

# Analyse de trace de sang

## Projet 3A

Cléa Han, Yanis Labeyrie et Adrien Zabban

27 Mars 2024

## Classe des types de trace de sang

- |                            |                              |
|----------------------------|------------------------------|
| 1- Traces passives         | 2- Goutte à Goutte           |
| 3- Transfert par contact   | 4- Transfert glissé          |
| 5- Altération par contact  | 6- Altération glissée        |
| 7- d'Accumulation          | 8- Coulée                    |
| 9- Chute de volume         | 10- sang Propulsé            |
| 11- d'éjection             | 12- Volume Impacté           |
| 13- Imprégnation           | 14- Zone d'interruption      |
| 15- d'impact               | 16- Foyer de modèle d'impact |
| 17- Trace gravitationnelle | 18- Sang expiré              |
| 19- Trace d'insecte        |                              |

**Table:** Liste des 19 modèles de trace de sang

- 2 datasets: données de laboratoire et données réelles issus de scène de crime
- données labo: 10978 images coupés en 80%, 10%, 10%, contient 4 backgrounds différents (lino, bois, carrelage, papier)
- données réelles: 245 images coupés en 60%, 10%, 30% de sorte à avoir 70 images dans le test. Pas de background



(a) Modèle Transfert glissé sur un fond de papier



(b) Modèle de Coulée sur fond de lino

Figure: Deux images de laboratoire



(a) Modèle Volume Impacté



(b) Modèle d'impact

Figure: Deux images de scènes de crime



(a) Un modèle de Trace passives

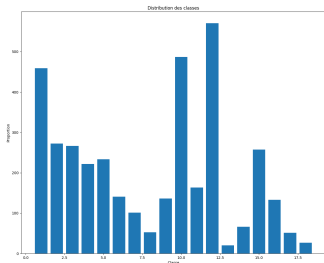


(b) Plusieurs trace de passives

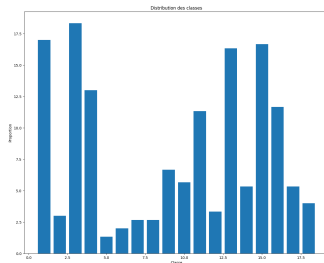


(c) Un modèle de trace d'ejection

# Distribution des données



(a) données de laboratoire



(b) données réelles

**Figure:** Distribution des données sur les 18 classes selon le dataset de laboratoire et de scène de crime.

- reshape en  $256 \times 256$
- symétries horizontales et verticales
- pas de rotation
- changement contraste et la luminescence
- pas de data augmentation sur la validation et le test



- **LP ResNet:** Resnet 50 où l'on a remplacé la dernière couche dense de dimension 1000 par deux couches dense avec une dimension de sortie de 18. Et on gèle les autres poids
- **AWL ResNet:** On ne gèle pas les poids.

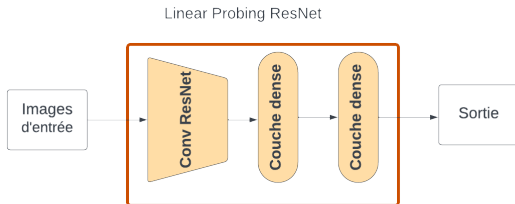


Figure: Schéma du modèle LP Resnet

# Modèle Adversarial: prédire le background

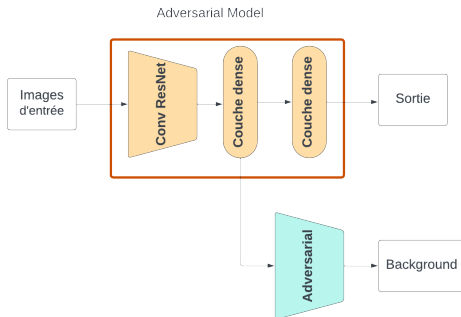


Figure: Schéma du modèle Resnet adversarial

- loss utilisé  $L_{adv} = \frac{CE_{tache}}{\alpha CE_{background}}$

- Fine Tune des modèles ResNet sur les données réelles
- LP Resnet  $\rightarrow$  FT LP ResNet
- AWL Resnet  $\rightarrow$  FT AWL ResNet

- **Accuracy micro:** accuracy "classique"
- **Accuracy macro:** moyenne des accuracy sur chacune des classes
- Rappel, précision et le f1 score
- top 3

# Meilleur learning rate

- Implémentation d'un Grid Search pour trouver le meilleur learning rate pour LP ResNet.

learning rate	acc micro	acc macro	f1-score	top 3
0.01	85.1	78.8	78.1	49.4
0.005	89.1	84.7	83.6	<b>52.5</b>
0.001	90.4	85.7	84.8	50.5
0.0005	<b>91.1</b>	<b>86.8</b>	<b>86.0</b>	49.1
0.0001	84.9	78.6	77.4	50.4

