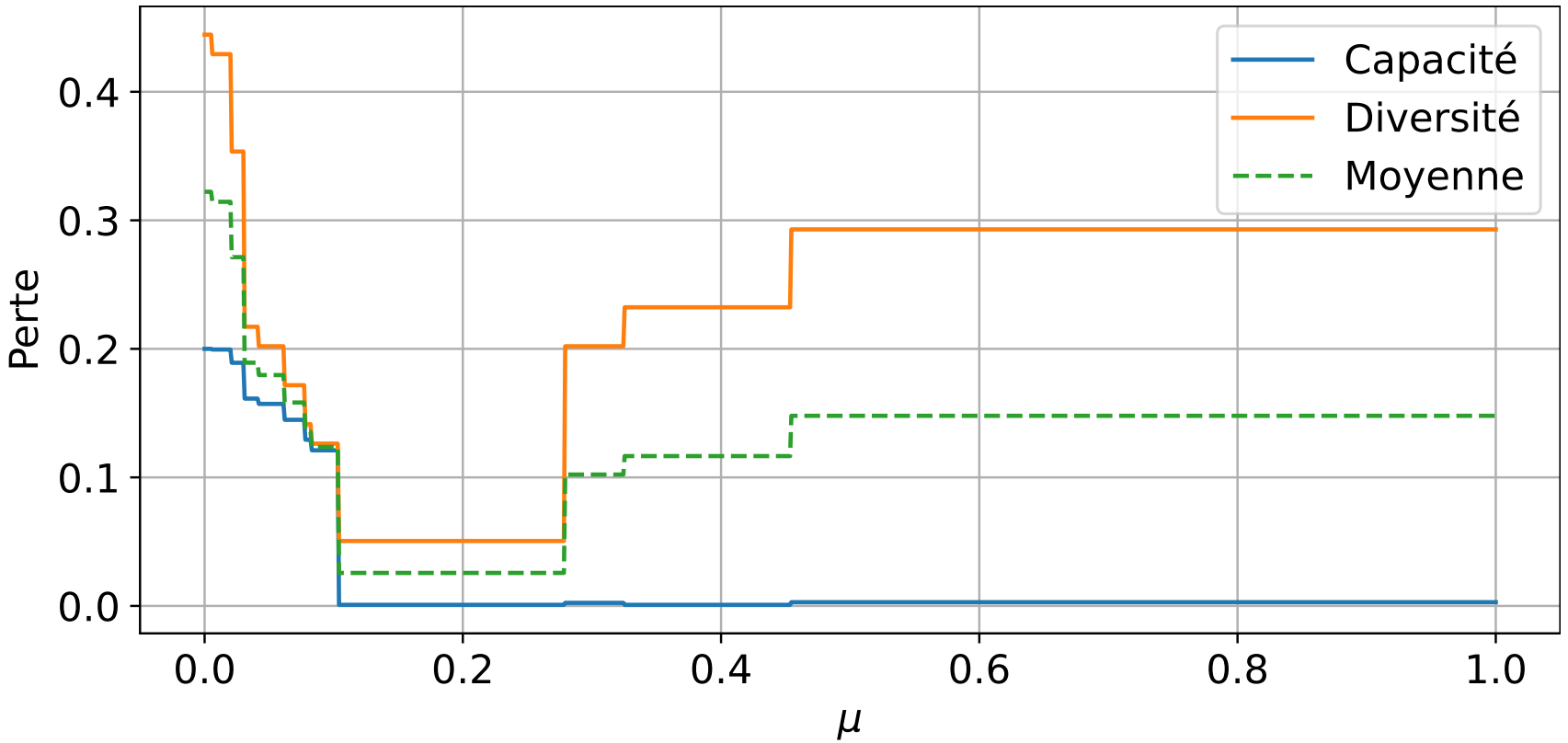
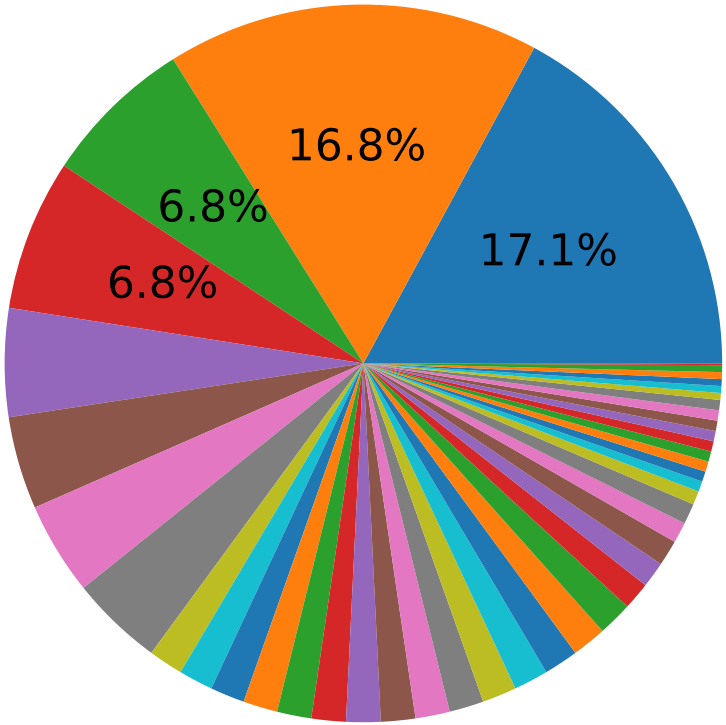


