

Polytech Dijon

5A Informatique et Electronique



Projet Embedded Systems and Interfaces Video Pro



Done by :

FONKOUA CHARLE LUCE SORIANE
MAMBO MOTSOU JUNIOR D.

Supervised by :

M. Barthelemy Heyrman

Year 2025–2026

Sommaire

1	Introduction générale	1
1.1	Plateforme matérielle : Jetson J30	2
2	Approche classique de vision par ordinateur	3
2.1	Vue d'ensemble du système	3
2.2	Détection de mouvement	4
2.3	Détection d'objets et filtrage	4
2.4	Suivi multi-objets (SORT)	5
2.5	Comptage et logique de franchissement	5
2.6	Résultats expérimentaux	5
3	Approche par Intelligence Artificielle	6
3.1	Vue d'ensemble de l'architecture	6
3.2	Détail des éléments, rôle et justification des choix	6
3.2.1	Acquisition vidéo et pré-traitement (OpenCV)	6
3.2.2	Calibration de la porte (interaction souris)	7
3.2.3	Construction des zones imbriquées (OUTER / MIDDLE / INNER)	7
3.2.4	Détection des personnes (YOLOv8)	7
3.2.5	Suivi multi-objets et gestion des identités (DeepSORT)	8
3.2.6	Machine à états pour le franchissement (Instant Crossing)	8
3.2.7	Ré-identification optionnelle via archive (Anti double comptage)	9
3.2.8	Synthèse : apport de l'IA dans le système	9
3.3	Paramètres clés et réglages pratiques	9
3.3.1	Seuil de détection des personnes (YOLO)	9
3.3.2	Géométrie des zones de comptage	10
3.3.3	Définition du sens de passage (IN / OUT)	10
3.3.4	Paramètres de robustesse et anti-double comptage (ReID)	11
3.3.5	Adaptation à l'environnement	11
4	Comparaison entre l'approche classique et l'approche par intelligence artificielle	13
4.1	Principe de détection	13
4.2	Suivi et gestion des identités	13
4.3	Logique de comptage	14
4.4	Robustesse et évolutivité	14
4.5	Synthèse comparative	14
5	Conclusion générale	15

Table des Figures

2.1	Masque binaire obtenu par différenciation d'images lorsque des personnes traversent la scène.	4
3.1	Architecture globale du module IA : détection (YOLO), suivi (DeepSORT), comptage par zones et ré-identification optionnelle via archive.	12

Chapter 1

Introduction générale

Avec l'augmentation des flux de personnes dans les espaces publics et privés, la mise en place de systèmes de comptage automatique est devenue un enjeu majeur pour de nombreuses applications telles que la gestion des accès, les bâtiments intelligents, l'analyse de fréquentation ou encore la sécurité. Les méthodes de comptage manuelles présentent des limites importantes en termes de précision, de fiabilité et de capacité à fonctionner en temps réel.

Les progrès récents en vision par ordinateur et en intelligence artificielle ont permis le développement de solutions automatisées basées sur l'analyse de flux vidéo. Les modèles de détection d'objets fondés sur l'apprentissage profond offrent aujourd'hui des performances élevées pour l'identification de personnes, même dans des conditions complexes telles que les variations d'éclairage, les changements de vitesse ou les occultations partielles. Associés à des algorithmes de suivi multi-objets, ces modèles permettent de conserver l'identité d'un individu sur plusieurs images consécutives.

L'objectif de ce projet est de concevoir et d'implémenter un système de comptage automatique de personnes à partir d'un flux vidéo. Le système repose sur la détection des individus, leur suivi dans le temps et l'analyse de leur trajectoire afin de déterminer s'ils entrent ou sortent d'une zone définie. Une ligne virtuelle de comptage est placée dans la scène, et chaque personne est comptabilisée lors de son franchissement dans une direction donnée.

Ce projet illustre ainsi l'application concrète des techniques modernes de vision par ordinateur à une problématique industrielle et sociétale, en mettant en évidence les défis liés au comptage de personnes et les solutions techniques mises en œuvre pour y répondre.

