

Design et Validation d'une Caméra de Navigation basée Vision pour l'Exploration Spatiale

Design and Validation of a Vision Based Navigation Camera for Space Exploration

¹G. Flandin, B. Frapard, ²B. Correia

¹EADS Astrium

²INETI, LAER, Portugal

EADS Astrium – 31, avenue des Cosmonautes, 31402 Toulouse Cedex 4, France

gregory.flandin@astrium.eads.net

Résumé

La navigation autonome constitue un enjeu majeur au sein des applications spatiales telles que les missions d'exploration planétaire. Dans ce cadre, les concepts de navigation basée vision, autorisant un traitement adaptatif en environnement complexe et non structuré, présentent des solutions innovantes et prometteuses. Les travaux présentés dans cet article concernent le design d'un système de navigation basé vision et sa validation dans un contexte d'atterrissage planétaire. L'accent est mis sur une analyse exhaustive des capacités de traitement d'images à notre disposition avec, pour objectif, la satisfaction des contraintes de navigation ainsi qu'une implémentation bord des algorithmes étudiés.

Mots Clef

Vision par ordinateur, navigation autonome, extraction de points, suivi.

Abstract

Autonomous navigation is a key enabling technology for future space applications like planetary exploration missions. In this context, vision based navigation concepts, authorising adaptive treatments in complex and unstructured environments, appear to be a challenging but promising technology. The work presented in this article deals with the design of a vision based navigation system and its validation in a planetary landing context. We put the stress on an exhaustive analysis of the affordable image processing algorithms with two objectives: compliance with the navigation requirements and an on-board implementation of the overall process.

Keywords

Computer vision, autonomous navigation, feature extraction, tracking.

1 Introduction

La navigation basée vision représente un enjeu important pour les futures missions spatiales. De nombreux projets voient le jour que ce soit à des fins de navigation interplanétaire (AutoNav – Autonomous On-Board Navigation for Interplanetary Missions [5]) ou d'atterrissage en milieu inconnu (NPAL – Navigation for Planetary Approach and Landing [4]). Le rôle des caméras au sein de la navigation autonome n'est plus à démontrer tant elles offrent réactivité et adaptativité vis-à-vis de l'environnement. Des études européennes telles que Lunar Landing [1] ou IVN (Integrated Vision and Navigation for Planetary Exploration) [2] ont contribué à renforcer ces choix. Lunar Landing a permis d'identifier et de valider les concepts de base tels que guidage, pilotage, sélection de sites, « retargetting ». Les principes de la navigation basée vision ont quant à eux fait l'objet de l'étude IVN, dans laquelle quelques principes de traitement d'images ont fait leur apparition. Cette étude a mis en avant les besoins cruciaux de validation notamment par l'intermédiaire de simulations en boucles fermées sur des scènes virtuelles.

Les travaux que nous présentons s'inscrivent dans la logique de ces études menées depuis plusieurs années. L'accent est mis sur les besoins de navigation et les moyens de validation des traitements d'images mis en œuvre. Le concept étudié repose sur l'extraction et le suivi de points caractéristiques dans l'image. Un filtrage dynamique des traces ainsi obtenues permet d'extraire des informations de positionnement relatif au site. L'originalité de l'approche réside dans l'exploitation des phases de décélération dont on montre qu'elles rendent la norme de la vitesse observable. La convergence du filtre est alors assurée pour un positionnement à vitesse nulle. Pour supporter de façon optimale le filtre de navigation, le choix, la définition et la validation des algorithmes de traitement d'images a fait l'objet d'une attention particulière. Le principe repose sur l'extraction de points

suffisamment caractéristiques pour supporter un suivi long et précis. Le développement des algorithmes de traitement d'images présentés est l'aboutissement d'une analyse exhaustive des performances atteignables par les algorithmes existants, sous différentes configurations. L'effort a été mis sur la validation de ces algorithmes vis-à-vis des besoins de navigation, dans un contexte fortement contraint. Une de ces contraintes réside dans la rapidité du traitement. Pour cela, une implantation efficace du traitement sur un circuit dédié, capable d'atteindre les cadences désirées a fait l'objet d'une étude de faisabilité dont nous résumons les conclusions.