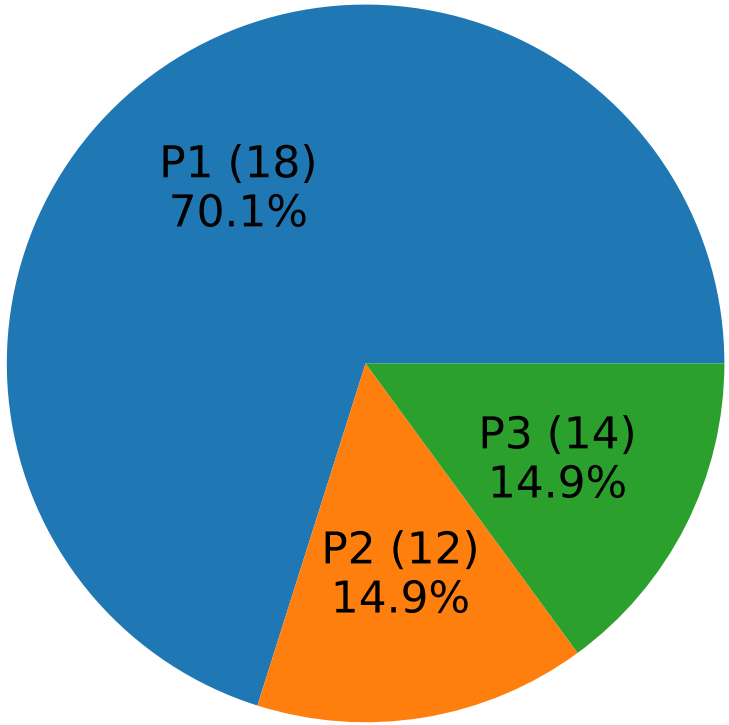
Figure 5 – Fonction de perte PI

Partitionnement Itératif (PI)

