

# Apprentissage de classes déséquilibrées

## HAX907X - Apprentissage statistique

**SAWADOGO Kader**  
**GERMAIN Marine**  
**LABOURAIL Célia**  
**MARIAC Damien**

Université Montpellier  
Département de Mathématique

17 octobre 2025

- 1 Contexte
- 2 Problématique
- 3 Méthodes
- 4 Limites des méthodes
- 5 Application
- 6 Conclusion

1 Contexte

2 **Problématique**

3 Méthodes

4 Limites des méthodes

5 Application

6 Conclusion

**Problème** : difficulté à prédire la classe minoritaire

⇒ Le modèle a tendance à ignorer cette classe.

## Exemple général

- 99% vs 1%.
- Un modèle naïf prédit la classe majoritaire à une précision de 99 %.
- Mauvais modèle.

Comment atténuer le déséquilibre des classes pour améliorer la performance réelle du modèle ?

- 1 Contexte
- 2 Problématique
- 3 Méthodes**
- 4 Limites des méthodes
- 5 Application
- 6 Conclusion

# Random Over-simpling

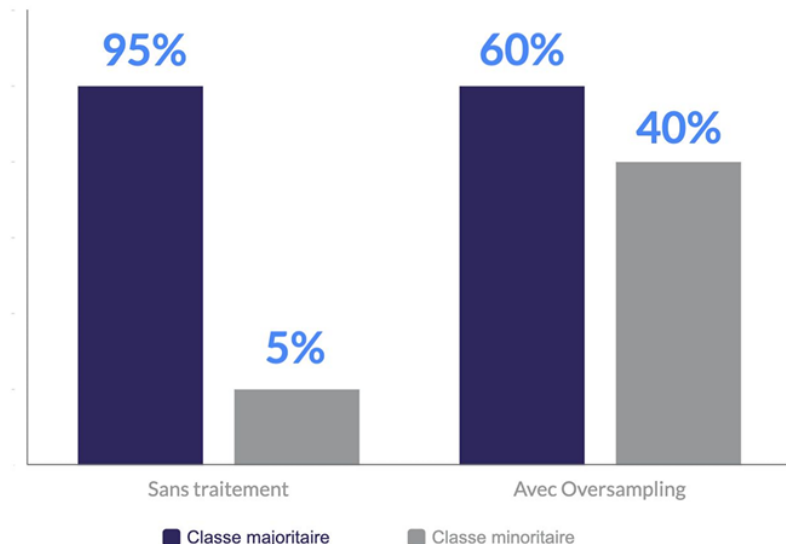
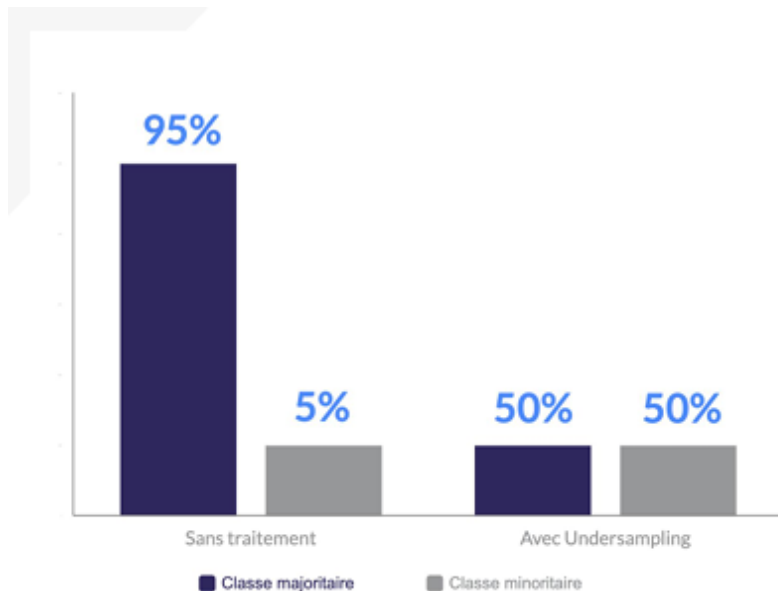


Table – Jeu de données après sur-échantillonnage (ROS )

x	label	source
1	0	original
2	0	original
3	0	original
4	0	original
5	0	original
6	0	original
7	0	original
8	1	original
9	1	original
10	1	original
8	1	duplicated
9	1	duplicated
10	1	duplicated
8	1	duplicated



