

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la A Recherche Scientifique

Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou



Faculté De Génie Electrique Et D'informatique
DEPARTEMENT AUTOMATIQUE

Mémoire de Fin d'Etudes
MASTER ACADEMIQUE
en **AUTOMATIQUE**

Présenté par
Taguine Dehbia
Chili Kahina

Mémoire dirigée par **DIAF Moussa**

Thème

**Détection et l'estimation de mouvement
utilisant le flot optique**

Mémoire soutenu publiquement le 03 juillet 2014 devant le jury composé de :

MESSAR Youcef

MAA, UMMTO, President


BOUJEMAA Fadhila

MAA, UMMTO, Examineur

CHILALI Ouardia

MAA, UMMTO, Examineur

Remerciements

A large, ornate decorative frame with a scalloped, floral design. The frame is primarily green and yellow, with intricate floral patterns in red, orange, and pink. It encloses the main text of the page.

Nous remercions le bon dieu qui nous a aidé à surmonter toutes les difficultés rencontrées au long de cette période pour amener à terme ce travail.

Nous tenons à remercier et à exprimer notre profonde gratitude à notre promoteur Monsieur DIAF MOUSSA qui nous a suivi durant cette période et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Nous tenons à remercier les membres de jury d'avoir accepté de juger notre travail.

Dédicaces

*Je tiens à dédier ce travail à mes parents qui n'ont jamais cessé
de croire en moi ;*

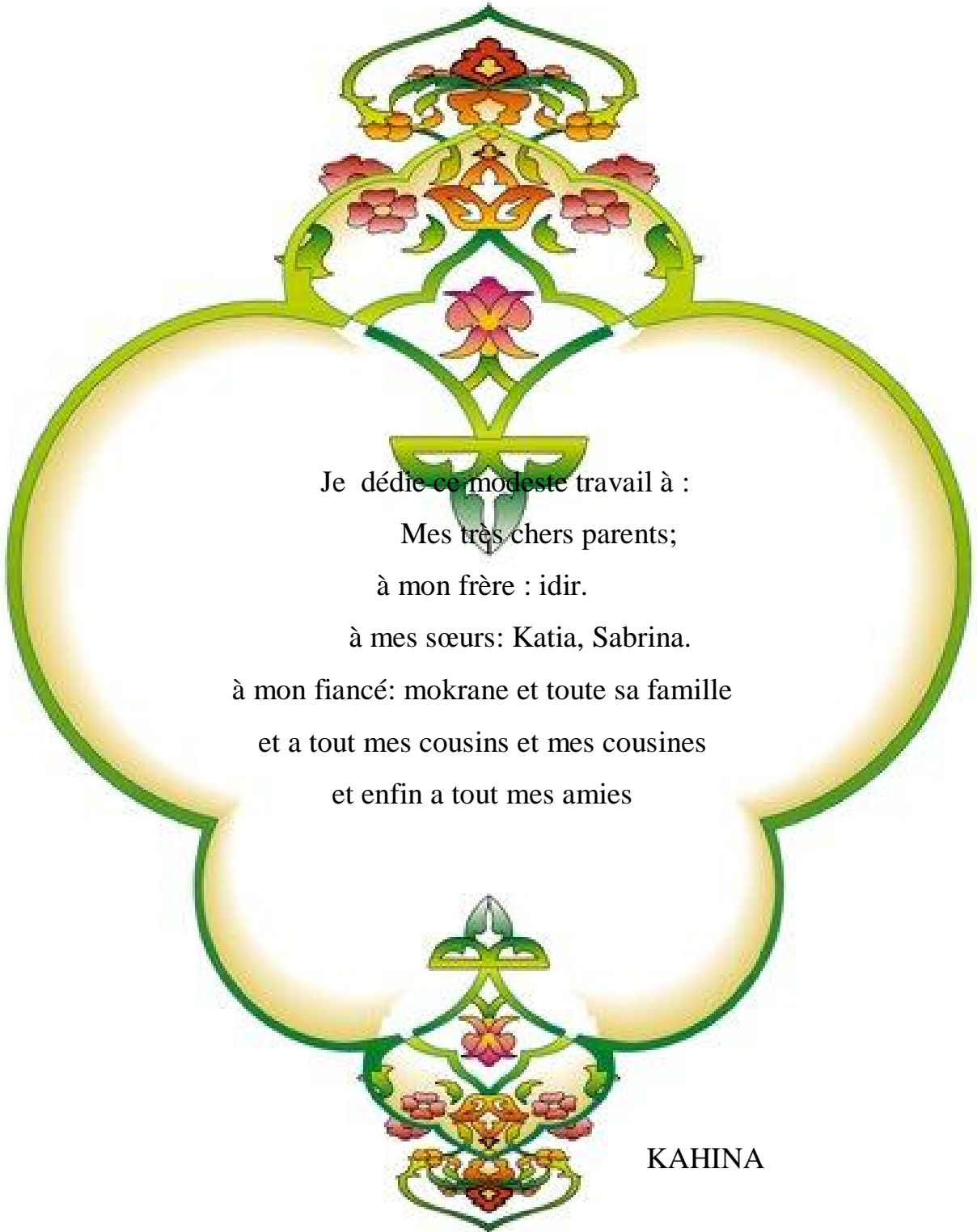
*J'adresse ma gratitude toute particulière et éternelle à ma famille
En particulier à mon fiancé kosseila Sail pour tous les sacrifices
consentis et le soutien moral qu'il m'a témoigné tout au long de
cette formation et sans oublié sa famille.*

*Enfin à mes amies, et tous ceux qui ont contribués par leur
humour et leur sympathie à rendre mon parcours universitaire
mémorable et qui sont à présent plus que de simples collègues :*

*Djamel et celia, Hocine et Samia,
Lydia et Rahmen, Amirouche .*

DEHBIA

Dédicaces



Je dédie ce modeste travail à :

Mes très chers parents;

à mon frère : idir.

à mes sœurs: Katia, Sabrina.

à mon fiancé: mokrane et toute sa famille

et a tout mes cousins et mes cousines

et enfin a tout mes amies

KAHINA

Sommaire

Introduction général	1
----------------------------	---

Premier chapitre : Généralités sur le flot optique

I.1 Introduction	2
I.2 Etat de l'art sur le flot optique	3
I.3 Le flot optique dans notre vie quotidienne	6
I.4 Relation du flot optique avec le mouvement d'objectif	6
I.5 Les problèmes de l'estimation du mouvement par le flot	7
I.5.1 Problème d'occlusion	7
I.5.2 Problème d'ouverture	8
I.5.3 Les variations lumineuses	9
I.5.4 L'existence du gradient	9
I.6 Conclusion	10

Deuxième Chapitre : calcul du flot optique

II.1 Introduction	11
II.2 Les méthodes de flot optique	11
II.2.1 Les techniques différentielles	12
II.2.1.1.1 Horn et Schunck	13
II.2.1.1.2 Lucas et Kanade	14
II.2.1.1.3 Nagel	15
II.2.2 Les méthodes bloc matching	16
II.2.3 Méthodes basées Énergie	17
II.2.3.1 Heeger	17
II.2.4 Méthodes basées phase	18
II.2.4.1 Fleet et Jepson	18
II.3 La méthode de Horn & schunck	20
II.3.1 Contraintes	21
II.3.2 La contrainte de lissage	22
II.3.3 Estimation des dérivées partielles	23
II.3.4 Estimation du laplacien de la vitesse d'écoulement	24
II.3.5 Minimisation	25
II.3.6 Contrainte de minimisation	26

II.3.7 Solution itérative.....	27
II.4 La méthode de Lucas & Kanade.....	28
II.4.1 Amélioration de l'estimation.....	28
II.4.2 Description de l'implémentation	29
II.5 Conclusion.....	31

Troisième Chapitre : résultats expérimentaux

III.1 Introduction.....	32
III.2 Contexte.....	32
III.2.1 Application de l'algorithme de Horn & Schunck.....	33
III.2.2 Application de l'algorithme de Lucas & Kanade.....	36
III.3 Calcul de l'erreur angulaire et de l'erreur en norme.....	40
III.4 Etude comparative	42
III.5 Conclusion	43
Conclusion générale	44
Références bibliographiques.....	45

Introduction générale

Aujourd'hui une augmentation continue de capteurs de vision importance peut être observée à la fois dans les applications commerciales et industrielles. Téléviseurs, les Smartphones ou les consoles de jeux sont équipés de fonctions leur permettant de naturel, plus d'interaction avec l'utilisateur sans contact en analysant pose, les gestes ou l'expression du visage. Les caméras intelligentes [1] sont utilisées dans les systèmes de surveillance automatiques et pour l'inspection et le contrôle des lignes de production. Les capteurs de vision sont également montrés dans les véhicules autonomes ou utilisés dans les systèmes militaires.

Dans le cas d'analyse de la séquence vidéo, l'extraction des paramètres de mouvement des objets individuels présents sur la scène est souvent souhaitée. Par ce que les objets se composent de pixels, il est possible d'extraire de leur mouvement sur la base de la valeur résultante de pixels déplacement correspondant. Par conséquent, le mouvement de l'objet peut être obtenu par le calcul du flot optique, qui est un champ de vecteurs décrivant le déplacement relatif des pixels entre deux images consécutives d'une séquence vidéo. Notre intérêt s'est plus particulièrement porté sur les méthodes différentielles de calcul du flot optique pour l'estimation du mouvement.

Dans le premier chapitre du mémoire, nous avons présenté une revue du travail existant dans le domaine de l'estimation du mouvement par la méthode de flot optique.

Dans le second chapitre, on a présenté quelques méthodes déjà publié dans ce domaine (les techniques différentielles, les méthodes de bloc matching, les méthodes basées Énergie et Les techniques basées Phase), puis on a présenté la méthode de Horn & Schunck et Lucas & Kanade avec leur algorithme.

Dans le troisième chapitre nous avons présenté les résultats expérimentaux de l'algorithme de Horn & Schunck et l'algorithme de Lucas & Kanade, ainsi, l'étude comparative entre les deux algorithmes.

Premier chapitre

Généralités sur le flot optique

I.1 Introduction

Notre monde est constamment en mouvement. Aussi tout système biologique ou électronique doté de capacités visuelles doit être capable d'analyser voire d'interpréter le mouvement. L'aspect dynamique dans les séquences d'images offre des quantités importantes de données concernant l'espace environnant à savoir, la profondeur, la forme, la position. L'observation et l'analyse des changements temporels dans les scènes conduisent à des informations essentielles de la scène, la trajectoire d'un objet en mouvement qu'on doit suivre ou qu'on doit éviter.

Les recherches en vision et plus précisément en analyse du mouvement concernent deux domaines principaux

La biologie, pour mieux comprendre l'œil et les mécanismes visuels mis en œuvre dans le système visuel des primates (une description plus détaillée du système visuel humain). La plupart des activités des êtres vivants sont basées sur la détection, l'estimation et l'analyse du mouvement. Cela a pour conséquence que les systèmes visuels des organismes biologiques, même les plus primitifs, consacrent une part importante de leurs ressources au traitement du mouvement.

Les sciences de l'ingénieur, pour proposer de nouvelles solutions, par exemple en compression d'images, en surveillance automatique ou en robotique mobile. Ces approches pragmatiques, orientées vers la qualité des résultats, ont conduit à des algorithmes permettant d'extraire des informations utiles et de traiter de la manière la plus efficace possible les séquences d'images. Ces méthodes reposent sur des principes mathématiques et stochastiques abstraits. Un autre groupe de méthodes s'inspire des résultats des recherches en biologie et psychophysologie, concernant le système visuel des primates dont les performances sont tout à fait remarquables.

Les résultats que l'on peut obtenir avec les méthodes d'analyse du mouvement sont :

- La détection des objets en mouvement : le résultat est une image binaire qui indique pour chaque pixel s'il y a mouvement ou non.
- L'estimation du champ des vitesses apparent (le flot optique), qui fournit une mesure de vitesse pour chaque région de l'image.
- La segmentation du mouvement apparent (segmentation de l'image en régions de mouvement uniforme), l'interprétation du mouvement qui fournit des paramètres globaux sur le mouvement des divers objets de la scène.

La détection et l'estimation sont des analyses du mouvement de type bas niveau (au niveau de pixel). La segmentation et l'interprétation du mouvement sont des analyses de type haut niveau. Ce mémoire va explorer le problème de l'estimation du mouvement à partir des changements temporels dans les séquences d'images. Plus précisément, nous allons traiter la partie calcul « bas niveau » qui fournissent des informations locales de vitesse sous la forme d'un flot optique, ou champs de vecteurs vitesse. Il s'agit d'associer à chaque région de l'image un vecteur qui représente sa vitesse apparente. On parle de vitesse « apparente », car le flot optique accessible à cette phase de traitement bas-niveau est issu du mouvement apparent dans la séquences d'images : on ne possède pas d'information de profondeur ou de structure spatiale de la scène pour faire une estimation de la vitesse réelle.

I.2 Etat de l'art sur le flot optique

Le flot optique est défini comme la variation de lumière structurée dans l'image, par exemple sur la rétine ou le capture de l'appareil photo, en raison d'un mouvement relatif entre le globe oculaire ou caméra et la scène. D'autres définitions de la littérature mettent en évidence des propriétés différentes de flot optique.

Helmholtz : « .Ma conviction est aussi que c'est principalement par des variations de l'image rétinienne due à des mouvements corporels que les personnes borgnes sont capables de former aperceptions correctes des formes matérielles de leur environnement » [2].

Gibson : « analytique, cette transformation totale de la matrice semble signifier que les éléments de cette texture sont déplacées, les éléments étant considérés comme des taches. Introspection, le champ est partout vivant avec le mouvement lorsque l'observateur se déplace » [3].

Corne de : « .Le mouvement apparent des modèles de brillance observée quand une caméra est en mouvement par rapport aux objets imagées est appelée flot optique [4].

Helmholtz est principalement préoccupé par la perception de profondeur et il décrit le flot optique que les « variations de l'image rétinienne » qui sont dues au mouvement du corps et dépendent de la structure, à savoir la distance ainsi que rigidité, de l'environnement. Gibson décrit le déplacement de la structure de la matrice optique comme une transformation qui devient « vivant avec le mouvement lorsque l'observateur se déplace ». Une définition plus récente des flots optiques est donnée par Horn qui attribue la « motion de modèles de brillance » à l'image de mouvement relatif entre l'observateur et objets dans l'environnement.