1.1 Plateforme matérielle : Jetson J30

L'ensemble du projet est réalisé sur la plateforme embarquée Jetson J30, choisie pour ses capacités de calcul adaptées aux applications de vision par ordinateur et d'analyse vidéo en temps réel. Cette carte intègre un processeur ARM multicoeur ainsi qu'un GPU NVIDIA, offrant un compromis pertinent entre performances, consommation énergétique et intégration dans un système embarqué. Elle dispose également des interfaces nécessaires à l'acquisition et au traitement de flux vidéo provenant d'une caméra.

La Jetson J30 constitue le support matériel commun aux deux parties du projet. Elle est utilisée aussi bien pour l'implémentation d'algorithmes de traitement d'images classiques que pour l'exploitation de méthodes basées sur l'intelligence artificielle. Cette approche permet de comparer différentes stratégies de traitement tout en conservant un environnement matériel identique, garantissant ainsi la cohérence des résultats obtenus.

Les aspects liés à l'architecture interne, aux performances détaillées et aux caractéristiques matérielles de la Jetson J30 ont déjà été étudiés en profondeur dans un travail de recherche préalable, ayant donné lieu à un rapport dédié. Par conséquent, ce document se concentre principalement sur l'utilisation de la plateforme et son rôle dans la mise en œuvre du système de comptage de personnes, plutôt que sur une analyse détaillée du matériel lui-même.

Chapter 2

Approche classique de vision par ordinateur

2.1 Vue d'ensemble du système

Le système développé dans cette première partie vise à réaliser le comptage automatique de personnes à partir d'un flux vidéo en temps réel, en utilisant uniquement des techniques classiques de vision par ordinateur. L'ensemble du traitement est exécuté sur une plateforme embarquée NVIDIA Jetson J30, ce qui permet de valider la faisabilité du système dans un contexte contraint en ressources. Le flux vidéo est acquis depuis une caméra connectée à la plateforme et traité image par image afin d'extraire les informations nécessaires à la détection et au suivi des individus.

La détection des personnes repose sur l'analyse du mouvement dans la scène. Une approche par différenciation d'images successives permet d'identifier les zones en mouvement, qui sont ensuite filtrées afin d'éliminer le bruit et les objets non pertinents. À partir de ces régions, des boîtes englobantes sont extraites et considérées comme des détections potentielles de personnes. Ces détections constituent l'entrée du module de suivi multi-objets.

Le suivi des individus est assuré par l'algorithme SORT, qui attribue un identifiant unique à chaque personne et permet de suivre sa trajectoire au cours du temps. Le comptage est réalisé à l'aide d'une ligne virtuelle placée dans la scène : lorsqu'un individu suivi traverse cette ligne dans une direction donnée, le compteur correspondant est incrémenté. Cette approche permet d'éviter les doubles comptages et d'assurer un fonctionnement robuste en temps réel, tout en restant compatible avec les contraintes de calcul de la Jetson J30.

2.2 Détection de mouvement

La détection de mouvement dans ce système repose sur la technique de différenciation d'images consécutives (frame differencing). Chaque nouvelle image capturée par la caméra est comparée à l'image précédente pour mettre en évidence les zones où des changements significatifs se produisent. Les différences détectées correspondent aux régions en mouvement, qui sont ensuite converties en un masque binaire du premier plan. Des opérations morphologiques, telles que la fermeture et la dilatation, sont appliquées afin de fusionner les régions proches et de réduire le bruit, améliorant ainsi la qualité des détections. Cette approche simple et efficace permet de détecter les individus en mouvement en temps réel, tout en restant adaptée aux contraintes de calcul de la plateforme embarquée NVIDIA Jetson J30.

Lorsqu'une personne se déplace devant la caméra, la technique de différenciation d'images met en évidence les zones en mouvement. Le résultat est un masque binaire du premier plan, où les zones blanches correspondent aux régions en mouvement (les individus) et les zones noires au fond immobile, comme illustré sur la Figure 2.1.



Figure 2.1: Masque binaire obtenu par différenciation d'images lorsque des personnes traversent la scène.

2.3 Détection d'objets et filtrage

Une fois le masque binaire du premier plan obtenu, le système extrait les contours des régions en mouvement. Chaque contour correspond potentiellement à une personne traversant la scène. Pour améliorer la fiabilité, un filtrage est appliqué sur la taille et les proportions des contours, éliminant les objets trop petits, trop larges ou présentant des caractéristiques non cohérentes avec celles d'un humain. Les contours valides sont ensuite encapsulés dans des boîtes englobantes rectangulaires, qui serviront de détections pour l'étape de suivi.

