

Approche géométrique pour le suivi du mouvement du visage^(*)

Rebbache Rabah

Résumé

Le suivi d'objets par caméra est un domaine encore à découvrir et à exploiter. Depuis le développement des ordinateurs et des différents logiciels associés, les interfaces home-machine ne cessent de s'améliorer. Nous avons entamé dans ce travail le problème de suivi de visage basé sur la méthode de Lucas, Kanade et Tomasi. Cette méthode entre dans le contexte du suivi basé sur les points caractéristiques détectés sur le visage. Nous avons étudié cet algorithme ainsi que les différentes améliorations apportées dans différents articles. En utilisant une seule caméra, on localise le visage par le suivi en utilisant le KLT (Kanade Lucas Tomasi). La recherche du visage est localisée sur une fenêtre pour réaliser les meilleurs résultats que ce soit dans la précision ou la durée de suivi le long d'une séquence vidéo. Les résultats obtenus sont comparés à ceux utilisant la corrélation et nous montrent que le KLT est plus robuste. Le dernier chapitre de ce travail est consacré à l'amélioration du suivi des points caractéristiques en introduisant un filtre de Kalman dans le processus de suivi par le KLT. Le filtre est placé en aval du KLT pour filtrer les positions courantes, une mesure de l'erreur entre la position filtrée et celle indiquée par le KLT nous indique par comparaison laquelle est à retenir. Pour prouver l'efficacité de cet algorithme nous avons utilisé plusieurs séquences vidéo. Les résultats obtenus sont illustrés par des courbes des erreurs de position du nouvel algorithme comparées à celle commises par la méthode KLT. Enfin, pour estimer la pose d'un visage par rapport à la caméra, nous avons utilisé l'homographie basée sur la mise en correspondance entre deux ensembles de points, le premier ensemble est pris sur la première image et le deuxième ensemble est pris sur une deuxième image. Le nombre de points pour chaque groupe nécessaire pour calculer la matrice de l'homographie est de quatre ou plus. Dans notre application nous avons pris les douze points qui couvrent les composantes faciales. Les résultats obtenus, pour différentes poses du visage ainsi que le nombre de points considérés, sont comparés.

*Mémoire de Magistère en Traitement du Signal et des Images
Directeur de Mémoire : Mr A. Houacine, professeur à l'USTHB, F.E.I., Alger

Introduction

La vision par ordinateur se situe au carrefour de nombreuses sciences de l'Ingénieur, telles que les mathématiques fondamentales et appliquées et l'intelligence artificielle. Le suivi de visage par vision artificielle est une tâche indispensable dans la conception d'un grand nombre de systèmes et applications dans ce domaine. Le suivi de visages dans des séquences vidéo ainsi que l'estimation de la pose de la tête ou du visage ont pour objectif pratique de fournir à la machine les données de position nécessaires pour assurer une extraction efficace des informations véhiculées par le visage. Les points d'intérêt sont des points dans l'image qui se distinguent par leur saillance et qui peuvent être localisés facilement dans des images successives. L'algorithme de Kanade Lucas et Tomasi a connu un grand succès et reste parmi les plus robustes jusqu'à nos jours. Ils utilisent l'intensité spatiale et le gradient de l'image pour chercher directement la position de l'objet caractéristique. Un modèle de translation est supposé entre images successives.

Le suivi consiste en la localisation des objets dans chaque image de la vidéo sachant qu'il est en mouvement et que la caméra possède aussi un mouvement, il s'agit aussi de réaliser des liens temporels entre les objets détectés à l'instant $t - 1$ et les objets détectés à l'instant t . Le schéma général pour le suivi est donné sous forme d'un organigramme possédant quatre étapes essentielles qui sont : prédiction- détection- mise en correspondance- mise à jour.



Figure (1) : Schéma général de suivi.

I. Techniques de suivi :

Détecter et suivre le visage et les mains d'un individu placé devant une caméra sont des fonctionnalités indispensables des interfaces homme-machine avancées. C'est en effet une première étape pour l'analyse et l'interprétation des gestes et des actions d'un être humain. On relève de nombreuses techniques de suivi de visage en vision par ordinateur, chacune adoptant une stratégie différente.

I.1 Suivi par modèle de couleurs (suivi basé couleurs) :

La couleur de la peau forme une distribution compacte dans certains espaces couleur. L'utilisation de la couleur est efficace lorsque l'espace couleur réalise une bonne séparation entre la chrominance et la luminance des couleurs de l'image originale [9]. Les avantages que possède l'utilisation de la couleur sont la rapidité des calculs et la non sensibilité de la couleur à certaines orientations et à l'échelle. D'un autre côté le suivi de visages humains en utilisant la couleur rencontre de nombreuses difficultés. La couleur de la peau de visage humain est très variable et possède une gamme très large et diffère d'une personne à une autre. De même que la couleur obtenue par la caméra est sensible aux conditions d'illumination.

