
Conclusion générale et perspectives

1 : Conclusion générale

Le but de ce travail était de détecter un objet mobile dans une séquence d'images prises avec une caméra stationnaire, en utilisant les *Modèles de Markov Cachés*, spécifiquement les *Chaînes de Markov Cachées*. L'étape de la « *détection* » constitue alors, une phase indispensable pour les applications en liaison avec le mouvement, telles que la compression des images dynamiques.

Pour extraire l'objet mobile de son environnement, nous avons servi des méthodes d'estimation ayant un aspect probabiliste et statistique, et appartenant à la famille des outils représentables graphiquement. Nous avons donc, choisi un *Modèle de Markov Caché MMC* pour établir la discrimination entre le '*Background*' et l'objet mobile. L'originalité de ces Modèles Markoviens réside dans l'introduction du contexte spatial de l'image, montré par la matrice de transition, et la relation entre état actuel et état suivant, à l'aide des déférentes mesures de probabilités, ainsi que leur rapidité comparée aux champs de Markov cachés. L'algorithme '*ICE Eterative Condititinal Estimation*' qui est en principe utilisable en segmentation d'images a montré son efficacité dans ce domaine.

L'implantation de ces algorithmes dans une chaîne expérimentale de traitement, autour d'un processeur de la famille 'TMS320C6000' de 'TEXAS INSTRUMENTS', englobe l'aptitude à mettre en œuvre ces méthodes de détection, et d'obtenir des résultats concrets comparables avec celles de la simulation.

Nous avons donc, commencer par découvrir l'état de l'art concernant les techniques de détection. Cette étude montre le recourt croissant à des outils probabilistes de traitement. Les chaînes de Markov présentent un meilleur exemple. Ces dernières offrent une supériorité par rapport aux autres méthodes. Cela est du au fait qu'elles respectent la cohérence spatiale et temporelle des classes constituant la séquence d'images.

Un tour d'horizon couvrant plus au moins la théorie des modèles *MMCs*, est ensuite donné, exposant ainsi les trois problèmes en liaison avec l'utilisation de ces techniques. Ces problèmes doivent être résolus, dans n'importe quelle application à base des modèles *MMCs*. Cette partie se termine par proposer leurs solutions usuelles se trouvant dans la littérature.

Cependant, il est indispensable de spécifier les différentes quantités associées à l'exploitation de ces modèles *MMCs*. D'une part, nous avons donné les mesures de probabilités nécessaires et souligner les difficultés rencontrées dans leur calcul. Pour cela, nous avons exprimé les transformations d'aide, ainsi que les algorithmes spécifiques pour la détermination de ces quantités. Ces algorithmes constituent le noyau de chaque mesure. D'autre part, nous avons cité les différentes méthodes de passage de l'espace $2D$ à celui $1D$, terminant par choisir celui d'Hilbert-piano, dont la propriété est d'assurer l'équivalence entre le contexte spatial de l'image et celui temporel de la chaîne de *Markov*.

La construction d'un modèle Markovien, dans le but de réaliser la détection d'objet mobile, nécessite à tout près d'effectuer une estimation de ses paramètres. La recherche bibliographique faite au début ce travail, nous a permis de découvrir les différents algorithmes dans ce contexte, et leurs inconvénients. Ainsi, vu les avantages présentés par l'algorithme 'ICE' qui est largement utilisé en segmentation, nous avons décidé de l'introduire, dans notre domaine de détection. La phase de la détection a été élaborée par une méthode de classification basée sur l'estimateur *MPM*. L'association de ces deux algorithmes, a abouti à des résultats satisfaisants.

Dans l'attente d'une implantation en temps réel, le dispositif expérimental constituant la chaîne de traitement d'images, a été conçue autour du processeur spécialisé d'images, le 'TMS320C6000' de 'TEXAS INSTRUMENTS'. Un tel choix est adopté à cause des qualités

Hardware et *Software* présentés par ce kit, assurant un environnement convenable au traitement d'images.

2 : Perspectives

Vu les limitations exprimées par les résultats de simulation, des extensions pour notre travail peuvent être trouvées, donnant ainsi les perspectives suivantes :

- Dans notre étude, nous avons exploité seulement, la caractéristique « *Intensité* » de l'image. Celle-ci engendre des détections fausses dans les régions de ressemblance entre les classes. Pour confronter ce problème amenant à une mauvaise décision, il est indispensable d'utiliser d'autres supports de calcul, citons à titre d'exemples : la caractéristique couleur, fréquence, ...etc.
- Dans notre modélisation, nous avons considéré un nombre de deux classes : '*Background*' et '*Foreground*'. Or, les modèles de Markov cachés présente une propriété puissante ; celle d'accepter de nouveaux états. Par conséquent, une extension en vue de la détection des « *ombres* » est possible. Elle peut être effectuée avec simple ajout d'un troisième état qui représente ces derniers. Et de même, la suppression d'un état est aussi possible. De telles actions sont imposées par la nature non stationnaire des phénomènes naturels. Des algorithmes visant la topologie du modèle peuvent être utilisés pour résoudre le problème de changement de structure.
- En fin, le choix de gaussiennes pour modéliser les interactions observations-états cachées, est arbitraire. Or, l'étude préalable de l'environnement et le phénomène à analysé, amène à des expressions de densités plus adaptées et donc une amélioration considérable du modèle, surtout dans les applications spécifiques et bien définies.