Résultat



(a) Découpes viables

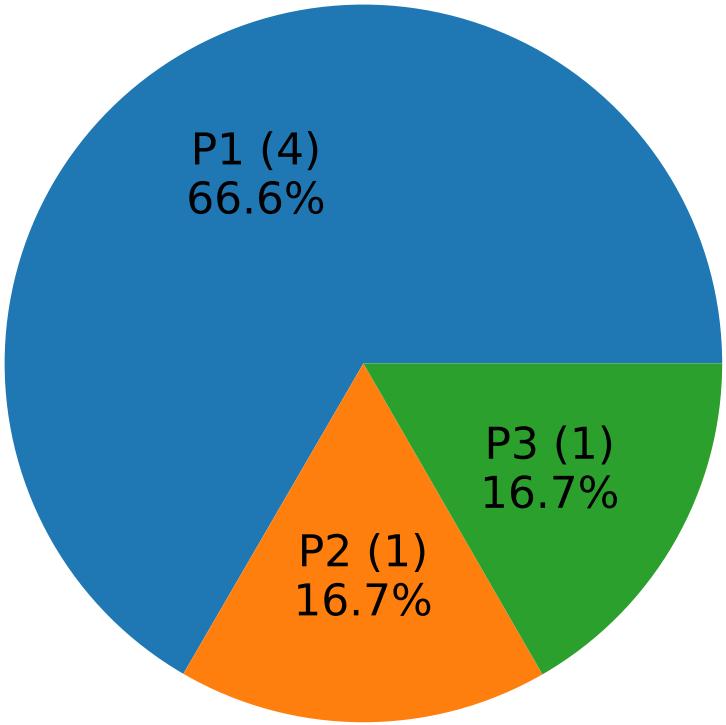


(b) Partition en 70-15-15

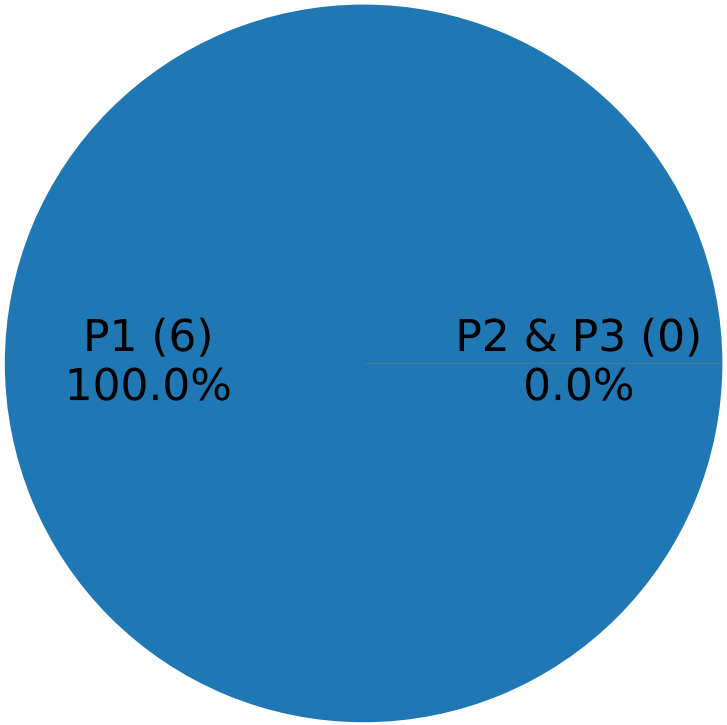
Figure 6 – Exemple d'un partitionnement itératif

Partitionnement Itératif avec Dépassement (PID)

Cas simple mettant en échec PI



(a) Partition attendue



(b) Partition obtenue (PI)

Figure 7 – Partitionnement en 70-15-15 de 6 familles de même poids

Partitionnement Itératif avec Dépassement (PID)

Ajustement de la fonction de perte

Fonction de perte (de coût)

Soient :

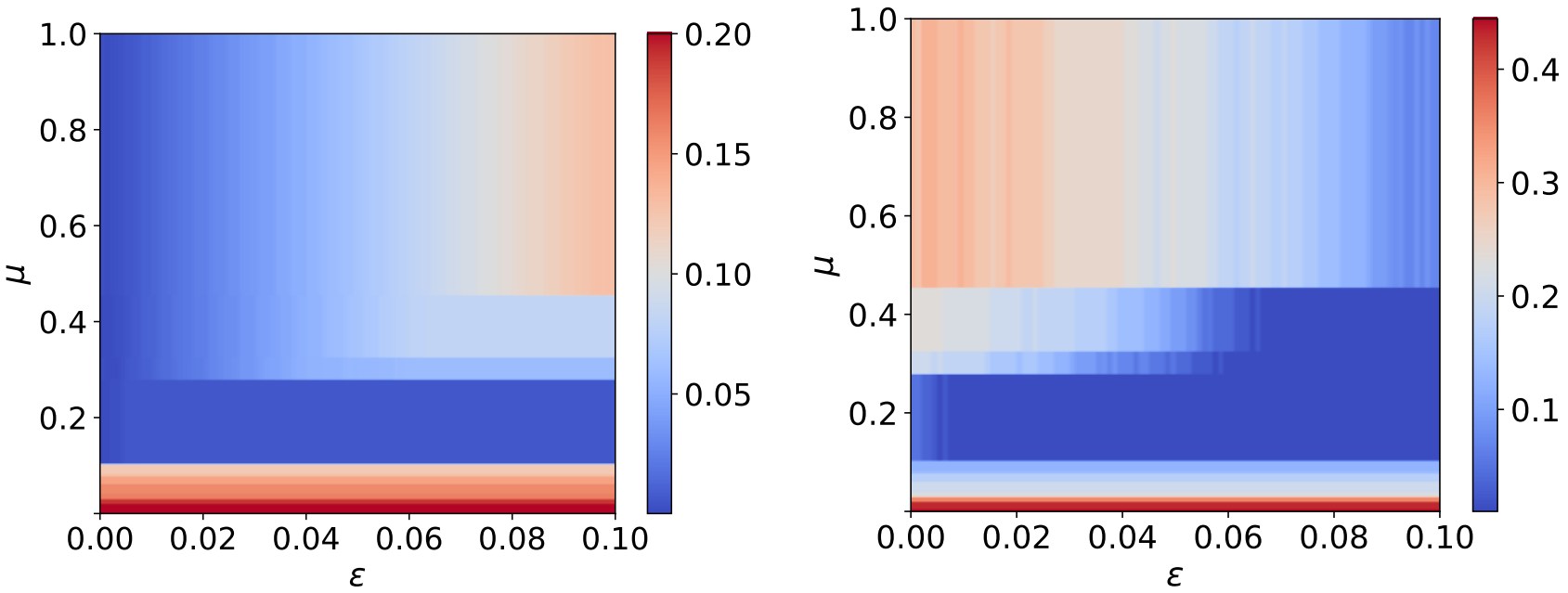
- C_i^{eff} : la capacité effective pour la ième partition
- D_i^{eff} : la diversité effective pour la ième partition
- ε : excès de capacité autorisé pour les partitions P_2 et P_3

