

Exploitez vos données d'entreprise sans les exposer

- Apprentissage fédéré au service d'une IA confidentielle -



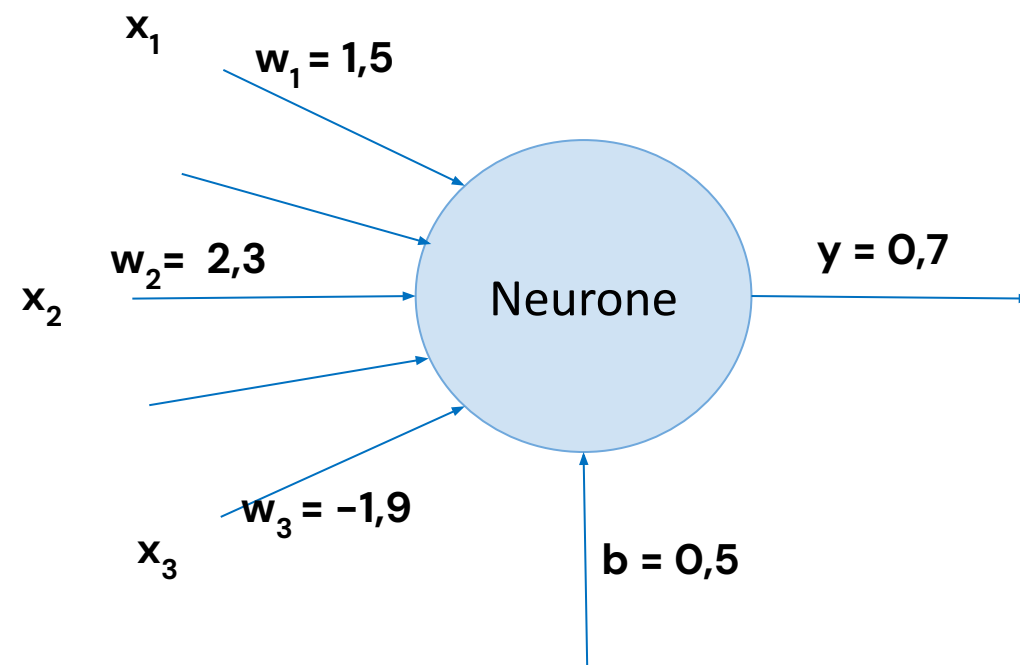
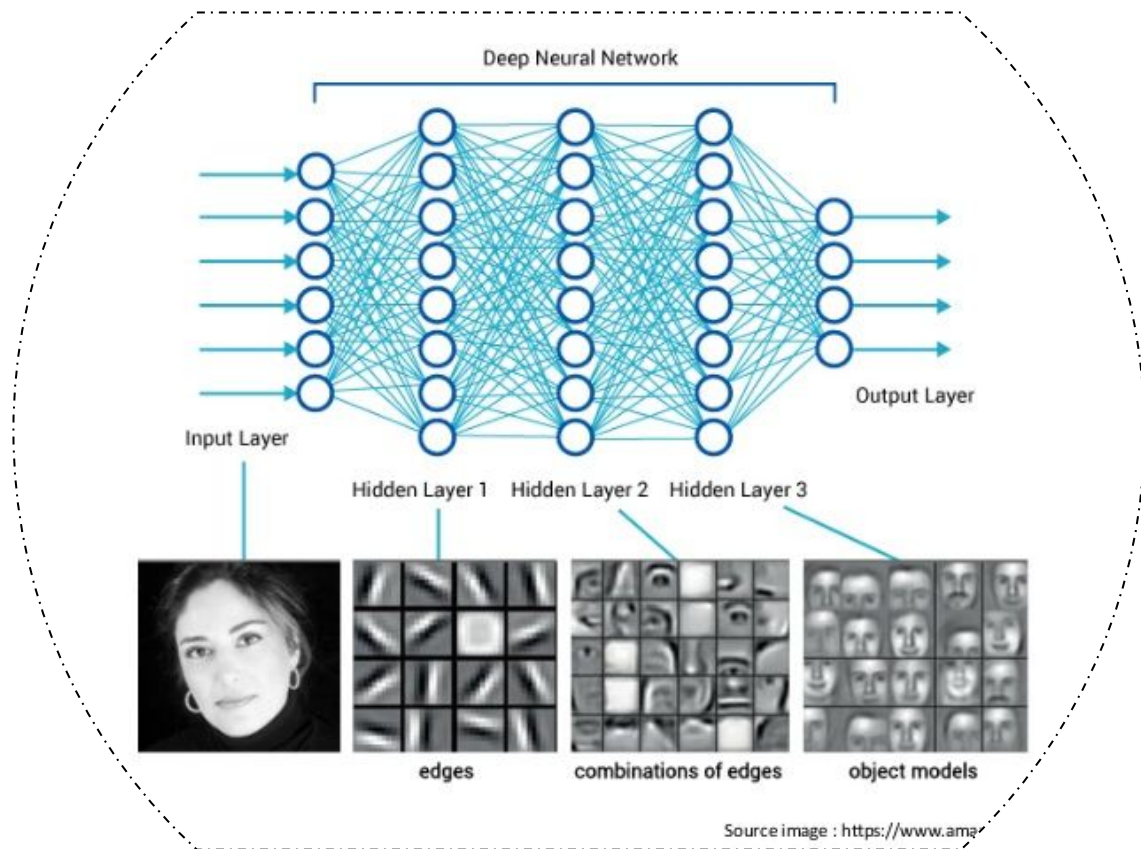
WALHUB
BOOST YOUR DIGITAL TRANSFORMATION



Cyberweek @ A6K
28-11-2025

Xavier Lessage, Ir, PhD
Expert researcher (IA, Cyber) @ CETIC

- Apprentissage traditionnel
- Apprentissage fédéré
- Risques de sécurité liés à l'apprentissage fédéré
- Apprentissage fédéré sécurisé
 - Confidentialité différentielle appliquée au modèle
 - Chiffrement homomorphe appliqué au modèle
- Démo / Apprentissage fédéré sécurisé
 - Confidentialité différentielle
 - Chiffrement homomorphe
- Questions

