République Algérienne Démocratique et Populaire Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene Faculté d'Electronique et d'Informatique Département d'Informatique

Traitement et Analyse d'Images et de la Vidéo

Master Informatique Visuelle Chapitre 5

Analyse de la Vidéo

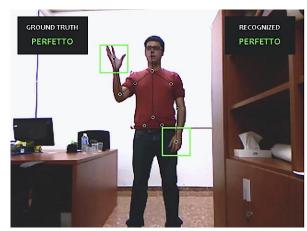
Cours de Traitement et Analyse d'images et de la vidéo Master MIV- par N.BAHA



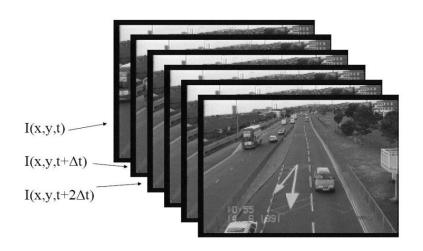
Vidéo surveillance: Reconnaissance d'activités humaines



Sport



Reconnaissance de gestes



Séquence d'images: est une série de N images, acquises à des instants du temps discret $t_k = t_0 + k\Delta t$, où Δt est un intervalle de temps fixe, et k = 0, 1, ..., N-1 qui montre l'évolution temporelle d'une scène. La cadence est de 25 images par seconde, ce qui correspond au seuil à partir duquel l'œil humain perçoit la séquence comme un stimulus continu, grâce à la persistance rétinienne. Par la suite, nous appellerons « trame » ou « frame » chaque image bidimensionnelle correspondant à un instant donné de la séquence.

3

Détection du mouvement : motion detection

- Identifier les pixels qui sont en mouvement
- Différence entre les images
- Techniques de soustraction de background (fond).

Analyse d'une séquence d'images ou vidéo

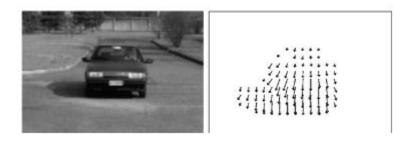
- Mêmes difficultés que les images statiques : Bruit, contraste, ...
- Plus complexe : dimension temporelle, beaucoup d'informations : mouvement, profondeur, plusieurs objets différents....

- Dans une séquence d'images, les mouvements qu'on observe ne sont qu'une projection des mouvements réels.
- En général : il est impossible de mesurer le mouvement 2D qui n'est autre que la projection sur le plan de l'image du mouvement 3D de la scène.



• On perçoit uniquement le mouvement apparent, appelé aussi "flot optique" ou Optical flow.

"Apparent" → observable par des variations d'intensité dans l'image.



Flux Optique

- Hypothèse: MOUVEMENT VARIATION d'INTENSITE
- Si l'on suppose que les conditions d'illumination ne varient pas et que les surfaces sont lambertiennes | les changements de luminance dans l'image sont dus à un mouvement relatif entre la caméra et la scène :
 - ✓ Caméra mouvant devant une scène statique;
 - ✓ Parties de la scène mouvantes devant une caméra statique;
 - ✓ Caméra et objets mouvant ensemble.

Flux Optique

- Flux optique : mesure dans l'image de la projection du déplacement des objets situés dans le champ de vision de la caméra: c'est l'approximation du champ de mouvement calculée à partir d'une séquence d'images temporelle.
- But : déterminer le mouvement de chaque pixel d'une image (vecteur
 2D) à partir des variations d'intensité des pixels induit par le mouvement.

Hypothèses

- ✓ mouvements très petits entre chaque image,
- √ changements observés uniquement causés par le mouvement,
- ✓ intensité constante des objets lors du déplacement.

Flux Optique

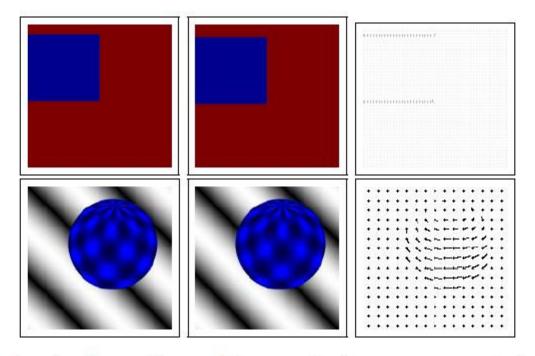


FIG.: Exemples des flux optiques obtenus suite à un mouvement de translation et de rotation (source "séquence sphère" : Computer Vision Research Group University of Otago Dunedin. New Zealand)

Applications du Flot Optique

- Suivi d'objets en video: Tracking (militaire, vidéo surveillance,)
- Segmentation d'images;
- Analyse de comportment humain;
- compression video;
- surveillance de sites routiers....