Dans un contexte flot rétine bio-inspirée est la modification de schémas structurés de la lumière sur la rétine qui conduisent à une impression de mouvement de l'imagerie visuelle projetée sur la rétine. La figure1 .1 illustre la production d'un flot optique de la rétine pour les déplacements de deux exemples de caractéristiques visuelles. En termes techniques, et dans le contexte de l'ordinateur vision, les changements de l'environnement dans l'image sont représentés, qui peuvent être obtenus par un échantillonnage spatial et temporel de la lumière entrante. Flot optique capte la variation de ces images à travers un champ de vecteurs. Recherche met l'accent sur l'estimation précise, pixel par pixel de flot optique, qui est une tâche exigeante de calcul. Aujourd'hui, le flot optique peut être estimé à près de en temps réel pour une résolution d'image raisonnable.

a) Le flot optique est généré sur la rétine par des changements dans les modes de lumière. L'exemple montre le décalage de deux caractéristiques visuelles(étoiles) et la tête hexagonale dans un plan et déplacements angulaires de la surface du globe oculaire.

b) Si la lumière structurée est échantillonné spatialement et temporellement cela se traduit par une séquence d'images. L'exemple montre trois images, qui montrent le mouvement de la silhouette d'une tête. Le flot optique est représenté comme la correspondance de pixels de contour entre le cadre 1 et 2 ainsi que l'image 2 et 3.pour les méthodes d'estimation flot, le défi est de trouver la correspondance de point pour chaque pixel de l'image, non seulement les pixels de contour.

La phénoménologie de flot optique, sa dépendance sur le mouvement de l'observateur et de l'environnement a été qualitativement connue depuis des décennies. Seulement pendant le début des années 80 ont été populaires_algorithmes proposés pour l'estimation de flot optique de séquences d'images [5], tandis que d'un modèle analytique pour le flot optique a été formulée

dès le milieu des années 60[7], Horn [4] appelle ce modèle analytique de flot optique « champ de mouvement », qui est un concept géométrique. Ce champ de mouvement est déterminé par la géométrie de l'appareil, à savoir la fonction projection, le mouvement de la caméra, et la géométrie de la scène. Dans la littérature, le champ de mouvement est souvent confondu avec le flot optique, qui est définie par la variation temporelle des modèles déposés de lumière. Le champ de mouvement modèle comme analytique a été formulée pour un appareil à sténopé dans la locomotion. Locomotion est approchée par trois de translation et trois vitesses instantanées de rotations.

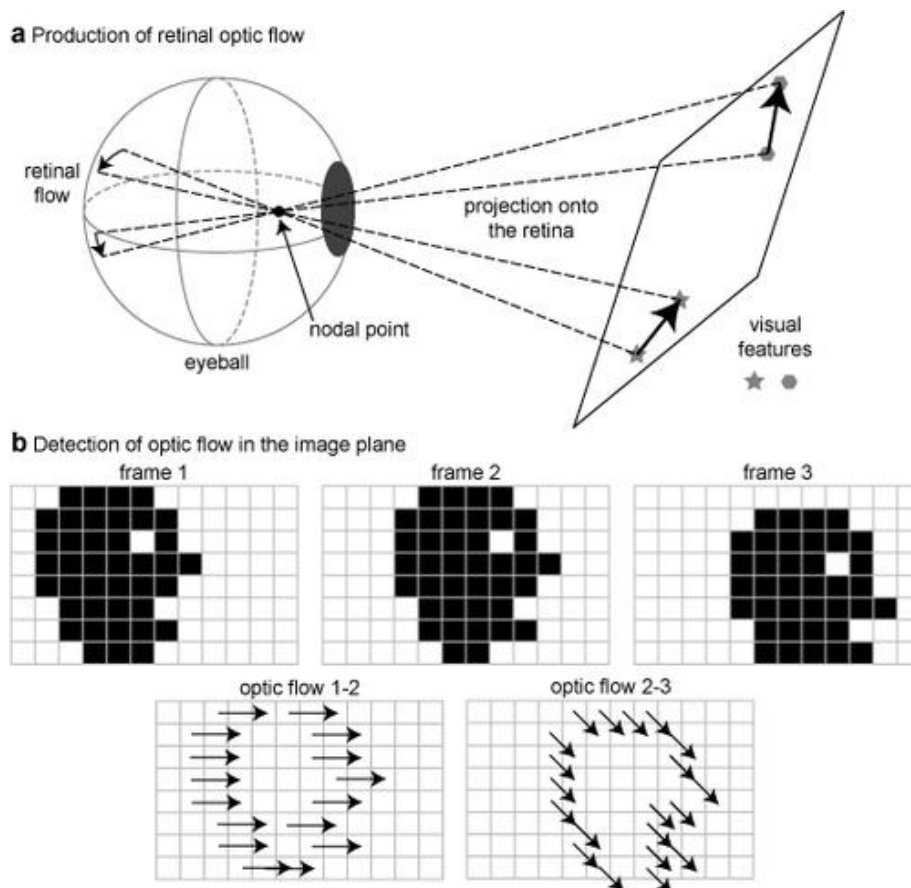


Fig.1.1 La production et la détection de flot optique.

Un résumé des algorithmes de l'état de l'art pour l'estimation de flot optique sont donnés fréquemment Nagel(1987) ; Barron et al, 1994 ; Sun et al, 2010. [10][12]. Nagel (1987) unifie trois méthodes de Nagel, 1983 ; Tretiak et Pastor, 1984 et Haralick et Lee, 1983[13] [14] par l'identification de la contrainte régularité pour la solution de flot optique [16][17]. Barron et al [11] proposent une classification en techniques différentielles [18], correspondant à la base régionale, de l'énergie à base de méthodes Adelson et Bergen, Heeger ; [19][20], et les

techniques de phase sur la base [21] Sun et al. (2010) Suggèrent que peu de choses ont changé dans la formulation typique proposée par Horn & Schunck (1981) [6]. Principalement avancées numérique optimisation des routines et des fonctions de robustesse conduisent à des gains de performance en termes de qualité et d'accélérer.

I.3 Le flot optique dans notre vie quotidienne

Le flot optique est continuellement traitée dans notre système visuel et peut être utilisé pour aider à résoudre des tâches diverses. Ces tâches impliquent l'estimation de l'automouvement [22], la segmentation de la scène en déplaçant indépendamment des objets et des parties rigides, ou l'avant-plan et arrière-plan [23] [24]. En outre, le flot optique contient des informations sur le temps de contact au –avec des emplacements à l'environnement représentés dans l'image [25][26][27]. Flot optique permet également d'estimer les profondeurs relatives de tous les objets visibles et rigides. Les informations extraites de flot optique peut être utilisé dans les systèmes d'assistance au conducteur pour détecter d'autres voitures et leur mouvement, les piétons, et le mouvement de la voiture [28]. Une autre application est la détection d'autres avions pour éviter les collisions dans l'espace aérien [29][30]. Flot optique est utilisé dans les codecs vidéo pour interpoler l'image entre les images clés [31]. Rapide ; écrans haut résolution utilisent le flot optique pour synthétiser trames d'image supplémentaires comme une interpolation entre existantes [32] Souvent à l'écran et, par conséquent, cette technique d'interpolation est utilisé. Le flot optique peut être détecté à l'aide des capteurs de caméra qui sont moins chers que le radar lumière et passive dans leur détection [32].

I.4 Relation entre le flot optique et le mouvement d'un objet

Le rapport entre le flot optique dans l'image plane et les vitesses des objets dans le monde tridimensionnel n'est pas nécessairement évident. Nous percevons le mouvement quand une image changeante est projetée sur un écran stationnaire, par exemple. Réciproquement, un objet mobile peut provoquer un modèle constant de luminosité. Considérer, par exemple, une sphère uniforme qui montre l'ombrage parce que ses éléments de surface sont orientés dans beaucoup de différentes directions (figure.1.2). Cependant, quand il est tourné, le flot optique est nul à tous les points dans l'image puisque l'ombrage ne déménage pas avec la surface. En outre, les réflexions spéculaires déménagent avec une vitesse caractéristique de l'image virtuelle et non pas la surface dans laquelle s'allument n'est reflété.

Pour le confort d'utilisation, nous abordons un monde particulièrement simple où la vitesse apparente des modèles de luminosités peut être directement identifiée avec le mouvement des surfaces dans la scène.

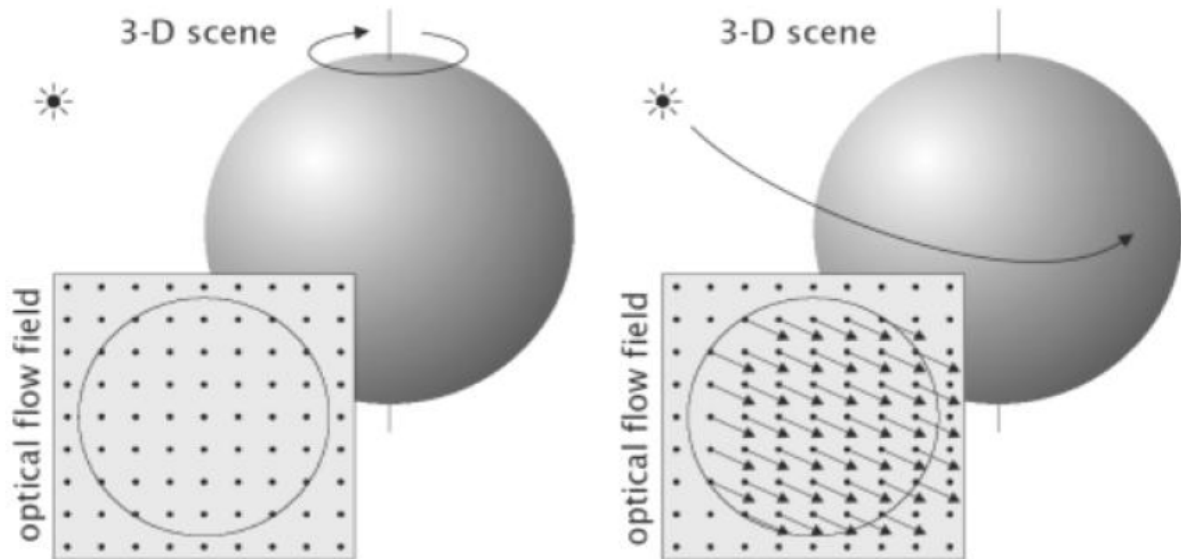


Fig. 1.2 Illustration du flot optique par la rotation d'une sphère

I.5 Les problèmes de l'estimation du mouvement par le flot optique

L'estimation de mouvement est très sensible au bruit présent dans les images qui peut être interprète comme étant le résultat d'un mouvement dans la scène réelle. Des problèmes sont souvent rencontrés et posés lors de l'estimation du mouvement quelque soit la méthode utilisé :

I.5.1 Problème d'occlusion

Le phénomène d'occlusion dans une séquence vidéo est dû à l'apparition à la disparition ou au croisement d'objets dans la vidéo. L'apparition et/ou la disparition de texture sont dues au mouvement des objets dans la scène mais peuvent être également dues aux déformations des objets (figure.1. 3).

En effet, les technique d'estimation de mouvement entre deux images present à deux instants t et $t+1$ d'une séquence vidéo sont basées sur les ressemblances existantes entre ces deux images. Si des zones apparaissent ou disparaissent entre les deux images, les ressemblances diminuent et l'estimation échoue dans ces zones.

Dans une séquence d'images, lorsqu'un objet a un mouvement relatif, par rapport au fond ou à d'autres objets, il masque ou découvre une partie de l'image. De ce fait, il apparait au bord de son contour des variations d'intensité qui permettent de détecter le mouvement mais qui ne le

représente pas. Le champ des vecteurs vitesses est discontinu aux contours des objets en mouvement, sauf le cas rare où le fond est uniforme. Aux points présents sur les contours, la contrainte de conservation n'est pas respectée, c'est-à-dire que l'équation de contrainte du flot optique n'est pas applicable et qu'il n'est théoriquement pas possible d'effectuer l'estimation du mouvement. Malheureusement, c'est bien souvent sur le bord d'un objet que l'on trouve des gradients forts, c'est-à-dire plus d'informations sur son mouvement.

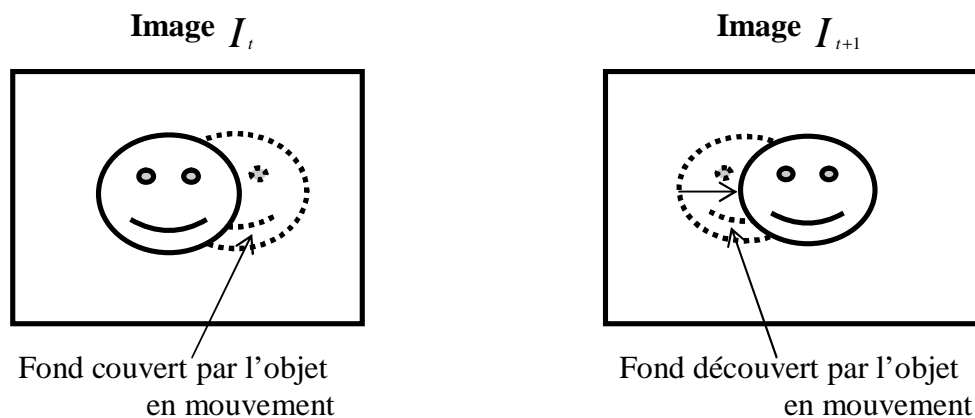


Fig. 1.3 Illustration du problème d'occlusion

I .5.2 Problème d'ouverture

Le problème d'ouverture constitue une difficulté fondamentale dans l'évaluation d'un mouvement, ce phénomène est représenté sur la figure1. Si l'on observe un objet de couleur uniforme à travers une petite ouverture et que l'on voit qu'une portion rectiligne du contour de cet objet, on ne pourra percevoir que la composante du mouvement perpendiculaire à contour. Ce cas est représenté par le cadre A sur la figure. En revanche, lorsque la portion visible comporte un coin, l'ambiguïté du déplacement est levée :

Le problème d'ouverture n'existe plus. Ce cas est représenté par le cadre B. En traitement d'images, on préférera appeler « point d'intérêt » un coin, cette notion correspondant à une courbure d'une surface suivant les deux axes de coordonnées.