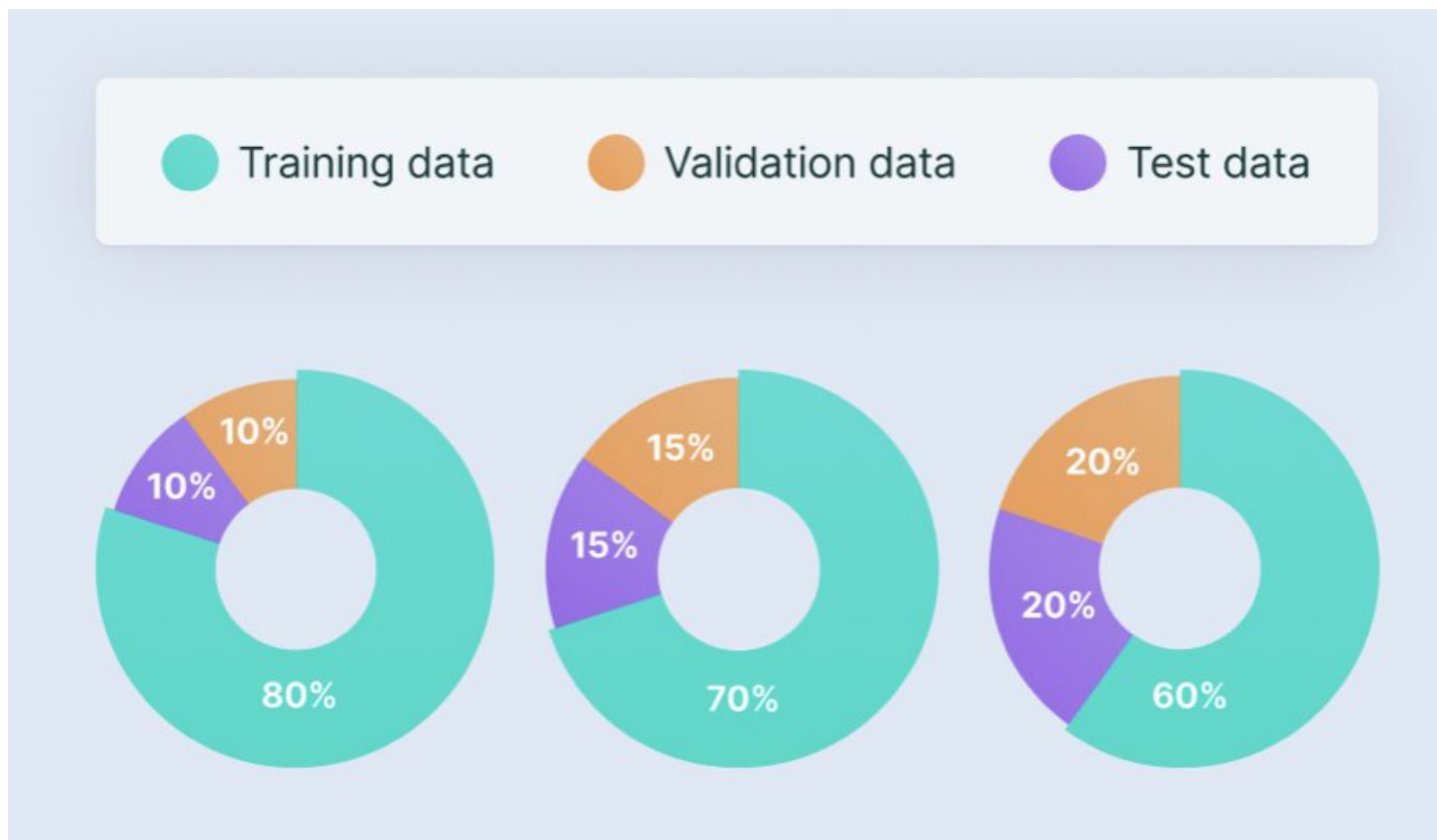


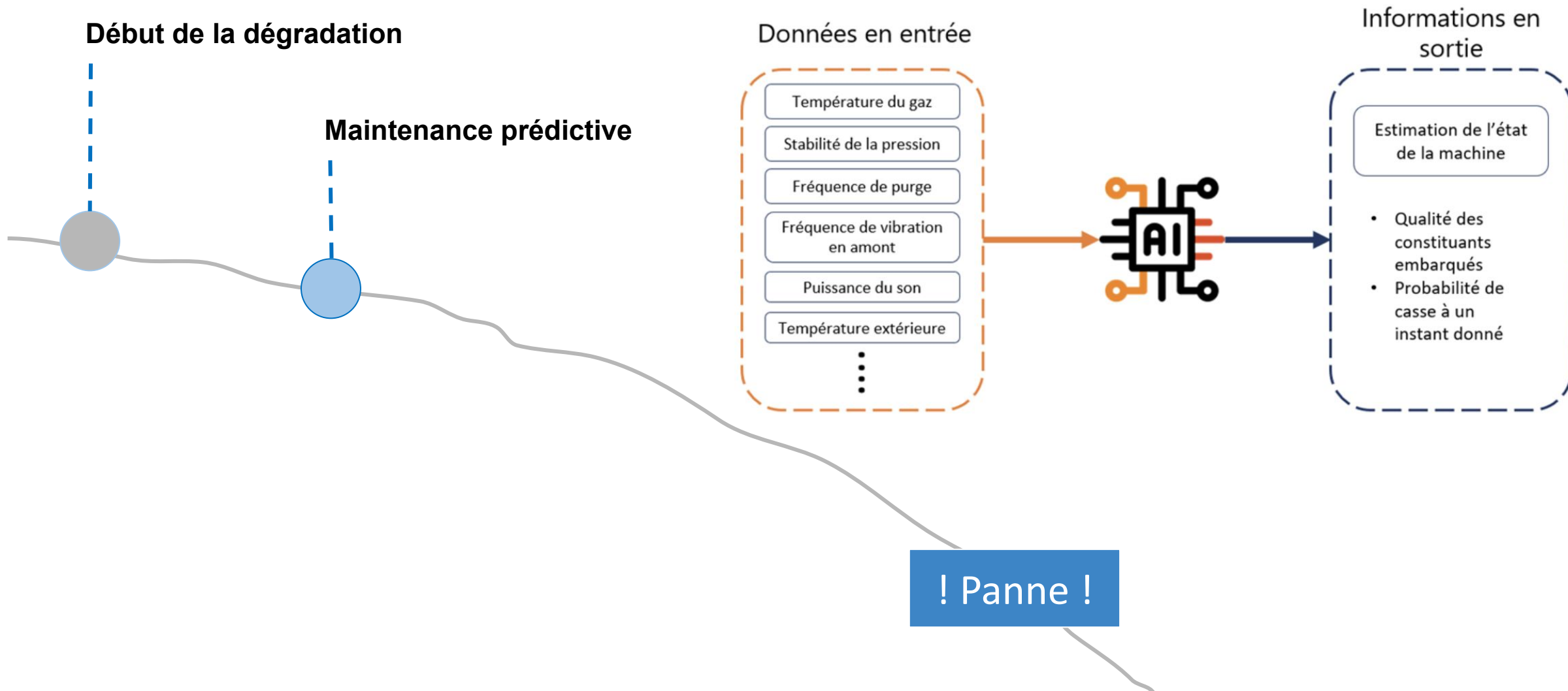
Deep learning → Basé du fonctionnement de notre cortex visuel

- Neurones sensibles à certaines zones / caractéristiques élémentaires
- Neurones sensibles à la combinaison de ces zones

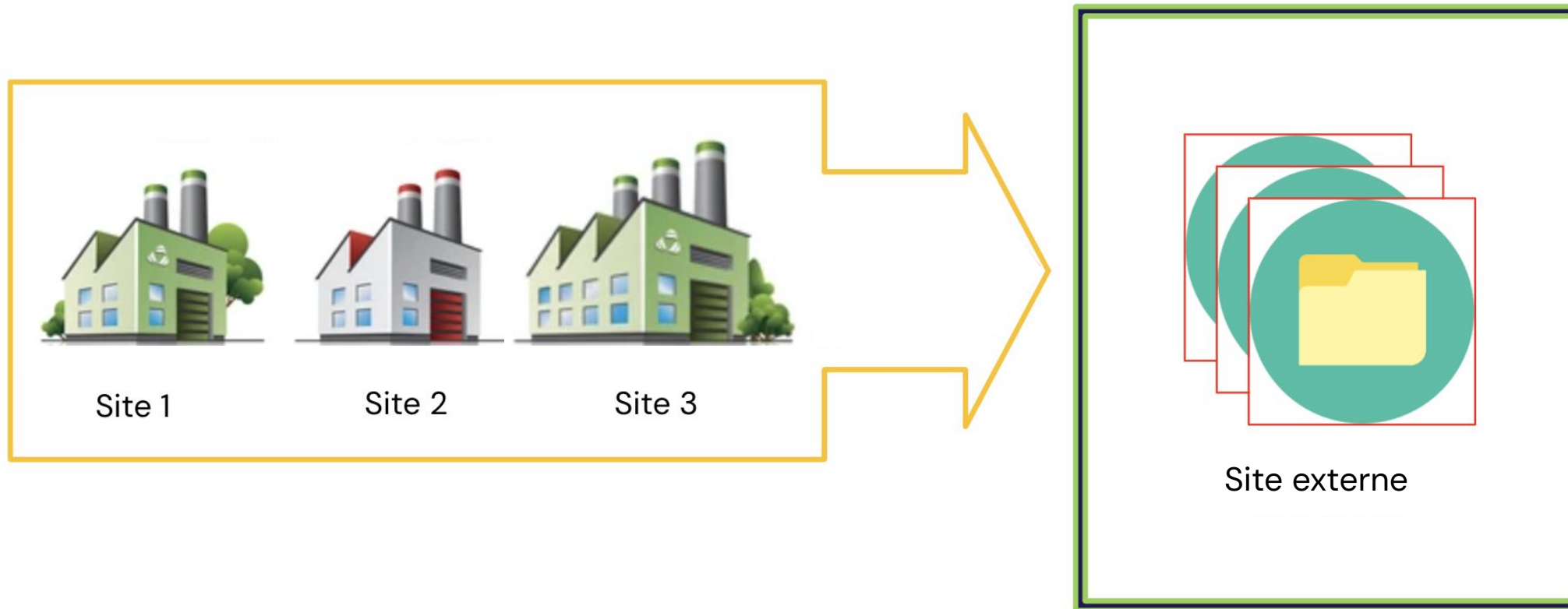
$$Y_i = f\left(\sum_{j=1}^n W_{ij}X_j + B_i\right)$$