2.4 Suivi multi-objets (SORT)

Les boîtes englobantes détectées sont transmises à l'algorithme de suivi SORT (Simple Online and Realtime Tracking). SORT attribue un identifiant unique à chaque personne et suit sa trajectoire d'image en image en se basant sur le recouvrement spatial et la cohérence temporelle des objets. Cette approche permet de maintenir l'identité de chaque individu, d'éviter les doubles comptages et de gérer les détections manquantes ou partielles.

2.5 Comptage et logique de franchissement

Le comptage des personnes est réalisé à l'aide de deux lignes virtuelles verticales délimitant une zone de franchissement. Cette zone de tolérance permet de garantir un comptage fiable, même lorsque les individus se déplacent à vitesse normale. Lorsqu'un individu traverse cette zone, le système détermine la direction du mouvement (entrée ou sortie) en fonction de son parcours d'un côté à l'autre et met à jour les compteurs correspondants. Un mécanisme d'état interne empêche qu'une même personne soit comptée plusieurs fois.

2.6 Résultats expérimentaux

Le système a été testé sur la plateforme NVIDIA Jetson J30 avec une caméra en temps réel. Les résultats montrent que le système détecte et suit correctement les personnes, même dans des conditions de mouvement normal. La visualisation en direct des boîtes englobantes et des identifiants permet de vérifier le bon fonctionnement du suivi, tandis que les compteurs d'entrées et de sorties fournissent une mesure quantitative de la fréquentation. Cette première approche basée uniquement sur la vision classique offre des performances satisfaisantes sur du matériel embarqué, sans recourir à des modèles d'apprentissage profond.

Chapter 3

Approche par Intelligence Artificielle

3.1 Vue d'ensemble de l'architecture

Dans cette partie l'objectif est de détecter en temps réel les personnes entrant dans la salle et par conséquence les personnes dans le champ de la caméra, de les suivre d'une image à l'autre, puis de compter de manière robuste les entrées et sorties à travers la porte de la salle. L'architecture adoptée repose sur une chaîne de traitement vidéo en temps réel :

acquisition d'image → détection → suivi multi-objets → logique de comptage par zones → reconnaissance par ré-identification (ReID) via archive (optionnel).

Le principe clé pour fiabiliser le comptage est l'utilisation de trois zones rectangulaires imbriquées (OUTER, MIDDLE, INNER) autour de la porte. Une machine à états impose une séquence de traversée (outer → middle → inner) et déclenche le comptage uniquement lors d'un franchissement effectif de la zone interne (*instant crossing*) en détectant un changement de côté gauche/droite. Cette stratégie permet de réduire les faux comptages liés aux personnes qui s'approchent de la porte sans réellement passer.

Enfin, un mécanisme optionnel de *ReID par archive* permet d'éviter de recompter une même personne sur un court intervalle de temps, en comparant des *embeddings* d'apparence (vecteurs caractéristiques) associés aux pistes du tracker. Pour limiter les erreurs, l'archive est protégée par un TTL (durée de vie) et un filtre de qualité (surface minimale de bounding box).

3.2 Détail des éléments, rôle et justification des choix

3.2.1 Acquisition vidéo et pré-traitement (OpenCV)

L'acquisition est réalisée via `cv2.VideoCapture(SOURCE)`. Chaque trame est traitée en continu dans une boucle temps réel, ce qui garantit une latence faible et une intégration simple sur des plateformes embarquées comme nano utilisé. OpenCV est utilisé pour :

- la capture caméra et l'affichage (`imshow`, `waitKey`) ;
- le dessin des informations (rectangles, textes, zones) ;
- la gestion des interactions clavier (reset, recalibration, toggle ReID).

Pourquoi OpenCV ? C'est une bibliothèque standard pour le traitement d'images/vidéo en temps réel, très optimisée, compatible Linux/Jetson, et idéale pour prototyper rapidement et visualiser le comportement de l'algorithme. Une alternative serait GStreamer (plus bas niveau, plus complexe) qui a été tester par la suite pour l'amélioration de robustesse ou une pipeline ROS (plus lourde à déployer pour ce besoin).