I.2 Suivi basé modèle de forme :

La forme d'un objet est un ensemble d'informations géométriques qui reste invariant par rapport à la translation, rotation ou l'échelle de l'objet [10]. C'est un élément fondamental dans la perception et la reconnaissance dans la vision par ordinateur. Parmi ces techniques on peut citer :

Modèles actifs de forme (ASM) : consiste à modéliser une classe d'objets à l'aide d'un ensemble de points de repère constituant des caractéristiques communes à toutes les instances de la classe [14]. Pour modéliser un visage humain, on place généralement des points de repère au niveau des yeux, du nez, de la bouche et du contour du visage (le long de la mâchoire inférieure). On associe à cet ensemble de points de repère un vecteur de paramètres de forme représentant les variations de chaque individu par rapport au modèle.

Modèles actifs d'apparence (AAM) : Le modèle actif d'apparence décrit un objet d'une classe prédéfinie comme étant une forme et une texture [15]. Chaque objet, pour une classe donnée, peut être représenté par sa forme, à savoir un ensemble de coordonnées 2D d'un nombre fixé de points d'intérêt, et une texture, à savoir l'ensemble des pixels inclus dans l'enveloppe convexe de la forme. Les approches basées modèle de forme pour le suivi de visage peuvent utiliser le visage ou la tête complètement ou seulement les caractéristiques faciales.

I.3 Suivi par modèle paramétrique de mouvement :

Le mouvement d'une large classe d'objets peut être décrit par un modèle paramétrique du mouvement [4]. Plusieurs modèles peuvent être posés dans le but d'estimer le mouvement et suivre un objet. Parmi les modèles qu'on trouve on a ; modèle de translation pure, translation et rotation, modèle affine et un modèle quadratique qui peut inclure tous les modèles cités précédemment. Le problème de suivi est équivalent à l'estimation des paramètres du modèle posé. Les paramètres de ce mouvement sont calculés sur la base de tous les pixels inclus dans la région à suivre.

II. Détection et suivi des points d'intérêt :

Les points d'intérêt sont des points dans l'image qui se distinguent par leurs saillance et qui peuvent être localisés facilement dans des images successives et ne se perdent pas facilement, ce qui les rend facile à détecter et à suivre dans le temps [6]. Les coins sont souvent utilisés pour identifier des objets dans une scène ou utilisés dans la mesure de déplacement d'objets ou aussi dans la stéréoscopie. Un certain nombre d'algorithmes ont été élaborés :

II.1 Le détecteur de Harris

L'algorithme connu sous le nom de Harris [3] est une version modifiée du détecteur Plessey [5]. C'est un algorithme moins sensible aux bruits et n'a besoin de calculer que la première dérivée de l'image. Harris a défini une mesure du coin par l'opérateur suivant :

$$H(x, y) = \det(C) - \alpha \text{Trace}^2(C)$$

Avec $C = w_G(r, \sigma) \times \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}$ Et $w_G(r, \sigma)$ un filtre gaussien.

II.2 Le détecteur KLT

Le détecteur de KLT est un algorithme qui peut sélectionner des points caractéristiques notamment des régions texturées, les jonctions en 'L' et les coins qui sont stables dans le temps et qui peuvent être suivi automatiquement par le KLT [1]. Lucas et Kanade utilisent la même matrice (matrice de la structure locale) utilisée dans l'algorithme de Harris, mais cette fois se sont les valeurs propres de cette matrice qui sont prises en considération en chaque point de l'image.

On a :

$$C = \begin{bmatrix} \overline{I_x^2} & \overline{I_x I_y} \\ \overline{I_x I_y} & \overline{I_y^2} \end{bmatrix}$$

Le point est accepté si les valeurs propres de C vérifient certaines conditions.

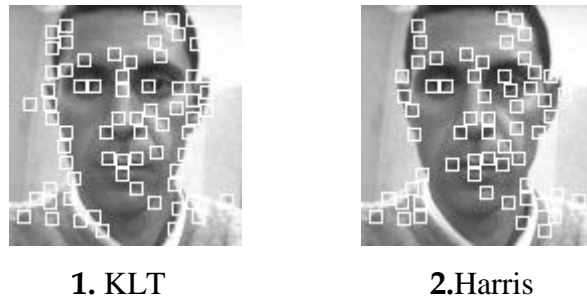


Figure (2) : exemple de points détectés sur Le visage.

II.3 Suivi par Lucas et Kanade (KLT) :

Cette technique a été introduite pour la première fois en 1981 par Bruce D. Lucas et Takeo Kanade [2]. C'est une méthode basée sur le suivi des points basée sur la minimisation d'une somme de différences carrées en utilisant un modèle de translation. Le suivi s'effectue sur une fenêtre de pixels de taille généralement allant de 3×3 à 25×25 . Ces fenêtres sont bien choisies sur l'objet à suivre et correspondent aux zones texturées pour ne pas perdre rapidement le point suivi. Le déplacement \mathbf{d} est choisi de façon à minimiser une erreur résiduelle.