Apprentissage traditionnel | Dataset

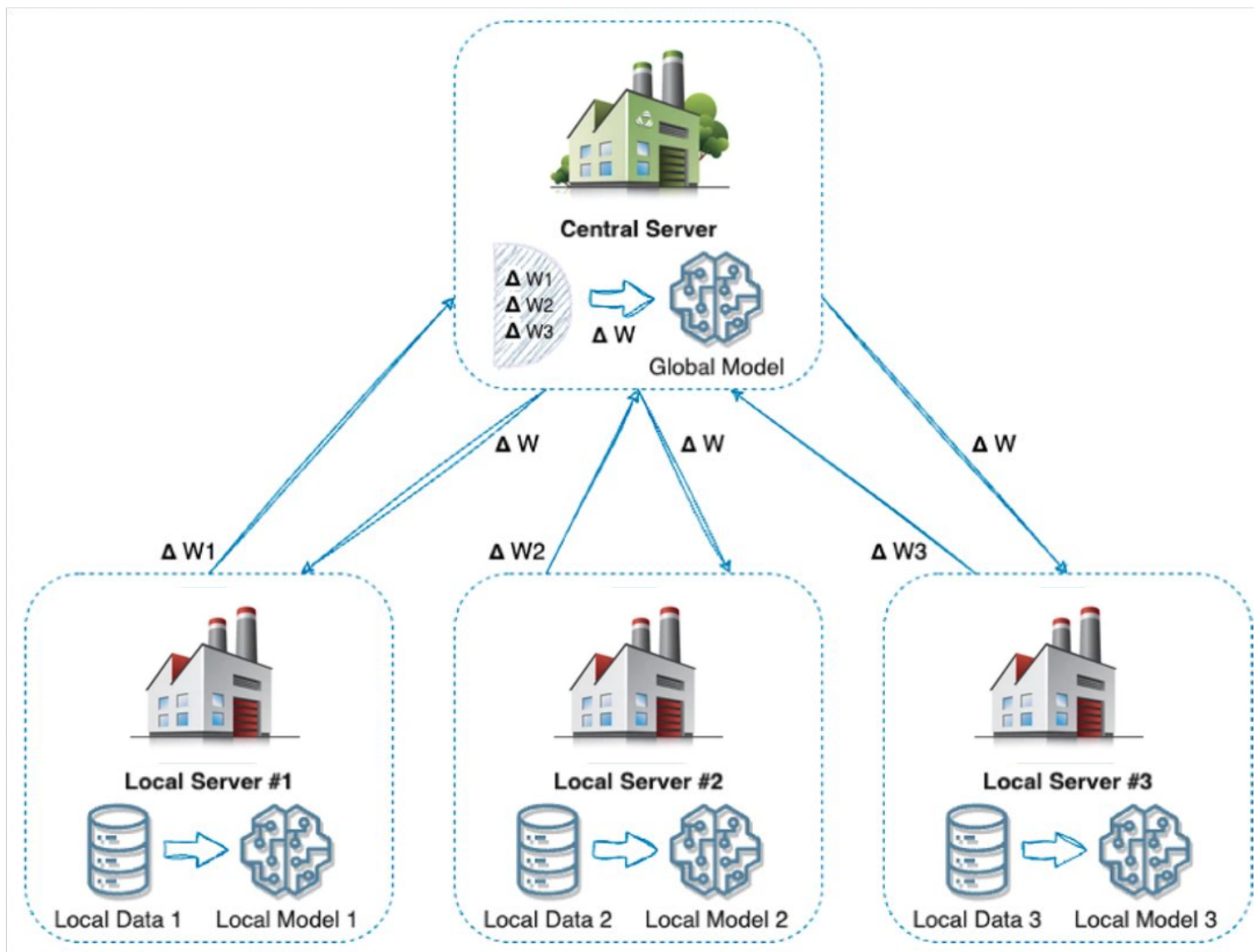




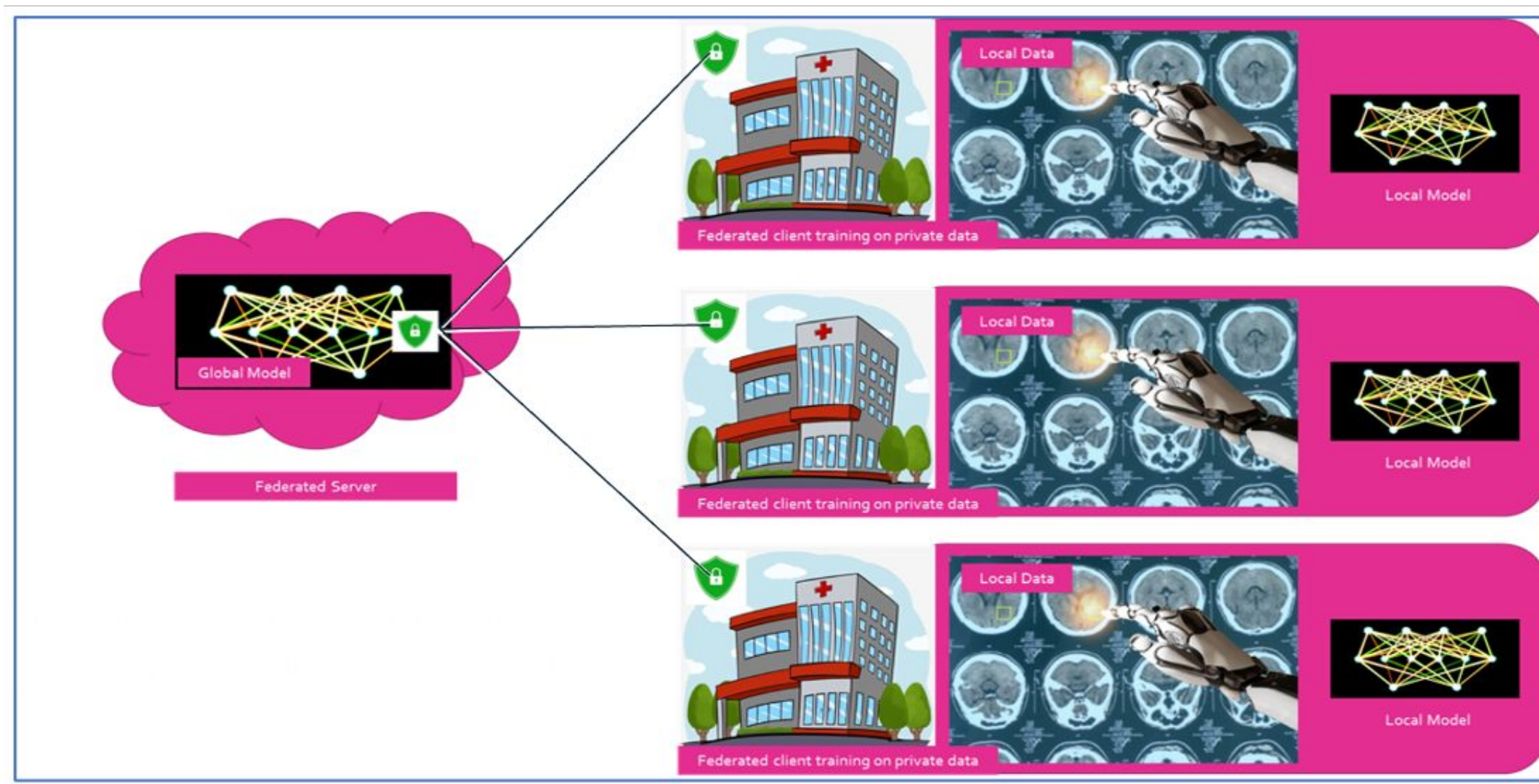
Apprentissage traditionnel | Dataset sur plusieurs sites