La section 2 présente les concepts de navigation et les besoins qu'elle engendre vis-à-vis du traitement d'images. La section 3 introduit la logique de sélection et de validation des algorithmes de traitement d'images à notre disposition. Cette logique a permis de retenir une stratégie d'extraction et de suivi des points adéquate. L'implémentation hardware de ces algorithmes sur un circuit dédié (le FEIC – Feature Extraction Integrated Circuit) a fait l'objet d'une analyse conjointe dont les résultats sont présentés en section 4.

2 Concept de navigation

Le concept de navigation étudié est basé sur le suivi de points remarquables. Un filtrage dynamique de leur trace dans l'image rend observables des informations de positionnement 3D et permet ainsi de réduire la covariance de l'erreur de positionnement (e.g. dérives inertielles).

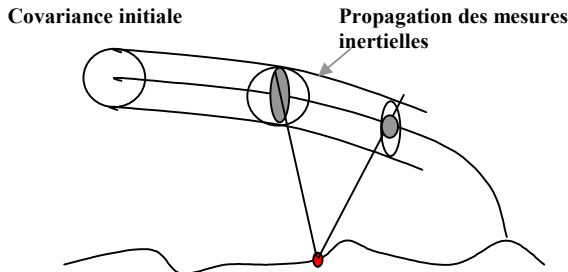


Figure 1 Les mesures de variations de ligne de visée, réduisent les erreurs de propagation inertielles.

La rotation entre deux positions successives de la camera est facilement mesurée par les gyromètres. En revanche, les erreurs d'intégration des mesures accélérométriques dégradent l'estimation de la vitesse de déplacement en fin de trajectoire, là où les besoins de précision de navigation sont les plus importants.

Une méthode classique de positionnement d'un véhicule vis-à-vis d'un plan consiste à calculer l'homographie entre deux images successives. Si l'on suppose que les points observés sont répartis sur un plan situé à une distance d du véhicule et dont la normale est $\mathbf{n}$, on peut montrer que la dérivée des coordonnées $\mathbf{w}$ d'un point fixe dans le repère camera satisfait l'équation suivante:

$$\dot{\mathbf{w}} = -\mathbf{B}\mathbf{w} \quad (1)$$

Où la matrice $\mathbf{B} \equiv \left(\tilde{\boldsymbol{\omega}} + \frac{\mathbf{v}\mathbf{n}^T}{d} \right)$ est la forme différentielle

de la matrice d'homographie, $\boldsymbol{\omega}$ est la vitesse angulaire de la camera et $\mathbf{v}$ sa vitesse linéaire.

On peut montrer [3] que, excepté pour quelques configurations particulières de points, la matrice $\mathbf{B}$ peut être estimée de façon unique à partir des mesures de vitesse des points caractéristiques. Dans la plupart des cas, on est également en mesure de retrouver les paramètres $\{\boldsymbol{\omega}, \mathbf{v}/d, \mathbf{n}\}$ à partir de $\mathbf{B}$. Plus précisément, tous les paramètres peuvent être estimés excepté $\|\mathbf{v}\|$ et d (seul le rapport $\|\mathbf{v}\|/d$ est observable). Ceci constitue évidemment une limitation dans bien des cas.

2.1 Application aux atterrisseurs

Les atterrisseurs subissent en permanence une poussée permettant de réduire la vitesse du véhicule afin d'assurer un positionnement à vitesse quasiment nulle à proximité de la surface. La vitesse du véhicule n'est pas directement observable mais intégrée à partir des conditions en orbite et des mesures inertielles. En fin de trajectoire, lorsque la plus grande précision est requise, la norme de la vitesse est minimum ($\|\mathbf{v}\| \rightarrow 0$) et l'erreur d'estimation est maximum $\Delta\|\mathbf{v}\|_{\max}$. Y compris en l'absence de bruit de mesure ($\|\mathbf{v}\|/d$ parfaitement connu), l'erreur relative sur la

distance au site d'atterrissage ($\Delta d/d = \Delta\|\mathbf{v}\|/\|\mathbf{v}\|$) tend vers l'infini. Ceci constitue une limitation majeure de l'utilisation des homographies.