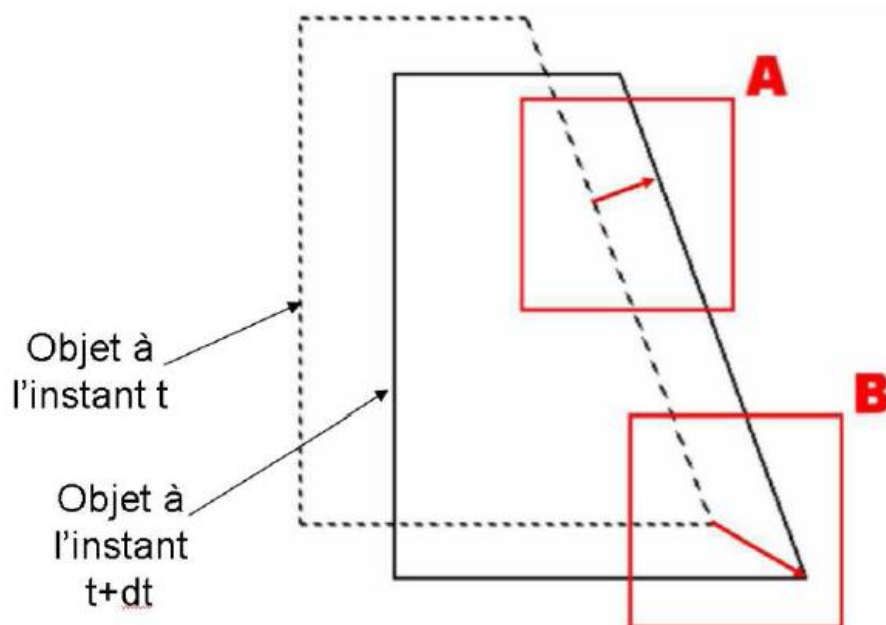


Fig.1.4 Représentation du problème d'ouverture.

A : fenêtre d'observation d'une portion rectiligne.

B : fenêtre d'observation d'une portion possédant un coin.

I.5.3 Les variations lumineuses

La théorie du flot optique s'appuie sur la conservation de l'intensité, c'est-à-dire que l'illumination est supposée constante temporellement. Pourtant, dans les séquences d'images réelles, il arrive très fréquemment que la luminance subit une variation locale, voire globale. Les ombres portées, les sources lumineuses à intensité variable et les reflets sont autant de causes à ces variations. Sauf cas particuliers où la variation lumineuse est explicitement prise en compte, la plupart des algorithmes la supposent inexistante ou négligeable, et interprètent donc ces variations comme les séquences de mouvements qui n'existent pas physiquement.

I.5.4 L'existence du gradient

L'œil humain perçoit le mouvement d'un objet par l'identification des mêmes points, et/ou régions, et/ou contours aux positions successives de l'objet observé. Cette correspondance est habituellement déterminée en supposant que la couleur, la forme ou l'intensité ne change pas ou peu durant un déplacement. Cependant, dans certaines situations, ce mouvement pourra ne pas être perçu ou pourra même être interprété de manière erronée. Par exemple : un objet homogène se déplaçant sur un fond homogène de même couleur.

Dans ce cas, l'existence du gradient spécial n'est pas respectée (cela implique que le gradient temporel est nul) donc aucun mouvement ne peut-être perçu. Par ailleurs, même si la couleur du fond est différente de celle de l'objet observé, et que cet objet est un disque tournant autour d'un axe passant par son centre et perpendiculaire au plan image, alors aucun mouvement n'est perceptible. En effet, les points appartenant au contour du disque possèdent bien un gradient spatial non-nul, mais leur gradient temporel est nul. Inversement, la présence d'un mouvement caméra va modifier en chaque point possédant un gradient spatial la valeur du gradient temporel. Le mouvement étant observé par rapport à la position de la caméra, tout mouvement perçu sera la combinaison de mouvement observable d'un objet par rapport à la caméra, ainsi que du mouvement propre de la (obtenu via le mouvement apparent de toute la scène).

I.6 Conclusion

Le flot optique est très utile dans des nombreuses applications différentes. Il permet d'exprimer la direction du mouvement de l'objet, ce dernier peut être obtenu par le calcul du flot optique, qui est un champ de vecteurs décrivant le déplacement relatif des pixels entre deux images successives d'une séquence vidéo.

La mesure du flot optique fait partie des traitements de bas niveau de l'image. On lui trouve de nombreuses applications comme l'analyse de mouvements.

On utilise le flot optique pour déterminer le mouvement de chaque pixel à partir des variations d'intensité des pixels induits par le mouvement.

Le flot optique, il s'agit de la perception par le système de vision des changements dans la scène. Cette perception peut être bruitée par des conditions d'éclairage variables ou bien être totalement absente dans certains cas.

Deuxième chapitre

Calcul du flot optique

II.1 Introduction

Sans doute, un problème fondamental dans le traitement de séquences d'images est la mesure du flot optique (ou de la vitesse image). Le but est de calculer une approximation du mouvement 2d sur l'image à partir des données spatiotemporelles de l'intensité de l'image. Une fois calculées, les mesures de la vitesse de l'image peuvent être utilisées pour une grande variété de tâches allant de l'interprétation de scène passif à l'exploration autonome active. Parmi ceux-ci, des tâches telles que l'inférence de l'égomotion et la structure de surface exigent que les mesures de cette vitesse soient précises et denses fournissant une approximation près du mouvement 2d du champ de vitesse.

II.2 Les méthodes de flot optique

Nous allons expliquer quelques méthodes de flot optique les plus célèbres. Nous avons mis cinq techniques, y compris les méthodes différentielles, les méthodes bloc matching, les méthodes basées énergie et les basées phase, à savoir ceux de Horn et Schunck, Lucas et Kanade, Nagel, Heeger, et finalement la technique de Fleet et Jepson. Malgré leurs différences, beaucoup de ces techniques peuvent être vues conceptuellement en termes de trois étapes de traitement :

- Préfiltrage ou de lissage avec des filtres passe bas /passe bande pour avoir la structure de signal d'intérêt et améliorer le rapport signal bruit.
- L'extraction des mesures de base, tels que les dérivées spatio-temporelles (pour mesurer les composantes normales de vitesse).

- L'intégration de ces mesures pour produire un flot optique 2-d, qui souvent implique des hypothèses sur la régularité.

II.2.1 Les techniques différentielles

Les techniques différentielles calculent la vitesse à partir des dérivées spatio-temporelles de l'intensité des images filtrées (en utilisant des filtres passe-bas ou passe-bande)

$$I(x, t) = I(x + l, t + 1) \quad (1)$$

avec : $\mathbf{l} = [u, v]$

D'un développement de Taylor ou plus généralement d'une hypothèse que l'intensité est conservée, $\frac{dI(x, t)}{dt} = 0$, l'équation de la contrainte de gradient est facilement dérivée :

$$\nabla I(x, t) \cdot \mathbf{l} + I_t(x, t) = 0 \quad (2)$$

Où $I_t(x, t)$ désigne la dérivée partielle temporelle de (x, t) ,

$\nabla I(x, t) = (I_x(x, t), I_y(x, t))^T$, $\nabla I(x, t) \cdot \mathbf{l}$ désigne le produit scalaire habituel.

En effet, de (2), on obtient la composante normale de mouvement des contours spatiaux d'intensité constante, $l_n = \mathbf{s} \cdot \mathbf{n}$. La vitesse normale \mathbf{s} et la direction normale \mathbf{n} sont données par :

$$\mathbf{s} = \frac{-I_t(x, t)}{\|\nabla I(x, t)\|}, \quad \mathbf{n} = \frac{\nabla I(x, t)}{\|\nabla I(x, t)\|} \quad (3)$$

Il ya deux composantes inconnues de \mathbf{l} dans (2) contraintes par une seule équation linéaire.

D'autres contraintes sont donc nécessaires pour résoudre les deux composantes.

Les méthodes différentielles de 2^{ème} ordre utilisent les dérivées secondes (la Hessienne de I) pour contraindre une vitesse 2D :

$$\begin{bmatrix} I_{xx}(x, t) & I_{yx}(x, t) \\ I_{xy}(x, t) & I_{yy}(x, t) \end{bmatrix} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} I_{tx}(x, t) \\ I_{ty}(x, t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4)$$

L'équation (4) peut être dérivée à partir de (1) ou de la conservation de $\nabla I(x, t)$,

$$\frac{d\nabla I(x, t)}{dt} = \mathbf{0} .$$

Strictement parlant la conservation de $\nabla I(x, t)$ implique que les déformations de l'intensité de 1^{er} ordre (exemple : rotation ou dilatation) ne devraient pas être présentes.

Il s'agit donc d'une forte restriction que du (2) sur les mouvements admissibles.

Pour mesurer la vitesse de l'image, en supposant que $\frac{d\nabla I(x, t)}{dt} = 0$, les contraintes dans (4) peuvent être utilisées isolément ou conjointement avec (2) pour obtenir un système d'équations linéaires surdéterminé. Toutefois, si le problème d'ouverture prévaut dans un voisinage local (si l'intensité est effectivement à une dimension), donc en raison de la sensibilité de la différentiation numérique, les dérivées d'ordre 2 ne peuvent pas généralement être mesurées avec une précision suffisante pour déterminer la composante tangentielle de u . Comme conséquence, les estimations de la vitesse des méthodes du 2^{ème} ordre sont souvent supposées être clairessemées et moins précises que les estimations par les méthodes du 1^{er} ordre.

Bien sûr une exigence des techniques différentielles c'est que $I(x, t)$ doit être différentiable. Cela implique que le lissage temporel au niveau des capteurs est nécessaire pour éviter le phénomène d'Aliasing et que la différentiation numérique doit être faite avec soin.

II.2.1.1 Horn et Schunck

Horn et Schunck [34] ont combiné la contrainte du gradient avec un terme de régularisation global pour avoir le vecteur \mathbf{l} en minimisant :

$$E(\mathbf{u}) = \int (\nabla I \cdot \mathbf{l} + I_t)^2 + \lambda^2 \left(\|\nabla \mathbf{u}\|_2^2 + \|\nabla \mathbf{v}\|_2^2 \right) dx \quad (5)$$

Définie sur un domaine D , où la valeur de λ indique l'influence du terme de régularisation, dans [11] Barron suggère une valeur de $\lambda = 0.5$, parce qu'elle produit des résultats meilleurs dans la plupart des cas de test.

Des équations itératives sont utilisées pour minimiser (5) et obtenir la vitesse de l'image :

$$\begin{aligned} \mathbf{u}^{k+1} &= \bar{\mathbf{u}}^k - \frac{I_x[I_x\bar{\mathbf{u}}^k + I_y\bar{\mathbf{v}}^k + I_t]}{\lambda^2 + I_x^2 + I_y^2} \\ \mathbf{v}^{k+1} &= \bar{\mathbf{v}}^k - \frac{I_y[I_x\bar{\mathbf{u}}^k + I_y\bar{\mathbf{v}}^k + I_t]}{\lambda^2 + I_x^2 + I_y^2} \end{aligned} \quad (6)$$

Où k désigne le nombre de l'itération, \mathbf{u}^0 , \mathbf{v}^0 désignent les estimations initiales de la vitesse qui sont mises à zéro, et $\bar{\mathbf{u}}^k$ et $\bar{\mathbf{v}}^k$ représentent les moyennes de voisinage de \mathbf{u}^k et \mathbf{v}^k .

II.2.1.2 Lucas et Kanade

Les méthodes locales consistent à prendre en compte des hypothèses supplémentaires sur un domaine de taille réduite pour particulariser le flot optique. On minimise alors un critère sur un petit domaine, et on obtient ainsi le flot optique de ce petit domaine.

La méthode locale la plus célèbre est celle développée par Lucas et Kanade [35] : la vitesse locale est supposée constante sur un voisinage spatial Ω , on minimise alors sur le domaine la fonctionnelle :

$$J_{LK} = \sum_{x \in \Omega} W^2(x) [\nabla I(x, t) \cdot \mathbf{l} + I_t(x, t)]^2 \quad (7)$$

W est une fenêtre locale, qui donne une importance plus grande au pixel central (filtrage de type gaussien).

La solution de (7) est donnée par :

$$\mathbf{A}^T \mathbf{W}^2 \mathbf{A} \mathbf{l} = \mathbf{A}^T \mathbf{W}^2 \mathbf{b} \quad (8)$$

Ou, pour n points $\mathbf{x}_i \in \Omega$ à un instant t ,

$$A = [\nabla I(x_1), \dots, \nabla I(x_n)]^T$$

$$W = \text{diag}[W(x_1), \dots, W(x_n)]$$

$$b = -(I_t(x_1) \dots, I_t(x_n))$$

La solution pour \mathbf{u} de l'équation (8) est donnée par :

$$\mathbf{u} = [A^T W^2 A]^{-1} A^T W^2 \mathbf{b} \quad (9)$$

Avec $A^T W^2 A$ est de rang plein (de rang =2)

$$A^T W^2 A = \begin{bmatrix} \sum W^2(\mathbf{x}) I_x^2(\mathbf{x}) & \sum W^2(\mathbf{x}) I_x(\mathbf{x}) I_y(\mathbf{x}) \\ \sum W^2(\mathbf{x}) I_y(\mathbf{x}) I_x(\mathbf{x}) & \sum W^2(\mathbf{x}) I_y^2(\mathbf{x}) \end{bmatrix} \quad (10)$$

Toutes les sommes sont prises sur Ω .

II.2.1 .3 Nagel

Nagel [36] est l'un des premiers qui ont utilisé la seconde dérivée pour mesurer le flot optique. Comme Horn et Schunck, les mesures de base sont intégrées en utilisant une contrainte de régularisation globale.

Comme une alternative à la contrainte (5), Nagel a suggéré une contrainte de régularisation orientée dans laquelle le lissage n'est pas imposé dans les zones de gradients élevés (les bords) dans le but de gérer le problème d'occlusion. Le problème est formulé comme la minimisation de la fonctionnelle :

$$\iint (\nabla I^T \cdot \mathbf{l} + I_t)^2 + \frac{\alpha^2}{\|\nabla I\|_2^2 + 2\delta} [(u_x I_y - u_y I_x)^2 + (v_x I_y - v_y I_x)^2 + \delta(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2)] dx dy \quad (11)$$

Minimiser (11) par rapport à \mathbf{l} atténue la variation du flot ∇I dans la direction perpendiculaire au gradient.