**Table:** Résultat de validation à la fin des entraînements des modèles LP ResNet avec différents learning rate.

# Trouver les meilleurs hyperparamètres pour Adversarial

- loss utilisé:  $L_{adv} = \frac{CE_{tache}}{\alpha CE_{background}}$

Paramètres	Valeurs possibles
$lr_{res}$	0.01, 0.005, 0.001, 0.005, 0.0001
$lr_{adv}$	0.01, 0.005, 0.001, 0.005, 0.0001
$\alpha$	0.001, 0.1, 0.5, 1, 2, 5, 10, 100

**Table:** Liste des valeurs possibles pour les hyperparamètres testés dans le Random Search

# Trouver les meilleurs hyperparamètres pour Adversarial

res acc micro	res acc macro	adv acc micro	$lr_{res}$	$lr_{adv}$	$\alpha$
79.3	72.8	82.5	0.1	1	10
89.6	84.7	16.1	0.1	1	0.1
<b>90.8</b>	<b>86.2</b>	20.2	0.5	0.01	0.1
85.3	81.2	44.6	0.1	1	0.5
88	85.7	72	0.5	0.5	2
89.4	85.4	56.8	0.01	0.1	0.5
89.5	85.4	71	0.1	0.1	1
87.2	82.2	71.7	1	0.01	1
85.3	80.3	<b>85.3</b>	0.1	0.5	10
86.7	83.2	84.8	0.1	0.01	10

**Table:** Résultat de validation à la fin des entraînements des modèles Adversarial avec différents hypermaramètres.

# Résultats de test sur les données de labo

Modèles	Acc Micro	Acc Macro	F1-score	Top 3
LP ResNet	95.2	94.3	94.7	<b>99.9</b>
FT LP ResNet	83.9	86.2	80.4	98.3
AWL ResNet	<b>97.3</b>	<b>97.1</b>	<b>96.2</b>	<b>99.9</b>
FT AWL ResNet	76.4	76.1	70.7	93.8
Adversarial	93.4	91.8	91.8	<b>99.9</b>

Table: Résultats de test sur les données de laboratoire



# Résultats de test sur les données de réelles

Modèles	Acc Micro	Acc Macro	F1-score	Top 3
LP ResNet	12.9	6.0	4.0	30.1
FT LP ResNet	11.8	6.1	6.4	36.6
AWL Resnet	17.2	13.8	8.1	30.1
FT AWL ResNet	<b>41.9</b>	<b>33.4</b>	<b>26.9</b>	<b>67.7</b>
Adversarial	11.8	5.7	3.7	23.7

Table: Résultats de test sur les données réelles

- Utilisation de GRAD CAM pour trouver les cartes de saillance.

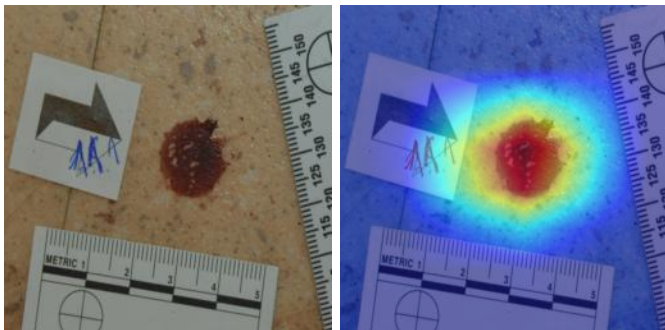
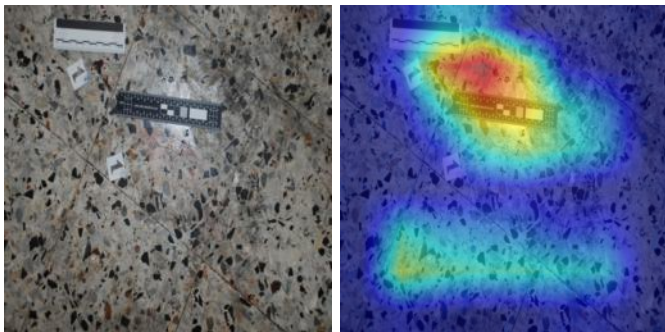


Figure: Exemple d'une image de trace de sang (à gauche) avec sa carte de chaleur Grad CAM superposée (à droite).



**Figure:** Exemple d'une image de trace de sang (à droite) avec sa carte de chaleur Grad CAM superposée (à gauche), dans le cadre d'une attention portée à la réglette.

## Average Drop (AD)

$$AD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{[p_i - o_i]_+}{p_i} \cdot 100 \quad (1)$$

## Average increase (AI)

$$AI = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1_{p_i < o_i} \cdot 100 \quad (2)$$

## Average Gain (AG)

$$AG = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{[o_i - p_i]_+}{1 - p_i} \cdot 100 \quad (3)$$

Métriques	Avg Drop	Avg Increase	Avg Gain
AWL ResNet	91.6	0.0	0.0
FT AWL ResNet	87.6	0.0	0.0

**Table:** Résultats des métriques sur les données réelles (de la base de données de test).

- On a  $\forall i \in [1, N], p_i < o_i$
- utiliser des méthodes de saliency maps plus performantes comme Grad-CAM++ ou Score-CAM.