N.BAHA

9

Estimation du champ de Mouvement: Motion estimation

Nous allons maintenant essayer de voir comment estimer le champ de mouvement à partir d'une séquence d'images.

Principe de base:

Le calcul du flot optique consiste à extraire un champ de vitesses dense à partir d'une séquence d'images en faisant l'hypothèse que l'intensité est conservée au cours du déplacement.

$$I(t, x(t)) = I_0$$

Le flot optique est différent du champ de déplacement projeté 3D-> 2D mais en est une approximation.

Estimation du champ de Mouvement

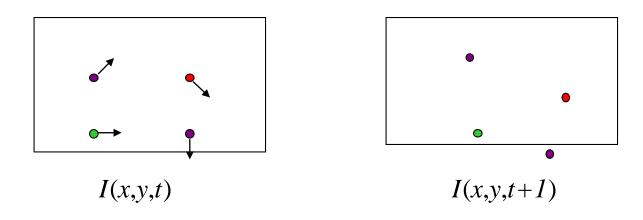
- Le calcul du mouvement apparent local consiste à associer à chaque pixel(x,y,t) de l'image $I_{,}$ un vecteur(v_{x}^{t} , v_{y}^{t}) représentant la vitesse apparente du pixel(x,y) à l'instant t. Le flot optique au temps t et au pixel(x,y) est alors défini comme la vitesse du point image (v_{x}^{t} , v_{y}^{t}).
- Estimer le mouvement, consiste à reconstruire le champ de vitesse v(x,y) d'une séquence d'images I (x,y,t).
- Les techniques algorithmiques disponibles peuvent être grossièrement divisés en 3 catégories :

Méthodes d'estimation du champ de Mouvement

- Méthodes différentielles: on obtiendra des mesures denses, cad, calculées en chaque pixel image.
 - Horn et Schunck [1981]
 - Lucas et Kanade [1981]
 - -> méthodes de calcul du flot optique
- Méthodes fréquentielles: Les techniques fréquentielles d'estimation du mouvement entre deux images sont fondées sur l'équivalence translation/déphasage de la transformée de Fourier : Filtre de Gabor.
- > Appariement par fenêtres: Block Matching

Techniques de mises en correspondances éparses dites techniques de matching: calculées seulement en **un sous ensemble des pixels** images.

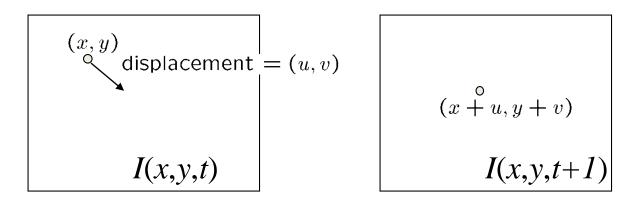
-> méthodes de tracking ("brigthness constancy" n'est pas vérifiée.)



Étant donné 2 images successives, Comment estimer le mouvement de translation d'un pixel entre l'image I(x,y,t) et l'image I(x,y,t+1)?

- Hypothèses de la méthode de Lucas-Kanade
 - ✓ Luminosité Constante : projection du même point semble la même dans chaque image,
 - ✓ Mouvements très petits entre chaque image,
 - ✓ Cohérence spatiale: les points se déplacent comme leurs voisins.

La contrainte de la Luminosité Constante (Brigthness Constancy)



L'équation de la luminosité constante :

$$I(x, y,t) = I(x+u, y+v, t+1)$$

Le développement de Taylor du 1er ordre I(x+u, y+v, t+1) à (x,y,t):

Dérivée de l'Image le long de x Difference entre les frame

$$\begin{split} I(x+u,y+v,t+1) &\approx I(x,y,t) + I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t \\ I(x+u,y+v,t+1) - I(x,y,t) &= +I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t \\ \text{Donc,} \quad I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &\approx 0 \quad \rightarrow \nabla I \cdot \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix}^T + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot u + I_y \cdot v + I_t &= 0 \\ \sum_{\text{NIDAH}} I_x \cdot$$