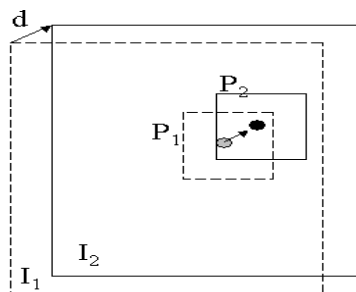


Figure (3) : Principe du KLT.

Le point à suivre au temps $t + \tau$ est déterminé par les déplacements Δx et Δy dans un plan sachant que

$$J(x, t + \tau) = I(x - \mathbf{d}, t) + \eta(x, y) \quad (1)$$

où η est un bruit.

Le déplacement $\mathbf{d} = (\Delta x, \Delta y)$ est choisi de façon à minimiser une erreur résiduelle qui est définie par la double intégrale suivante :

$$\varepsilon = \int_w [I(x - \mathbf{d}) - J(x)]^2 w dx \quad (2)$$

Dans l'expression, w est une fonction de pondération. Dans le cas le plus simple w est égale à 1. W est une fenêtre centrée sur le point d'intérêt, (x, y) est une position sur l'image et \mathbf{d}

est un déplacement entre deux images d'une séquence. Pour un petit déplacement \mathbf{d} la fonction de l'intensité $I(\mathbf{x}-\mathbf{d})$ peut être approchée par un développement en série de Taylor de premier ordre :

$$I(\mathbf{x}-\mathbf{d}) = I(\mathbf{x}) - \mathbf{g} \cdot \mathbf{d} \quad (3)$$

Ce qui donne

$$\varepsilon = \int_w [h - \mathbf{g} \cdot \mathbf{d}]^2 w dx \quad (4)$$

avec

$$h = I(\mathbf{x}) - J(\mathbf{x}) \text{ et } \mathbf{g} = \frac{dI}{dx}$$

La minimisation se fait en différenciant le résidu ε par rapport au déplacement \mathbf{d} et mettant le résultat à zéro, d'où:

$$\int_w [h - \mathbf{g} \cdot \mathbf{d}] \mathbf{g} w \cdot dA = 0 \rightarrow \left(\int_w (\mathbf{g} \mathbf{g}^T w \cdot dA) \right) \mathbf{d} = \int_w h \mathbf{g} w \cdot dA$$

C'est un système de deux équations à deux inconnues qui peut être écrit sous forme matricielle suivante :

$$\mathbf{Z} \mathbf{d} = \mathbf{e} \quad (5)$$

où \mathbf{Z} est une matrice symétrique de 2×2 :

$$\mathbf{Z} = \int_w \mathbf{g} \mathbf{g}^T w \cdot dA \rightarrow \mathbf{z} = \iint_w \begin{bmatrix} g_x^2 & g_x g_y \\ g_x g_y & g_y^2 \end{bmatrix} w \cdot dA \quad (6)$$

$$\mathbf{e} = \iint_w (I - J) \begin{bmatrix} g_x & g_y \end{bmatrix}^T dA$$

g_x Et g_y représentent les dérivées de l'intensité I suivant respectivement x et y . La méthode Lucas-Kanade minimise (5) itérativement.

Lucas et Kanade ont proposé une méthode pour sélectionner les régions d'une image. Une fenêtre est bonne pour le suivi d'une image à une autre si le système (6) donne une bonne mesure et est bien conditionné. C'est-à-dire la matrice \mathbf{Z} des coefficients 2×2 est à la fois non sensible aux bruits et bien conditionnée. Cela peut être traduit sur les valeurs propres λ_1 et λ_2 de la matrice \mathbf{Z} par le fait qu'une fenêtre est acceptable si ses valeurs propres sont suffisamment grandes par rapport à un certain seuil pour l'immunité aux bruits et avec une légère différence entre elles pour le bon conditionnement [6].

$$\min(\lambda_1, \lambda_2) > \lambda$$

où λ est un seuil prédéfini.

II.4 Application au suivi de visage :

Dans notre travail on normalise la taille de la tête telle que les deux yeux ainsi que le nez soient à l'intérieur d'une fenêtre de 25×25 pixels comme montré sur la figure (4) :

On a $W = 25$ pixels, pour retrouver la taille en pixels de la tête de la personne sur l'image sachant que les composantes faciales doivent être incluses dans une fenêtre de 25×25 pixels on considère comme suit :

On considère la largeur de la tête $L = 2 \times W$ ce qui donne une largeur $L = 50$ pixels.

Pour calculer la hauteur h on prend les proportions entre la hauteur et la largeur utilisée dans plusieurs travaux [12]: $L = \frac{3}{4} \times h$, dans ce cas $h = \frac{4}{3} \times L \rightarrow h \approx 66 \pm \text{quelques pixels}$.

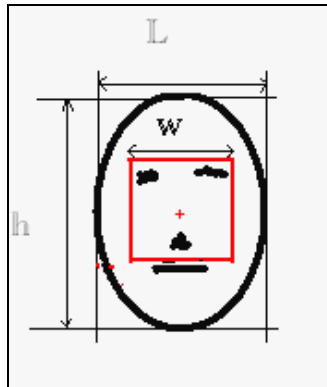


Figure (4) : taille idéale du visage pour le suivi par KLT.