Le principal inconvénient inhérent aux trajectoires d'atterrissage peut néanmoins devenir un avantage. En effet, lors d'une trajectoire en constante décélération, et en supposant une certaine connaissance de la décélération, la norme de la vitesse du véhicule devient observable à travers un filtrage dynamique des mesures. Cette estimation est basée sur l'utilisation d'un filtre de Kalman pour l'estimation d'un vecteur d'état. Grâce à cette approche, la centrale inertielle n'a plus pour objectif d'intégrer l'ensemble des conditions initiales pour être en mesure d'observer ces mêmes conditions à l'atterrissage mais bien de fournir une estimation suffisante de l'accélération qui permette au filtre de navigation d'estimer la vitesse du véhicule.

Des développements sur ce filtre, sa convergence et ses performances sont disponibles dans [4]. L'objectif étant, dans cet article, de mettre l'accent sur l'analyse et les choix du traitement d'images, nous nous contenterons de récapituler les besoins de la navigation en termes d'extraction et de suivi de points.

2.2 Besoins en traitement d'images

Les besoins de navigation en traitement d'images s'articulent autour de quatre axes :

B1: Le filtre de navigation requiert un nombre minimum de traces pour permettre un filtrage pertinent des mesures. Sans donner de justification, ce nombre est de l'ordre de 200.

B2: Les points extraits doivent offrir une répartition aussi uniforme que possible dans l'image et présenter un minimum d'agréations. L'idée d'une sélection "intelligente" des points (e.g. à proximité du site d'atterrissage) doit être considérée mais sort du cadre de cet article.

B3: L'objectif principal du traitement d'images est d'éviter les fausses traces et de fournir les plus longues traces possibles ($\sim 1/4$ du champ de vue).

B4: La précision des traces extraites s'exprime en termes d'erreur de mise en correspondance ou de marche aléatoire. Les analyses préliminaires de performance du filtre de navigation sont basées sur une erreur absolue de 0.1° et une dérive de l'ordre de 1pixel / 100.

3 Traitements d'images

3.1 Introduction

L'objectif principal du traitement d'images est de fournir au filtre de navigation des traces longues en dépit d'une dynamique importante du véhicule, d'une large gamme de conditions radiométriques ainsi que d'un contenu scénique relativement inconnu. Pour y parvenir, les étapes clef du traitement d'images sont :

- L'extraction d'un ensemble de points caractéristiques supposés être de bons candidats pour le suivi. Cette tâche s'articule autour de deux axes :
 - Evaluation d'une carte de critère basée sur le contenu textuel local.
 - Sélection de points caractéristiques sur la base de la carte de critère.
- Mise en correspondance des points au long de la séquence. Cette étape est facilitée par une prédiction rendue disponible par les différents organes de navigation.

Les algorithmes d'extraction et de suivi sont essentiellement basés sur une hypothèse d'invariance des caractéristiques locales des points observés. Pour cette raison, la validation et le dimensionnement des algorithmes de traitement d'images passe par une analyse exhaustive de leur comportement vis-à-vis des nombreuses sources de distorsion.

En termes de distorsions cinématiques, nous distinguons les contributions suivantes (les valeurs sont données à titre indicatif pour des missions type atterrissage planétaire, les images sont acquises à 20Hz, la focale est de 0.014m et la taille des pixels est de 15 μ m) :

- TXY – les mouvements parallèles au plan image induisent essentiellement des effets de parallaxe dus à la nature tridimensionnelle du terrain. Les translations maximales attendues entre deux images sont de l'ordre de 15 pixels. Les effets de parallaxe maximums sont estimés à environ $2/100^\circ$ pixels.
- R XY – Les rotations perpendiculaires à l'axe optique ont un effet secondaire sur l'apparence des points observés. Les plus fortes valeurs de rotation entre deux images successives sont de l'ordre de 2.5° . Celles-ci ont lieu lors des manœuvres du véhicule ($\sim 50^\circ/s$).
- RZ – Les rotations autour de l'axe optique ont un effet direct sur l'apparence des points dont la texture locale pivote. Dans l'absolu, cet effet est très pénalisant pour les algorithmes d'extraction et de suivi mais dans le cas d'une mission d'atterrissage, les vitesses de rotation autour de l'axe optique sont faibles ($\sim 1^\circ/s$).
- TZ – Toute translation dans la direction de l'axe optique produit un effet de zoom qui modifie fortement l'apparence des points observés. Le taux de rapprochement attendu (V_z/z) est compris entre 0 et 5%.

