

Détection des fuites de masques respiratoire N95 par IA et imagerie infrarouge

Présenté par : *Rihab Baccari*

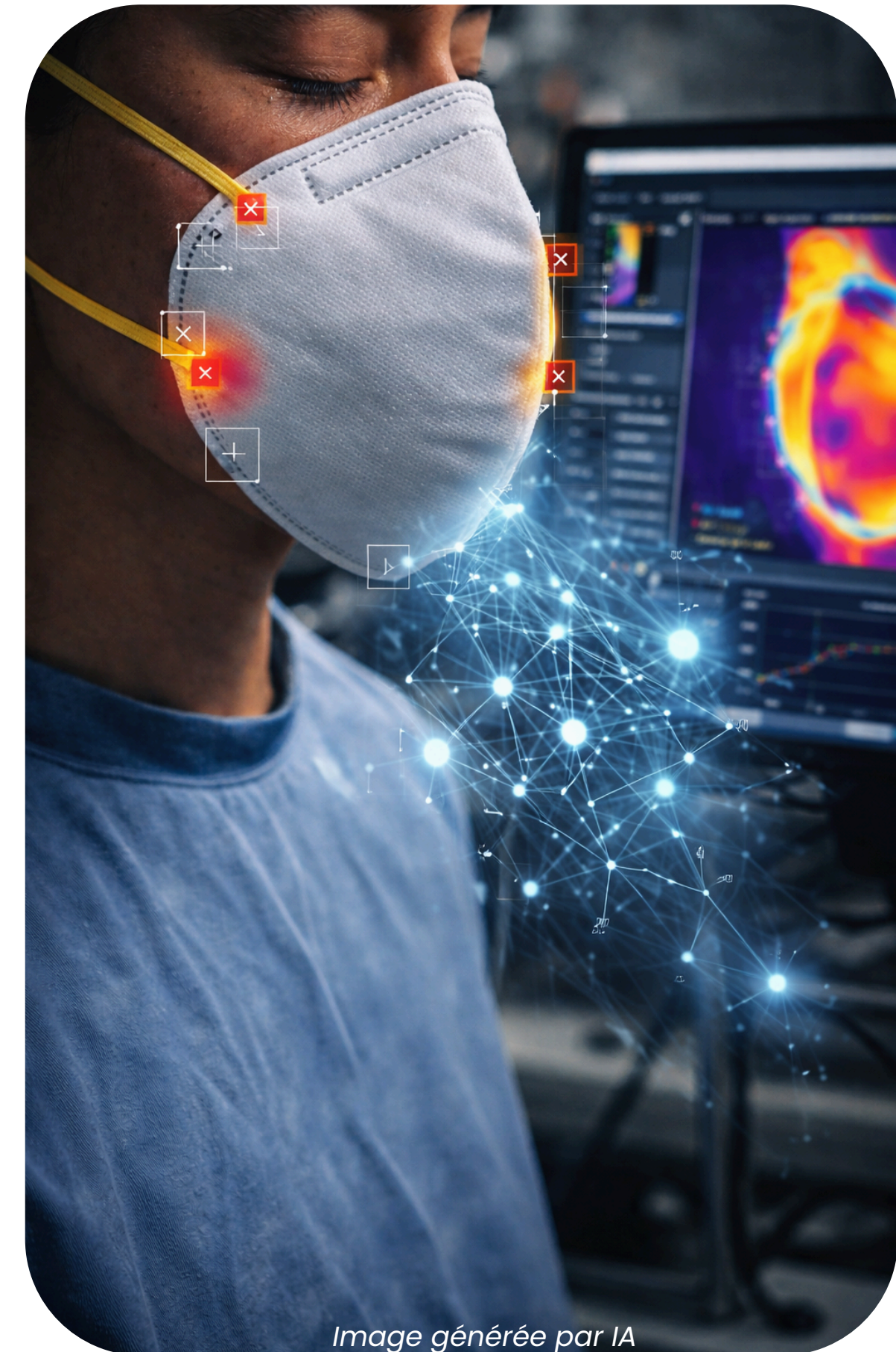


Image générée par IA

Sommaire :

- 1.** Contexte & problématique
- 2.** Objectifs du projet
- 3.** Solution proposée
- 4.** Données expérimentales
- 5.** Méthodologie
- 6.** Résultats
- 7.** Conclusion & perspectives

Contexte & problématique.