3.2.2 Calibration de la porte (interaction souris)

Le système propose une calibration au démarrage (`CALIBRATION_MODE=True`) : l'utilisateur clique sur le bord gauche puis le bord droit de la porte. Ces deux abscisses permettent ensuite de construire automatiquement les zones de détection. Cette calibration est essentielle car l'environnement (position caméra, largeur de porte, cadrage) peut changer d'une installation à l'autre.

Pourquoi cette calibration ? Elle rend la solution adaptable sans modifier le code. Une alternative serait une détection automatique de la porte (segmentation/edge detection), mais cela serait moins fiable selon l'éclairage, et complexifierait fortement le système.

3.2.3 Construction des zones imbriquées (OUTER / MIDDLE / INNER)

À partir des deux bords de la porte, trois rectangles verticaux sont générés :

- **OUTER** : zone la plus large, servant de pré-détection et de contexte ;
- **MIDDLE** : zone intermédiaire, confirmant que la personne s'engage vers la porte ;
- **INNER** : zone la plus stricte, utilisée pour déclencher le comptage au moment du franchissement.

Le dimensionnement est défini par trois paramètres : `OUTER_PAD_RATIO`, `MIDDLE_SHRINK`, `INNER_SHRINK`. Ainsi, l'utilisateur peut ajuster la sensibilité en fonction de la scène.

Pourquoi des zones imbriquées ? Une simple ligne virtuelle ou une zone unique génère plus de faux positifs (personne qui s'arrête, tourne, fait demi-tour). Les zones imbriquées imposent une progression logique et stabilisent la décision.

3.2.4 Détection des personnes (YOLOv8)

La détection est réalisée par YOLO(`MODEL_PATH`) avec le modèle `yolov8n.pt`, en filtrant uniquement la classe `person` (`classes=[0]`). Chaque trame produit une liste de boîtes englobantes (bounding boxes) avec un score de confiance (`conf=CONF`).

Pourquoi YOLOv8n ? Le modèle `nano` (nano) est léger et adapté aux plateformes embarquées, tout en restant suffisamment précis pour la détection de personnes en temps réel. Des alternatives existent :

- YOLOv8s/m/l : plus précis mais plus lourd (latence/consommation plus fortes) ;
- SSD/MobileNet : parfois plus rapide mais souvent moins robuste en environnement complexe ;
- détection par soustraction de fond (MOG2) : rapide mais fragile (variations de lumière, ombres).

3.2.5 Suivi multi-objets et gestion des identités (DeepSORT)

Après détection, le système utilise DeepSort pour associer les détections d'une frame à la suivante et conserver un identifiant constant (`track_id`). DeepSORT combine :

- un modèle de mouvement (prédiction de la position) ;
- une association détection-piste ;
- un *embedder* d'apparence (`mobilenet`) pour améliorer la stabilité des IDs.

Les paramètres choisis (`max_age=35, n_init=1`) favorisent une confirmation rapide des pistes tout en tolérant de courtes pertes de détection.

Pourquoi DeepSORT ? Parce que le comptage robuste nécessite de suivre une personne sur plusieurs frames et d'éviter les doublons. Un simple comptage « par frame » est inutilisable (la même personne serait comptée plusieurs fois). Une alternative est ByteTrack (souvent excellent avec YOLO), mais DeepSORT fournit directement des caractéristiques d'apparence exploitables pour la ReID et est simple à intégrer ici.

3.2.6 Machine à états pour le franchissement (Instant Crossing)

Le cœur du comptage repose sur une machine à états par piste (`tracks_state[tid]`). Chaque personne suit une séquence :

`none → outer → middle → inner → counted`

Le comptage est déclenché uniquement si la personne est dans la zone INNER et que son centroïde change de côté gauche/droite (*side switch*). Le côté « intérieur de la salle » est défini par `INSIDE_SIDE` (right/left), permettant d'inverser logiquement IN/OUT selon l'orientation de la caméra.

Pourquoi une machine à états ? Elle :

- réduit les faux comptages (entrée partielle, hésitation, demi-tour) ;
- formalise une règle de décision explicable et réglable ;
- rend le système robuste aux petites pertes de suivi.

Deux temporisations augmentent la fiabilité :

- `REARM_TIMEOUT` : délai avant de pouvoir recompter une même piste ;
- `STATE_TTL` : purge des pistes « fantômes » non vues depuis un certain temps.