Dans cette étude nous utilisons l'algorithme de KLT avec une fenêtre de 25×25 pixels. La séquence d'images suivante nous montre comment le visage est localisé sur chaque image.



Image:1



Image : 20



Image : 30

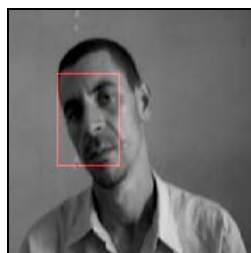


Image : 40

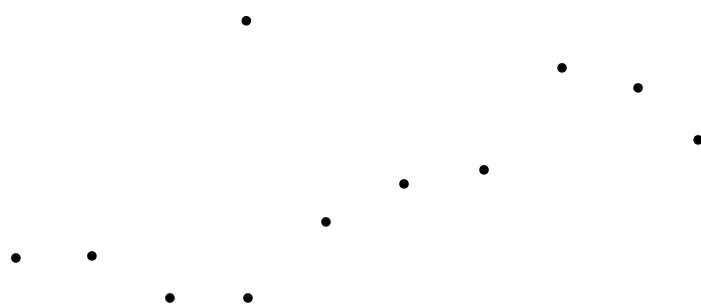


Image : 60



Image : 70

Nous avons implémenté en parallèle un algorithme de suivi par corrélation pour une comparaison entre les deux méthodes.



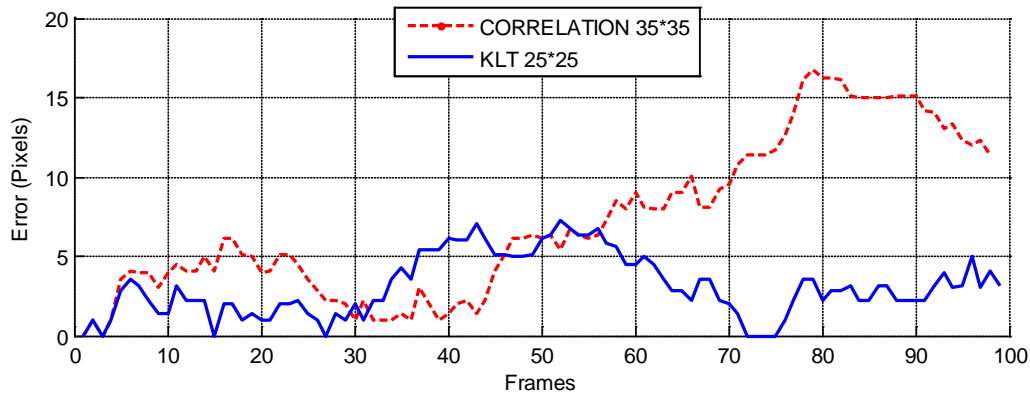


Figure (5) : comparaison entre KLT et la corrélation

Pour la plupart des images de cette séquence le KLT réalise des erreurs contenues dans un intervalle inférieur à 5 pixels excepté pour les images où se présentent des mouvements de rotation et effet de l'ombre. Même chose pour la corrélation mais celle-ci diverge pour perdre carrément le visage à cause de ces conditions de rotation et de l'ombre. A la figure (5) nous présentons une comparaison pour une taille de fenêtre (25×25) pour le KLT et (35×35) pour la corrélation. On peut dire que le KLT est meilleur pour le suivi.

III. Estimation de la pose :

L'estimation de la pose est faite à partir de deux vues en utilisant une caméra calibrée. La connaissance des paramètres de calibrage permet de calculer les coordonnées 3D d'un point à partir de ses deux projections dans les deux images. Les coordonnées 3D d'un point $M = [X, Y, Z]^T$ exprimées dans un repère cartésien et $m = [x, y]^T$ définit les coordonnées de la projection du point M sur le plan de l'image.

Ces coordonnées sont reliées par l'équation suivante [11]:

$$s\tilde{m} = P\tilde{M}$$

où s est un facteur d'échelle, $\tilde{m} = [x, y, 1]^T$ et $\tilde{M} = [X, Y, Z, 1]^T$ sont les coordonnées homogènes des points m et M , et P est appelée matrice de projection de 3×4 éléments. Cette matrice peut être décomposée en deux autres matrices :

$$P = K[R | t]$$

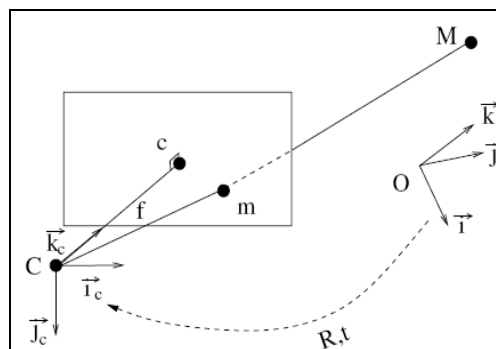


Figure (6) : projection d'un point sur le plan de l'image

où K est la matrice de calibration de la caméra, de taille de 3×3 . Elle dépend des paramètres intrinsèques de la caméra telle que la focale. $[R | t]$ est une matrice de 3×4 éléments, elle correspond à la transformation des coordonnées du monde (voir figure ci-dessus) au système de coordonnées de la caméra. R est une matrice de rotation et t une matrice de translation.