En utilisant des itérations de Gauss Seidel, la solution peut être exprimée comme :

$$\begin{aligned} \mathbf{u}^{k+1} &= \xi(\mathbf{u}^k) - \frac{I_x[I_x\xi(\mathbf{u}^k) + I_y\xi(\mathbf{v}^k) + I_f]}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \\ \mathbf{v}^{k+1} &= \xi(\mathbf{v}^k) - \frac{I_y[I_x\xi(\mathbf{u}^k) + I_y\xi(\mathbf{v}^k) + I_f]}{\alpha^2 + I_x^2 + I_y^2} \end{aligned} \quad (12)$$

Dans ces équations, k représente le numéro d'itération, $\xi(\mathbf{u}^k)$ et $\xi(\mathbf{v}^k)$ sont donnés par :

$$\xi(\mathbf{u}^k) = \bar{\mathbf{u}}^k - 2I_x I_y \mathbf{u}_{xy}^k - \mathbf{q}^T (\nabla \mathbf{u}^k) \quad (13)$$

$$\xi(\mathbf{v}^k) = \bar{\mathbf{v}}^k - 2I_x I_y \mathbf{v}_{xy}^k - \mathbf{q}^T (\nabla \mathbf{v}^k)$$

Ou :

$$\mathbf{q} = \frac{1}{I_x^2 + I_y^2 + 2\delta} \nabla I^T \left[\begin{pmatrix} I_{yy} & -I_{xy} \\ -I_{xy} & I_{xx} \end{pmatrix} + 2 \begin{pmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{pmatrix} \mathbf{W} \right] \quad (14)$$

$\mathbf{u}_{xy}^k, \mathbf{v}_{xy}^k$ représentent les estimations des dérivées partielles de \mathbf{u}^k et \mathbf{v}^k .

$\bar{\mathbf{u}}^k, \bar{\mathbf{v}}^k$ sont les moyennes locales du voisinage de $\mathbf{u}^k, \mathbf{v}^k$ et \mathbf{W} la matrice de pondération.

$$\mathbf{W} = (I_x^2 + I_y^2 + 2\delta)^{-1} \begin{pmatrix} I_y^2 + \delta & -I_x I_y \\ -I_x I_y & I_x^2 + \delta \end{pmatrix} \quad (15)$$

II.2.2 Les méthodes bloc matching

Une différentiation numérique précise peut être difficile à cause du bruit, parce qu'un petit nombre de trames existantes ou en raison de l'aliasing dans le procédé d'acquisition d'images.

Dans ces cas les approches différentielles peuvent être inappropriées et il est naturel de se tourner vers les méthodes bloc matching. Ces approches définissent la vitesse \mathbf{l} comme le décalage $\mathbf{d} = (d_x, d_y)$ qui donne la meilleure correspondance entre les régions d'image dans des instants différents. Trouver la meilleure correspondance revient à maximiser une mesure de similarité (sur \mathbf{d}), tels que minimiser une mesure de distance comme la somme des différences carrés (SDC) :

$$\begin{aligned}
 SDC_{1,2} &= \sum_{j=-n}^n \sum_{i=-n}^n W(i,j) [I_1(x + (i,j)) - I_2(x + d + (i,j))]^2 \\
 &= W(x) * [I_1(x) - I_2(x + d)]^2
 \end{aligned} \tag{16}$$

Où W représente une fonction fenêtre discrète 2D et $d = (d_x, d_y)$ prend des valeurs entières.

Il existe une relation étroite entre la mesure de distance SDC, la mesure de similarité l'intercorrélacion et les techniques différentielles. Minimiser la distance SDC revient à maximiser l'intégrale du produit $I_1(x)I_2(x + d)$.

Aussi, la différence dans (16) peut être considérée comme une moyenne pondérée avec une fenêtre d'une approximation de 1^{er} ordre de la dérivative temporelle de $I(x, t)$.

II.2.3 Méthodes basées énergie

Une troisième catégorie de techniques du flot optique est basée sur l'énergie de sortie des filtres [20]. Ils sont également appelés méthodes basées fréquence en raison de la conception des filtres de vitesse dans le domaine de Fourier.

La transformée de Fourier d'un modèle translatant présenté par l'équation (1) est donnée par :

$$\hat{I}(k, \omega) = \hat{I}_0(k) \delta(\omega + u^T k) \tag{17}$$

Où $\hat{I}_0(k)$ est la transformée de Fourier de $I(x, 0)$.

$\delta(k)$ est la fonction de Dirac.

ω désigne la fréquence temporelle et $k = (k_x, k_y)$ désigne la fréquence spatiale. Cela montre que toute énergie non nulle associée à un motif translatant 2D se trouve sur un plan passant par l'origine dans l'espace des fréquences. Fait intéressant, il a été démontré que certaines méthodes basées énergie sont équivalentes à la méthode du gradient de Lucas et Kanade.

II.2.3 Heeger

Ici, nous considérons que la méthode développée par Heeger [20], formulées comme une solution au sens de moindre carré d'une énergie spatio-temporelle à un plan dans l'espace des fréquences. L'énergie locale est extraite à l'aide d'un filtre de Gabor, avec 12 filtres à chacune des échelles spatiales, accordé aux différentes orientations spatiales et aux différentes fréquences temporelles. Idéalement, pour un seul mouvement de translation, les réponses de ces filtres sont concentrées autour d'un plan dans l'espace des fréquences.

Heeger tire la réponse attendue $R(u, v)$ d'un filtre énergétique de Gabor accordé à la fréquence (k_x, k_y, ω) pour un bruit blanc translatant en fonction de la vitesse :

$$R(u, v) = \exp \left[\frac{-4\pi^2 \sigma_x^2 \sigma_y^2 \sigma_t^2 (uk_x + vk_y + \omega)}{(u\sigma_x \sigma_t)^2 + (v\sigma_y \sigma_t)^2 + (\sigma_x \sigma_y)^2} \right] \quad (18)$$

Où σ_x , σ_y et σ_t sont les écarts types de la composante gaussienne du filtre de Gabor.

Pour calculer la solution d'Heeger, mettons $M_i, 1 \leq i \leq 12$, désigne l'ensemble des filtres avec le même réglage de l'orientation, et soit m_i et R_i la somme des énergies mesurées et prévues, m_j et R_j à partir des filtres j dans l'ensemble M_i :

$$\bar{m}_i = \sum_{j \in M_i} m_j \quad \text{et} \quad \bar{R}_i = \sum_{j \in M_i} R_j(u, v) \quad (19)$$

Une estimation au sens de Moindres carrés pour (u, v) qui minimise la différence entre les énergies prévues et les énergies mesurées est donnée par le minimum de :

$$f(u, v) = \sum_{i=1}^{12} \left[m_i - \bar{m}_i \frac{R_i(u, v)}{\bar{R}_i(u, v)} \right]^2 \quad (20)$$

II.2.4 Méthodes basées Phase

Nous nous référons à notre quatrième classe de méthodes comme basées phase, parce que la vitesse est définie en termes du comportement de phase des filtres passe bande des sorties. L'utilisation généralisée de l'information de phase pour le flot optique a été développée pour la

Première fois par Fleet et Jepson.

II.2.4 .1 Fleet et Jepson

La méthode développée par Fleet et Jepson [21] définit les composants de vitesse en termes du mouvement instantané normal aux contours de niveau de phase à la sortie des filtres passe bande. Les filtres passe bande sont utilisés pour décomposer le signal d'entrée en fonction de l'échelle, la vitesse et de l'orientation. La sortie de chaque filtre est à valeur complexe et peut être écrite comme :

$$\mathbf{R}(x, t) = \rho(x, t) e^{i\phi(x, t)} \quad (21)$$

Où $\rho(x, t)$ et $\phi(x, t)$ sont l'amplitude et la phase de \mathbf{R} respectivement. La composante de la vitesse 2D dans la direction normale aux contours de niveau de phase est alors donnée par :

$$\mathbf{v}_n = \mathbf{s} \cdot \mathbf{n} \quad (22)$$

Où la vitesse normale et la direction sont données par

$$\mathbf{s} = \frac{-\phi_t(x, t)}{\|\nabla\phi(x, t)\|} \quad , \quad \mathbf{n} = \frac{\nabla\phi(x, t)}{\|\nabla\phi(x, t)\|} \quad (23)$$

Où $\nabla\phi(x, t) = (\phi_x(x, t), \phi_y(x, t))^T$.

En effet, il s'agit d'une technique différentielle appliquée à la phase plutôt qu'à l'intensité.

Les dérivées de phase sont calculées à l'aide de l'identité :

$$\phi_x(x, t) = \frac{\text{Im}[R^*(x, t)R_x(x, t)]}{\|R(x, t)\|^2} \quad (24)$$

Où R^* est le complexe conjugué de R .

L'utilisation de la phase est motivée par leur exigence que la composante des sorties des filtres passe bas est plus stable que la composante d'amplitude lorsque de petits écarts par rapport aux translations de l'image qui se produisent régulièrement dans des scènes 3d sont prises en considération [37]. Toutefois, ils montrent que la phase peut être aussi instable, avec des instabilités qui se produisent dans les voisinages des singularités de phase. De telles instabilités peuvent être détectées avec une contrainte simple à la fréquence instantanée de la sortie de filtre et sa variation d'amplitude dans l'espace temps.

$$\|\nabla \log (R(x, t) - i(k, \omega))\| \leq \sigma_k \tau \quad (25)$$

Où (k, ω) désigne la fréquence spatio-temporelle à laquelle le filtre est accordé, σ_k est l'écart type des spectres d'amplitude isotrope qu'ils utilisent et τ désigne un seuil qui peut être utilisé pour rejeter les mesures de vitesse des composantes non fiables. Fleet et Jepson suggèrent une valeur de $\tau = 1.25$.

II.3 Méthode de Horn et Schunck

II.3.1 Contraintes

Nous allons tirer une équation qui relie la variation de luminosité de l'image en un point au mouvement du motif contenant la même distribution de luminosité. Notons la distribution de luminosité d'un point (x, y) dans le plan de l'image au temps t , $E(x, y, t)$.

Considérons maintenant ce qui se passe lorsque cette structure se déplace.

La luminosité d'un point particulier pris dans le motif est constante, de sorte que :

$$\frac{dE}{dt} = 0$$

L'utilisation de règle de la chaîne de différenciation, nous donne :

$$\frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial t} + \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial t} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0 \quad (26)$$

En posant :

$$\mathbf{u} = \frac{dx}{dt}, \mathbf{v} = \frac{dy}{dt}$$

Il est alors facile de voir que nous avons une seule équation linéaire à deux inconnues \mathbf{u} et \mathbf{v} ,

$$\mathbf{E}_x \mathbf{u} + \mathbf{E}_y \mathbf{v} + \mathbf{E}_t = 0 \quad (27)$$

Où nous avons également introduit les abréviations supplémentaires, \mathbf{E}_x et \mathbf{E}_y , pour les dérivées partielles de luminosité de l'image par rapport à x , y et t , respectivement.

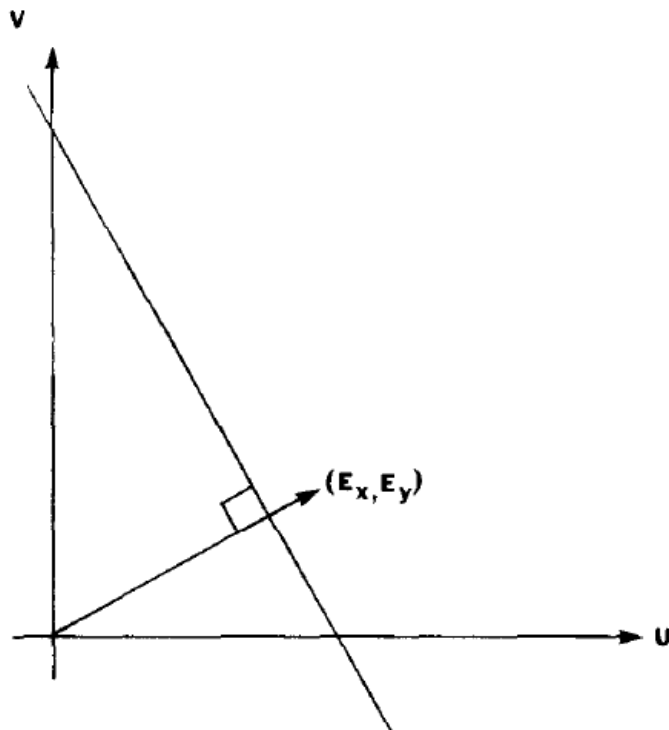
La contrainte sur le flot local exprimée par cette équation est illustrée sur la figure Écriture de l'équation d'une autre façon.

$$(\mathbf{E}_x, \mathbf{E}_y)(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = -\mathbf{E}_t \quad (28)$$

Ainsi, la composante du mouvement dans le sens des gradients $(\mathbf{E}_x, \mathbf{E}_y)$ est égal à

$$-\frac{\mathbf{E}_t}{\sqrt{\mathbf{E}_x^2 + \mathbf{E}_y^2}} \quad (29)$$

Nous ne pouvons pas cependant déterminer la composante du mouvement formant un angle droit avec la composante dans le sens des gradients. En conséquence, la vitesse d'écoulement (\mathbf{u}, \mathbf{v}) ne peut pas être calculée localement sans l'introduction de contraintes supplémentaires.



Ligne de contrainte

Fig.2.2 La vitesse (u, v) se situe le long d'une ligne perpendiculaire au vecteur gradient de (E_x, E_y) .

La distance de cette ligne de l'origine est égale à, divisé par l'amplitude de (E_x, E_y) .

II.3.2 La contrainte de lissage

Si tous les points du diagramme de luminosité peuvent se déplacer de façon autonome, il y a peu d'espoir de récupérer les vitesses. Le plus souvent nous allons voir des objets opaques de taille finie subissant un mouvement rigide ou de déformation. Dans ce cas, les points voisins des objets ont des vitesses similaires et le champ de vitesse de luminosité dans l'image varie de façon régulière un peu partout. Des discontinuités dans le flot optique peuvent avoir lieu ou un objet obstrue un autre. Un algorithme basé sur une contrainte de lissage est susceptible d'avoir des difficultés surtout pour le calcul du flot sur les bords. Une façon d'exprimer la contrainte supplémentaire est de minimiser le carré de l'intensité du gradient du flux optique :

$$\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2 \quad (30)$$

Une autre mesure du lissage du flux optique est la somme des carrés des Laplaciens des composantes x et y du flot.