3.2.7 Ré-identification optionnelle via archive (Anti double comptage)

Le module optionnel (`USE_ARCHIVE_REID`) stocke des embeddings d'apparence (vecteurs) associés aux traversées. Lorsqu'une traversée est détectée, l'embedding courant est comparé à ceux archivés via une distance cosinus. Si la similarité dépasse un seuil, la traversée est considérée comme déjà comptée (`FOUND`) et n'incrémente pas les compteurs.

Pour limiter les erreurs, deux protections ont été ajoutées :

- **TTL** : un embedding n'est conservé que `ARCHIVE_TTL_SEC` secondes ;
- **Filtre de qualité** : l'embedding n'est utilisé que si la bounding box est suffisamment grande (`MIN_BBOX_AREA_FOR_REID`), car les embeddings deviennent bruités quand la personne est trop loin.

Pourquoi une archive ReID ? Dans une scène réelle (porte, va-et-vient), une personne peut ressortir immédiatement, être perdue/reprise par le tracker, ou provoquer un changement d'ID. L'archive ajoute une couche de robustesse indépendante de l'ID du tracker. Une alternative serait d'augmenter `max_age` ou d'améliorer l'association du tracker, mais cela ne garantit pas l'absence de double comptage si l'ID change.

3.2.8 Synthèse : apport de l'IA dans le système

L'IA intervient à deux niveaux complémentaires :

1. **Perception** : YOLO détecte les personnes même en présence de variations d'éclairage et de fond complexe.
2. **Continuité temporelle** : DeepSORT assure le suivi et fournit des descripteurs d'apparence, permettant une décision de comptage stable et, si nécessaire, une ré-identification via archive.

Cette combinaison détection + suivi + logique géométrique (zones + machine à états) rend le comptage interprétable, paramétrable et robuste pour un usage temps réel sur une plateforme embarquée.

3.3 Paramètres clés et réglages pratiques

Le bon fonctionnement du système de comptage repose sur un ensemble de paramètres ajustables permettant d'adapter l'algorithme aux contraintes de la scène (position de la caméra, largeur de la porte, densité de passage, conditions d'éclairage). Ces paramètres sont regroupés en quatre catégories principales.

3.3.1 Seuil de détection des personnes (YOLO)

- **CONF** : seuil de confiance YOLO

Ce paramètre définit la probabilité minimale requise pour qu'une détection soit considérée comme valide.

- Une valeur élevée réduit les fausses détections (objets confondus avec des personnes), mais peut entraîner la perte de personnes partiellement visibles ou éloignées.
- Une valeur plus faible augmente la sensibilité du système, au risque d'introduire du bruit.

Dans le cadre de ce projet, une valeur intermédiaire a été retenue afin d'obtenir un compromis entre précision et taux de détection en temps réel.

3.3.2 Géométrie des zones de comptage

La définition des zones OUTER, MIDDLE et INNER est centrale pour la robustesse du comptage. Leur taille est dérivée automatiquement de la largeur de la porte calibrée.

- **OUTER_PAD_RATIO**

Ce paramètre contrôle l'élargissement de la zone OUTER autour de la porte.

- Une valeur élevée permet de détecter plus tôt les personnes approchant la porte.
- Une valeur trop grande peut inclure des personnes ne souhaitant pas traverser, augmentant le risque de fausses transitions.

- **MIDDLE_SHRINK**

Ce coefficient réduit la largeur de la zone MIDDLE par rapport à la porte.

- Il permet de confirmer l'intention de franchissement.
- Il agit comme un filtre intermédiaire entre la simple proximité et le passage réel.

- **INNER_SHRINK**

Ce paramètre définit la zone la plus restrictive, utilisée pour déclencher le comptage.

- Une zone INNER étroite améliore la précision du comptage.
- Une zone trop étroite peut provoquer des non-détections si le suivi est légèrement bruité.

3.3.3 Définition du sens de passage (IN / OUT)

- **INSIDE_SIDE**

Ce paramètre indique quel côté de la zone INNER correspond à l'intérieur de la salle.

- Il permet de déterminer automatiquement si un franchissement correspond à une entrée ou une sortie.
- Il rend le système indépendant de l'orientation de la caméra (gauche/droite).

3.3.4 Paramètres de robustesse et anti-double comptage (ReID)

Lorsque la ré-identification est activée, plusieurs paramètres permettent d'éviter le comptage multiple d'une même personne.