- Les masques N95 protègent contre les particules seulement s'ils sont bien ajustés.
- Les fuites au niveau du masque réduisent fortement la protection.
- Les méthodes actuelles la PortaCount :
 - donnent un résultat global uniquement.
 - nécessitent un équipement spécialisé et du personnel formé.
- Les vérifications visuelles sont subjectives et peu fiables.

On ne sait pas où sont les fuites ni comment les détecter facilement



Notre objectif.

Développer une méthode de vérification de l'étanchéité des masques respiratoires :

PLUS RAPIDE :

Réduire le temps de préparation et de test.

PLUS AUTONOME :

Limiter la dépendance à un équipement lourd et à une expertise centralisée.

PLUS INTELLIGENTE :

Détecter automatiquement les fuites et, à terme, les localiser et les quantifier.



Notre objectif.



DÉTECTION

détecter les zones de fuite
par imagerie IR thermique



LOCALISATION

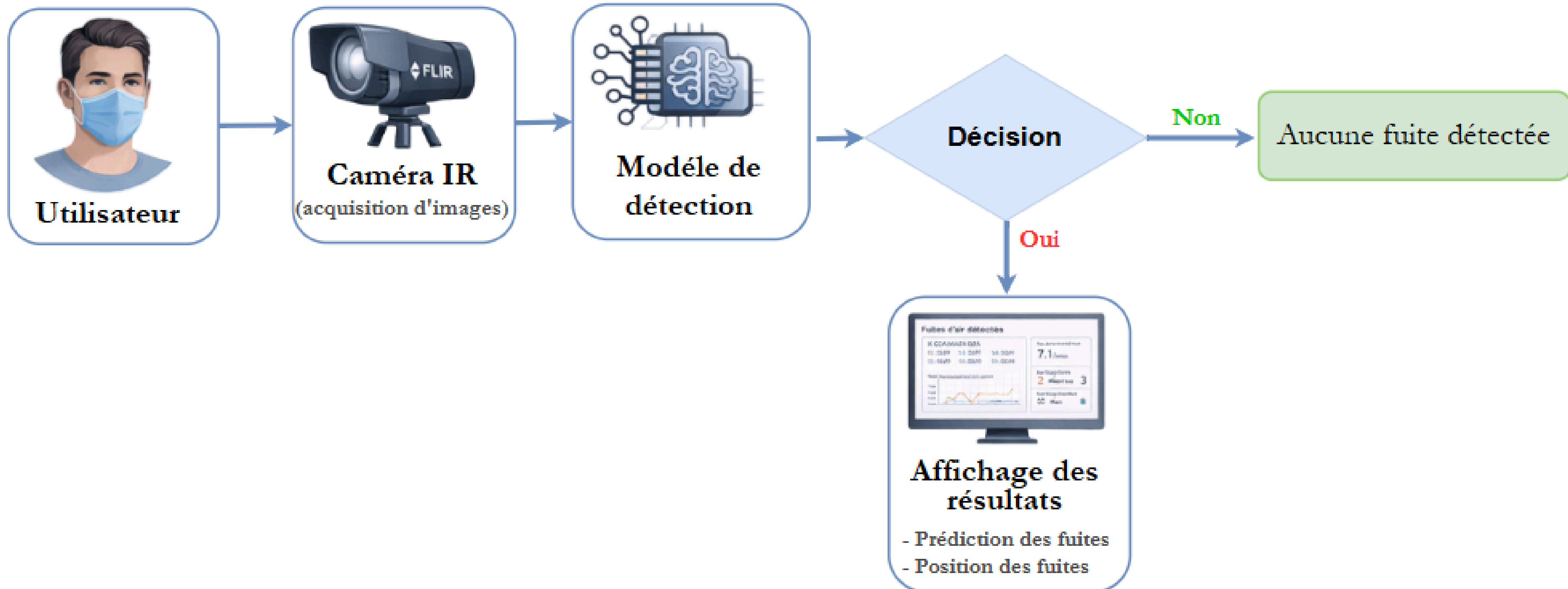
Cartographier précisément la
position des fuites détectées

Solution Proposée.



→ **Approche basée sur l'imagerie infrarouge et l'intelligence artificielle pour la détection des fuites d'air.**

Solution Proposée.