Le Laplacien de u et v sont définis comme suit :

$$\nabla^2 u = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} \text{ et } \nabla^2 v = \frac{\partial^2 v}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v}{\partial y^2} \quad (31)$$

Dans des situations simples, les deux Laplaciens sont nuls. Si l'observateur se positionne parallèlement à un objet plat, tourne autour d'une ligne perpendiculaire à la surface ou voyage orthogonalement par rapport à la surface, alors les dérivées secondes partielles de u et v disparaîtront.

Nous utiliserons ici le carré des amplitudes du gradient comme mesure de lissage. Notez que notre approche est en contraste avec celle de Fennema et Thompson [38], qui propose un algorithme intégrant des hypothèses supplémentaires telles la constance du flot optique dans des régions discrètes de l'image. Leur méthode, basée sur une analyse typologique, ne peut pas traiter avec des objets en rotation. Étant donné que c'est donner lieu à un continuum de vitesses d'écoulement.

II.3.3 Estimation des dérivées partielles

Il faut estimer les dérivés de la luminosité de la série de mesures discrètes disponible de l'image. Il est important que les estimations de E_x, E_y, E_z soient compatibles. Autrement dit, elles devraient se référer toutes au même point de l'image en même temps. Bien qu'il existe de nombreuses formules pour approximer les différenciations, on utilise un ensemble qui nous donne une estimation de E_x, E_y, E_z à un point situé au centre d'un cube formé par huit mesures. La relation dans l'espace-temps entre ces mesures est représentée sur la figure 2.2

Chacune des estimations est la moyenne des quatre premières différences mesures prises dans le cube parmi les mesures adjacentes.

$$E_x \approx \frac{1}{4} [E_{i,j+1,k} - E_{i,j,k} + E_{i+1,j+1,k} - E_{i+1,j,k} + E_{i,j+1,k+1} - E_{i,j,k+1} + E_{i+1,j+1,k+1} - E_{i+1,j,k+1}]$$

$$E_y \approx \frac{1}{4} (E_{i+1,j,k} - E_{i,j,k} + E_{i+1,j+1,k} - E_{i,j+1,k} + E_{i+1,j,k+1} - E_{i,j,k+1} + E_{i+1,j+1,k+1} - E_{i,j+1,k+1}) \quad (32)$$

$$E_t \approx \frac{1}{4} (E_{i,j,k+1} - E_{i,j,k} + E_{i+1,j,k+1} - E_{i+1,j,k} + E_{i,j+1,k+1} - E_{i,j+1,k} + E_{i+1,j+1,k+1} - E_{i+1,j+1,k})$$

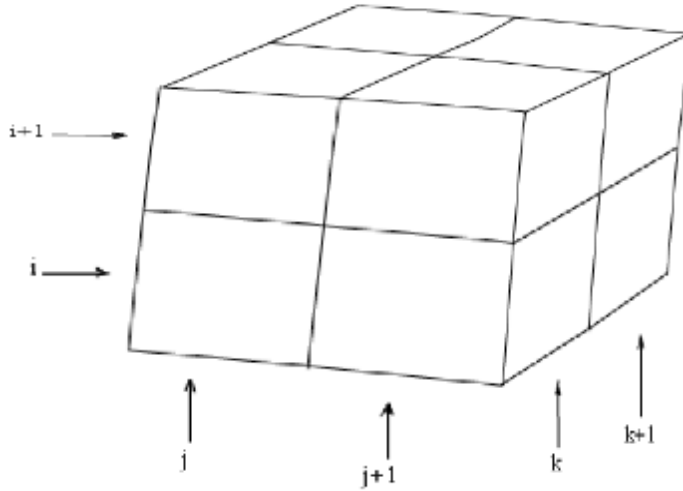


Fig.2.3 Illustration des trois dérivées partielles de la luminosité des images à l'aide d'un cube, ici, les j indice de colonne correspondent à la direction x de l'image, l'indice de ligne i à la direction y . Alors k est dans le sens du temps.

L'unité de longueur est l'espacement des intervalles dans chaque trame d'images et l'unité de temps est la période d'échantillonnage de l'image. Nous évitons les formules d'estimation avec un large support, car il s'agit généralement de petites formules pour soutenir la recherche appliquée à des images lissées.

II.3.4 Estimation du laplacien de la vitesse d'écoulement

On a également besoin d'estimer les laplacien de u et de v . Une méthode d'approcher ces valeurs est la suivante

$$\nabla^2 u \approx K(\bar{u}_{i,j,k} - u_{i,j,k}) \quad \text{et} \quad \nabla^2 v \approx K(\bar{v}_{i,j,k} - v_{i,j,k}) \quad (33)$$

Où les moyennes locales \bar{u} et \bar{v} sont définies comme suit

$$\begin{aligned} \bar{u}_{i,j,k} &= \frac{1}{6} \{u_{i-1,j,k} + u_{i,j+1,k} + u_{i+1,j,k} + u_{i,j-1,k}\} + \frac{1}{12} \{u_{i-1,j-1,k} + u_{i-1,j+1,k} + u_{i+1,j+1,k} + u_{i+1,j-1,k}\} \\ \bar{v}_{i,j,k} &= \frac{1}{6} \{v_{i-1,j,k} + v_{i,j+1,k} + v_{i+1,j,k} + v_{i,j-1,k}\} + \frac{1}{12} \{v_{i-1,j-1,k} + v_{i-1,j+1,k} + v_{i+1,j+1,k} + v_{i+1,j-1,k}\} \end{aligned} \quad (34)$$

Le facteur de proportionnalité K est égal à 3 si la moyenne est calculée comme indiqué et nous supposons de nouveau que l'unité de longueur est égale à l'espacement de la grille d'intervalle.

Le tableau suivant illustre l'affectation des poids aux points voisins.

1/12	1/6	1/12
1/6	-1	1/6
1/12	1/6	1/12

Tableau 3.1 Poids des points voisins.

II.3.5 Minimisation

Le problème alors, est de réduire au minimum la somme des erreurs dans l'équation du taux de variation de la luminosité de l'image :

$$e_b = E_x u + E_v v + E_t \quad (35)$$

Et la mesure de l'erreur dans la vitesse d'écoulement pixel à pixel.

$$e_c^2 = \left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2 \quad (36)$$

Quel devrait être le poids relatif de ces deux facteurs ? Dans la pratique, les mesures de luminosité de l'image sont quantifiées de sorte que nous ne pouvons pas attendre que e_b soit nulle. Cette quantité a tendance à avoir une grandeur d'erreur qui est proportionnelle au bruit dans la mesure. Ce qui nous pousse à choisir un facteur de pondération approprié, notée α^2 , comme on le verra plus loin.

Soit l'erreur totale à minimiser :

$$e^2 = \iint (\alpha^2 e_c^2 + e_b^2) \quad (37)$$

La minimisation consiste à trouver des valeurs convenables pour la vitesse de flot optique (u, v) .

En utilisant le calcul des variations, nous obtenons :

$$E_x^2 u + E_x E_y v = \alpha^2 \nabla^2 u - E_x E_t \quad (38)$$

$$E_x E_y u + E_y^2 v = \alpha^2 \nabla^2 v - E_y E_t$$

En utilisant l'approximation du laplacien introduite dans la section précédente :

$$\begin{aligned} (\alpha^2 + E_x^2)u + E_x E_y v &= (\alpha^2 \bar{u} - E_x E_t) \\ E_x E_y u + (\alpha^2 + E_y^2)v &= (\alpha^2 \bar{v} - E_y E_t) \end{aligned} \quad (39)$$

Le déterminant du coefficient de la matrice est égal à $\alpha^2(\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2)$. La résolution pour u et v nous donne :

$$\begin{aligned} (\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2)u &= +(\alpha^2 + E_y^2)\bar{u} - E_x E_y \bar{v} - E_x E_t \\ (\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2)v &= -E_x E_y \bar{u} + (\alpha^2 + E_x^2)\bar{v} - E_y E_t \end{aligned} \quad (40)$$

II.3.6 Contrainte de minimisation

Lorsqu'on fait tendre α^2 vers zéro, on obtient la solution de la contrainte de minimisation du problème. En appliquant la méthode des multiplicateurs de Lagrange au problème de minimisation de e_c^2 tout en maintenant $e_b = 0$, on obtient :

$$\begin{aligned} E_y \nabla^2 u &= E_x \nabla^2 v \\ E_x u + E_y v + E_t &= 0 \end{aligned} \quad (41)$$

L'approximation du laplacien par la différence de la vitesse en un point et la moyenne de ses voisins donne alors :

$$\begin{aligned} (E_x^2 + E_y^2)(u - \bar{u}) &= -E_x[E_x\bar{u} + E_y\bar{v} + E_t] \\ (E_x^2 + E_y^2)(v - \bar{v}) &= -E_y[E_x\bar{u} + E_y\bar{v} + E_t] \end{aligned} \quad (42)$$

On constate que le point calculé ici est à l'intersection de la ligne de contrainte et de la ligne à angle droit par le point (\bar{u}, \bar{v}) . On n'utilise pas ces équations, puisque nous nous attendons à avoir des erreurs dans l'estimation des dérivées partielles.

II.3.7 Solution itérative

On a maintenant une paire d'équations pour chaque point de l'image. Il serait très coûteux en termes de ressources de résoudre ces équations en même temps par l'une des méthodes standard, comme celle de Gauss-Jordan. La matrice correspondante est très grande, puisque le nombre de lignes et de colonnes est égal à deux fois le nombre des cellules de l'image. Les méthodes itératives, telles que celles de Gauss-Seidel s'imposent d'elles mêmes. On peut calculer un nouvel ensemble de champ de vitesses (u^{n+1}, v^{n+1}) estime à partir des dérivées et la moyenne des estimations des champs précédents (u^n, v^n) de la manière suivante :

$$u^{n+1} = u^n - E_x[E_x u^n + E_y v^n + E_t] / (\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2) \quad (43)$$

$$v^{n+1} = v^n - E_y[E_x u^n + E_y v^n + E_t] / (\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2)$$

Remarque :

On note que les nouvelles valeurs estimées du flot à un point donné ne dépendent pas directement des estimations précédentes au même point.

Les conditions aux limites naturelles pour le problème variationnelle se révèlent être une dérivé de zéro normal. Au bord de l'image, quelques-uns des points nécessaires pour calculer la moyenne locale de la vitesse se trouvent en dehors de l'image. Ici, nous avons simplement copié les vitesses des points adjacents.

α : est le coefficient de régularisation qu'il faut régler, de même que le nombre d'itérations de la méthode de résolution.

Les étapes à suivre pour l'estimation du flot optique avec la méthode de Horn et schunck

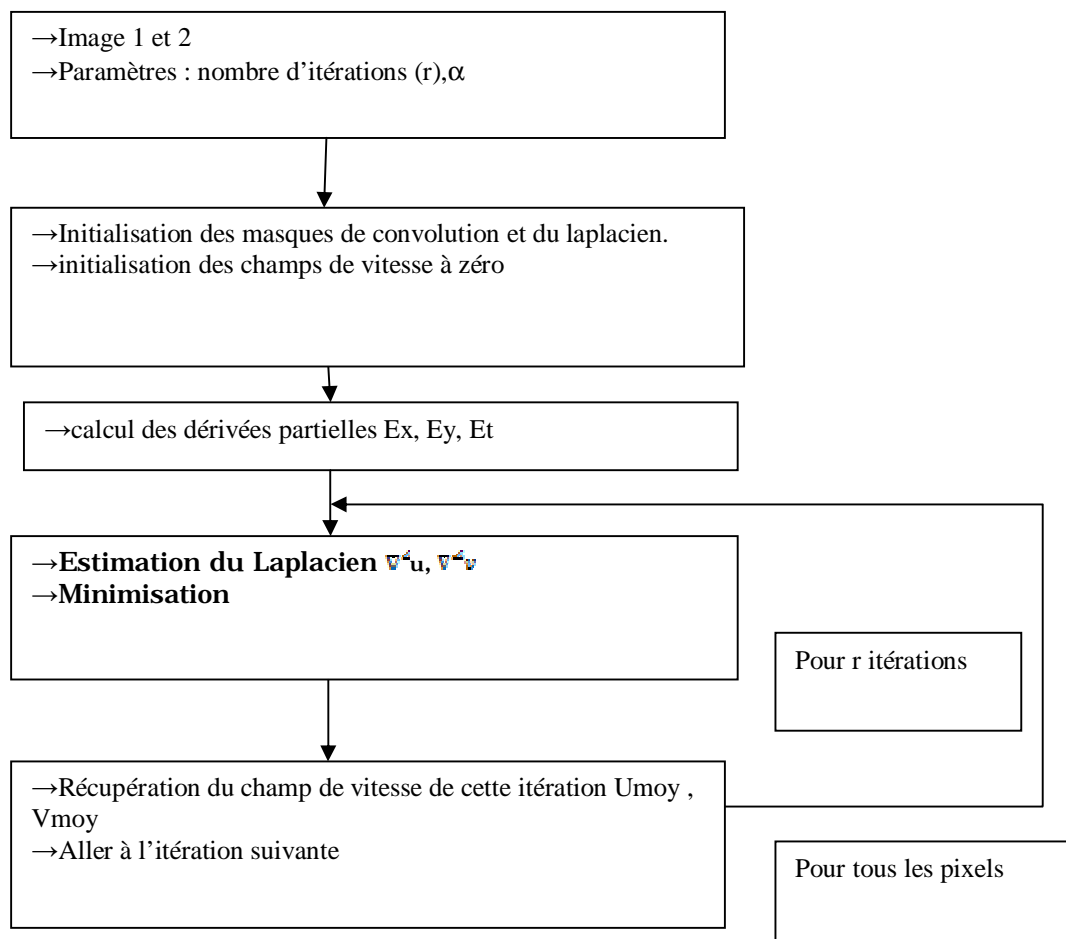


Figure.2.1 Les étapes à suivre pour l'estimation du flot optique avec la méthode de Horn et schunck plus solutions itérative.

II.4 Méthode de Lucas et Kanade

II.4.1 Amélioration de l'estimation

Quelle que soit la méthode mise en œuvre, il est toujours possible de l'améliorer en appliquant deux principes qui expriment la même idée à deux échelles différentes :

-L'implémentation pyramidale : On définit une hauteur L_m de pyramide (en pratique, $L_m=2,3$ ou 4). A chaque niveau de la pyramide, on sous-échantillonne l'image d'un facteur 2 pour les deux images successives considérées, le niveau zéro correspondant à l'image

initiale, le niveau L_m correspondant au niveau le plus grossier [39]. Au niveau L_m , on calcule le flot optique (avec n'importe quelle méthode dense décrite dans cette partie), Puis on le propage au niveau inférieur en translatant l'image avec l'a priori calculé au niveau supérieur, avant d'exécuter l'algorithme à nouveau et ainsi de suite jusqu'au niveau 0 qui correspond à l'image initiale. On récupère alors le flot optique final (voir figure1).