III.1 Estimation de la pose par l'homographie :

L'idée générale est d'utiliser les coordonnées homogènes des projections d'un point X sur deux plans de projections (images sur la caméra). La matrice de l'homographie peut s'écrire de la manière suivante :

$$H = R + \frac{tn}{d}$$

Composée d'une rotation R par rapport à l'origine et d'une translation t la relation (précédente) définit une transformation entre deux images acquises par une caméra dans deux poses où n et d sont respectivement la normale et la distance par rapport au plan de la caméra à la pose 1. Ces deux paramètres sont supposés connus à la première image et sont mis à jour en utilisant l'estimation des déplacements de la caméra [11].

III.2 Estimation de la matrice de l'homographie H :

Pour estimer la matrice de l'homographie H . On montre que en se basant sur un ensemble de N couples de points qui sont en correspondance, on doit résoudre le système d'équations linéaires suivant:

$$Ah = 0 \tag{7}$$

A est une matrice de $2N \times 9$ éléments et h est formée des éléments inconnus de la matrice de l'homographie H . Le nombre de points nécessaires pour résoudre ce problème est $N \geq 4$ [7]. Une fois les paramètres de calibration K sont connus, les paramètres de la matrice $[R | t]$ peuvent être extraits à partir de H à un facteur près : $H = [R | t] \approx K^{-1}P$. La matrice de calibration de la caméra peut être simplifiée à une matrice identité pour un modèle sténopé, dans ce cas nous aurons : $H = [R | t] \approx P$

III.3 Résultats

Pour une application de l'estimation de la pose du visage ainsi que le suivi des composantes faciales, les résultats suivants illustrent l'utilisation du KLT pour un suivi de points entourant les deux yeux, le nez et la bouche comme montré sur les figures suivantes. Les déplacements de ces points sont calculés par KLT. A partir de ces déplacements nous calculons les coordonnées homogènes de ces points. La matrice de l'homographie est calculée par la décomposition en valeurs singulières (SVD) de la matrice A du système (7).

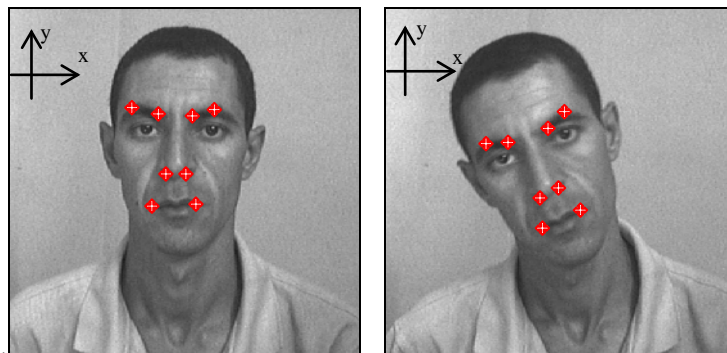


Figure (7) : Deux poses du visage le long d'une séquence vidéo.

Le nombre de points utilisés est huit puis quatre pour voir l'effet du nombre de points. Les mesures faites manuellement et celles calculées par l'algorithme de l'homographie sont comparées sur la figure suivante :

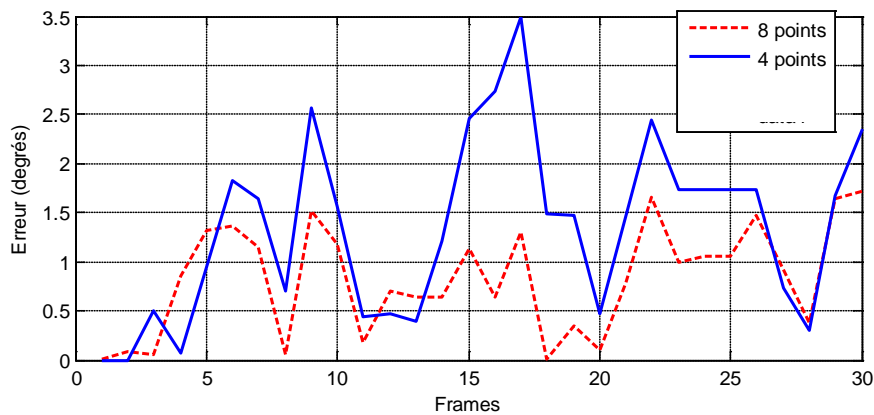


Figure (8) : effet du nombre de points sur la précision des calculs

On a reporté quelques valeurs sur le tableau suivant pour illustration.

Angle mesuré (degrés)	Erreur sur l'angle estimé (4 points)	Erreur sur l'angle estimé (8 points)
4	1.6	1.2
11	1.2	0.6
13	2.5	0.5
17	0.5	0.1
20	2.9	1.7

Tableau (1) : erreurs commises pour chaque nombre de points pris sur le visage.