$$L(\mu, \varepsilon) = \frac{1}{6}\left[\sum_{i=1}^{3}|C_i - C_i^{eff}(\mu, \varepsilon)| + \sum_{i=1}^{3}|D_i - D_i^{eff}(\mu, \varepsilon)|\right] \quad (4)$$

$$(\mu^*, \varepsilon^*) = \underset{\mu\in[0,1],\ \varepsilon>0}{\operatorname{argmin}} \; L(\mu, \varepsilon) \quad (5)$$

Partitionnement Itératif avec Dépassement (PID)

Optimisation



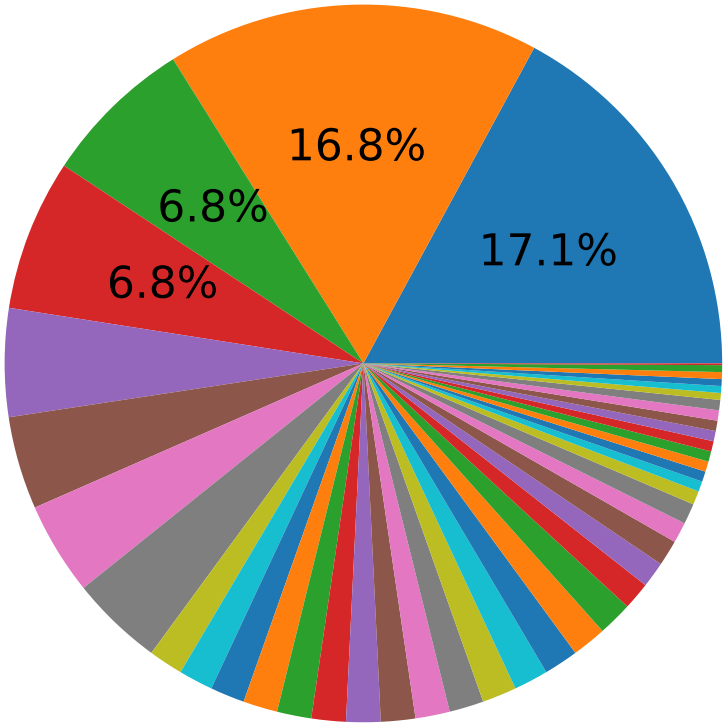
(a) Capacité

(b) Diversité

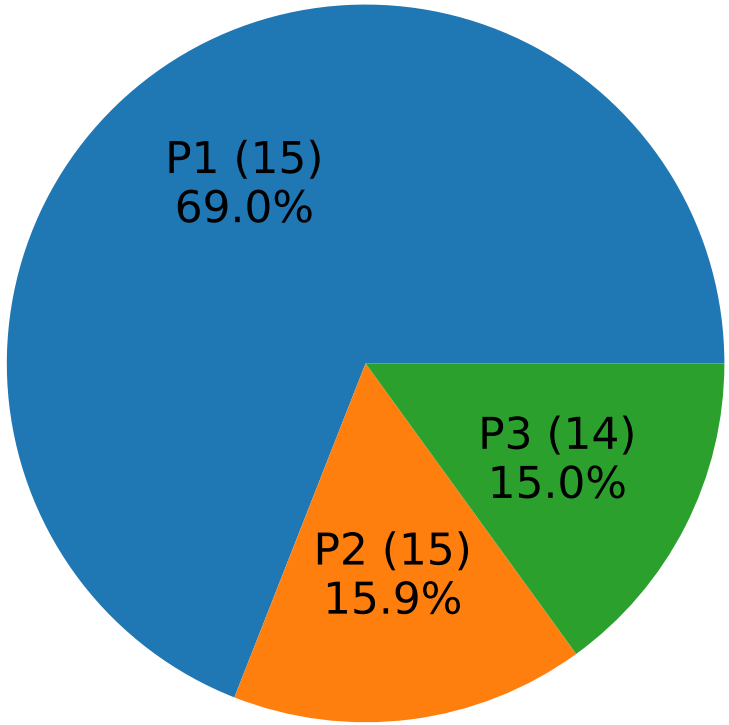
Figure 8 – Fonction de perte PID

Partitionnement Itératif avec Dépassement (PID)