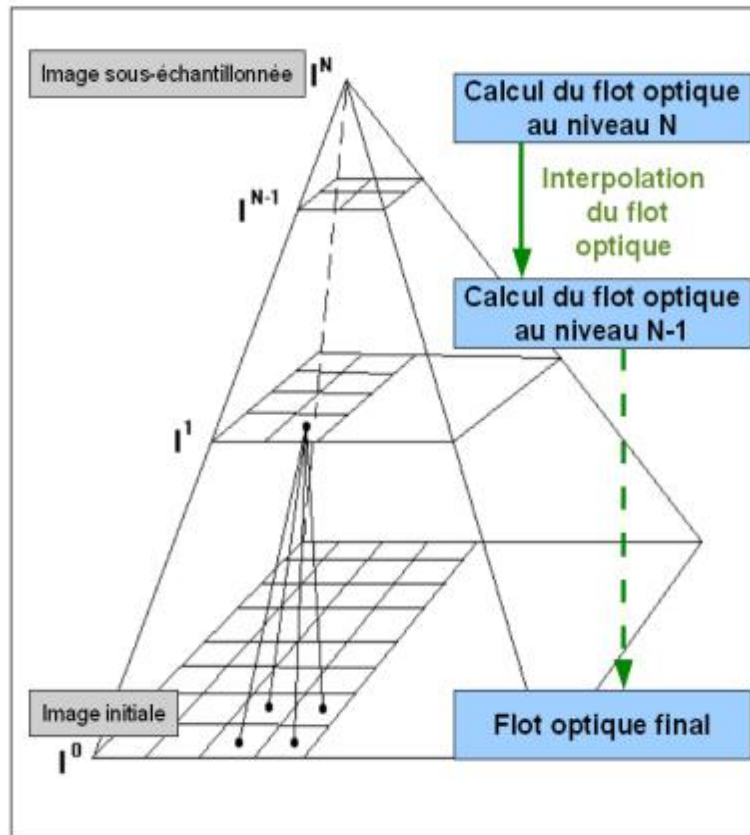


Fig. 2.4 Implémentation pyramidale d'une méthode de calcul du flot optique

Pyramide gaussienne : le niveau zéro est l'image originale. Pour passer au niveau supérieur, on effectue une moyenne pondérée (masque gaussien) des pixels dans une fenêtre 3×3 (ou 5×5) qui devient la valeur du pixel correspondant à la fenêtre au niveau supérieur (filtrage passe-bas), suivi d'un sous-échantillonnage de facteur 2 et ainsi de suite.

$$g_0 = I, g_k = \text{réduire}(g_{k-1}) \text{ pour } k \geq 1$$

-Le raffinement itératif : cela consiste à minimiser l'écart entre les deux images successives exécutant à nouveau l'algorithme après avoir déplacé une des deux images selon le dernier champ de vitesse calculé.

II.4.2 Description de l'implémentation

Les étapes à suivre pour résoudre cet algorithme sont décrites dans la figure suivante :

Résoudre l'algorithme en suit les étapes suivantes :

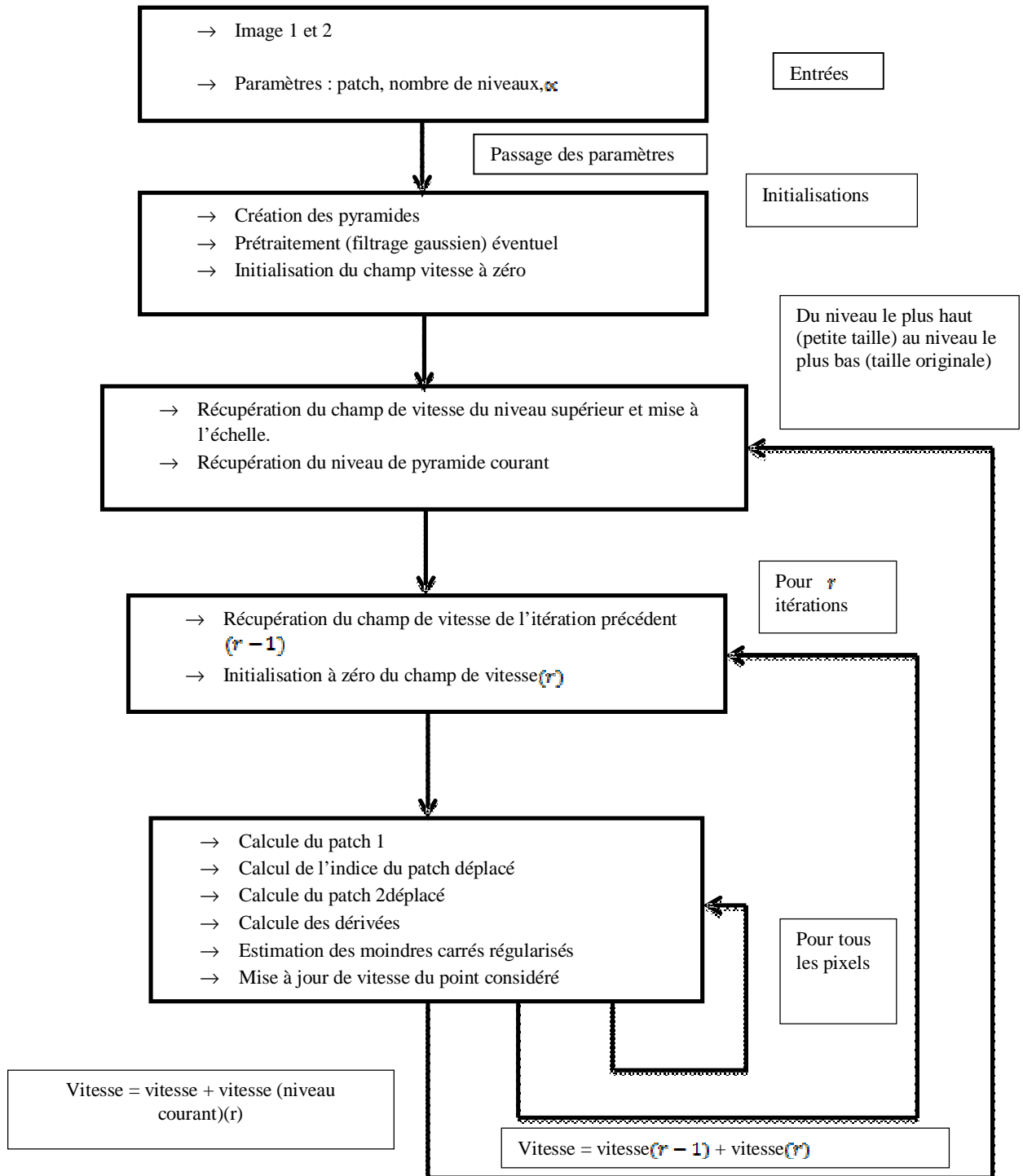


Fig.2.5 Les étapes suivies pour l'estimation du flot optique avec l'implémentation pyramidale à la méthode locale de Lucas-Kanade avec raffinement itératif

A partir de deux images successives, il s'agit tout d'abord de créer les pyramides gaussiennes (sous échantillonnage) pour chaque image. L'algorithme de calcul en lui-même commence alors avec l'interpolation du champ de vitesse du niveau supérieur, puis le calcul pour chaque pixel.

II.5 Conclusion

Nous voyons d'après ce qui nous avons fait que les méthodes d'estimation du mouvement ou les méthodes de calcul le flot optique elles sont riches, elles signifient cependant qu'il est particulièrement important d'exploiter les particularités des objets qui nous intéressent. Ces techniques d'estimation basées sur la résolution de l'équation du flot optique, Les méthodes différentielle présentent de nombreux avantages face aux méthodes de mise en correspondance les techniques basées Phase et fréquentielles méthodes basées Énergie.

La détermination du flot optique forme une étape essentielle de niveau bas pour l'analyse de mouvement dans la vision par ordinateur, Cependant, comme nous avons vu les champs de vitesse ne sont pas insignifiants pour déterminer.

L'équation du flot optique, du fait de sa nature différentielle, permet une estimation sub pixelique du mouvement. La mesure du mouvement ne nécessite qu'un calcul local des dérivées spatio-temporelles de la séquence. Ces opérations ont un coût de calcul faible comparées aux filtrages spatiotemporels imposés par les méthodes fréquentielles. Ces deux avantages, associés au fait que l'équation du flot optique est linéaire par rapport au vecteur vitesse, expliquent le succès et le nombre très important de travaux portant sur les méthodes différentielles.

Troisième chapitre

Résultats expérimentaux

III.1 Introduction

Pour l'implémentation de l'algorithme de Horn & Schunck et celui de Lucas & Kanade on utilise le logiciel Matlab. Le flot optique est employé pour calculer le mouvement des pixels dans séquence d'images. Il fournit des pixels correspondance (point par point) dense. Le problème est de déterminer pour où les pixels d'une image au temps t sont dans l'image au temps $t + 1$. Des nombreuses applications utilisent cette méthode pour la détection des objets en mouvement.

III.2 Contexte

Pour pouvoir comparer deux algorithmes d'estimation du flot optique, il faut disposer d'images de référence comme toujours en traitement d'image. On doit disposer du flot réel, c'est pourquoi ces images sont nécessairement synthétiques. Une des séquences les plus utilisées est celle nommée Yosemite, du nom du parc américain contenant la vallée présentée sur la figure 3.1.

L'avantage de cette séquence est qu'elle est composée de mouvements complexes et non de simples rotations ou translations. A partir du flot réel, on peut donc, d'une part, évaluer les performances de l'algorithme programmé et, d'autre part, étudier l'influence des paramètres sur l'erreur, de manière à les choisir le plus judicieusement possible.

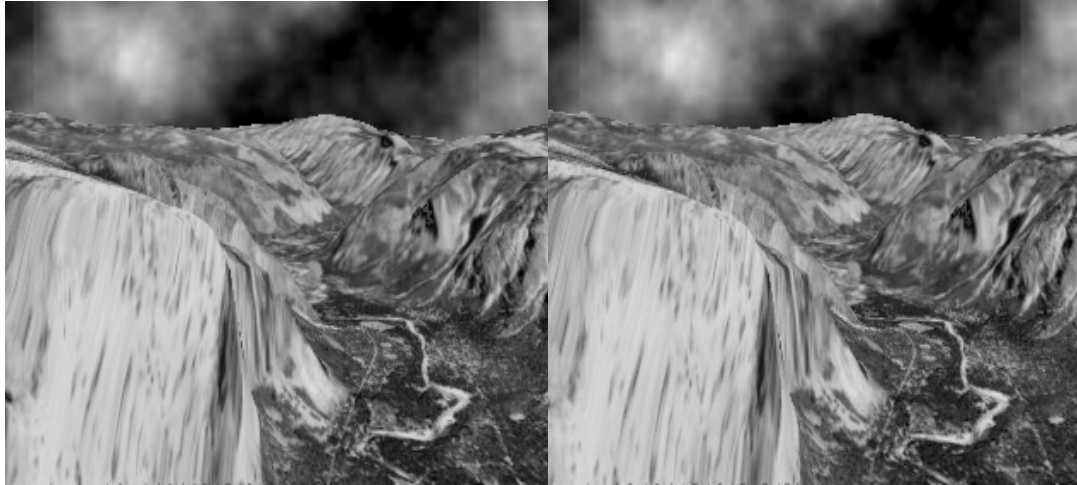


Image test YOS 9

Image test YOS10

Fig.3.1 Séquence de référence Yosemite

III.2.1 Application de l'algorithme de Horn et Schunck

Nous avons appliqué l'algorithme de Horn et Schunck on suivant les étapes cité précédemment (figure 2.1) sur la séquence Yosemite. Les résultats seront représentés comme suit :

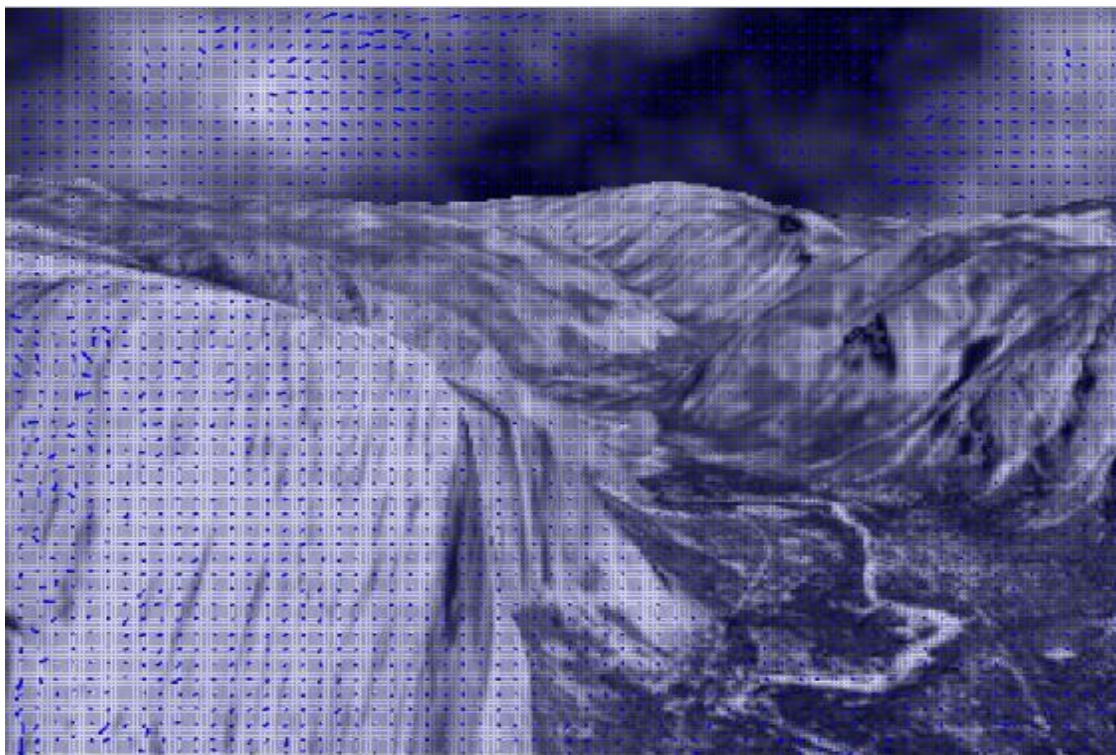


Fig.3.2 Tracé des vecteurs mouvements en utilisant la méthode de HS sur la séquence Yosemite.