- **ARCHIVE_TTL_SEC**

Définit la durée de vie des embeddings stockés dans l'archive.

- Une durée courte limite les erreurs de ré-identification.
- Une durée trop longue peut confondre des individus différents ayant une apparence similaire.

- **REID_SIM_TH**

Seuil de similarité basé sur la distance cosinus entre embeddings.

- Un seuil strict réduit les faux positifs.
- Un seuil plus permissif augmente la tolérance aux variations d'apparence.

- **MIN_BBOX_AREA_FOR_REID**

Surface minimale de la boîte englobante pour autoriser l'utilisation d'un embedding.

- Les petites boîtes correspondent souvent à des personnes éloignées ou partiellement visibles.
- Ce filtre améliore la qualité des embeddings utilisés pour la ré-identification.

3.3.5 Adaptation à l'environnement

L'ensemble de ces paramètres permet d'adapter le système à différents contextes d'utilisation. Ils doivent être ajustés en fonction :

- de la distance entre la caméra et la porte ;
- du champ de vision et de l'angle de prise de vue ;
- du flux de passage (faible ou dense) ;
- des conditions d'éclairage.

Cette approche paramétrable garantit un bon compromis entre précision, robustesse et performance temps réel sur plateforme embarquée.

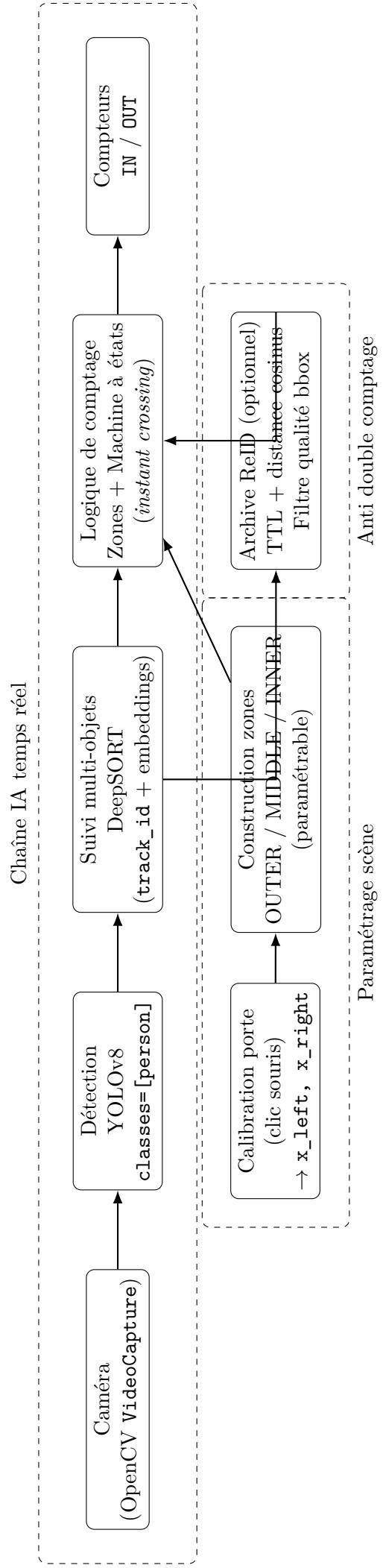


Figure 3.1: Architecture globale du module IA : détection (YOLO), suivi (DeepSORT), comptage par zones et ré-identification optionnelle via archive.

Chapter 4

Comparaison entre l'approche classique et l'approche par intelligence artificielle

Les deux approches développées dans ce projet visent le même objectif, à savoir le comptage automatique de personnes à partir d'un flux vidéo, mais reposent sur des principes et des technologies fondamentalement différents. Leur comparaison permet de mettre en évidence les apports de l'intelligence artificielle par rapport aux méthodes classiques de vision par ordinateur.

4.1 Principe de détection

Dans l'approche classique, la détection des personnes repose exclusivement sur l'analyse du mouvement à l'aide de techniques de différenciation d'images. Cette méthode est efficace dans des environnements simples et bien contrôlés, mais reste sensible aux variations d'éclairage, aux ombres et aux mouvements parasites (portes, objets en arrière-plan).