Résultat



(a) Découpes viables



(b) Partition en 70-15-15

Figure 9 – Exemple d'un partitionnement itératif avec dépassement

Déséquilibre inter-classe

Définition

Disparité significative entre le nombre d'exemples disponibles pour chaque classe.

Déséquilibre inter-classe

Définition

Disparité significative entre le nombre d'exemples disponibles pour chaque classe.

Risque

Modèle biaisé en faveur des classes majoritaires pour minimiser l'erreur globale.

Déséquilibre inter-classe

Définition

Disparité significative entre le nombre d'exemples disponibles pour chaque classe.

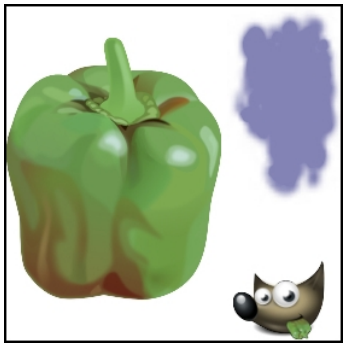
Risque

Modèle biaisé en faveur des classes majoritaires pour minimiser l'erreur globale.

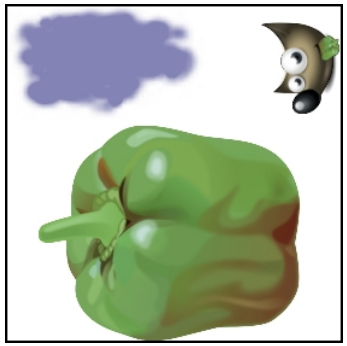
Solutions

Sur-échantillonage ou sous-échantillonage pour un équilibre artificiel.