# Random Under-sampling



**Table** – Jeu de données après sous-échantillonnage (RUS )

x	label	source
1	0	supprimé
2	0	suprimé
3	0	suprimé
4	0	original
5	0	original
6	0	original
7	0	original
8	1	original
9	1	original
10	1	original

# SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique

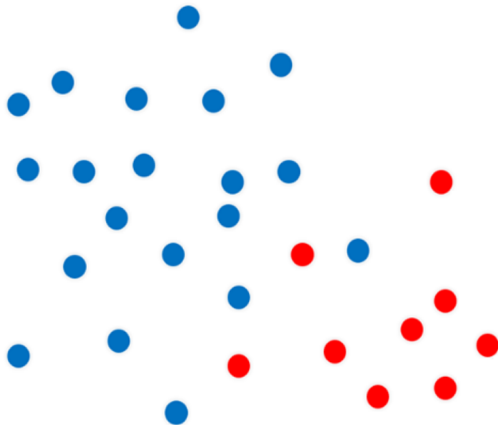


Figure – Schéma de SMOTE

# SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique

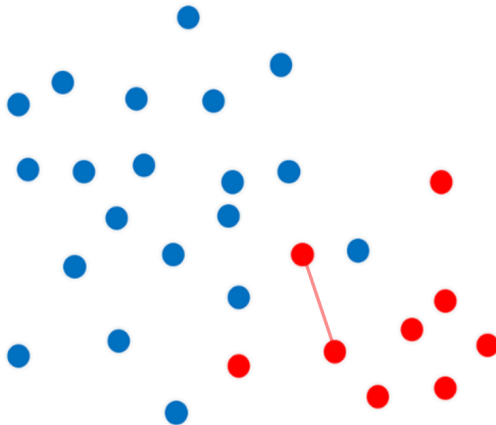


Figure – Schéma de SMOTE

# SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique

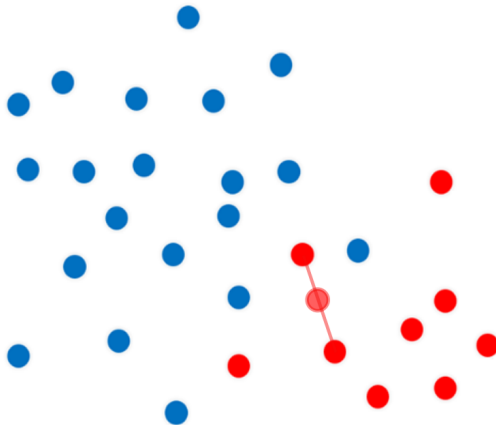


Figure – Schéma de SMOTE

# SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique

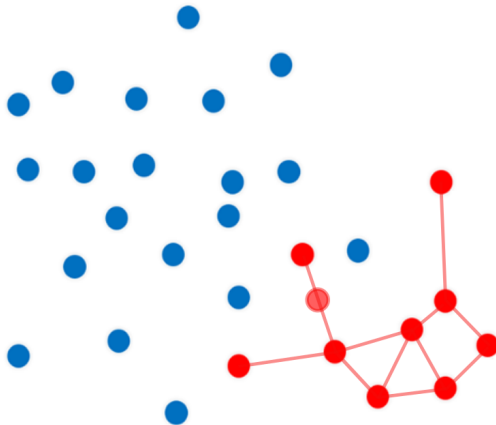


Figure – Schéma de SMOTE

# SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique

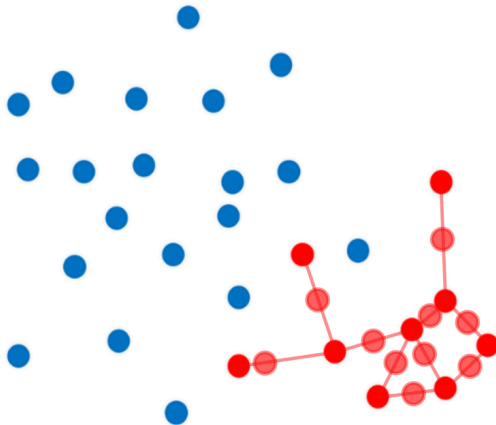


Figure – Schéma de SMOTE

# SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique

## Notations

- $n$  : nb **total** d'observations
- $n_{\min}$  : nb d'observations **minoritaires**
- $d$  : dimension (nb de variables)
- $k$  : nb de plus proches voisins
- $M$  : nb de points synthétiques générés