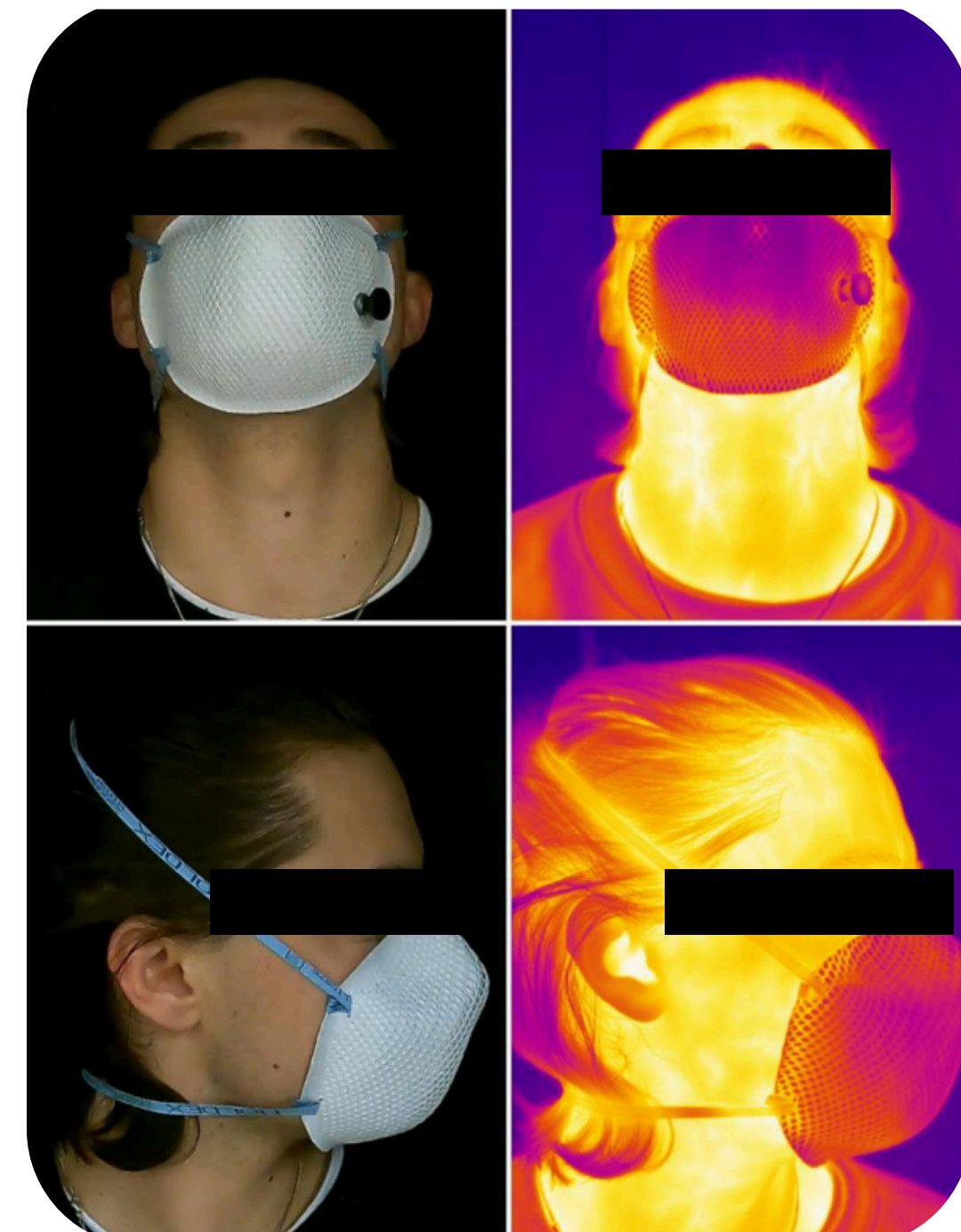


Données expérimentales.

- Base de données développée par notre équipe de recherche.
- vidéos infrarouges haute résolution.
- Données collectées à l'aide d'un banc d'essai respiratoire (simulation de la respiration humaine)