RZ et TZ sont, de toute évidence, les distorsions les plus pénalisantes pour les algorithmes considérés.

En ce qui concerne les distorsions radiométriques, nous distinguons :

- FTM – La valeur de la fonction de transfert modulaire à la fréquence de Nyquist (fréquence d'échantillonnage /2) est un bon indicateur du flou contenu dans l'image et donc de la saillance des points observés. Les contributeurs à cette FTM sont : l'optique, la résolution du détecteur, le bougé et les micro-vibrations. Un bilan grossier permet d'estimer une valeur de FTM comprise entre 0.13 et 0.2.
- Les variations de FTM entre deux acquisitions successives sont dues aux différences d'effet de bougé et donc aux accélérations angulaires qui sont maximales en phase de manœuvre ($\sim 40^\circ/s^2$). Un pré-dimensionnement permet d'estimer les variations de FTM de l'ordre de quelques % dans le pire des cas.
- Le bruit aléatoire est de deux natures : le bruit détecteur peut être modélisé par un bruit gaussien dont le rapport signal à bruit (RSB) est estimé entre 70 et 110, les pixels défectueux suivent une distribution de type « poivre et sel » dont les pourcentages sont relativement faibles et que l'on peut espérer calibrer.
- Les conditions d'illumination des points observés peuvent varier en raison de l'élévation solaire, de l'ajustement du temps d'intégration et des variations de transmission dans le champ de vue (0-40%).

3.2 Critères

Dans l'objectif de valider les performances et le dimensionnement des algorithmes de traitement d'images, un certain nombre de critères ont été définis ou répertoriés:

Distribution spatiale des points (SDP)

Le critère de répartition spatiale nécessite la définition d'une grille sur l'image et d'une mesure de probabilité p_i estimée par le rapport entre le nombre de points extraits dans la cellule i et le nombre total de points. Le critère est défini par la mesure d'entropie suivante :

$$SDP = \frac{\sum_{i=1}^N -p_i \log p_i}{\log N}$$

Où N est le nombre de cellules considérées. Lorsque la distribution des points est uniforme sur l'image, l'entropie est maximum (≤ 1). En présence d'aggrégations, l'entropie décroît (≥ 0).

Répétabilité entre images (RBF)

La répétabilité entre images (RBF) mesure l'aptitude d'un extracteur à toujours extraire les mêmes points au fil d'une séquence d'images. RBF est défini de la façon suivante : considérons deux images F_1 et F_2 . E_1 est l'ensemble de points extraits dans F_1 , E_2 est l'ensemble de points extraits dans F_2 et E_2' est la projection de E_1 dans l'image F_2 . E_2' ne contient pas de points en dehors du champ de vue de F_2 . La répétabilité RBF(ϵ) est définie par [7] :

$$RBF(\epsilon) = \frac{\text{card}\{(x_2, x'_2) | x_2 \in E_2, x'_2 \in E'_2 : \text{dist}(x_2, x'_2) < \epsilon\}}{\text{card}(E'_2)}$$

card représente le cardinal d'un ensemble et ϵ est la distance maximum acceptable entre deux points homologues.

Précision relative (RAC)

La précision relative entre deux extractions d'un même point de la scène à des instants différents, est représentée par une distribution que l'on supposera de type Rayleigh dans la mesure où l'on considère que la localisation des points extraits suit une loi gaussienne 2D.

Les critères d'évaluation d'un algorithme de suivi de points ont été développés sur la base d'un processus de mise en correspondance (entre deux images). Nous avons adopté l'approche suivante :

1. Evaluer les performances de mise en correspondance (aptitude à associer, entre deux images, des points correspondant au même repère au sol). Nous disposons essentiellement d'une mesure de probabilité de bonne association $P(GM)$ que l'on peut estimer en calculant le taux de bons appariements (comme pour RBF, cette notion est liée à une distance ϵ acceptable)

2. Extrapoler le comportement de l'algorithme sur des traces plus longues. Il est possible de prédire certaines quantités telles que :

- La distribution des longueurs de trace correctes (ou fausses):

$$P(N=n) = (RBF.P(GM))^n (1 - RBF.P(GM)) \quad (2)$$

n est une occurrence de la longueur de trace.