À l'inverse, l'approche par intelligence artificielle utilise un modèle de détection basé sur l'apprentissage profond (YOLOv8), capable d'identifier explicitement la classe *person*. Cette approche permet une détection robuste même dans des scènes complexes, indépendamment du mouvement, et reste performante lorsque les individus sont partiellement occultés ou se déplacent lentement.

4.2 Suivi et gestion des identités

Dans la première approche, le suivi des individus est assuré par l'algorithme SORT, basé principalement sur la cohérence spatiale et temporelle des détections. Bien que léger et rapide, ce suivi peut perdre l'identité d'une personne lors d'occlusions ou de détections manquantes.

Dans l'approche IA, le suivi est réalisé à l'aide de DeepSORT, qui intègre à la fois un modèle de mouvement et des descripteurs d'apparence (embeddings). Cette combinaison permet une meilleure conservation des identités dans le temps et une plus grande robustesse face aux pertes temporaires de détection.

4.3 Logique de comptage

L'approche classique repose sur le franchissement d'une ligne virtuelle unique ou d'une zone de tolérance pour déclencher le comptage. Bien que simple à implémenter, cette méthode peut générer des faux comptages lorsque les individus hésitent ou effectuent des demi-tours.

L'approche par intelligence artificielle introduit une logique plus avancée basée sur des zones imbriquées et une machine à états. Le comptage n'est déclenché que lors d'un franchissement effectif de la zone interne, ce qui réduit significativement les erreurs et améliore la fiabilité du système.

4.4 Robustesse et évolutivité

L'approche classique présente l'avantage d'une faible complexité de calcul, ce qui la rend particulièrement adaptée aux plateformes embarquées fortement contraintes. Cependant, sa robustesse reste limitée dès que les conditions environnementales deviennent complexes.

L'approche IA, bien que plus coûteuse en ressources, offre une robustesse nettement supérieure et une meilleure capacité d'adaptation à différents environnements. L'ajout d'un mécanisme optionnel de ré-identification par archive permet en outre de limiter les doubles comptages, ce qui constitue une amélioration majeure par rapport à l'approche classique.

4.5 Synthèse comparative

Ainsi, l'approche classique peut être considérée comme une solution simple et efficace pour des environnements contrôlés, tandis que l'approche par intelligence artificielle s'impose comme une solution plus générale, plus robuste et mieux adaptée à des applications réelles à forte variabilité.

Chapter 5

Conclusion générale

Ce projet avait pour objectif de concevoir et d'implémenter un système de comptage automatique de personnes à partir d'un flux vidéo sur un recomputer J30, en tenant compte des contraintes de temps réel et de déploiement sur une plateforme embarquée. Deux approches complémentaires ont été étudiées et mises en œuvre : une approche classique de vision par ordinateur et une approche basée sur l'intelligence artificielle.

La première approche, fondée sur la détection de mouvement et le suivi par SORT, a permis de démontrer qu'un système de comptage fonctionnel peut être réalisé à l'aide de techniques simples et peu coûteuses en calcul. Cette solution présente l'avantage d'une grande rapidité d'exécution et d'une facilité d'implémentation, mais montre rapidement ses limites lorsque les conditions environnementales deviennent complexes.

La seconde approche, reposant sur des modèles d'apprentissage profond pour la détection et le suivi des personnes, apporte une amélioration significative en termes de robustesse et de précision. L'utilisation de YOLOv8 pour la détection, associée à Deep-SORT pour le suivi multi-objets, permet de maintenir l'identité des individus dans le temps et de fiabiliser le comptage. La mise en place de zones imbriquées et d'une machine à états constitue un élément clé du système, en réduisant considérablement les faux comptages. L'ajout optionnel d'un mécanisme de ré-identification par archive renforce encore la robustesse du dispositif.

Ce travail illustre ainsi l'apport concret de l'intelligence artificielle dans le domaine de la vision par ordinateur embarquée, tout en mettant en évidence l'importance d'une conception hybride combinant modèles IA et logique algorithmique explicite. Les résultats obtenus ouvrent des perspectives d'amélioration, telles que l'optimisation des performances, l'intégration de flux multi-caméras ou l'extension du système à d'autres types d'analyses de fréquentation.

En conclusion, ce projet constitue une application complète et réaliste des techniques modernes de vision par ordinateur, démontrant leur pertinence pour des problématiques industrielles et sociétales actuelles.