Apprentissage incrémental pour la détection de chute de personnes âgées

Imen Charfi, Houssam Salmane, Julien Dubois, Johel Miteran

▶ **To cite this version:**

Imen Charfi, Houssam Salmane, Julien Dubois, Johel Miteran. Apprentissage incrémental pour la détection de chute de personnes âgées. Journées francophones des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Jun 2015, Amiens, France. hal-01161845

HAL Id: hal-01161845
https://hal.science/hal-01161845

Submitted on 9 Jun 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Apprentissage incrémental pour la détection de chute de personnes âgées

I. Charfi H. Salmane J. Dubois J. Miteran
Laboratoire Electronique, Informatique et Image (Le2i)
Université de Bourgogne - Dijon
johel.miteran@u-bourgogne.fr

Résumé

Dans ce papier, nous proposons une méthodologie d'évolution supervisée d'un modèle de classification, spécifique à un système de détection de chute de personnes mis au point précédemment. Cette méthodologie met en œuvre la méthode de détection, un protocole d'apprentissage incrémental ou évolutif, et une méthode d'évaluation et de comparaison des performances, devant conduire à une amélioration des capacités de détection de chutes sur un système embarqué de type caméra intelligente.

Mots Clef

Détection de Chute, temps réel, apprentissage incrémental.

1 Introduction

Les méthodes de détection de chute de personnes sont généralement évaluées selon leur robustesse à un certain nombre de perturbations telles que les variations d'éclairage, les occultations partielles ou encore le changement de point de vue. Peu d'études sont consacrées au problème de changement d'environnement entre apprentissage et décision finale. Ceci nous conduit à proposer une méthode qui assure l'adaptation du système en prenant en compte les conditions locales lors de son installation sur le terrain final. Cette étude vise à proposer une solution réaliste en vue d'un déploiement au sein d'une habitation personnelle ou d'une structure médicalisée (hôpital, maison de retraite).

Nous avons proposé dans [1] une méthode de détection de chute temps réel, qui consiste à construire, pour chaque image, un descripteur de chute combinant des informations spatiales calculées à partir de la plus grande région en mouvement et leurs variations temporelles calculées sur une fenêtre temporelle glissante. Ces descripteurs spatio-temporels constituent les vecteurs d'entrées d'une méthode de classification supervisée de type SVM (Support Vector Machine). La décision finale prend en compte un groupe de 18 images successives afin s'adapter à la nature continue d'un flux vidéo.

Les performances de la méthode ont été évaluées, grâce à une large base de vidéos que nous avons mise à disposition de la communauté scientifique (http ://le2i.cnrs.fr/Fall-detection-Dataset). Nous avons notamment mis l'accent sur l'évaluation de la robustesse de notre système contre le changement d'environnement. Ainsi l'environnement final, où la détection est réalisée, n'a pas été pris en compte dans les données d'apprentissage. Nous avons montré dans [1] qu'il est bénéfique d'intégrer dans l'apprentissage des échantillons de non chutes pris dans l'environnement final. En effet, l'installateur peut facilement ajouter quelques séquences vidéos ne contenant pas de chute, qu'il enregistre au moment de l'installation. Dans ce papier, nous souhaitons étendre ce principe, l'utilisateur pouvant faire évoluer le modèle en signalant les fausses alarmes au système qui intégrera les données correspondantes dans un nouveau modèle. Ceci suppose de mettre à jour l'apprentissage de manière dynamique et intégrée au sein de la caméra intelligente qui réalise la détection, à l'aide d'un système d'apprentissage incrémental. Différentes méthodes d'apprentissages évolutifs ont été étudiées dans la littérature et seront évaluées dans le cadre de cette étude. Bordes [2] a par exemple mis au point l'algorithme LASVM (online Support Vector Machine), permettant un apprentissage évolutif avec une méthode de sélection des échantillons optimisant les performances de classification et le temps d'apprentissage. Laskov [3] a proposé un nouvel algorithme de SVM incrémental, et l'a appliqué notamment en détection d'intrusion. De son côté, Bouillon [4] a étudié la problématique de l'oubli dans le cadre de l'apprentissage incrémental, phénomène qui peut concerner la détection de chute si le nombre d'échantillons doit être optimisé. Les contributions de ce travail seront l'étude et la comparaison de ces méthodes, afin d'améliorer les performances globales du système de détection de chutes. Nous présentons dans ce court papier les lignes directrices principales de cette étude, à savoir la méthode d'évolution du modèle de classification que nous pensons retenir, spécifique à la chute de personnes, ainsi que les protocoles qui nous permettront d'évaluer les performances de classification lors de l'évolution du système.