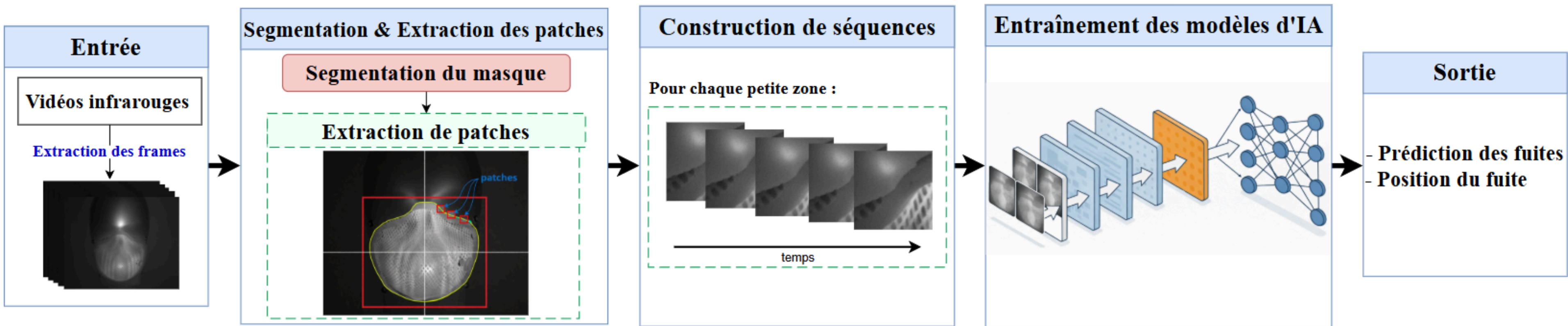
Deux dispositifs étudiés :

- Modèle plan
- Mannequin



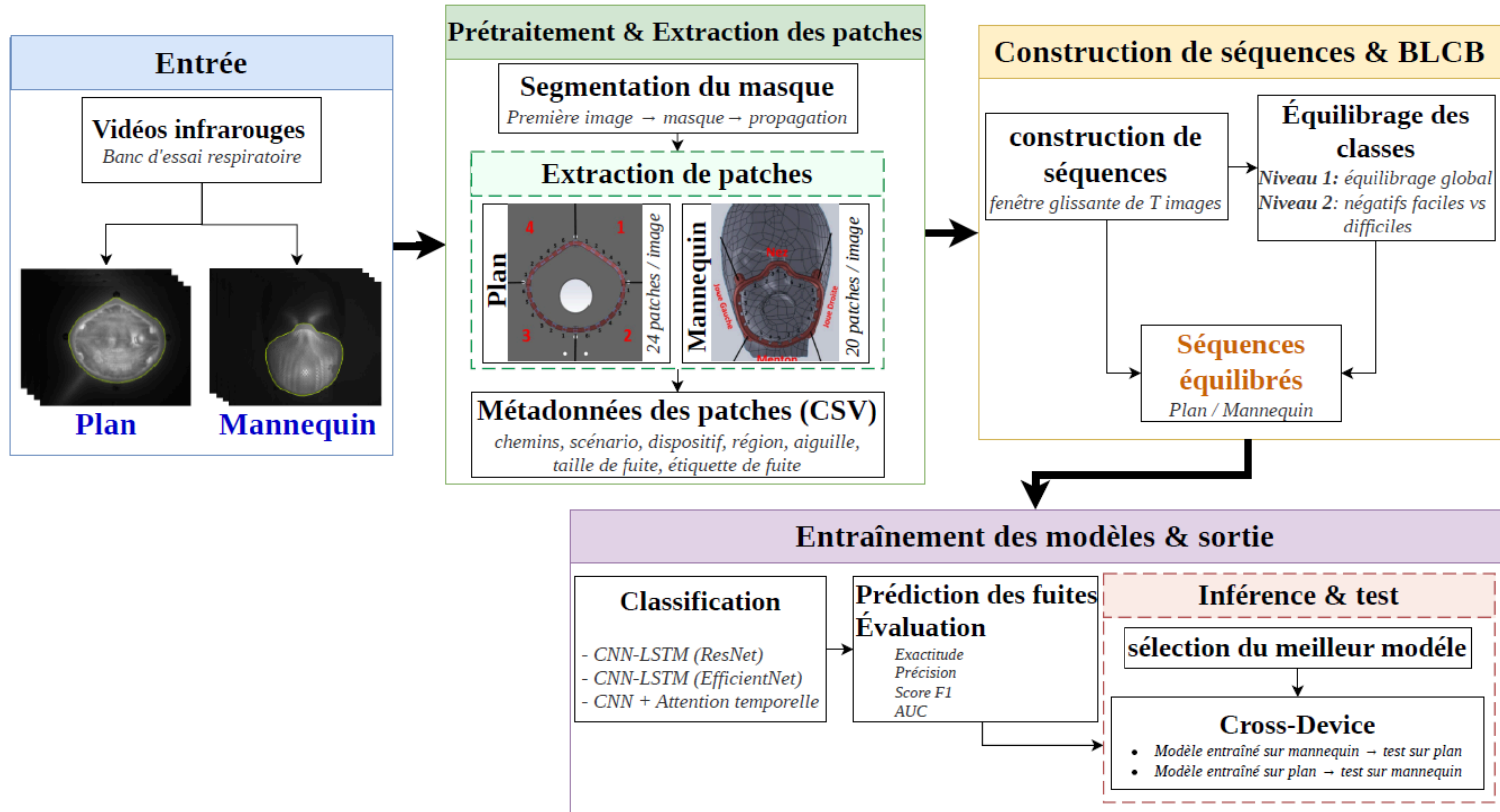
→ Grande quantité de données permettant un apprentissage robuste.