- La fonction de répartition des longueurs de trace
- La longueur moyenne des traces correctes (ou fausses)

$$\text{Mean length} = \frac{RBF.P(GM)}{1 - RBF.P(GM)} \quad (3)$$

- Le pourcentage de bonnes ou mauvaises traces

3. Valider le comportement dynamique de l'algorithme (e.g. évolution de l'erreur au cours des traces).

3.3 Evaluation des algorithmes

Nous rappelons que l'ensemble de la chaîne de traitements d'images consiste en une succession de trois étapes : évaluation d'une carte de critère, sélection des points caractéristiques et suivi de ces points. Les algorithmes de la littérature retenus pour cette évaluation sont:

Carte de critère	Sélection	Suivi
Harris [8], Beaudet [10], Moravec [9], SUSAN [12], Loupias [6], Spoke [13], Tomasi [11]	Globale Locale	Correlation Flot optique

Le processus de sélection se décompose en deux étapes:

- Evaluation des performances individuelles de chaque algorithme des sorte à proposer la stratégie la plus adéquate (sections 3.4, 3.5 et 3.6).
- Confirmer les performances attendues en dépit des distorsions les plus critiques (section 3.7).

3.4 Carte de critère

Evaluation comparée

La carte de critère utilisée a une influence directe sur la distribution des points extraits. La scène observée est également un facteur déterminant mais non maîtrisable. En revanche, on observe que, sur des scènes de type lunaire, tous les algorithmes d'évaluation d'une carte de critère ont un comportement équivalent et satisfaisant vis-à-vis de la distribution des points. Cette notion sera abordée plus en détail en section 3.5.

En revanche, il est un paramètre beaucoup plus déterminant dans le choix de la carte de critère, c'est la répétabilité des points extraits, c'est-à-dire son aptitude à

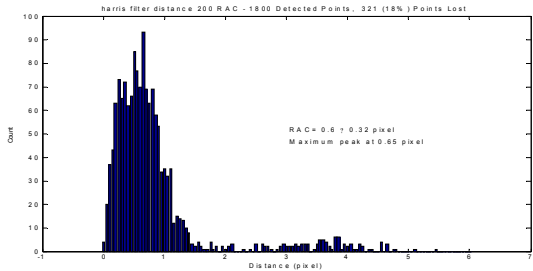
extraire les points les plus stables de l'image. Le tableau suivant donne les valeurs de RBF pour $\epsilon=0.5$ et pour différents types de distorsions.

RBF	Txy	Tz (2%)	Rz (10°)	Noise (RSB=70)	Illumination (6%)
Harris	0.97	0.4	0.4	0.6	1
Beudet	0.98	0.5	0.36	0.4	1
SUSAN	0.97	0.2	0.25	0.3	0.87
Tomasi	0.94	0.4	0.75	0.9	0.35
Moravec	0.97	0.32	0.05	0.15	0.97
Spoke	0.62	0.1	0.1	0.1	1
Loupias	0.04	0.05	0.05	0.25	0.75

Ce tableau montre que Harris, Beudet et Tomasi offrent la meilleure stabilité des points extraits vis-à-vis des distorsions évaluées.

Précision

Un autre critère fortement relié à la répétabilité est la précision relative d'extraction. Le graphique suivant montre la distribution des points extraits par Harris lorsque les images ont subi 10 degrés de rotation.



Dans cette distribution, on distingue essentiellement deux modes. Le mode principal suit sensiblement une distribution de Rayleigh ce qui tend à appuyer l'idée que l'erreur de localisation des points suit une loi gaussienne 2D. La variance de ce mode est inférieure au pixel, il correspond aux points extraits de façon exacte à un pixel près (effet de discrétisation). Le mode secondaire se situe aux environs de quatre pixels et correspond aux points faussement mis en correspondance (fins de trace). Les moments du mode principal sont : 0.6 pixels en moyenne et 0.32 pixels en écart-type.