2 Méthodologie d'évolution supervisée du modèle de classification

La figure 1 représente la méthodologie d'évolution supervisée du modèle de classification (ESMC) que nous proposons. L'idée principale consiste à faire évoluer le "modèle de laboratoire" construit hors ligne à partir d'une base de vidéos enregistrées, vers le "modèle de terrain" en prenant en compte les interventions de l'installateur et de l'utilisa-

teur dans l'environnement final appelé "terrain". Au moment de l'initialisation du système, le modèle de terrain est celui mis au point en laboratoire. Pendant la phase d'installation du système (et uniquement à ce moment), l'installateur peut faire fonctionner la détection et valider celle-ci lorsqu'il s'agit d'une "non-chute". L'apprentissage incrémental ou évolutif est alors activé et le modèle est mis à jour. La mise à jour du "modèle de terrain" lors de l'étape d'installation, n'est donc effectuée que pour les "Vrais Négatifs", c'est à dire les activités de la vie quotidienne. Cela évite à l'installateur d'avoir à simuler des chutes. Cette étape représente l'adaptation au changement d'environnement dont nous avons validé le principe expérimentalement dans [1]. La prise en compte de l'intervention de l'utilisateur (ou de l'installateur) s'effectue en ligne dans le cas où le classifieur détecte une "chute" alors qu'il s'agit d'une action de la vie quotidienne. La personne concernée appuie sur un bouton afin d'invalider une éventuelle fausse alarme. Ceci permet de corriger l'apprentissage et la mise à jour du "modèle de terrain", à l'aide des attributs qui sont à l'origine de la fausse alarme et qui ont été mémorisés. Cet ensemble d'attribut forme un nouvel échantillon qu'il convient de faire prendre en compte à l'algorithme d'apprentissage incrémental ou évolutif. Une absence d'intervention de l'utilisateur pendant un délai de 1 à 2 minutes confirme automatiquement la chute et permet le déclenchement d'une alarme. Ce délai est nécessaire pour permettre à l'utilisateur de réagir et désactiver le déclenchement de l'alarme en cas de chute bénigne ou lorsque la personne arrive à se relever seule. Le modèle n'est pas mis à jour dans ce cas.

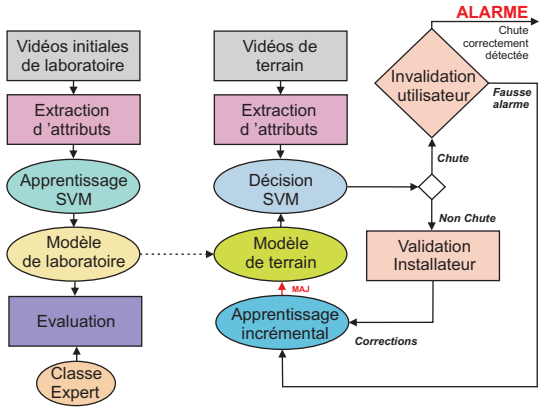

FIGURE 1 – Méthodologie d'évolution supervisée du modèle de classification (ESMC).

3 Plan d'expérience

Afin d'étudier les différents algorithmes d'apprentissage évolutifs, et de valider l'amélioration des performances de détection qui devraient logiquement découler de l'usage de la méthodologie ESMC dans le cas spécifique de la détection de chute de personnes, nous avons fait évoluer la base de vidéos citée en introduction. Nous l'avons séparée en une partie dite vidéos de laboratoire (même si certaines ont été enregistrées déjà dans différents lieux, dont les domiciles de particuliers) et une partie dite vidéos de terrain, issues d'un lieu unique représentant le lieu d'installation finale. Toutes les vidéos ont été annotées manuellement (les images de début et de fin de chaque chute ont été repérées), afin d'évaluer les performances de classification. Le modèle de laboratoire a été obtenu à partir des vidéos correspondantes. Nous allons ensuite simuler l'action d'un utilisateur en mettant à jour l'apprentissage lorsqu'une fausse alarme sera repérée. Les performances de classification seront réévaluées sur l'ensemble des vidéos à chaque modification, afin de valider l'amélioration progressive des performances. Différents algorithmes d'apprentissage incrémental seront comparés, à la fois en terme de performances de classification, mais aussi en terme de temps d'apprentissage (qui doit être court car le système sera en ligne) et en terme de données stockées dans la caméra intelligente, qui aura une capacité limitée. De même, nous simulerons l'action de l'installateur par l'ajout de séquences vidéos spécifiques ne contenant pas de chutes, issues de l'ensemble des vidéos de terrain. Il conviendra de veiller à l'équilibre entre les quantité de données de chutes et de non chutes afin d'éviter les dérives du système.

4 Conclusion

Nous avons défini une méthodologie d'évolution supervisée permettant d'adapter le modèle de décision à l'environnement final d'utilisation, prenant en compte les spécificités de la détection automatique des chutes des personnes âgées en temps réel. Nous envisageons d'étudier différents algorithmes d'apprentissage incrémental ou évolutif afin d'améliorer les performances de notre méthode de détection, et de permettre son intégration au sein d'une caméra intelligente.

Références

[1] I. Charfi, J. Mitéran, J. Dubois, M. Atri, R. Tourki, *Optimized spatio-temporal descriptors for real-time fall detection : comparison of support vector machine and Adaboost-based classification,* Journal of Electronic Imaging, 1-18, 2013.

[2] A. Bordes, S. Ertekin, J. Weston, L. Bottou, *Fast Kernel Classifiers with Online and Active Learning,* Journal of Machine Learning Research, 1579-1619, 2005.

[3] P. Laskov, C. Gehl, S. Krüger, K. R. Müller, *Incremental support vector learning : Analysis, implementation and applications,* Journal of Machine Learning Research, 1909-1936, 2006.

[4] M. Bouillon, E. Anquetil, A. Almaksour, *Étude des techniques d'oubli dans les moindres carrés récursifs pour l'apprentissage incrémental de systèmes d'inférence floue évolutifs : application à la reconnaissance de formes,* 13e Conférence Francophone sur l'Extraction et la Gestion des Connaissances, 15-24, 2013.