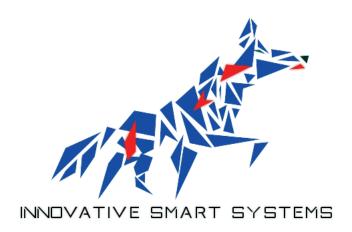


2023 - 2024

Développement d'un Système de Détection des Chutes pour les Maisons de Retraite



Mohammed Amine Hatibi Abdelmajid Anka Soubaai

Département Génie Électrique et Informatique 135, Avenue de Rangueil 31077 Toulouse Cedex 4

1 Introduction

Le développement d'un système de détection des chutes dans les maisons de retraite est un défi complexe mais crucial pour assurer la sécurité et le bien-être des résidents. Cette discussion abordera les choix stratégiques et les considérations qui ont guidé notre approche dans la mise en place d'un tel système tout en considérant les points demandés au Lab.

Ce rapport adoptera la structure des questions posées dans le TP.

2 Application itself:

2.1 Is it an application of AI at the edge? How so?

La décision d'implémenter l'IA à la périphérie découle de notre volonté de garantir un traitement en temps réel à l'intérieur des maisons de retraite. Cela permet non seulement de réduire la latence, mais aussi de respecter la confidentialité des données des résidents en minimisant les transmissions externes (nous pouvons pensées à des personnes qui ont des troubles psychiques et qui font des crises fréquentes donc la préservation de la confidentialité est primordiale)

2.2 BLERP analysis

Dans cette application de l'Edge IA trouve une pertinence significative. Le concept du BLERP offre une approche analytique pour évaluer cette pertinence.

- B Brevity : Dans notre cas d'application , il y a la nécessité de réponses rapides en cas de chutes potentielles , on peut imaginer des Algos d'IA qui traite les datas sur place ceci réduit le temps de latence par rapport à l'envoi de données à un serveur distant.
- L Locality : La détection de chute nécessite une compréhension des environements spécifiques à un emplacement (une chambre ou une zone commune par exemple).
- E Eventuality : Vu que les chutes sont des evenements critiques qui nécessitent une réponse immediate Edge IA permet de traiter ceci en temps réel, minimisant les retards dus à la transmission de données vers des serveurs distants.
- R Rechability : Edge IA reste opérationnel indépendamment de la connectivité réseau.
- P Proximity : Les capteurs et les caméras sont physiquement proches des zones où les chutes peuvent se produire ceci permet de traiter les données localement.

3 Method developped

3.1 Machine learning

3.1.1 Supervised or unsupervised learning problem?

Cette application requiert un modèle capable de classifier les images liées à une chute en utilisant des données étiquetées. Par conséquent, notre application est essentiellement un problème de classification relevant du domaine de l'apprentissage supervisé.

3.1.2 Where does the training happen?

Le processus d'entraînement du modèle pourrait initialement se dérouler dans un environnement centralisé où les données annotées sont collectées et utilisées pour former le modèle. (nous pouvons utiliser les datas utilisées lors du TP2 par exemple)

3.1.3 Machine learning approach

Nous seront plutot basée sur des réseaux neuronaux, notamment l'utilisation de CNN, pour extraire des caractéristiques complexes à partir de données diverses, telles que des données de capteurs (accéleromètre, gyroscope...) et d'imagerie.(Ref Lab 1)

3.1.4 Constraints Guiding the Choice

Les contraintes incluent la nécessité d'une précision élevée pour minimiser les fausses alertes et l'importance de la légèreté du modèle pour l'intégration sur des dispositifs embarqués (Ref Lab 2 lorsqu'on a calculé Model size)

3.2 Getting and combining data

3.2.1 Do you need additional data for your application?

L'ajout de données supplémentaires, pourrait améliorer la précision du modèle (par exemple des informations médicales pertinentes), cependant on peut augumenter la taille de notre modèle. Le choix de l'ajout dépendra des caractéristiques du dispositif embarqué.

3.2.2 Combine datas?

Pour exploiter au mieux ces deux familles de données dans notre application nous envisageons d'explorer des techniques d'apprentissage ensembliste. Nous envisageons d'adopter l'approche de Random Forest (Bagging), qui est une méthode ensembliste capable de fusionner efficacement les informations issues de différentes sources.

Lien pour Random Forest Bagging:

https://machinelearningmastery.com/bagging-and-random-forest-ensemble-algorithms-for-machine-learning/

3.2.3 What is the solution to adopt if someone is out of Camera

Si un resident se trouve en dehors du champ de vision de la caméra, des solutions alternatives, telles que l'utilisation de capteurs portables (gyroscope), pourraient être envisagées pour maintenir la continuité de la surveillance.

3.3 Hardware Choice

Le choix du matériel pourrait inclure l'utilisation de microcontrôleurs embarqués (ESP32 fera l'affaire) et de caméras de sécurité spécifiquement conçues pour des applications de surveillance à faible consommation d'énergie (Energy Course).

3.4 Step for developping the whole fall detection

Data Collection: Collecte initiale de données, comprenant l'enregistrement de vidéos et la collecte de données sensorielles auprès des résidents.

Preprocessing: Nettoyage et prétraitement des données et normaliser les différentes sources de données.

Model Training: Entraînement du modèle avec des données annotées, optimisant la précision et la légèreté du modèle.

Integration: Intégration du modèle dans les dispositifs embarqués, garantissant la synchronisation entre les données des capteurs et d'imagerie.

Validation: Validation du modèle dans un environnement similaire à celui d'une maison de retraite, ajustant les paramètres pour des performances optimales.(on veut un max de precision)

4 Final Validation and production

Validation Method: on va utiliser des tests approfondis dans un environnement qui ressemble à des maison de retraite, afin d'evaluer le modèle.

Model Deployment: On va deployer le modèle final directement sur les dispositifs embarqués dans les maisons de retraite.

Model Update: On va envisager des mises à jour périodiques du modèle pour tenir compte des changements de l'environements d'une telle maison de retraite, en l'entrainant directement sur les nouveaux datas recueillies.

5 Conclusion

L'exploration approfondie de cette application a constitué une opportunité significative pour développer notre expertise dans la création d'un cahier des charges détaillé visant à résoudre des problèmes complexes d'Edge AI. En particulier, nous avons approfondi nos connaissances sur les techniques d'apprentissage ensembliste, renforçant ainsi notre compréhension des méthodes permettant de tirer parti de multiples sources de données. De plus, nous avons assimilé les étapes clés nécessaires pour aborder de manière efficace les défis posés par les problèmes d'IA, de la conception du modèle à son déploiement opérationnel.