Sur la figure ci-dessus on remarque que le nombre de points améliore la précision dans le calcul de la pose. Les erreurs de l'estimation des paramètres de la pose sont aussi directement liées à la précision de suivi automatique des points de contrôle, pour cela on cherche à améliorer la précision du suivi en introduisant le filtrage de Kalman dans ce qui suit.

IV. Introduction du filtre de Kalman dans le KLT :

Le KLT est sensible aux changements de l'éclairage de l'objet et aux déformations des points d'intérêts au cours du temps d'où donc une perte de ces derniers. Au début les points à suivre sont sélectionnés automatiquement ou manuellement. Le KLT nous retourne le déplacement des points entre deux images successives. Un filtre de Kalman est placé en aval pour le filtrage de ces positions. Une comparaison entre la position donnée par KLT et celle qui est filtrée nous donne laquelle retenir. La figure suivante illustre le fonctionnement de cet algorithme.

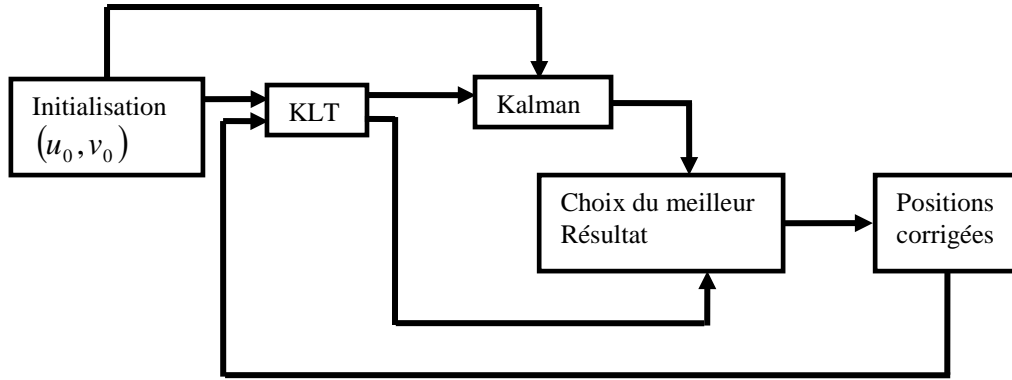


Figure (8) : introduction du filtre de Kalman Dans l’algorithme KLT.

La position $P = (U, V)$ du point suivi est bruitée par un bruit blanc elle est donnée sous forme : $P = P' + \eta$ où P' est la position réelle et η représente le bruit de la mesure il est supposé être blanc et de moyenne nulle. Les équations du modèle du mouvement sont comme suit [13] [8]:

$$x_k = A.x_{k-1} + \Gamma.w_k$$

L’équation de mesure ou d’observation est donnée par :

$$z_k = H.x_k + v_k$$

Le vecteur d’états du système et donné comme suit ;

$$x = [U \quad V \quad \dot{U} \quad \dot{V} \quad \ddot{U} \quad \ddot{V}]^T$$

La matrice A du modèle de mouvement est donnée par :

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

La mesure est linéaire. Elle est liée à l’état du système par la matrice H suivante :

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Le bruit w qui affecte le processus est supposé Gaussien avec une moyenne nulle.

$$\Gamma = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T$$

IV.I Résultats :

Les méthodes développées sont testées selon différentes conditions.

Expérience 1 :

Les résultats de l'application de l'algorithme de KLT combiné avec Kalman sont montrés dans ce qui suit. La séquence utilisée contient un mouvement de rotation dans l'espace. Les paramètres du filtre de Kalman sont ici fixés expérimentalement.

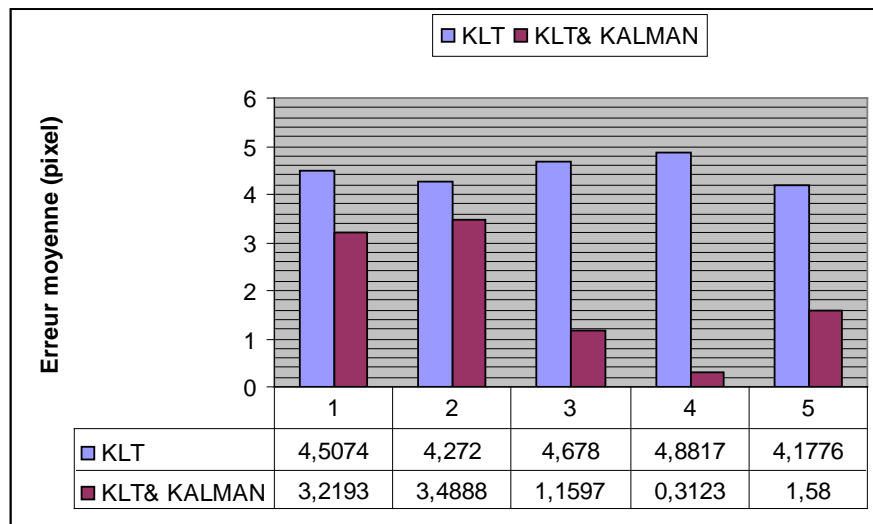


Figure (9) : comparaison entre les deux résultats.