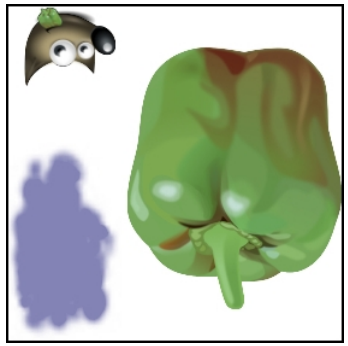
Transformations



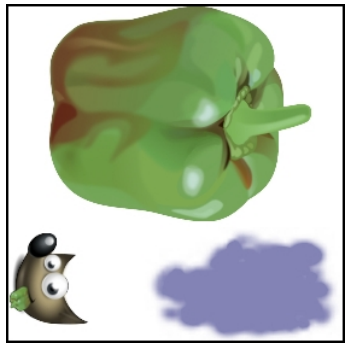
(a) Originale



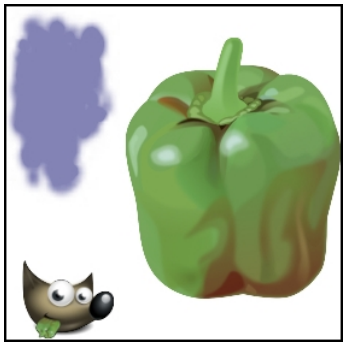
(b) 90°



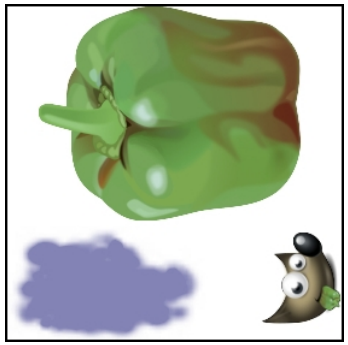
(c) 180°



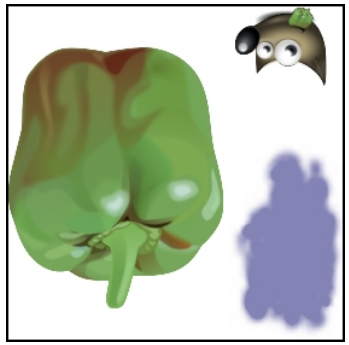
(d) 270°



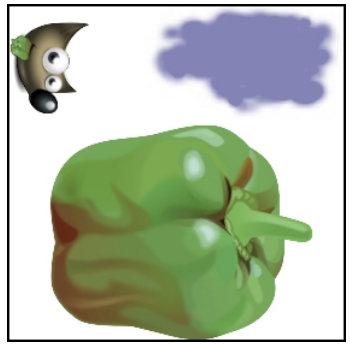
(e) Miroir



(f) Miroir - 90°



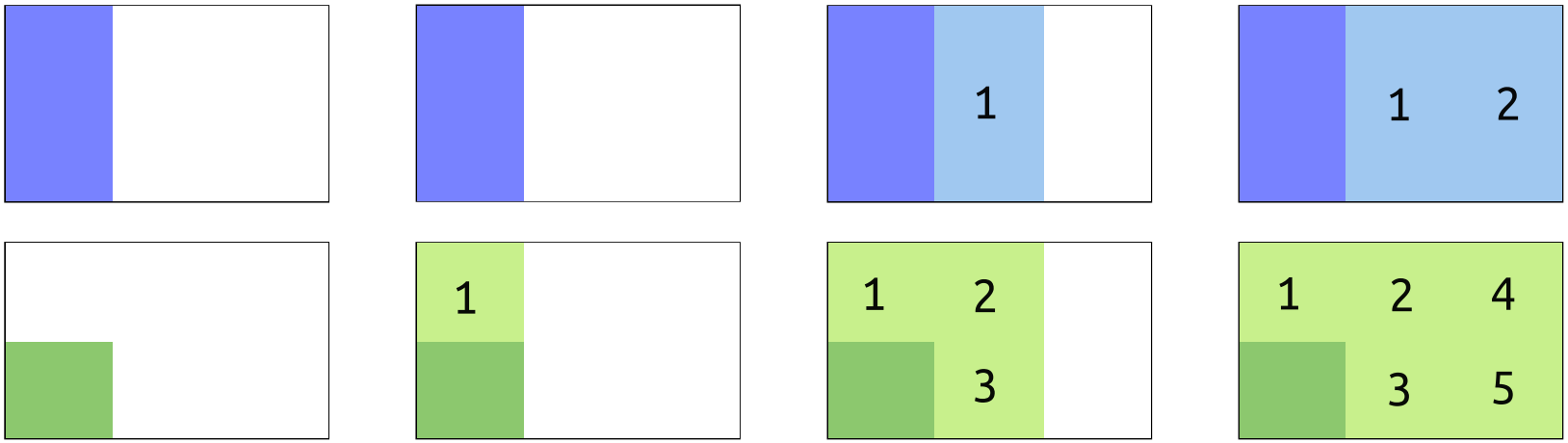
(g) Miroir - 180°



(h) Miroir - 270°

Figure 10 – 7 transformations géométriques

Stratégie pour équilibrer et augmenter



(a) Initialisation (b) Équilibre (c) 1er Augmentation (d) 2nd Augmentation

Figure 11 – Point d'équilibre, puis augmentations

Nombre d'augmentation

Formalisation

Soient :

- a : le nombre d'augmentations appliquées à la classe majoritaire
- r : le ratio arrondi du nombre de découpes entre les classes minoritaire et majoritaire. $r \in \mathbb{N}^*$
- t : le nombre de transformations disponibles. Ici $t = 7$

$$r \times a + (r - 1) \leq t \tag{6}$$

Exemple numérique

Nombre d'images

Classe	Initialisation	Équilibre	Augmentations
D (train)	457	914	3656
PD (train)	892	892	3568
D (valid)	111	222	888
PD (valid)	206	206	824
D (test)	106	212	848
PD (test)	194	194	776

Table 1 – Évolution du nombre de découpes

Exemple numérique

Ratio du nombre d'images

Dataset	Initialisation	Équilibre	Augmentations
Train	1.95	1.02	1.02
Valid	1.86	1.07	1.07
Test	1.83	1.09	1.09

Table 2 – Ratio r (non arrondi)

Standardisation

Définition

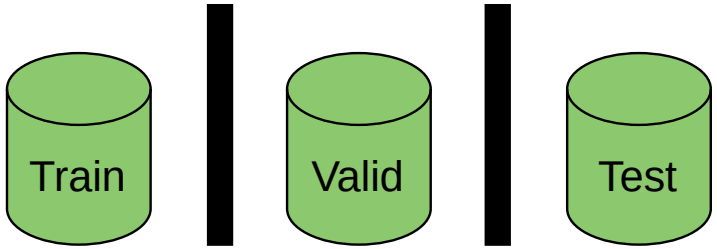
Soit $\mathcal{E}$ un ensemble de découpes de moyenne μ et d'écart type σ.