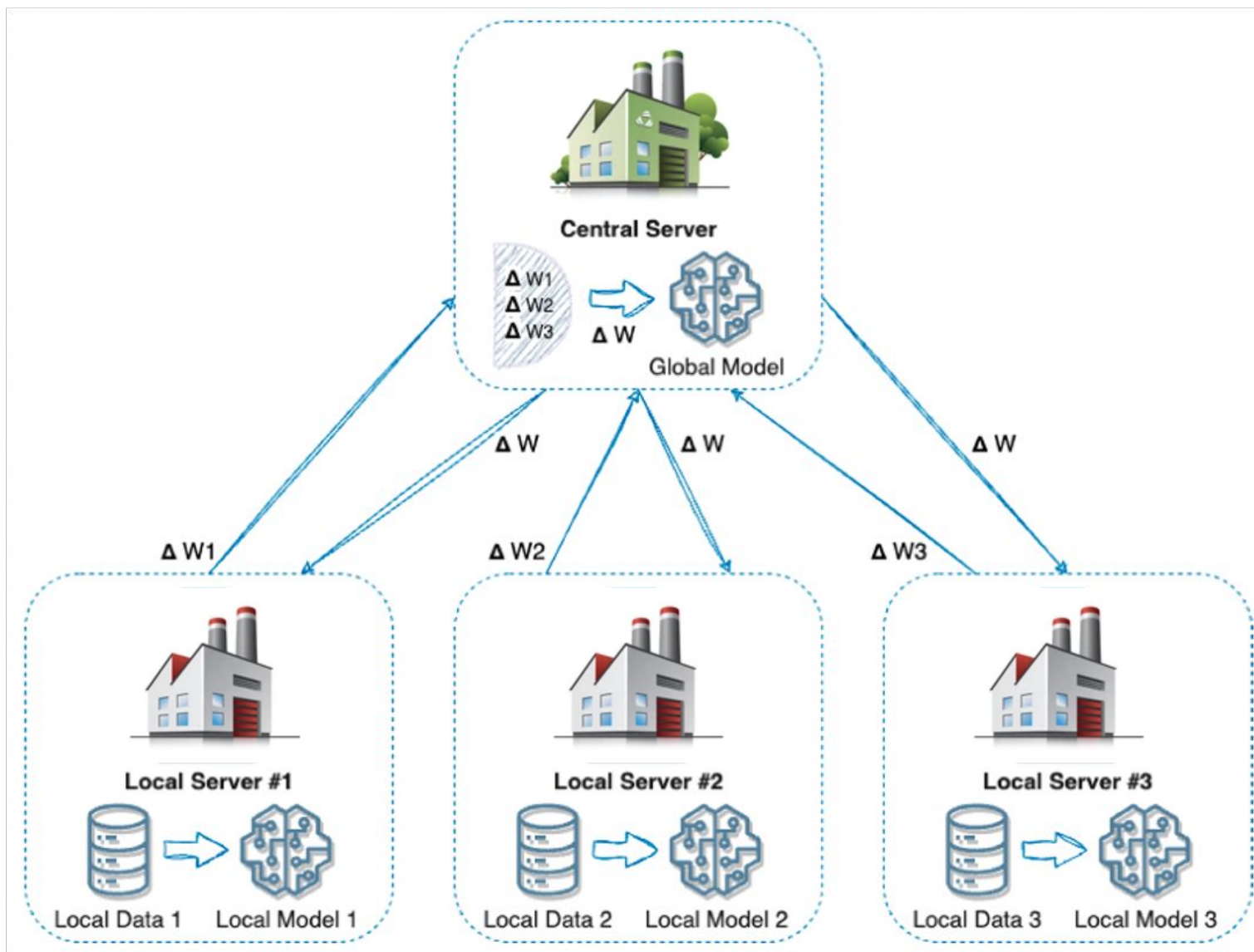
Apprentissage fédéré



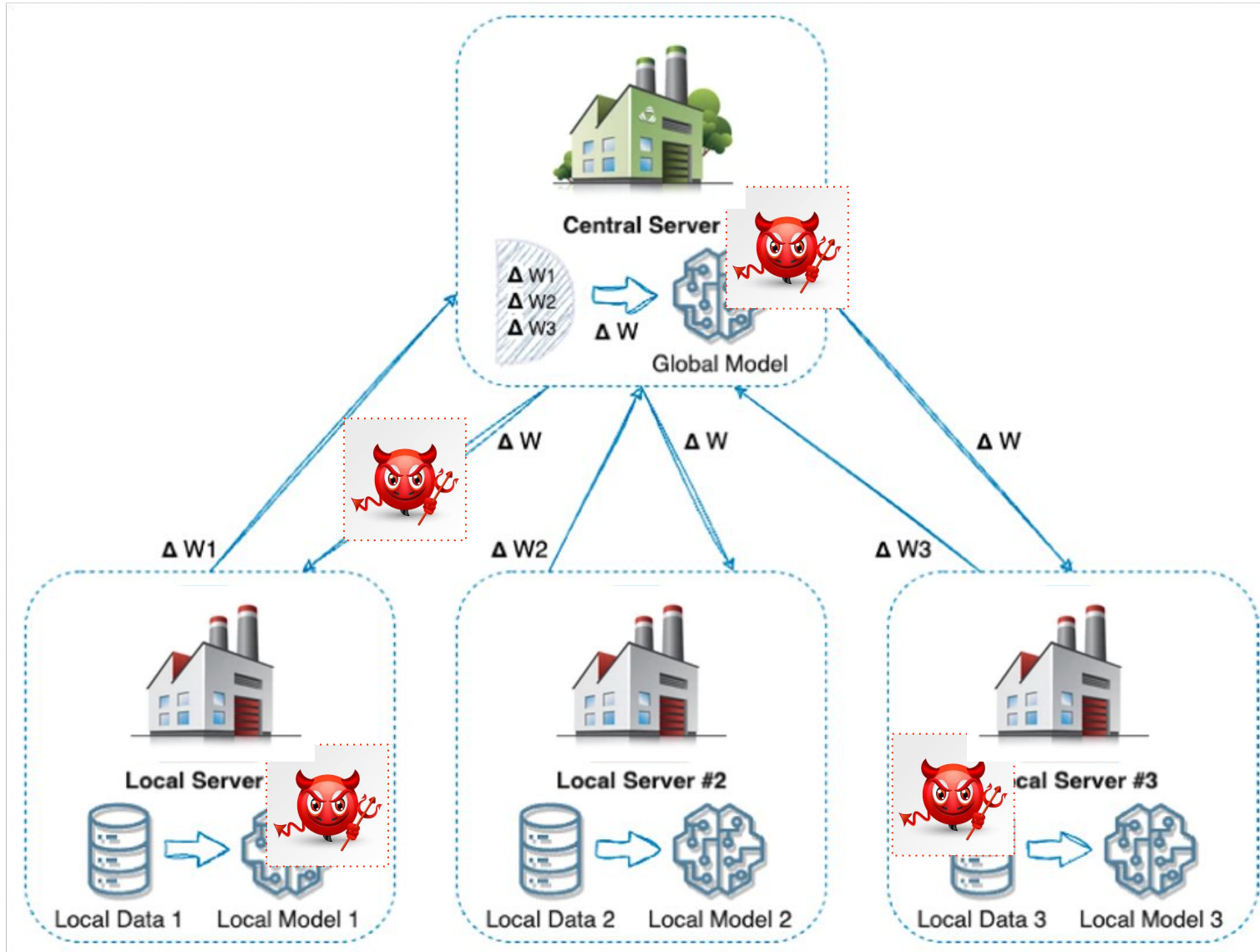
Apprentissage fédéré



Apprentissage fédéré



Risques de sécurité liés à l'apprentissage fédéré



Attaques par empoisonnement (Poisoning Attacks)

Ces attaques consistent à injecter des données malveillantes ou à manipuler les mises à jour du modèle afin d'en dégrader volontairement les performances.

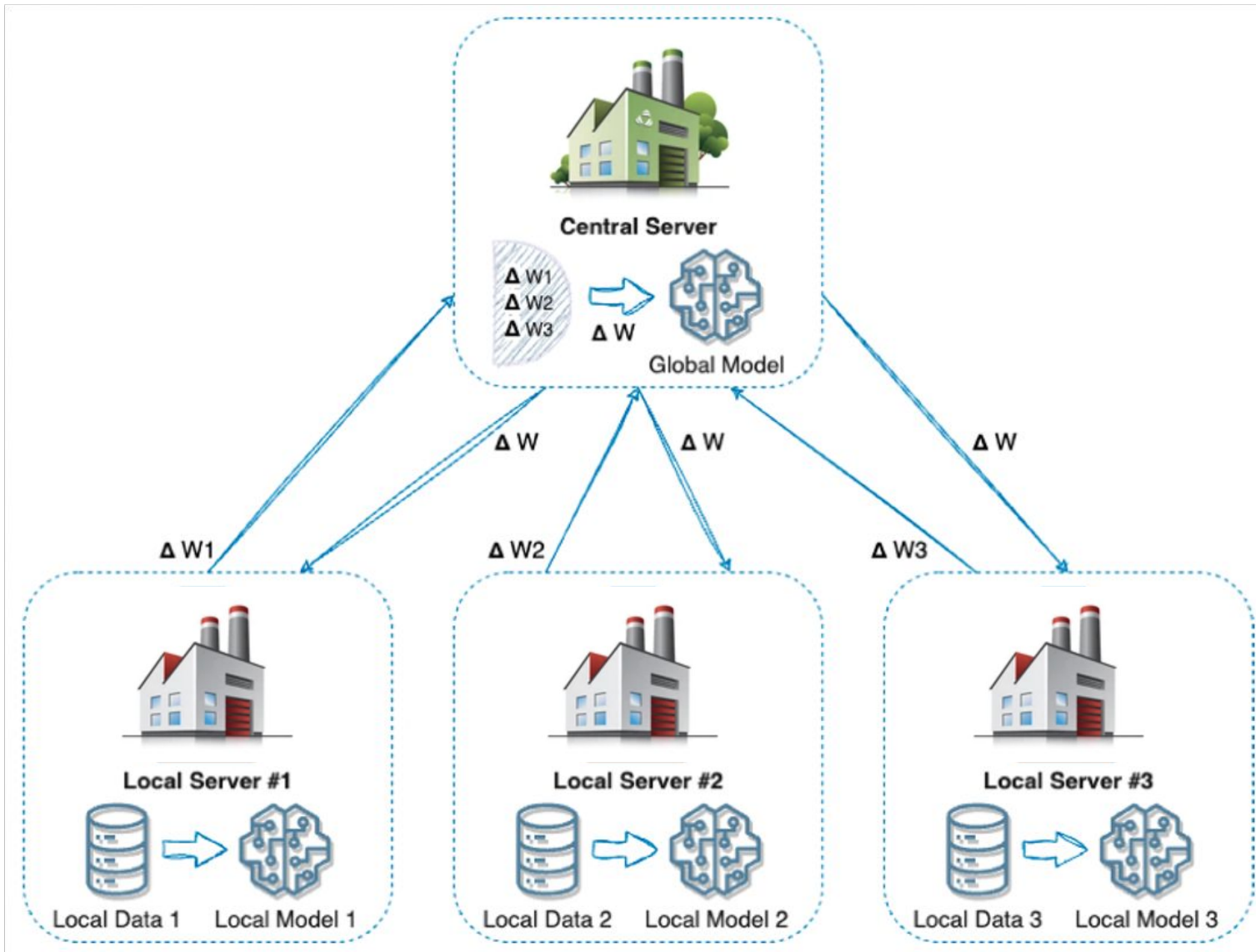
Attaques par porte dérobée (Backdoor Attacks)

Elles reposent sur l'entraînement de modèles locaux intégrant un déclencheur caché. Le modèle global se comporte normalement sur la majorité des entrées, mais produit systématiquement une mauvaise classification lorsqu'une entrée contient ce déclencheur spécifique.

Attaques d'inférence (Inference Attacks)

Ces attaques visent à extraire des informations sensibles concernant les données d'entraînement à partir du comportement du modèle.