Le même teste pour d'autre séquence :



Fig.3.3 le résultat de la méthode de HS appliqué sur la vidéo vipmen.



Fig3.4 le résultat de la méthode de HS appliqué sur la vidéo viptraffic.

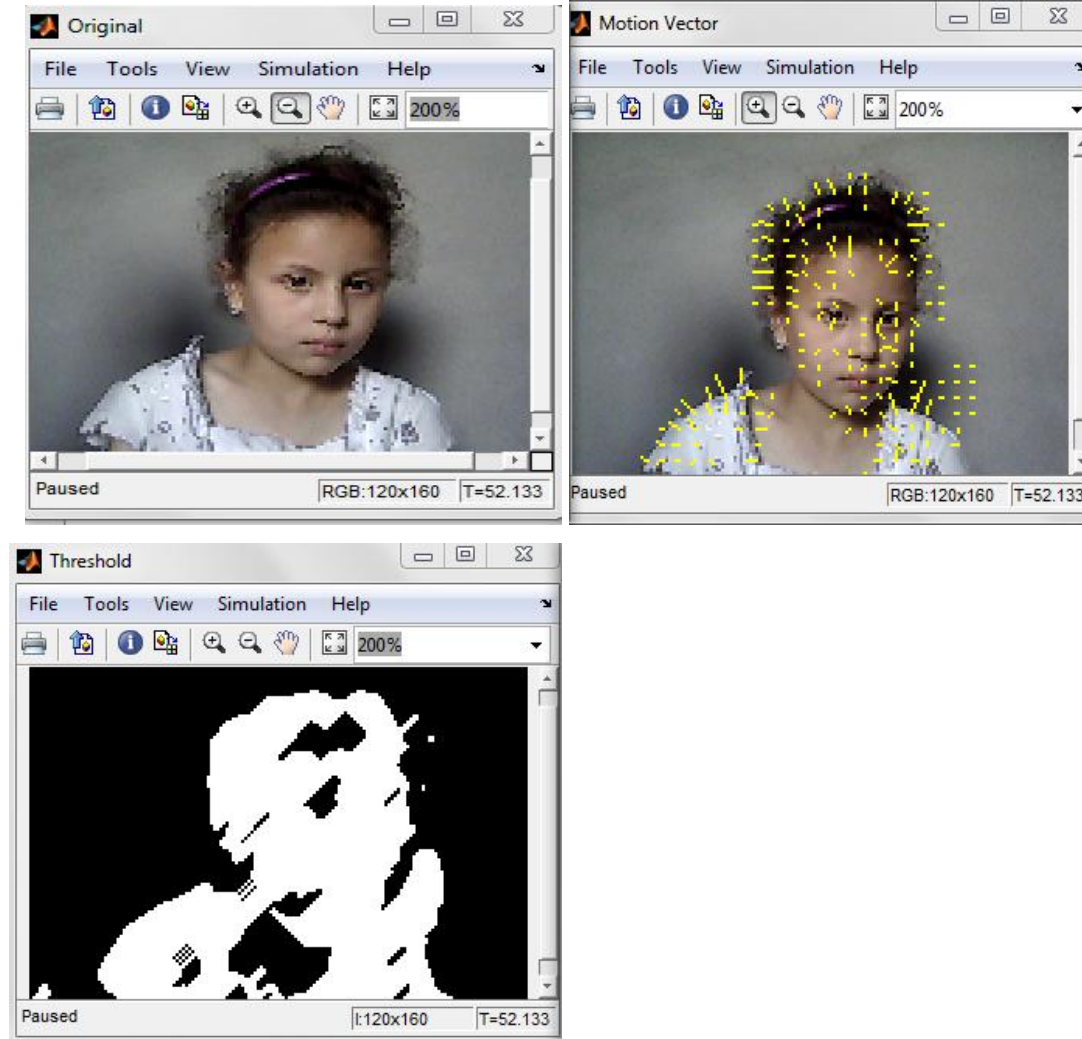


Fig.3.5 résultat de la méthode de HS appliqué sur une séquence d'image réel.

Observation :

Nous remarquons que nous obtenons une bonne estimation du mouvement dans l'ensemble, avec un léger flou dans les zones de discontinuités, et un flot optique dense. On voit que cette méthode est très sensible au bruit. Le caractère global de la méthode lui confère un caractère très lisse. Les résultats sont donc imprécis. Néanmoins l'estimation demeure acceptable.

III.2.2 Application de l'algorithme de Lucas & Kanade

De la même manière, on a appliqué l'algorithme de Lucas et Kanade (figure2.5). A partir de deux images successives, il s'agit tout d'abord de créer les pyramides gaussiennes (sous échantillonnage) pour chaque image. L'algorithme de calcul en lui-même commence alors avec l'interpolation du champ de vitesse du niveau supérieur, puis le calcul pour chaque pixel.

Nous effectuons les mêmes séries de tests sur les séquences d'images précédentes, afin de pouvoir juger la différence dans l'estimation du mouvement entre les deux méthodes.

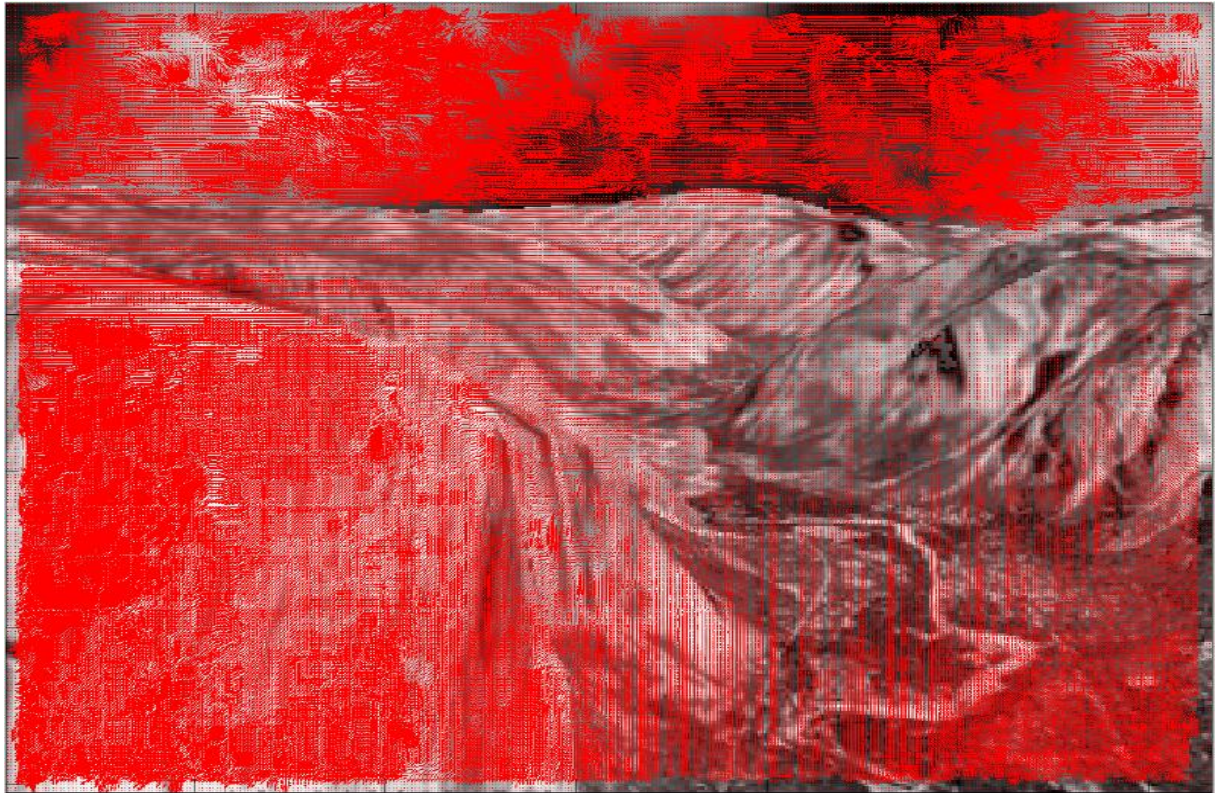


Fig3.6 Tracé des vecteurs mouvements en utilisant la méthode de LK pour la séquence Yosemite.

Le même teste sur d'autre séquence



Fig. 3.7 le résultat de la méthode de LK appliqué sur la vidéo vipmen.



Fig.3.8 le résultat de la méthode de LK appliqué sur la vidéo viptraffic.

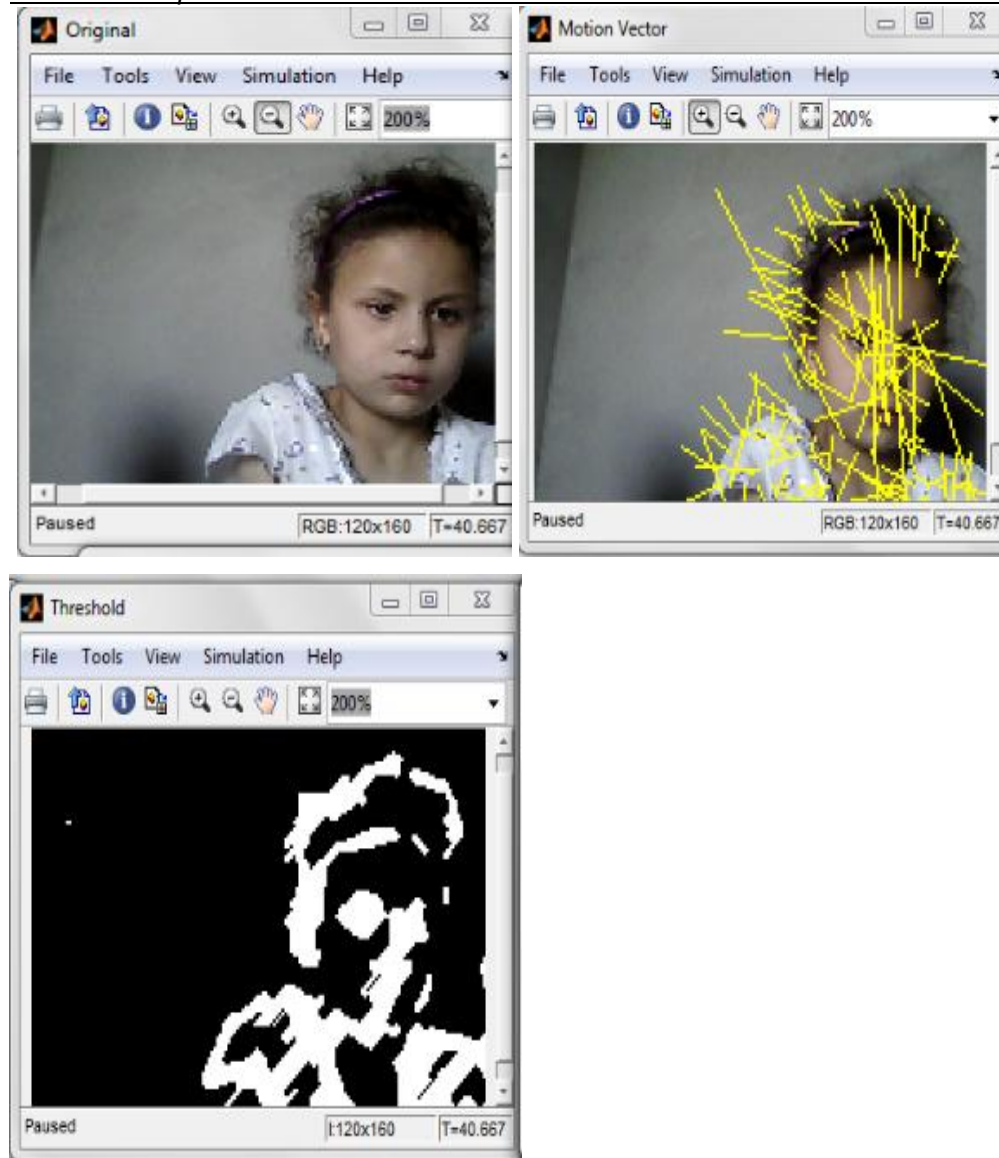


Fig. 3.9 résultat de la méthode de LK appliqué sur une séquence d'image réel.

Observation :

On remarque que les résultats obtenus avec la méthode LK sont très satisfaisants, les contours des objets sont très bien respectés, avec une bonne segmentation et enfin, le flot est dense et le plus exact possible.