$$\forall x \in \mathcal{E}, \quad f(x) = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{8}$$

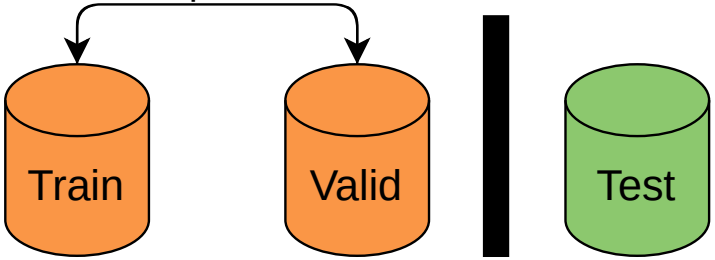
Bonnes pratiques

- Augmentation, puis standardisation : mises à l'échelle consistantes
- Standardisation indépendante pour chaque dataset
- Standardisation indépendante pour chaque canal (RGB)

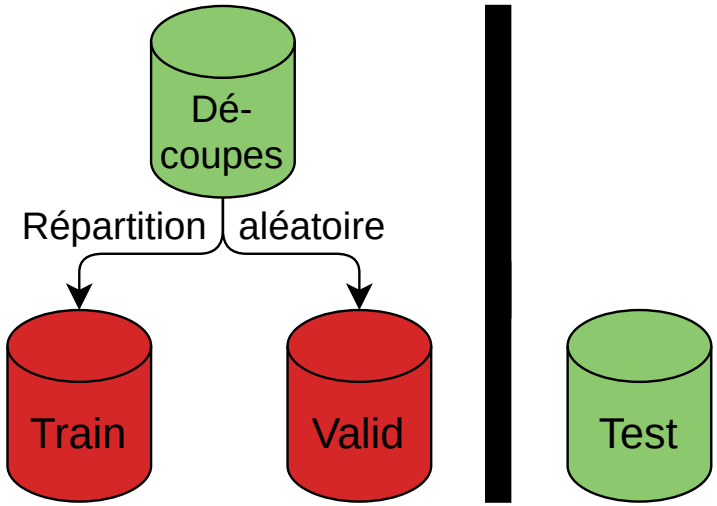
Description



(a) Expérience 0



(b) Expérience 1



(c) Expérience 2

Figure 12 – Expériences menées

Résultats

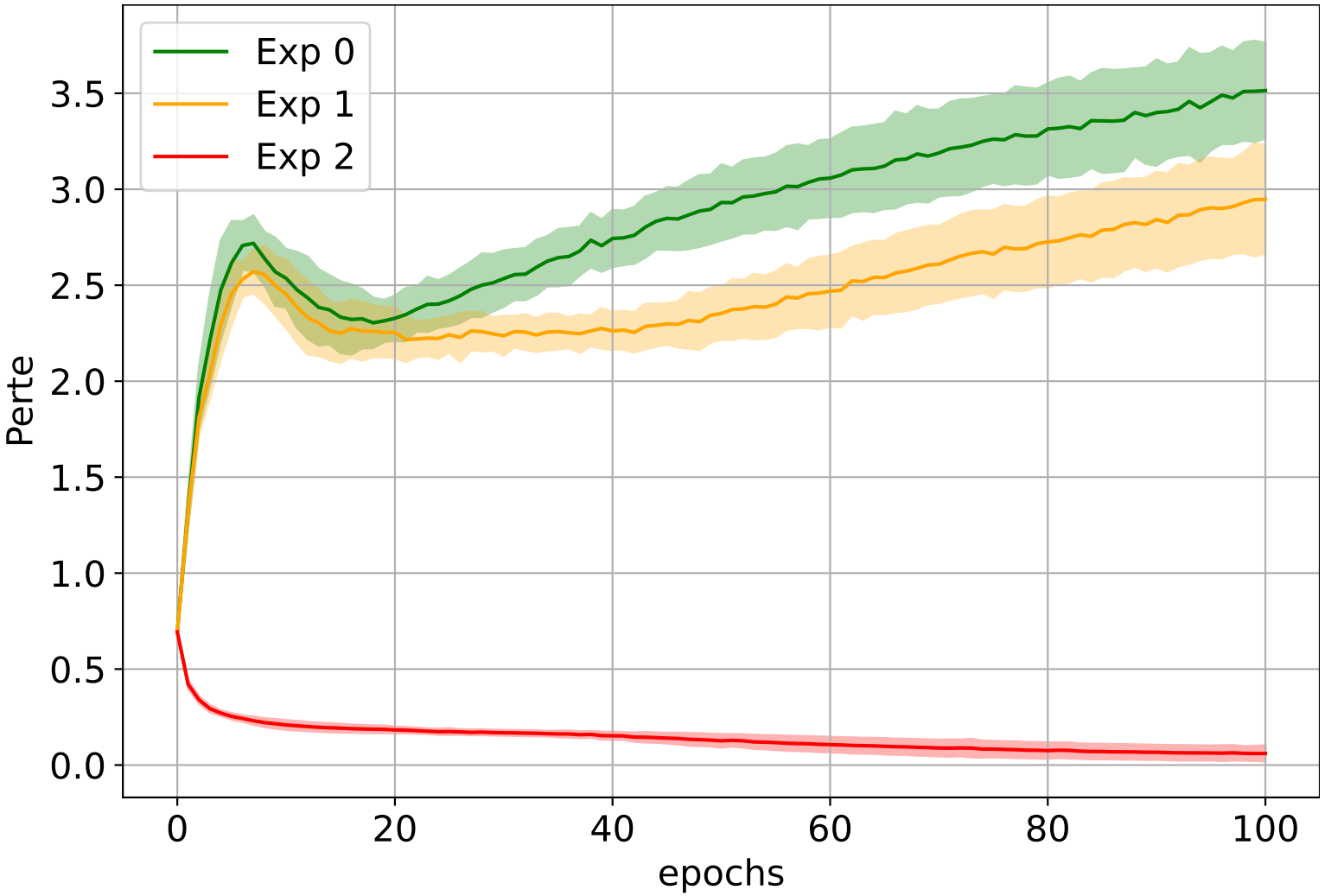


Figure 13 – Fonction de perte sur la validation pour les 3 expériences

Conclusion

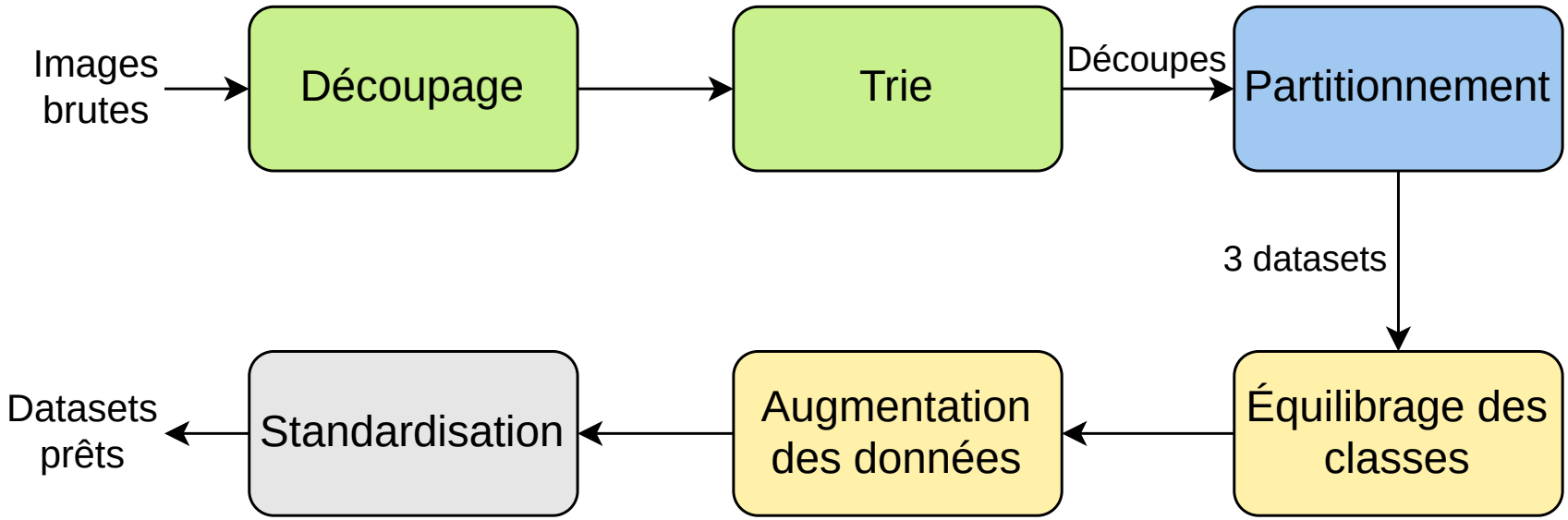


Figure 14 – Vue d'ensemble