14

$$v.\nabla I + I_t = 0$$

Equation du flot optique

$$v = (\frac{dx}{dt}, \frac{dy}{dt}) = (v_x, v_y)$$

Composantes de la vitesse

$$\nabla I = (\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y}) = [I_x, I_y] \qquad \longrightarrow \qquad \text{Gradient spatial de } I$$

$$I_{t} = \frac{\partial I}{\partial t}$$

Gradient temporel de *I*

Le principe de la méthode de Lucas et Kanade est de calculer le minimum de la fonction d'appariement quadratique (SSD), en supposant que le déplacement recherché est petit, en utilisant la résolution d'un système linéaire.

Cad Pour chaque pixel p, on cherche à résoudre l'équation du flot optique:

On considère un voisinage du pixel p de N x N pixels. Pour chaque point p_i de ce voisinage on cherche à résoudre :

$$I_{x}(p_{i})v_{x} + I_{y}(p_{i})v_{y} - I_{t}(p_{i}) = 0$$

donc le système linéaire suivant :

$$\begin{pmatrix} I_{x}(p_{1}) & I_{y}(p_{i}) \\ I_{x}(p_{2}) & I_{y}(p_{i}) \\ \vdots & \vdots \\ I_{x}(p_{N^{2}}) & I_{y}(p_{N^{2}}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_{x} \\ v_{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -I_{t}(p_{1}) \\ -I_{t}(p_{2}) \\ \vdots \\ -I_{t}(p_{N^{2}}) \end{pmatrix}$$

Résumé

- ✓ Debruitage par filtrage gaussien,
- ✓ Calcul des dérivées spatiales,
- ✓ Calcul de la derivee temporelle.
- ✓ Pour chaque pixel résoudre le système d'équations linéaires pour obtenir le flux optique.

Avantages

- Coût de calculs faible,
- Précise

Inconvenients

- Estimation de déplacements de faible amplitude,
- Mauvaise estimation du flot optique aux frontières des objets = zones de discontinuités du mouvement.

Appariement par fenêtres: Block matching

Principe:

Recherche de la meilleure correspondance entre des régions de deux images consécutives par :

- maximisation d'un critère de similarité,
- > minimisation d'une distance entre deux fenêtres de référence sur une zone de recherche.

Appariement par fenêtres

Avantages

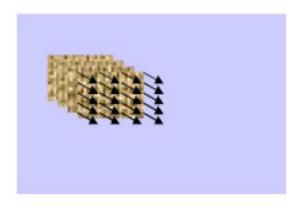
- Simple,
- N'utilise pas l'hypothèse d'illumination constante,
- Intégration assez facile de l'information de couleur,
- Possibilité d'estimer des déplacements d'amplitude importante.

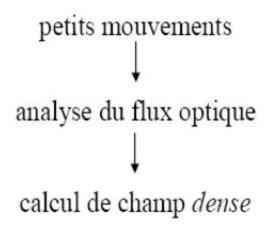
Inconvenients

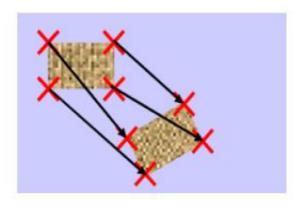
- Problème en cas d'images bruitées, en présence d'occultations, en cas de zones non uniformes,
- Coûteuse en temps de calculs,
- Imprécise.

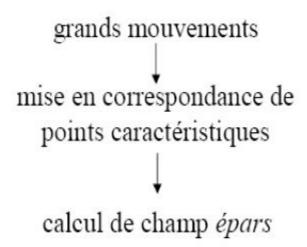
Estimation du mouvement

En résumé, nous avons 2 grandes approches:









Analyse de la vidéo

L'analyse de la vidéo est un sujet vaste qui englobe un certain nombre de problématiques.

On peut notamment citer :

- Détection d'objets en mouvement: ces objets correspondent généralement à des événements importants dans la scène.
- Suivi d'objets en mouvement qui consiste à localiser à chaque instant les objets d'intérêts dans la scène.

Analyse de la vidéo

• Détection de mouvements cohérents qui consiste à déterminer les différents mouvements ainsi que leurs distribution dans la scène ce qui permet d'identifier les événements inhabituels dans le cas de la vidéo surveillance par exemple.