## Étapes dominantes & complexité (naïf)

- 1 **Recherche des  $k$ -PPV (vers tous les points)** : coût d'une distance  $\mathcal{O}(d)$   $\Rightarrow$  comparaison à  $n$  points  $\mathcal{O}(n d)$   $\Rightarrow$  pour  $n_{\min}$  points minoritaires  $\mathcal{O}(n_{\min} n d)$ .
- 2 **Génération** :  $x_{\text{new}} = x_i + \lambda(x_j - x_i)$ ,  $\lambda \sim \mathcal{U}(0, 1)$   $\mathcal{O}(M d)$

## Synthèse

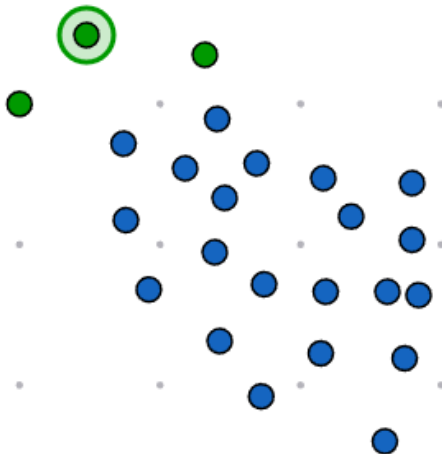
$$T_{\text{SMOTE}} = \mathcal{O}(n_{\min} n d) + \mathcal{O}(M d) \quad (\text{recherche kNN dominante}).$$



- 1 Contexte
- 2 Problématique
- 3 Méthodes
- 4 Limites des méthodes**
- 5 Application
- 6 Conclusion

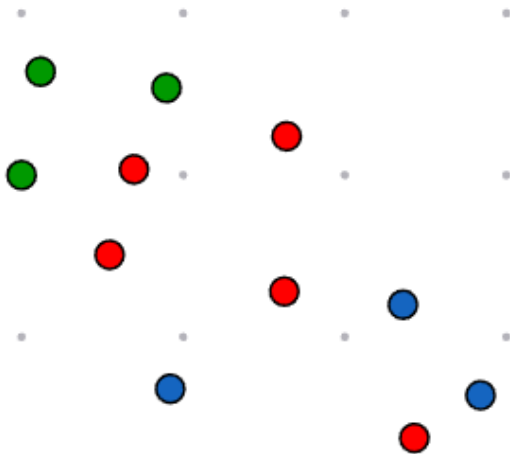
## ROS

- overfitting



## RUS

- perte d'information

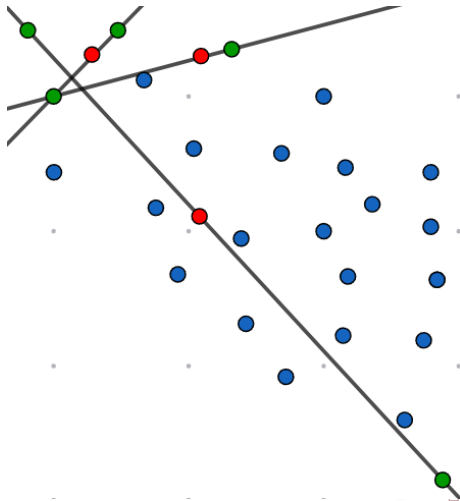


## SMOTE

- temps de calculs
- création de points abérant
- hyperparamètre  $k$
- variable qualitative

## SMOTE

- Points aberrant



- 1 Contexte
- 2 Problématique
- 3 Méthodes
- 4 Limites des méthodes
- 5 Application**
- 6 Conclusion

- 1 Contexte
- 2 Problématique
- 3 Méthodes
- 4 Limites des méthodes
- 5 Application
- 6 Conclusion**

Méthode	Points forts	Limites
ROS	Simplicité, conserve toutes les données	Overfitting, grand volume de données
RUS	Rapide et réduit le biais	perte d'information et représentativité
SMOTE	Données synthétiques variées	Coût élevé, sensible aux outliers

**Aucune méthode n'est universelle :**  
le choix dépend du jeu de données et du modèle.



- Pour notre jeu de données, la méthode la plus efficace est SMOTE.
- Pour aller plus loin : il serait pertinent de combiner des méthodes existantes ou de pondérer les modèles.

# Merci pour votre attention !