Robustesse aux distorsions

Les courbes suivantes montrent la sensibilité des points de Harris vis-à-vis des sources de distorsion les plus critiques: Tz, Rz, le bruit, la FTM, l'illumination. RBF est choisi comme le critère le plus pertinent pour cette analyse ($\epsilon=0.5$).

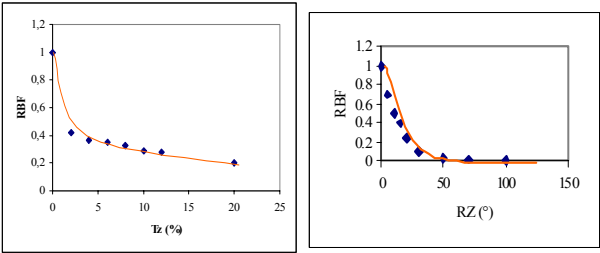


Figure 2 - Distorsions cinématiques: Evolution de RBF pour différentes amplitudes de Tz etRz. Environ 1 point sur 2 est de nouveau extrait après un rapprochement de 2% ou une rotation de 10°.

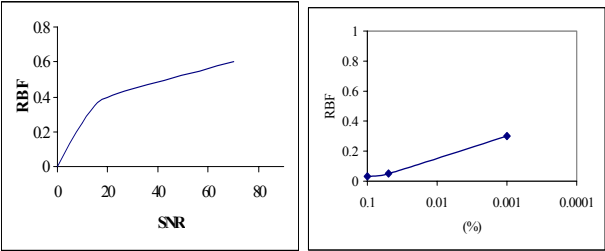


Figure 3 - Distorsions radiométriques : Sensibilité de Harris vis-à-vis du niveau de bruit : gaussien (gauche) et pixels défectueux (droite).

On observe que le taux de répétabilité est très sensible au niveau de distorsion, qu'il soit d'ordre cinématique ou d'ordre radiométrique.

Le graphique suivant montre clairement que la stabilité de l'extraction décroît lorsque l'amplitude des variations de FTM augmente. Toutefois, les résultats obtenus au cours de l'étude tendent à montrer que la valeur de la FTM absolue n'influence que très peu la répétabilité des points. Le domaine de robustesse doit toutefois être étudié en détail. Il est vraisemblable que celui-ci dépende du type de scène observé. Nous avons également constaté que les extracteurs étudiés sont relativement stables vis-à-vis des changements d'illumination, dans la mesure où l'on reste dans l'intervalle nominal de la dynamique de la caméra.

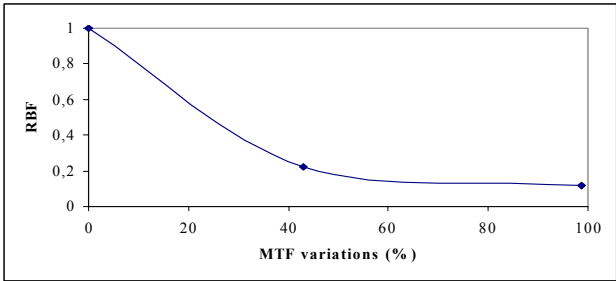


Figure 4 : Sensibilité aux variations de FTM entre images successives.

Conclusion

Certains extracteurs sont apparus plus robustes que d'autres mais leur stabilité se révèle fortement dépendante des distorsions appliquées (principalement le bruit, Rz et Tz). Parmi les extracteurs testés, nous retiendrons l'algorithme de Harris pour le reste de l'étude. Le tableau qui suit montre un bilan des contributeurs déstabilisant l'extraction de Harris et ce pour un cas de référence :

	Cas de référence	RBF
Rz	0.05°	0.98
Tz	2%	0.4
Bruit gaussien	S NR=70	0.6
Variations de FTM	5%	0.9
Total		0.21

Le total est calculé avec l'hypothèse que les différentes contributions sont multiplicatives. Pour ce cas de référence, 21% des points sont extraits dans deux images consécutives.