Les résultats de la figure (9) nous montrent l'erreur moyenne en pixel commise pour chaque point durant la séquence. On voit bien que les erreurs moyennes données par KLT&KALMAN sont inférieures par rapport aux erreurs moyennes données par KLT seul.

Expérience 2 :

Dans cette deuxième séquence on utilise un visage animé avec un changement dans les conditions d'illumination. Douze points sont choisis sur le visage comme montré sur la figure suivante :



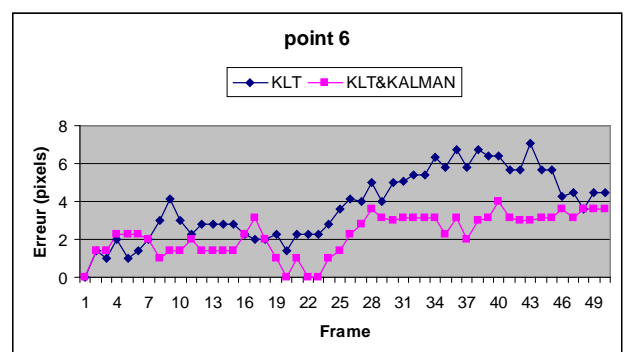
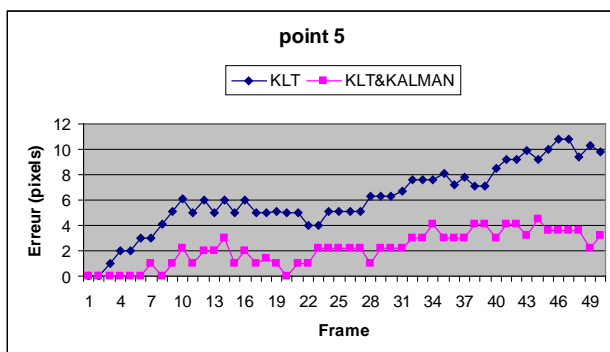
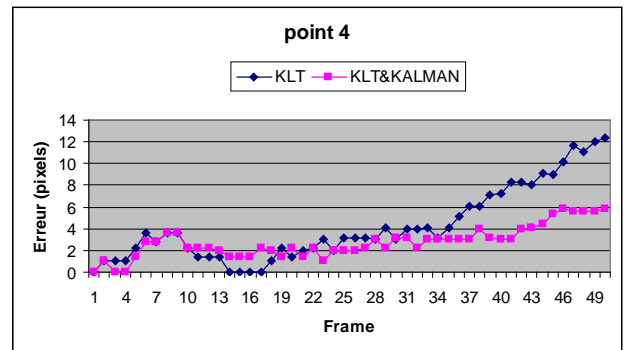
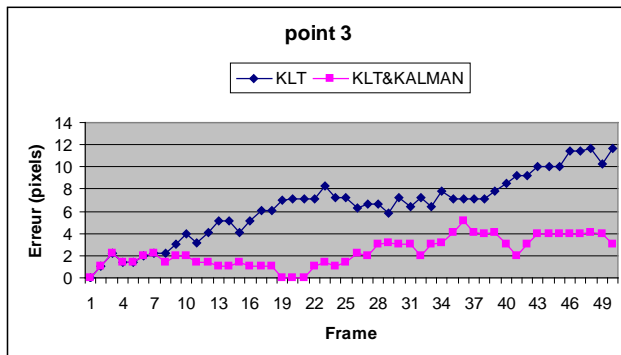
Figure (10): douze points pris sur un visage animé

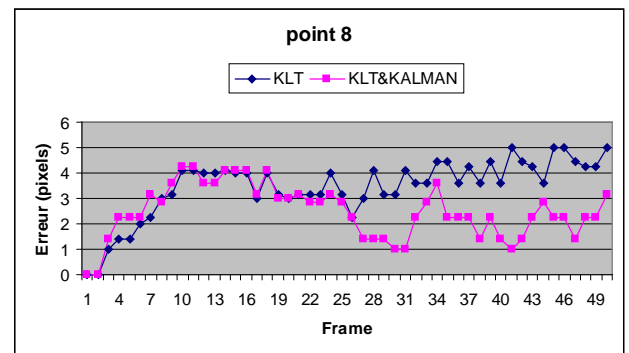
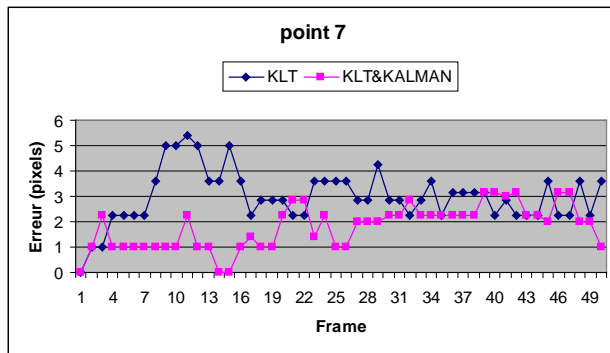
Le tableau suivant nous renseigne sur les erreurs moyennes (en pixels) commises par les deux algorithmes pour chaque point durant toute la séquence. On voit bien que la majorité des points sont bien suivi par le KLT combiné avec le filtre KALMAN.

point	KLT	KLT&KALMAN
1	4,9654	4,2969
2	4,5324	3,6195
3	6,3896	2,2988
4	4,1970	2,7516
5	6,1162	2,1122
6	3,7739	2,2590
7	2,9755	1,7886
8	3,4636	2,4760
9	3,0097	3,3551
10	1,6121	2,2327
11	6,4895	3,3002
12	2,9902	2,3339

Tableau (2) : Erreurs commises pour chacun des deux algorithmes.