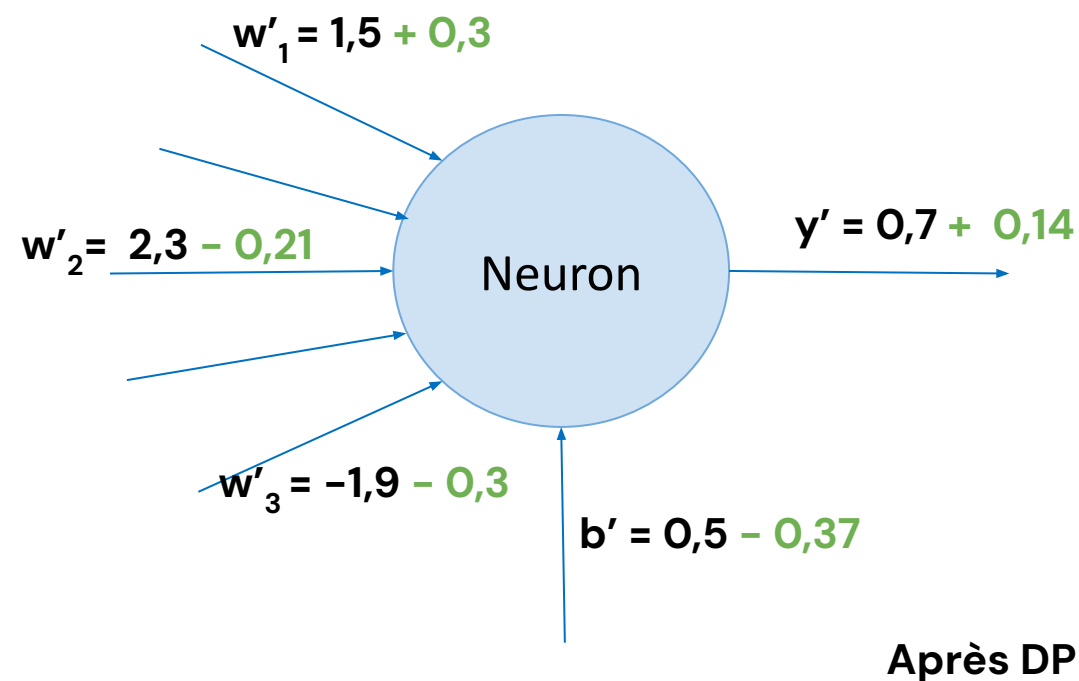
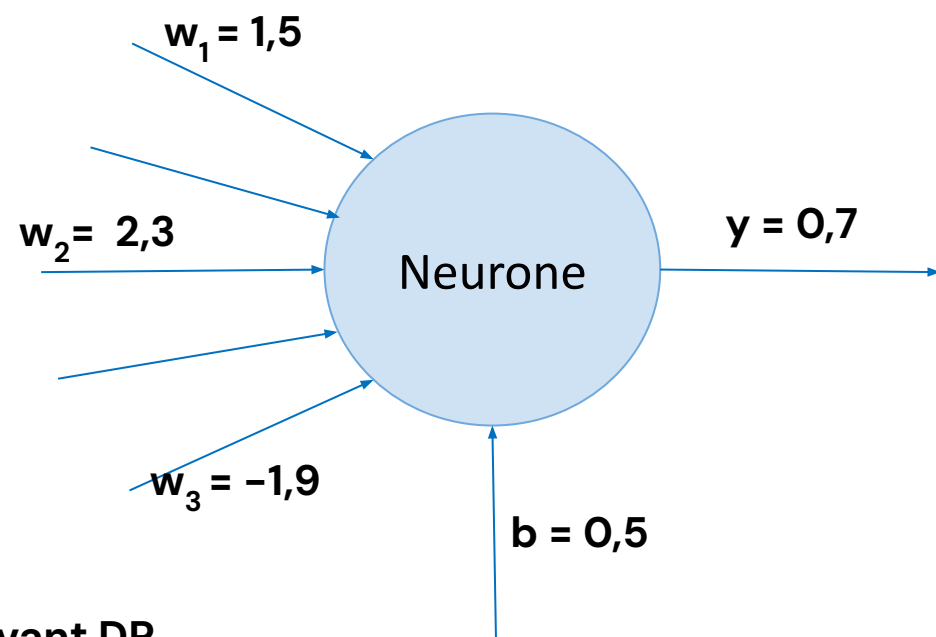
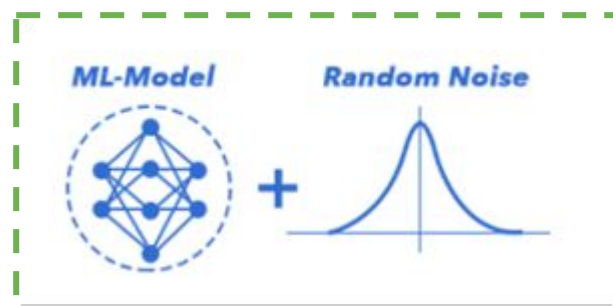
- **Attaques d'inversion de modèle (Model Inversion Attacks) :**
Elles permettent de reconstruire partiellement ou totalement les données d'entrée à partir des sorties du modèle.
- **Attaques d'inférence de propriétés (Property Inference Attacks) :**
Elles cherchent à déduire des propriétés globales du jeu d'entraînement (ex. distributions démographiques, présence d'une classe spécifique).
- ...



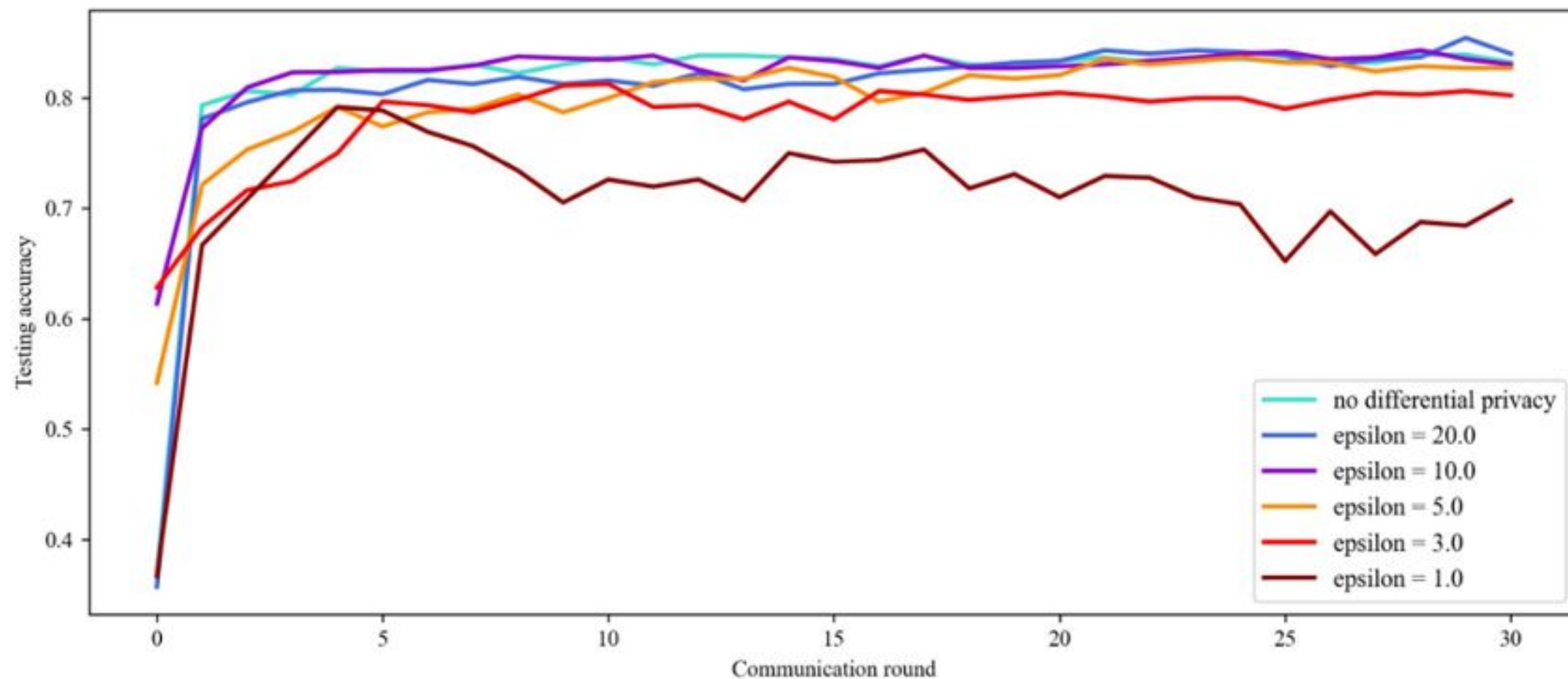
Architecture d'apprentissage fédéré intégrant

- Differential Privacy (DP)
- Fully Homomorphic Encryption (FHE)