3.5 Sélection des points

La sélection des points caractéristiques parmi la carte de critères est une étape importante de la phase d'extraction. Nous comparons ici deux types de sélection :

- Une sélection globale des points consiste à appliquer un seuil sur la carte de critères.
- Une sélection locale des points consiste à extraire les maxima locaux de la carte de critère en considérant que les points singuliers sont plus pertinents pour le suivi que les points de critère élevé.

Si l'on compare la distribution des maxima locaux à celle des maxima globaux, on note que cette dernière contient bien plus d'agrégaions de points. Les maxima locaux améliorent la mesure de distribution spatiale.

SDP	Maxima globaux	Maxima locaux
Harris	0.52	0.8
Beaudet	0.69	0.82

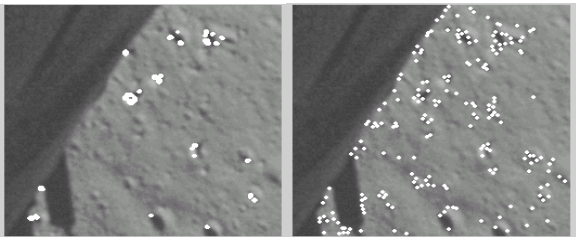


Figure 5 : Détection des maxima globaux (gauche), détection des maxima locaux (droite).

On observe également que les maxima locaux améliorent sensiblement les taux de bonne association tout en réduisant les fausses mises en correspondance. La surface de corrélation est vraisemblablement plus saillante pour des maxima locaux. Les agrégations de points sont également implicitement évitées puisque les maxima

locaux sont, par définition, isolés. Toutes ces raisons conduisent à préférer une sélection locale des points plutôt qu'un seuillage classique.

3.6 Suivi des points

La probabilité de bonne association entre points homologues est un critère essentiel contribuant à la longueur des traces. Le tableau suivant fournit la valeur de cette probabilité à l'issue de deux algorithmes (corrélation et flot optique) et pour différentes distorsions :

P(GM)	Tz (2%)	Rz (10°)	Bruit (RSB=70)
Harris + Correlation	1	1	0.99
Tomasi + flot optique	0.89	0.96	0.99

On observe une meilleure robustesse de la corrélation au détriment du flot optique qui, par ailleurs, est plus sensible aux changements d'illumination. Ceci conforte donc le choix de la corrélation pour notre application.

Lien entre extraction et suivi

La Figure 6 montre la dépendance entre la valeur du critère de Harris et la précision de corrélation obtenue. On constate que les points dont le critère est le plus élevé ont une meilleure précision (0.05 pixels max). En revanche les points dont le critère est faible sont soit peu précis, soit sensibles au bruit (cf. points rouges dont l'erreur augmente avec le bruit dans l'image). Ceci témoigne de l'intérêt de procéder à une extraction de points les plus stables possibles.

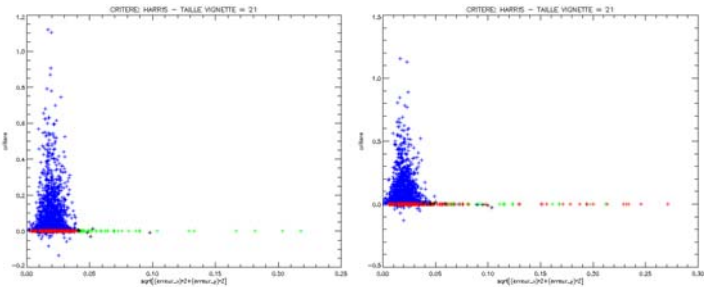


Figure 6 Nuage des erreurs de mise en correspondance (abscisse comprise entre 0 et 0.25 pixels) en fonction des valeurs du critère de Harris (ordonnée). Sans bruit (gauche) avec bruit RSB=80 (droite).

3.7 Conclusion

A l'issue de cette analyse nous pouvons choisir entre deux approches des algorithmes d'extraction et de suivi.