Les figures qui suivent montrent les erreurs de localisation pour chacun des douze points à chaque image le long de la séquence.





Dans une première analyse on remarque que pour la plupart du temps les courbes correspondantes à l’algorithme de KLT&KALMAN se situent au dessous des courbes associées à l’algorithme de KLT. En général les points sont perdus rapidement par le KLT, bien avant l’algorithme KLT&KALMAN qui améliore donc la durée de suivi d’un point ainsi que la précision dans la localisation. L’algorithme KLT&KALMAN possède des avantages par rapport au KLT mais des inconvénients sont à prendre en considération. Les avantages sont la précision et la stabilité. L’introduction du filtre de Kalman implique un temps de calcul plus important et va influencer sur le temps d’exécution. On peut penser à réduire le nombre de points à suivre pour compenser la charge de calcul induite.

Conclusion

Nous avons présenté dans ce résumé un système de suivi de points caractéristiques basé sur l’algorithme de Lucas et Kanade. Pour impliquer cette méthode dans le suivi des caractéristiques faciales et du mouvement du visage en général, dans un premier temps nous avons considéré à suivre d’une manière générale le mouvement du visage, pour cela nous avons choisi les paramètres adéquats pour cet algorithme. Une constellation de points est choisie de façon à couvrir le mouvement des composantes faciales et aussi ces points sont utilisés pour l’estimation de la pose par le calcul de l’homographie. Les résultats obtenus avec des écarts par rapport à ceux calculés manuellement conduisent à des erreurs acceptables, ces résultats peuvent être exploités dans d’autres applications. Finalement une initiative pour améliorer les résultats du suivi du KLT par introduction du filtre de Kalman standard a conduit à des résultats importants et sont illustrés par des graphes et tableaux.

Références

- [1] C. Tomasi, T. Kanade, “Detection and Tracking of Point Features”, Technical Report CMU-CS-91-132, April 1991.
- [2] Bruce D. Lucas, T. Kanade, “An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision”, Proceedings of Imaging Understanding Workshop, pp. 121-130, Carnegie-Mellon University, 1981.
- [3] C. Harris, M. Stephens “A Combined Corner Detection and detector” Proceeding of the Alvey Vision conference, PP. 147-151, 1988.
- [4] Gregory D. Hager, “Efficient Region Tracking With Parametric Models of Geometry and Illumination”, IEEE, transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 20, no. 10, October 1998.
- [5] R. Deriche, G. Géraudon, “Accurate Corner Detection: An Analytical Study”, Sofia-Antipolis, Technical Report, April 1991.
- [6] P. Tissainayagama, D. Suter, “Assessing the performance of corner detectors for point feature tracking applications”, Image and Vision Computing 22 P. 663–679, 2004.
- [7] V. Lepetit, P. Fua, “Monocular Model-Based 3D Tracking of Rigid Objects: A Survey”, Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision Vol. 1, No 1, PP. 1–89. 2005
- [8] R. Liang, C. Chen, Z. Pan, and J. Bu, “A System of Robust Real-time Face Tracking and Modeling from Video”, ICAT’02, Tokyo, December 4-6 2002.
- [9] J.C. Terrillon, S. Akamatsu, “Comparative Performance of Different Chrominance Spaces for Color Segmentation and Detection of Human Faces in Complex Scene Images”, Vision ’99, Canada, 19-21 mai 1999.
- [10] T.Acharia, A.K.Ray, “Image Processing: Principals and Applications”, Wiley-Interscience, 2005.
- [11] Andrew, I. Comport, E. Marchand, M. Pressigout, and Fr. Chaumette, “Real Time Markerless Tracking for Augmented Reality: The Virtual Visual Servoing Framework”, IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, Vol. 12, no. 4, July/August 2006.
- [12] R. Ceccarelli “Pedestrian head detection using automatic scale selection for feature detection and statistical edge curvature analysis” Lausanne, September 2004.
- [13] G. Welch, G. Bishop, “An Introduction to the Kalman Filter”, University of North Carolina, April 5, 2004.
- [14] A. Baumberg, “Learning Deformable Models for Tracking Human Motion”, Doctorate thesis, University of Leeds, October 1995.
- [15] F. Dornaika, J. Ahlberg, “Face and Facial Feature Tracking Using Deformable Models”, International Journal of Image and Graphics, December, 2003.