• L'estimation du mouvement qui consiste à estimer, à partir d'une séquence d'images, le mouvement apparent des objets composant une scène tridimensionnelle

Tracking: suivi d'objets

- Localiser à chaque instant la position d'un ou des objets dans une scène
- Suivre la trajectoire d'un ou des objets dans la scène.

- Comment détecter et suivre les objets en mouvement ?
 - Détection des objets en mouvement: repose sur le partitionnement des points en régions cohérentes (clusters).
 - Suivi des objets en mouvement.

Suivi d'objet dans une séquence vidéo:

- Le suivi d'un objet (ou d'une personne) dans un flux vidéo consiste à déterminer la position de l'objet d'intérêts dans l'image courante à partir de sa position dans l'image précédente.
- le suivi s'effectue en une étape de détection et mise en correspondance de données.
- ✓ Etape de détection: consiste à trouver dans l'image des caractéristiques qui pourraient correspondre aux objets que l'on souhaite suivre. Pour cela des caractéristiques stables et discriminantes de l'objet doivent être connues, puisque l'apparence d'un objet peut varier fortement avec l'éclairage de la scène, la position des objets et d'autre facteurs.

• Parmi les caractéristiques utilisées on trouve:

Points intérêts locaux à l'image

Très stables malgré les variations d'apparence et les déformations que peuvent subir les objets,

Les histogrammes de couleurs

Ceux-ci ont la particularité de ne pas dépendre de la configuration spatiale des objets et conviennent donc très bien pour les objets déformables.

Principe de suivi:

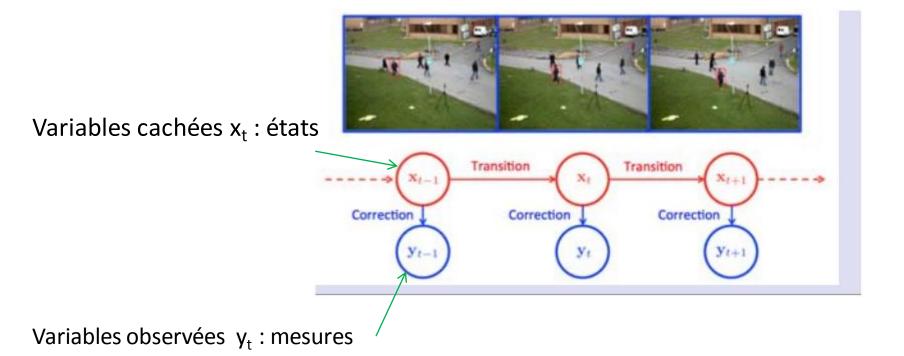
- ➢ Prédiction : prévoir ce qui se passe à l'instant t en fonction de t − 1,
- Correction de la prédiction avec les observations

Données

- Variables cachées x_t: états
- Variables observées y_t: mesures ou observations.
- Système à résoudre :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_t = f_t(\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{w}_t) \\ \mathbf{y}_t = h_t(\mathbf{x}_t, \mathbf{v}_t) \end{cases}$$

- Avec : f_t la fonction de transition, h_t fonction d'observation,
- w_t et v_t des bruits



Méthodes de tracking ou suivi d'objets

Les techniques de suivi sont basées sur la théorie de l'estimation. L'objectif est de combiner les informations issues d'un ou divers capteurs et d'obtenir un état estimé le plus proche possible de l'état observé.

- Les deux méthodes les plus connues et utilisées sont :
 - Le filtre de Kalman: cas linéaires
 - Le filtre à particules: cas général (la plupart des problèmes en suivi)

Filtre de Kalman

Définition: Le filtre de Kalman est une méthode visant à estimer des paramètres d'un système évoluant dans le temps à partir de mesures bruités. Il estime l'état d'un système dynamique linéaire à l'aide d'un modèle d'observation probabiliste mais il se limite au modèle de bruit gaussien. La force de ce filtre est sa capacité de prédiction des paramètres et de rectification des erreurs.

Exemple d'utilisation: determination de la position et de la vitesse d'un vehicule à partir de données GPS fournis par pls satellites.