III.3 Calcul de l'erreur angulaire et de l'erreur en norme

Les formules classiquement admises et utilisées dans la littérature [11] pour le calcul de l'erreur angulaire et de la norme de l'erreur sont les suivantes :

Soient (u_c, v_c) le flot calculé et (u_r, v_r) le flot réel, alors :

$$AAE = \frac{1}{(N.M)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \arccos \left(\frac{u_r u_c + v_r v_c + 1}{\sqrt{(u_r^2 + v_r^2 + 1)(u_c^2 + v_c^2 + 1)}} \right) \quad (44)$$

Et

$$Norm = \sqrt{((u_r - u_r)^2 + (v_r - v_c)^2)} \quad (45)$$

La comparaison des deux méthodes donne l'écart angulaire donne le tableau suivant :

Méthode d'erreur angulaire	l'écart d'erreur angulaire
Lucas & Kanade	4.3
Horn & Schunck	9.8
Combinaisons local et globale	4.2

Tableau 3.1 L'écart d'erreur angulaire

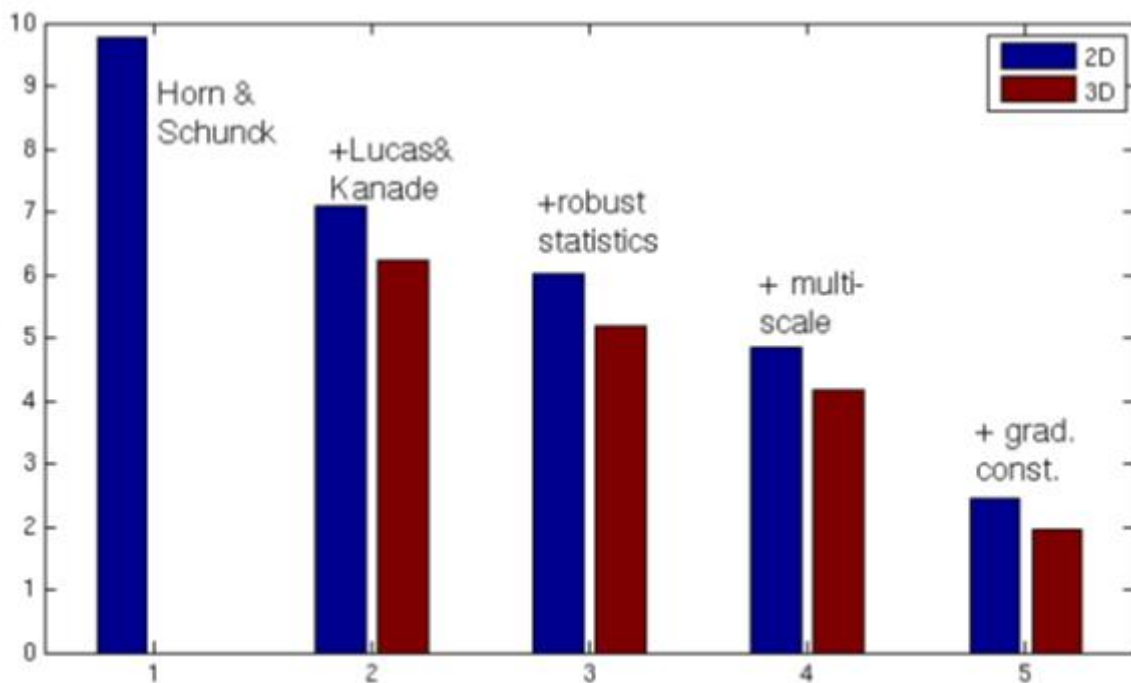


Fig3.10 L'écart d'erreur angulaire

Remarque :

On remarque que l'écart d'erreur angulaire est plus dans le Horn-Schunck que Lucas-Kanade.

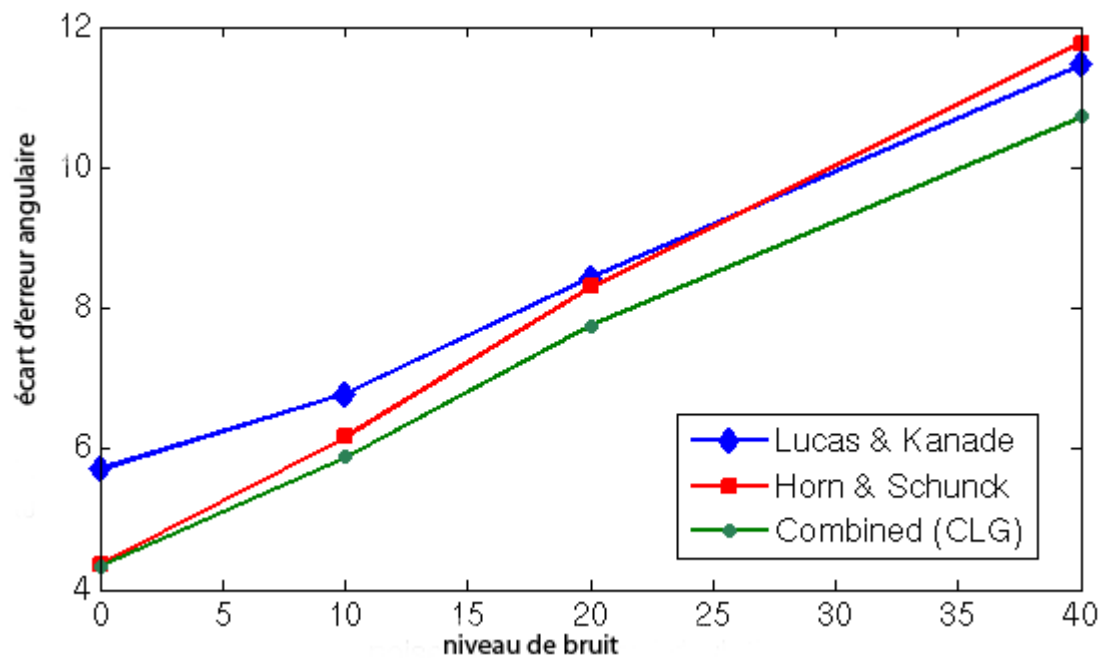


Figure.3.11 Sensibilité au bruit

Méthodes	PSNR
Algorithme Lucas-Kanade	32.09
Algorithme Horn-Schunck	30.71

Tableau 3.2 PSNR des deux algorithmes

II.4 Etude comparative

L'écart d'erreur angulaire moyen est plus élevé dans l'algorithme de Horn-Schunck que pour l'algorithme de Lucas-Kanade.

Cependant, les méthodes locales et globales peuvent être combinées pour des caractéristiques désirées comme l'évaluation dense du flot, la robustesse contre le bruit et la préservation des discontinuités. Également, l'écart d'erreur angulaire diminue en combinant les deux algorithmes. La méthode de Horn-Schunck lisse plus les arêtes tandis que l'algorithme de Lucas-Kanade manque de la douceur. La méthode de Horn-Schunck est également très instable en cas d'illumination d'objets dans les séquences d'image (due à la conservation de luminance). L'algorithme de Horn-Schunck était le premier algorithme pour le calcul du flot optique. Beaucoup d'autres ont été proposés depuis. 1981 et l'analyse de mouvements est toujours restée un sujet très provocant dans la recherche de vision par ordinateur.

Le tableau 3.1 et la figure 3.10 montrent l'écart d'erreur angulaire moyen des deux algorithmes. On constate que l'écart d'erreur angulaire moyen est moins dans l'algorithme de Lucas-Kanade que l'algorithme de Horn-Schunck. La figure 3.11 montre leurs sensibilités au bruit. Le tableau 3.2 montre le rapport signal sur bruit (PSNR : peak signal-to-noise ratio, rapport signal maximal sur bruit) des deux algorithmes. Ce PSNR pour l'algorithme de Lucas-Kanade est 32.09 alors qu'il est de 30.71 pour l'algorithme de Horn-Schunck.

III.5 Conclusion

La comparaison entre l'algorithme de Horn-Schunck et celui de Lucas-Kanade montre que, pour obtenir meilleurs résultats dans la technique différentielle, nous pouvons utiliser le filtre passe-bande pour réduire la première contrainte de différentiation donnée. Pour améliorer les résultats de l'algorithme de Horn-Schunck, il est nécessaire d'utiliser un filtre spatiotemporel pré-lissage. Des résultats de l'algorithme de Lucas-Kanade peuvent être améliorés en utilisant des filtres FIR (filtre à impulsion finie) pour réduire le nombre d'éléments à retard. Bien que l'algorithme de Lucas-Kanade, ne fournisse pas de très haute densité des vecteurs de flot, il est robuste en présence de bruit. C'est une méthode basée sur la fenêtre locale. L'écart d'erreur angulaire moyen est moins dans l'algorithme de Lucas-Kanade que l'algorithme de Horn-Schunck.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés à l'estimation du mouvement dans une séquence d'images vidéo par les techniques différentielles du flot optique.

Nous avons commencé par une programmation en Matlab de notre algorithme d'estimation afin de tester la méthodologie pour les deux méthodes Horn-Schunck et Lucas-Kanade. Les tests ont été effectués sur deux types de séquences d'images. Les résultats obtenus sont encourageants. Nous avons par la suite proposé un modèle de Simulink avec une entrée de Webcam. Le but de ce modèle est le travail en temps réel. Les résultats obtenus sont très satisfaisants.

L'algorithme de Horn-Schunck et celui de Lucas-Kanade fonctionnent seulement pour le petit mouvement. Si l'Objet bouge très rapidement, la luminosité se change rapidement, les dérivés de masques n'estiment pas les dérivés spatio-temporels. Des pyramides peuvent être employées pour calculer de grands vecteurs optiques de flot.

Nous combinons les méthodes locales et globales pour les conditions suivantes :

Les besoin d'évaluation de densité de flot.

Robuste contre bruit.

Conserve la discontinuité

Références bibliographiques

- [1]Belbachir UNE Smart Cameras. Springer-Verlag Inc.;New York, NY, Etats-Unis:2010.
- [2]Helmholtz, von H.(1925), p 297. Treatise on physiological optics. Translated from the 3rd German edition. Southall, J.P.C.(Ed). Dover Publications.
- [3]Gibson, J.J (1966), p.196f.). The senses considered as perceptual systems. Houghton Mifflin, Boston.
- [4]Horn, B.K.P.(1986), p 278. Robot vision. MIT Press, ISBN 0-262-08159-8.
- [5] Lucas, B.D. and Kanade, T. (1981). An iterative image registration technique with and application to stereo vision. In Proceedings of Imaging Understanding Workshop, 121-130.
- [6]Horn, B.K.P. and Schunck, B.G.(1981). Determining optical flow. Artificial Intelligence 17, 185-203.
- [7]Gordon, D.A.(1965). Static and dynamic visual fields in human space perception. Journal of the Optical Society of America 55(10), 1296-1303.
- [8]Koenderink, J.J. and van Doorn, A.J. (1976). Local structure of movement parallax of the plane. Journal of the Optical Society of America 66(7), 717-723.
- [9]Longuet-Higgins, H.C. and Prazdny, K.(1980). The interpretation of a moving retinal image. Proceedings of the Royal Society of London B 208, 385-397.
- [10] Nagel, H.-H. (1987). On the estimation of optical flow: relations between different approaches and some new results. Artificial Intelligence 33, 299-324.
- [11]Barron, J. Fleet, D., and Beauchemin, S.(1994). Performance of optical flow techniques. International Journal of Computer Vision 12, 43-77.
- [12]Sun, D., Roth, S., and Black, M.J.(2010). Secrets of optic flow estimation and their principles. In Proc. Of Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) San Francisco, 2432-2439.
- [13]Nagel, H.-H.(1983). Displacement vectors derived from second order intensity variations in image sequences. Computer Vision, Graphics, and Image Processing 21, 85-117.
- [14]Tretiak, O. and Pastor, L.(1984). Velocity estimation from image sequences with second order differential operators. In Proceedings of the International Conference on Pattern Recognition, Montreal, Que. 16-19.

- [15]Haralick, R.M. and Lee, J.S.(1983). The facet approach to optic flow. In: L.S. Baumann (Ed.), Proceedings Image Understanding Workshop (Science Applications, Arlington, VA) 84-93.
- [16]Hildreth, E.C. (1984). Computations underlying the measurement of visual motion. AI Memo No. 761, Massachusetts Institute of Technology, Artificial Intelligence Laboratory.
- [17]Nagel, H.-H. and Enkelmann, W.(1986). An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector fields from image sequences. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI-8(5), 565-593.
- [18]Uras, S., Girosi, F., Verri, A. and Torre, V.(1988). A computational approach to motion perception. Biological Cybernetics 60, 79-87.
- [19]Adelson , EH et Bergen, JR(1985). Modèles énergétiques spatio-temporelles pour la perception du mouvement. Journal de l'Optical Society of America 2 (2), 284-299.
- [20]Heeger, D.J. (1988). Optical flow using spatiotemporal filters. International Journal of Computer Vision 1(4), 279-302.
- [21]Fleet, D. and Jepson, A.D. (1990). Computation of component image velocity from local phase information. International Journal of Computer Vision 5(1), pp.77-104.
- [22]Bruss, A. and Horn, B. (1983). Passive navigation. Computer Vision, Graphics, and Image Processing 21, 3-20.
- [23]Weiss, Y.(1997). Smoothness in layers: motion segmentation using nonparametric mixture estimation. In Proceedings of IEE Computer Vision and Pattern Recognition Conference CVPR`97,520-527.
- [24]Cremers, D. and Schnorr, C.(2003). Statistical shape knowledge in variational motion segmentation. Image and Vision Computing 21, 77-86.
- [26] Lee, D.N. (1976). A theory of visual control of braking based on information about time-to-collision. Perception 5, 437-459.
- [27]Horn, B.K.P., Frang, Y., and Masaki, I.(2007). Time to contact relative to planar surface. In Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Turkey. 68-74.
- [28]Alenya,G., Negre, A.,and Crowley , J.L. (2009).A comparison of three methods for measure of time to contact . In Proc. Intelligent Robots and sytems, USA, 4565-4570.
- [27]Wedel, A., Brox, T., Vaudrey, T., Rabe, C., Franke, U. and Cremers, D.(2011). Stereoscopic scene flow computation for 3d motion understanding. International Journal of Computer Vision 95, 29-51.
- [29]Zufferey, J.-C. and Floreano, D.(2006). Fly-inspired visual steering of an ultralight indoor aircraft. IEEE Transactions on Robotics 22(1), 137-146.

- [30] Socool, D., Thurrowgood, S., and Srinivasan, M.V.(2007). A vision system for optic-flow-based guidance of UAVs. In Proc. 4th Australasian Conference on Robotics and Automation. Brisbane, 10-12 December.
- [31] Chahine, M. and Konrad, J.(1995). Estimation and compensation of accelerated motion for temporal sequence interpolation. *Signal Processing: Image Communication* 7, 503-527.
- [32] Csillag, P. and Boroczky, L.(1999). Enhancement for displaying temporally subsampled image sequences using different motion models in MC interpolation. In Proc. SPIE 3642, High-Speed Imaging and Sequence Analysis, 32 doi:10.1117/12.348426.
- [33] Karhoff, B.C., Limb, J.I, Oravsky, S.W., and Shephard, A.D.(2006) Eyes in the domestic sky: an assessment of sense and avoid technology for the army's "Warrior" unmanned aerial vehicle. In Proc. IEEE Systems and Information Engineering Design Symposium, 36-42.
- [34] Horn B.K.P. and Schunck B.G. (1981) Determining optical flow.
- [35] B.D. Lucas and T. Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In Proceedings IJCAI, pages 674--679, Vancouver, Canada, 1981.
- [36] Nagel H.H. (1983) Displacement vectors derived from second_order intensity variations in image sequences.
- [37] Fleet D.J. and Jepson A.D.(1993) Stability of phase information. *IEEE Trans. PAMI* (in press)
- [38] Fennema, C.L. et Thompson, W.B. 1979. Velocity determination in scenes containing several moving objects. *CGIP*. April 1979. Vol. 9,4, pp. 301-315.,
- [39] M.J Black, P. Anandan, Robust Dynamic Motion Estimation Over Time, In Proc. 1991 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Press: Maui, HI, 1991,292-302.