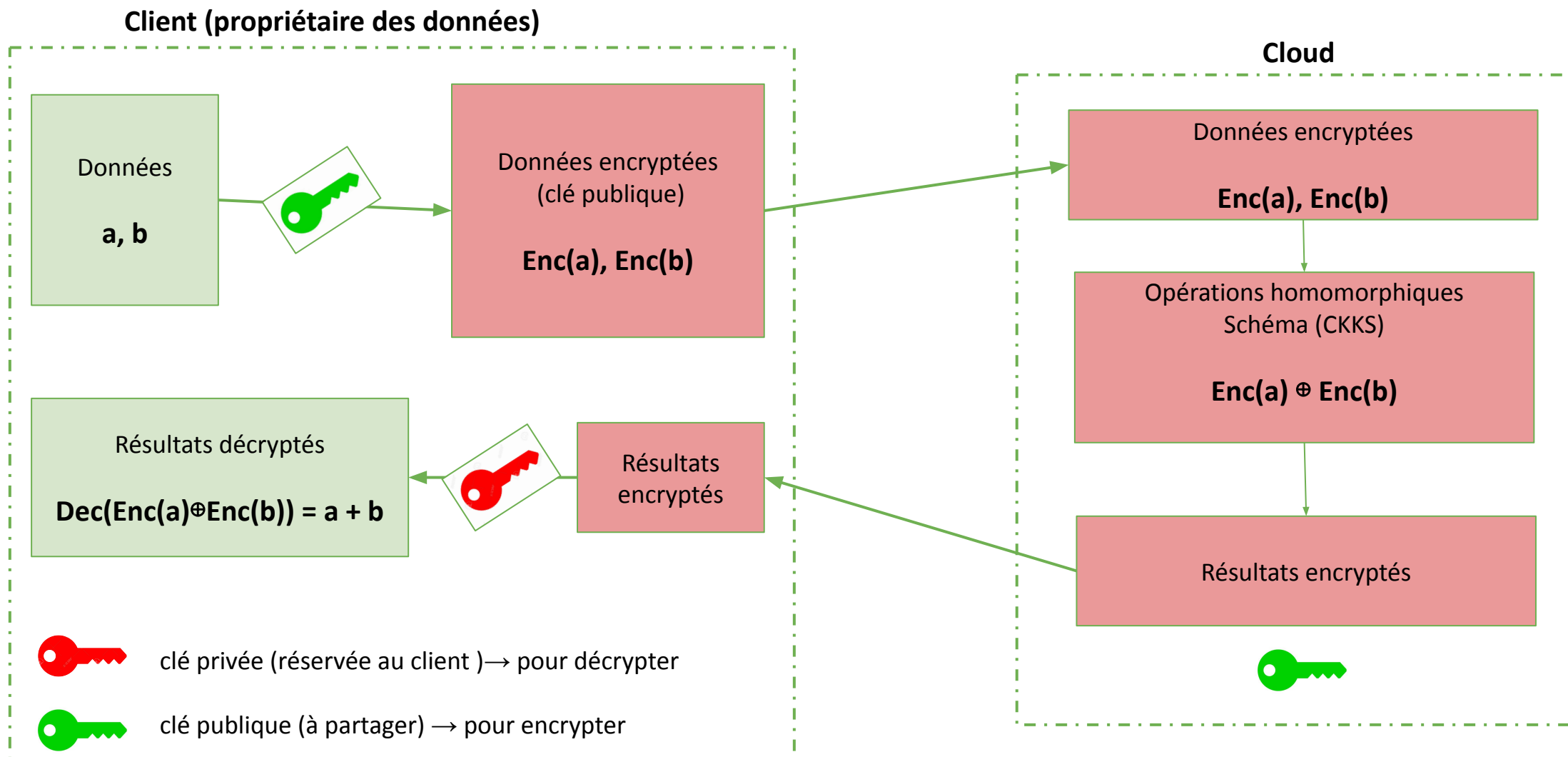
Bruit Gaussien



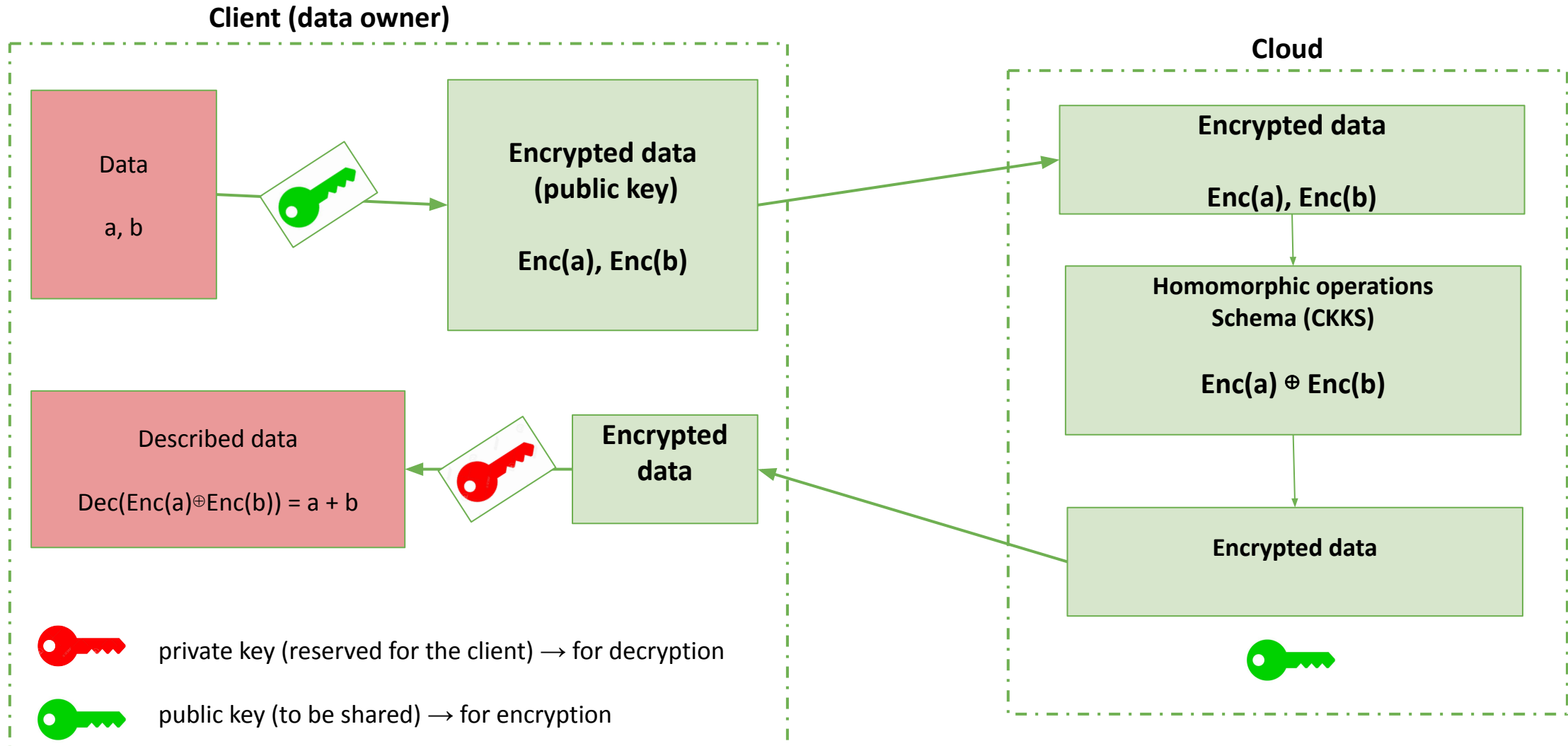
Confidentialité différentielle appliquée au modèle



Chiffrement homomorphe



Homomorphic encryption



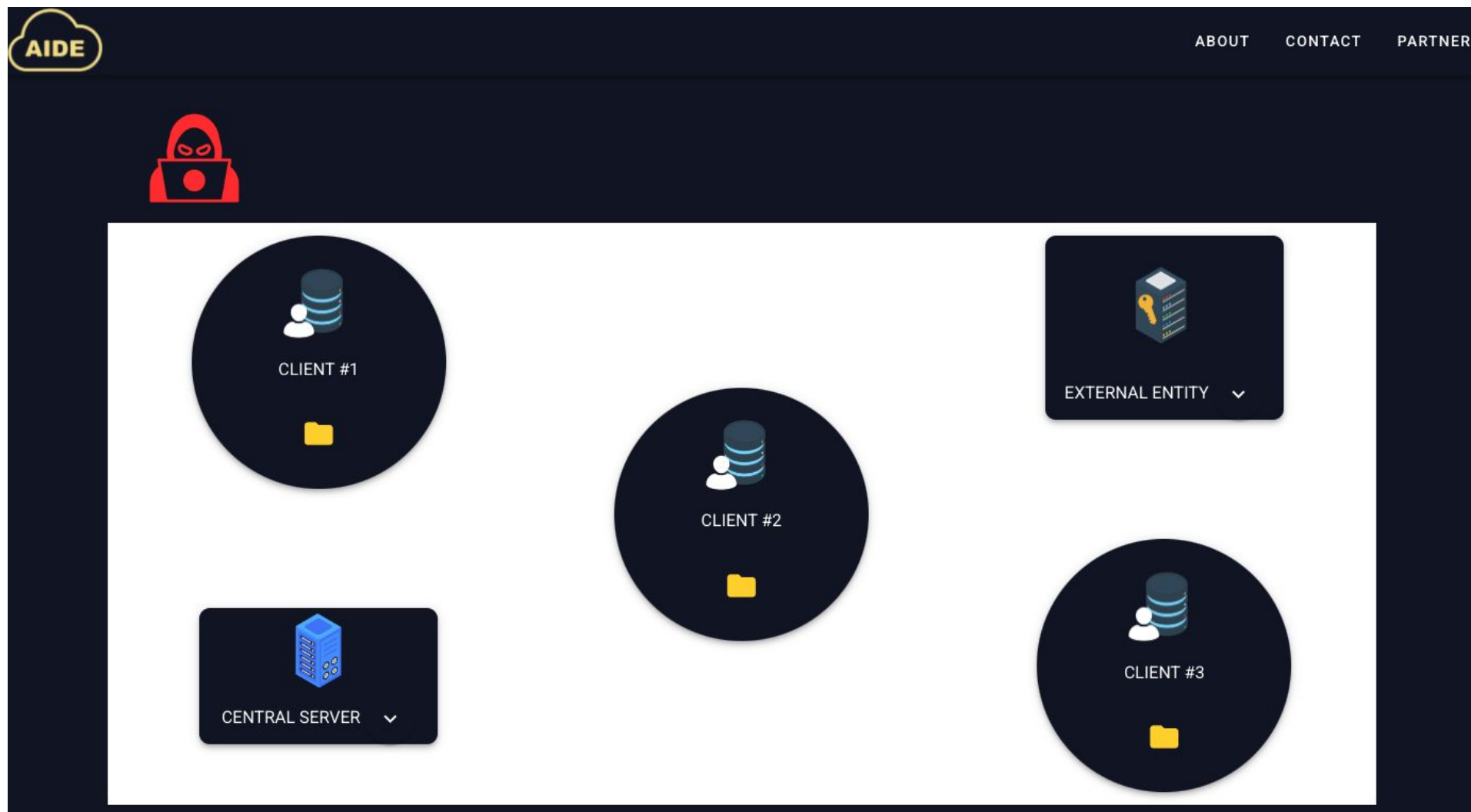
Chiffrement homomorphe appliqué au modèle | Poisoning

```
Before modification:
conv1 weight sample: tensor([[ 0.0838,  0.0946, -0.1161, -0.2028,  0.1563],
                             [ 0.0607, -0.0285,  0.0219, -0.0759, -0.1135],
                             [-0.0189, -0.1324, -0.0217,  0.1075, -0.0440],
                             [ 0.0821, -0.0778, -0.0607,  0.0621, -0.0551],
                             [-0.0650,  0.0537, -0.1490, -0.0754,  0.1101]],
                             grad_fn=<SliceBackward0>)
Modifying: conv1.weight | Noise std: 0.99
Modifying: conv2.weight | Noise std: 0.99
Modifying: fc1.weight | Noise std: 0.99
Modifying: fc2.weight | Noise std: 0.99
Modifying: fc3.weight | Noise std: 0.99

After modification:
conv1 weight sample: tensor([[ -0.2021,  0.3936, -0.5361, -0.6707,  1.5427],
                             [ 0.1703, -2.6256,  2.2687, -2.3186,  0.0254],
                             [ 1.1840,  0.8813,  0.2577,  0.9773, -1.3906],
                             [ 1.1486,  1.9289, -1.5879,  2.1437,  0.8470],
                             [ 0.7635,  1.1911,  0.6292,  0.8935, -0.2400]],
                             grad_fn=<SliceBackward0>)
Modèle modifié sauvegardé dans : /model/cifar_client_1.pt
```