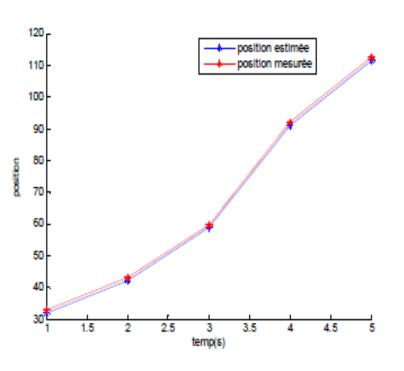
Filtre de Kalman

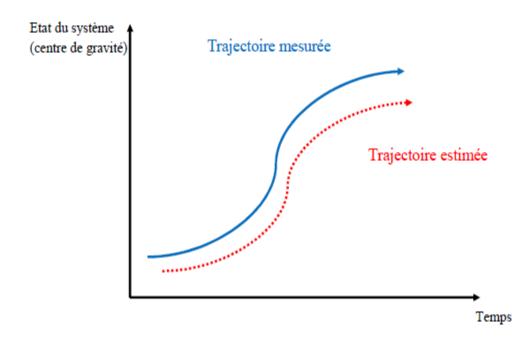
Le filtre de Kalman suit deux étapes distinctes :

- Prédiction,
- Correction .



- Une première étape de prédiction de l'estimation selon le modèle du système.
 Pour ce la , le filtre de Kalman reprend l'estimation précédente des paramètres et de l'erreur et prédit les nouveaux paramètres et la nouvelle erreur en fonction de la modélisation du système.
- La seconde étape va faire la mise à jour de cette prédiction grâce aux nouvelles mesures. Ces mesures (par définition bruités) vont permettre d'obtenir une estimation des paramètres et de l'erreur à partir de la prédiction faite. Si jamais le modèle comporte des erreurs, cette étape de mise à jour permettra de les rectifier.
- En d'autres termes: La phase de prédiction utilise l'état estimé de l'instant précédent pour produire une estimation de l'état courant. Dans l'étape de correction, les observations de l'instant courant sont utilisées pour corriger l'état prédit dans le but d'obtenir une estimation plus précise.





Avantages

➤ Le point fort du filtre de kalman est sa capacité de prédiction des paramètres et de correction(rectification) des erreurs pas seulement des capteurs mais également du modèle utilisé.

Pour appliquer le filtre de Kalman, il faut d'abord modéliser le système pour lequel nous voulons estimer les paramètres, une simple erreur dans la modélisation provoque inévitablement une erreur au niveau de l'estimation. Le point fort de ce filtre est qu'il intègre un terme d'imprécision sur le modèle lui-même ce qu'il lui permet évidement de donner des estimations correctes malgré ces erreurs de modélisation.

La convergence des erreurs est garantie.

• Limites:

Le filtre de Kalman est une méthode d'estimation et de prédiction puissante prenant en compte les modélisations du système. Cependant, ce filtre n'est pas forcement l'outil à appliquer dans tous les cas.

- En effet, pour que le filtre soit efficace, il faut modéliser le système avec précision. Le problème est que certains systèmes sont difficilement modélisable et, encore moins linéaires. Dans le cas où la modélisation est trop approximative, le filtre n'est pas assez performant et l'erreur des estimations ne convergera pas assez rapidement, elle restera importante. Pour palier à ce problème de modélisation linéaire du système, un filtre de Kalman étendu a été développé et permet de prendre en compte une modélisation non linéaire. Néanmoins l'erreur ne converge pas forcement et ce filtre est couteux en temps.
- ➤ Le filtre de Kalman ne prends en compte que le bruit Gaussien ce qui est une restriction à son utilisation dans le traitement d'images.

Filtre à particules

- Plus connu en vision par ordinateur, estime les états dans les cas non linéaires ou non Gaussiens.
- C'est une méthode de détection statistique dont la problématique peut être résumée comme suit:
 - Connaissant ou était l'objet aux instants t(0), t(1),.... t(n) on cherche l'endroit le plus probable ou se trouvera l'objet au temps t(n+1)?
 - Quel est le niveau de confiance(probabilité) de cette prédiction?.
- Cette problématique se résout mathématiquement en utilisant des modèles probabilistes.
- Connaissant où se trouve l'objet à l'instant t(n+1) on recommence le procédé pour le temps t(n+2).

Avantages:

Très prècis, très bons resultats.

Limites

- Très lent : succession de corrections/ réechantillonnages/ propagations.
- Inefficace pour des applications temps réels ou avec beaucoup d'objets a suivre.

FIN