# Tentative d'utilisation de la clé de détermination

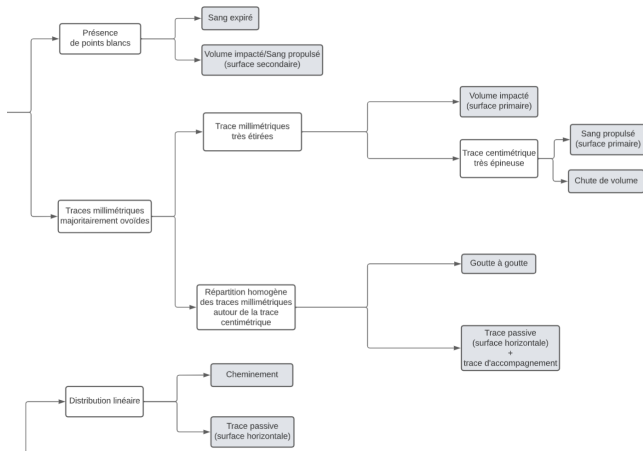
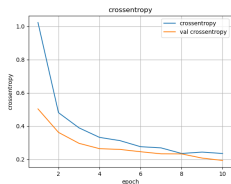


Figure: Morceau de la clé de détermination fait par l'expert.

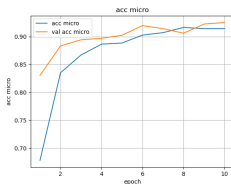
- Bon potentiel: 97% d'accuracy (micro) contre 41% avec les données réelles, sachant qu'il y a 10 000 images de laboratoire contre 254 images réelles.
- Tentative d'utiliser une clé de détermination
- Utiliser un plus gros ResNet
- Faire du self-supervise learning pour traiter toutes les données de l'expert
- Installer le code chez l'expert pour qu'il puisse le faire tourner en local sur sa machine
- Mise à disposition d'un GitHub public pour les prochaines équipes.

[https://github.com/Highdrien/blood\\_trace\\_analysis](https://github.com/Highdrien/blood_trace_analysis)

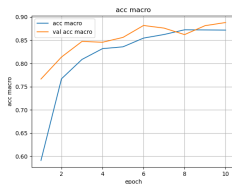
# Annexes: courbe d'apprentissage: LP ResNet



(a) crossentropy



(b) acc micro

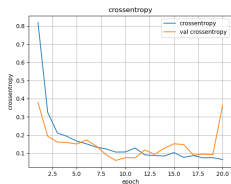


(c) acc macro

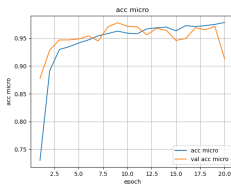
**Figure:** Valeurs de la loss et des accuracy d'entraînement (en bleue) et de validation (en orange) en fonction des epochs durant l'entraînement du modèle LP ResNet.



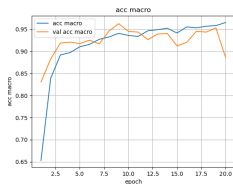
# Annexes: courbe d'apprentissage: AWL ResNet



(a) Crossentropy



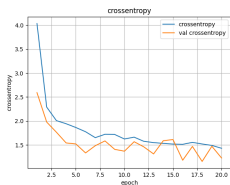
(b) acc micro



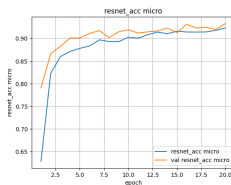
(c) acc macro

**Figure:** Valeurs de la loss et des accuracy d'entraînement (en bleue) et de validation (en orange) en fonction des epochs durant l'entraînement du modèle AWL ResNet.

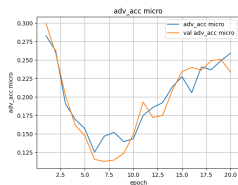
# Annexes: courbe d'apprentissage: Adversarial



(a) Loss  $L_{adv}$



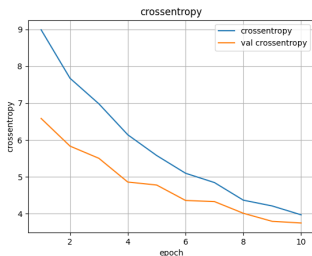
(b) res acc micro



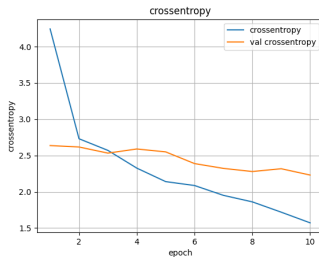
(c) adv acc micro

**Figure:** Valeurs de la loss et des accuracy d'entraînement (en bleue) et de validation (en orange) en fonction des epochs durant l'entraînement du modèle Adversarial.

# Annexes: courbe d'apprentissage: FT ResNet



(a) crossentropy de FT LP ResNet



(b) crossentropy de FT AWL

**Figure:** Valeurs de la loss d'entraînement (en bleue) et de validation (en orange) en fonction des epochs durant l'entraînement des modèles fine-tune sur les données réelles.