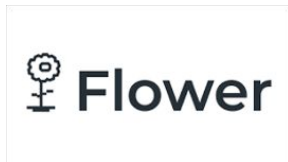
```
Error executing poisoning script: Command '['python3', 'poisoning.py', '--model_path', '/model/server_client_1.pkl',
returned non-zero exit status 1.
```

Demonstrateur | Front end

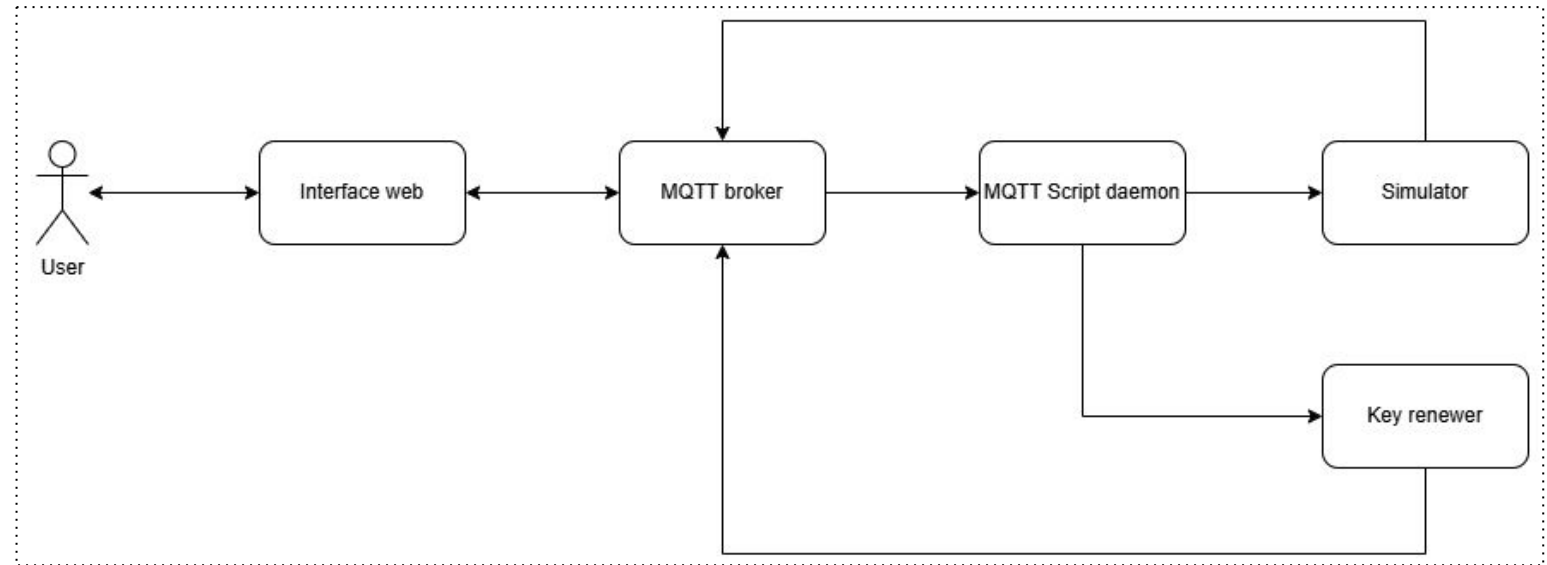


Démonstrateur | Back end

- 3 nodes / CIFAR-10
- Secure federated learning
 - DP / Opacus
 - FHE / CKKS



- Pods / Persistent volumes



```
xle@node1:~$ sudo kubectl get pods
```

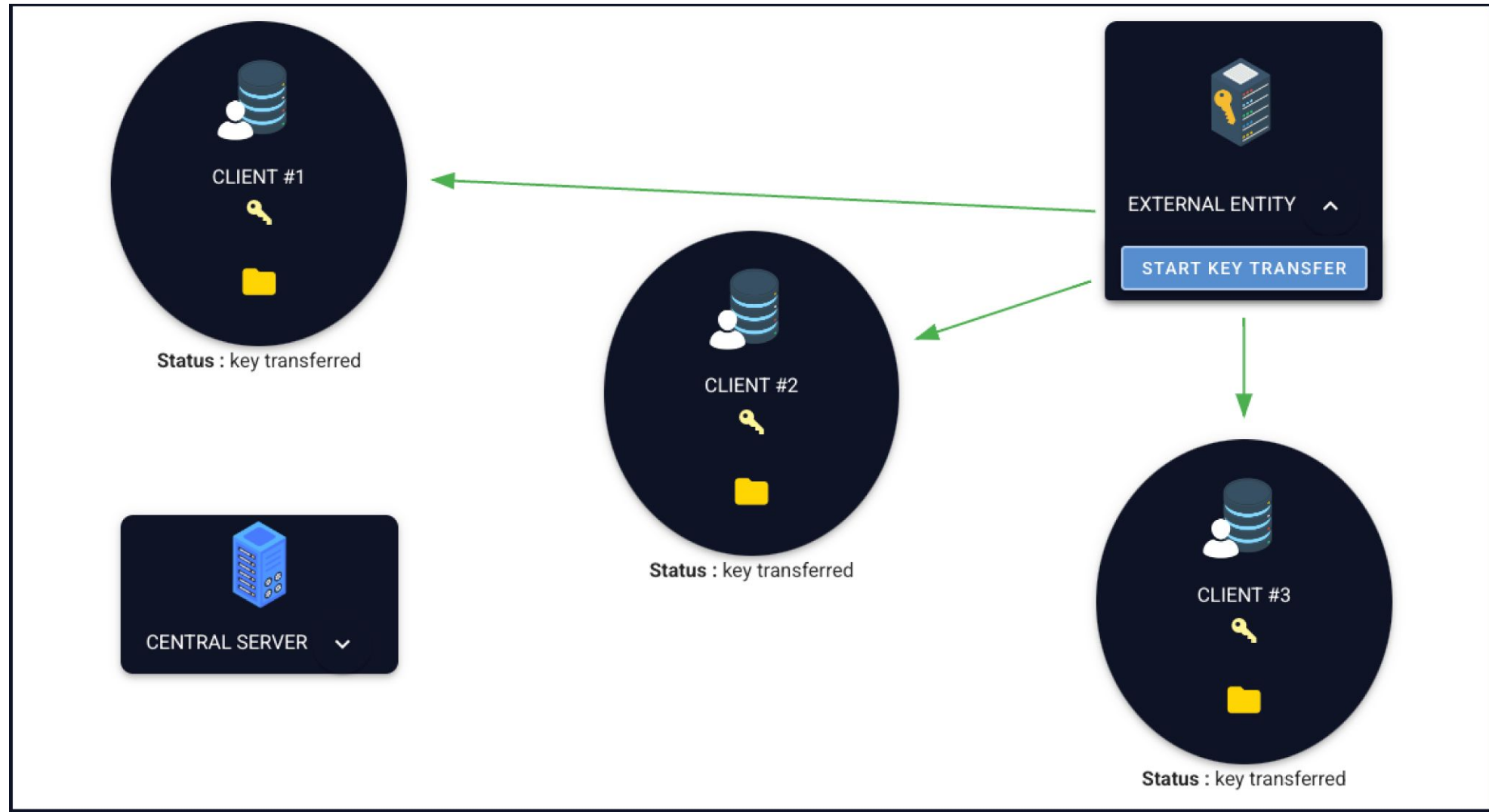
NAME	READY	STATUS	RESTARTS	AGE
aide-client-0-58f475dfc-pf4jc	1/1	Running	0	19h
aide-client-1-56955f7cdd-bqx9h	1/1	Running	0	20h
aide-client-2-7cb554fdd7-9n7ff	1/1	Running	0	20h
aide-key-renewer-77d8fcb8f6-r6jhb	1/1	Running	7 (14d ago)	98d
aide-server-5d796f9c85-rqh5w	1/1	Running	0	20h
emqx-5f979cfc9c-mlw2l	1/1	Running	6 (14d ago)	94d

```
xle@node1:~$ sudo kubectl get pvc
```