Méthodologie.



→ Analyse automatique des vidéos infrarouges pour détecter et localiser les fuites

Méthodologie.



Résultats.

Résultats par région (Plan)

Indicateurs de performance :

Accuracy : performance globale du modèle

Précision : proportion des fuites détectées qui sont réellement des fuites

F1-score : qualité globale de détection des fuites

AUC : capacité du modèle à distinguer fuite / non-fuite

Modèle	Quadrant	Exactitude (%)	Précision (%)	Score F1 (%)	AUC (%)
ResNet-LSTM	Q1	97.85	97.15	96.95	98.65
	Q2	97.27	96.89	96.41	98.35
	Q3	96.93	96.21	95.83	98.03
	Q4	96.54	95.93	95.23	97.73
EffNet-LSTM	Q1	95.43	94.91	94.73	97.13
	Q2	94.87	94.33	94.05	96.83
	Q3	94.12	93.71	93.22	96.23
	Q4	93.76	93.11	92.81	95.93
CNN + Attention	Q1	98.05	97.81	97.31	98.91
	Q2	97.63	97.21	96.83	98.63
	Q3	97.13	96.71	96.13	98.23
	Q4	96.87	96.31	95.91	98.01

Résultats.

Résultats par quadrant (mannequin)

Modèle	Région	Exactitude (%)	Précision (%)	Score F1 (%)	AUC-ROC (%)
ResNet-LSTM	N (Nez)	96,87	96,14	95,47	97,96
	LC (Joue gauche)	94,25	93,63	92,39	96,24
	RC (Joue droite)	95,16	94,46	93,71	96,79
	C (Menton)	85,75	85,66	86,17	90,85
EffNet-LSTM	N (Nez)	90,41	89,73	92,99	93,14
	LC (Joue gauche)	88,25	87,66	86,75	91,37
	RC (Joue droite)	89,69	89,86	88,11	92,58
	C (Menton)	91,1	90,43	94,62	95,75
CNN + Attention	N (Nez)	97	97,42	95,91	98,95
	LC (Joue gauche)	95,37	94,81	93,92	97,02
	RC (Joue droite)	94,87	95,13	93,4	97,17
	C (Menton)	87,13	86,91	87,86	92,37

Résultats.

Résultats du cross-device (CNN + Attention)

Entraînement	Test	Région	Exactitude (%)	Score F1 (%)	AUC-ROC (%)
Headform	Plan	Q1	95.71	94.91	98.11
		Q2	95.13	94.23	97.81
		Q3	94.61	93.61	97.41
		Q4	94.13	93.01	97.11
Plan	Headform	N	94.81	93.43	97.21
		LC	93.23	92.13	96.63
		RC	92.71	91.91	96.23
		C	85.53	85.81	93.13

Résultats.

Matrices de confusion (CNN + Attention)

Mannequin

Réel \ Prédit	Non-fuite (%)	Fuite (%)
Non-fuite	95.82	4.18
Fuite	3.87	96.13

Modèle plan

Réel \ Prédit	Non-fuite (%)	Fuite (%)
Non-fuite	96.78	3.22
Fuite	2.89	97.11

Cross-device (Mannequin → Plan)

Réel \ Prédit	Non-fuite (%)	Fuite (%)
Non-fuite	95.03	4.97
Fuite	4.32	95.68

Cross-device (Plan → Mannequin)

Réel \ Prédit	Non-fuite (%)	Fuite (%)
Non-fuite	93.47	6.53
Fuite	7.81	92.19

Une matrice de confusion permet de voir :
 combien de fois le modèle a bien détecté les fuites
 combien de fois il s'est trompé

Conclusion & perspectives.

Détection automatique et précise des fuites de masques N95

Approche basée sur IA + imagerie infrarouge

Modèle performant (> 95 % de précision)

- Tests sur des sujets humains (conditions réelles)
- Vers une application en conditions réelles
- Développement d'un outil d'aide au fit-testing
- Application en milieu médical et industriel

Merci Pour Votre Attention !