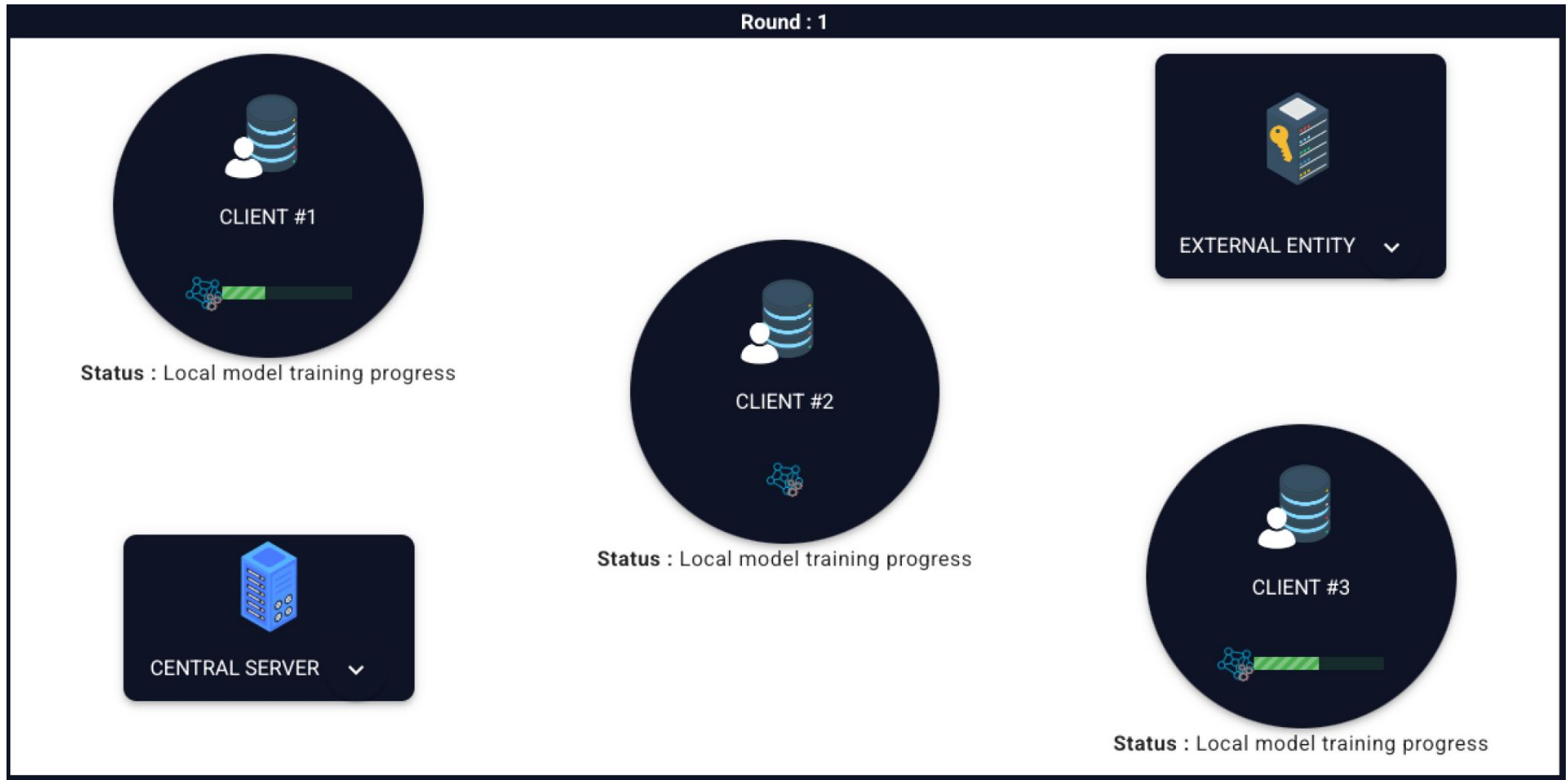
NAME	STATUS	VOLUME	CAPACITY	ACCESS MODES	STORAGECLASS	VOLUMEATTRIBUTESCLASS	AGE
nfs-client0-data-pvc	Bound	nfs-client-0-data-pv	100Gi	RWX		<unset>	135d
nfs-client1-data-pvc	Bound	nfs-client-1-data-pv	100Gi	RWX		<unset>	135d
nfs-client2-data-pvc	Bound	nfs-client-2-data-pv	100Gi	RWX		<unset>	135d
nfs-clients-keys-pvc	Bound	nfs-clients-keys-pv	200Mi	RWX		<unset>	136d
nfs-model-pvc	Bound	nfs-model-pv	100Gi	RWX		<unset>	92d
nfs-server-data-pvc	Bound	nfs-server-data-pv	100Gi	RWX		<unset>	136d
nfs-server-key-pvc	Bound	nfs-server-key-pv	200Mi	RWX		<unset>	136d



Démonstrateur / Screenshot



<http://demo-aide.int.cetic.be>



<http://demo-aide.int.cetic.be>

Questions ?

Merci pour votre attention



Aéropole
Avenue Jean Mermoz 28
6041 Charleroi - Belgique



twitter.com/@CETIC
twitter.com/@CETIC_be



linkedin.com/company/cetic



info@cetic.be



+32 71 159 362



Apprentissage fédéré au service
d'une IA confidentielle

Xavier Lessage, Ir, PhD

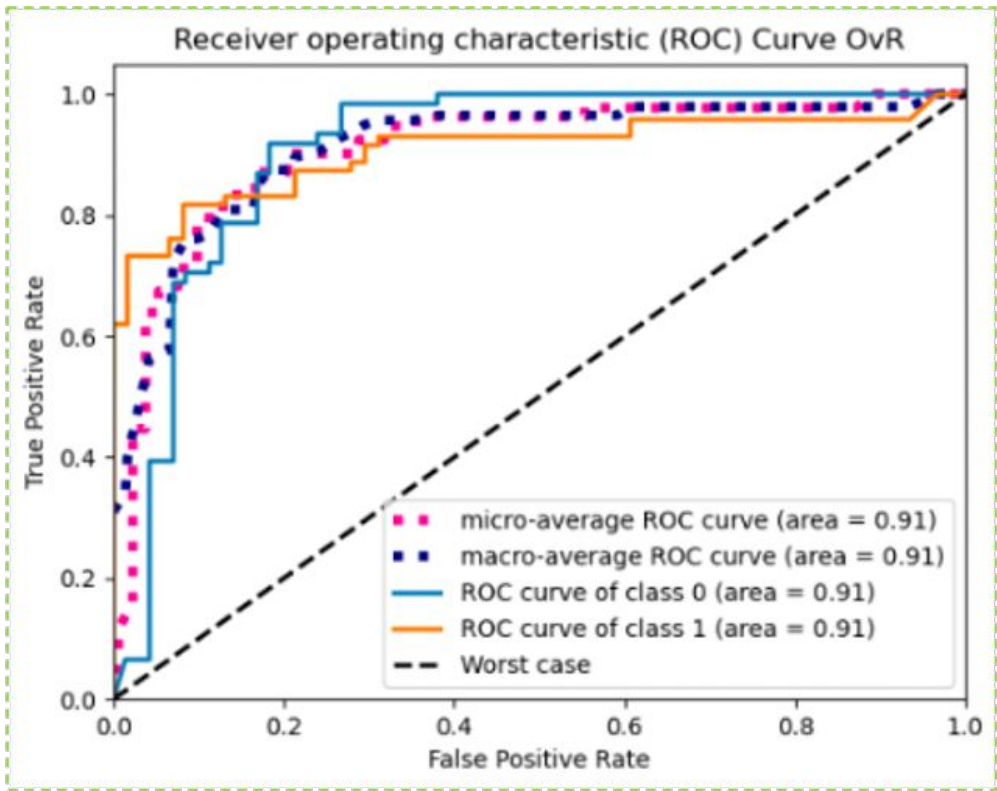
Expert researcher (IA, Cyber) @ CETIC

xavier.lessage@cetic.be

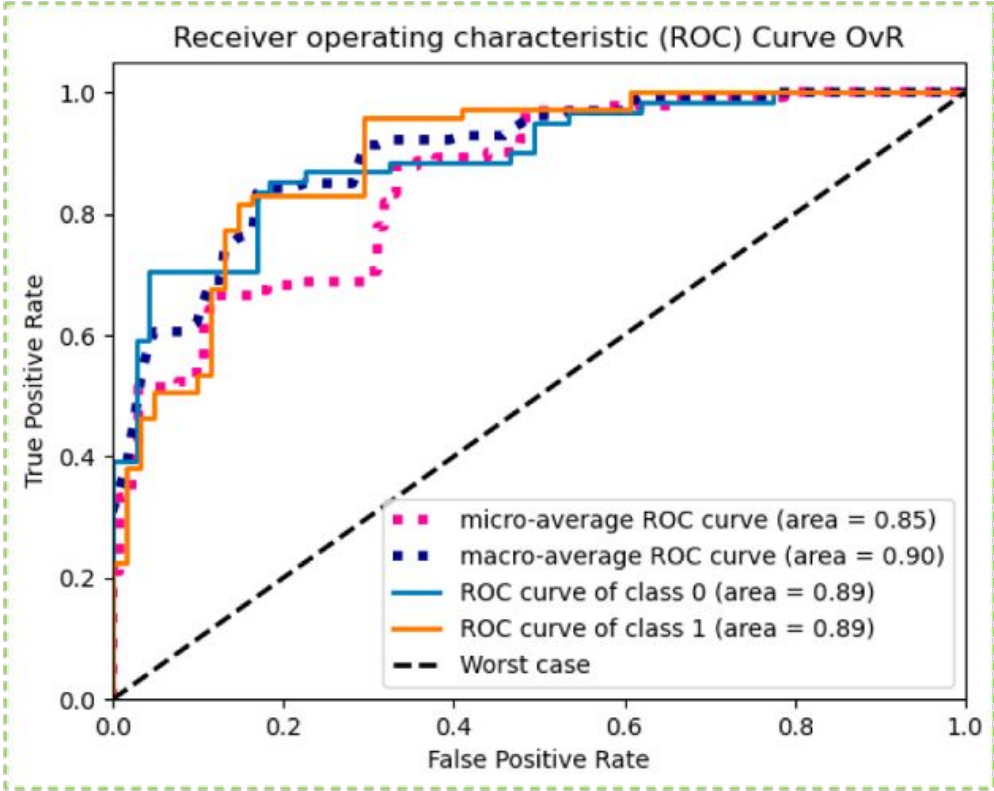
<https://www.linkedin.com/in/xavier-lessage/>

- FL + DP
- FL + FHE
- FL + FHE + Poisoning attack

Secure Federated learning with full homomorphic encryption



With FHE



Without FHE

Xavier Lessage, Leandro Collier, Saïd Mahmoudi, Axel Legay, Secure federated learning applied to medical imaging with fully homomorphic encryption, ICAIC'2024, IEEE Xplore.

Defensive Techniques	Attack Types			
	Model Poisoning	Data Poisoning	Backdoor Attacks	Privacy Inference
Anomaly Detection (statistical analysis or performance metrics)	YES	YES	YES	NO
Differential Privacy (local or central)	NO	NO	YES	YES
Homomorphic Encryption (HE)	NO	NO	NO	YES
Secure Multi-party Computation (SMPC)	NO	NO	NO	YES
Encrypted Communication (TLS)	NO	NO	NO	YES