La première approche consiste, à chaque instant, à extraire N points dans l'image n, extraire N points dans

l'image n+1 puis mettre en correspondance les points de n avec les points de n+1

Cette méthode présente l'avantage de diminuer la dérive des traces au cours de la séquence puisque les candidats à la mise en correspondance sont, à chaque instant extraits de l'image et correspondent donc à des points remarquables. Toutefois, l'extrapolation de la distribution des longueurs de trace à partir des critères met en évidence une forte dépendance vis-à-vis du produit $RBF \times P(GM)$. Cette dépendance est donnée par (3). A titre d'illustration, une longueur moyenne des traces d'environ 50 images nécessite un $RBF.P(GM)=0.98$. Or les évaluations précédentes ont montré que les extracteurs les plus stables n'atteignent pas de telles performances.

La seconde approche consiste à considérer que tous les points de la fenêtre de navigation sont des candidats à la mis en correspondance. Dans ce cas $RBF=1$. Cette situation est très attractive mais le fait de ne pas mettre en correspondance des couples de points préalablement extraits présente l'inconvénient de conduire à une marche aléatoire dont l'écart-type est de l'ordre de $\sigma\sqrt{N}$ (σ : écart-type du bruit de mise en correspondance, N : nombre d'itérations). En guise d'exemple, pour une précision de l'ordre de 0.1 pixel à 1σ , la dérive est de l'ordre de 1 pixel / 100 itérations. Ce qui reste relativement faible. En conséquence, l'approche choisie consiste, à chaque instant, à :

- Trouver l'homologue des points de n dans n+1
- Compléter les fins de traces par une nouvelle extraction.

La possibilité d'hybrider les deux approches dans le but de tirer parti des avantages de chacune, par exemple en recalant la deuxième approche par des points remarquables lorsque cela est possible, constitue une piste d'amélioration.

Robustesse attendue

Les courbes qui suivent montrent la sensibilité de la probabilité de bonne association en fonction de l'amplitude des distorsions principales.

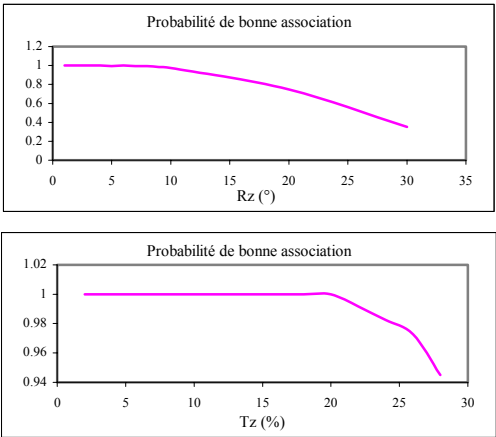


Figure 7 : Sensibilité de $P(GM)$ vis-à-vis de Rz et Tz .

Pour une rotation de 8° ainsi qu'un taux de rapprochement de 20%, l'algorithme est capable d'associer deux points avec une probabilité supérieure à 0.99 ce qui conduit à une longueur moyenne des traces de l'ordre de 100 images.

Le tableau qui suit montre la robustesse de l'algorithme pour différentes conditions de bruit.

	Bruit gaussien (RSB=70)	Pixels défectueux (0.1%)
$P(GM)$	0.995	0.979

Le tableau qui suit montre un bilan des différentes contributions à la performance de la mise en correspondance et ce pour un cas de référence :

	Reference case	$P(GM)$
Rz	0.05°	1
Tz	5%	1
Bruit	RSB=70	0.995
Total		0.995

Le total est calculé avec l'hypothèse que les différentes contributions sont multiplicatives. Cette valeur correspond à une longueur moyenne des traces de l'ordre de 200 images. Rappelons que cette valeur correspond à une extrapolation théorique et qu'elle doit être confirmée par des expérimentations.

4 Implémentation bord

L'algorithme finalement choisi en vue d'une implantation hardware est le suivant :

SUIVI	EXTRACTION
Pour tout point p de l'image n-1 1 G représente la fenêtre de prédiction 2 Pour tout point m de G 2.1 Calculer la corrélation entre p et m 3 L'homologue de p est le point qui maximise la corrélation.	1 WN représente la fenêtre où l'on extrait les nouveaux points dans l'image n 2 Evaluer le critère de Harris sur WN 3 Identifier les maxima locaux 4 Sélectionner les N meilleurs maxima
Rejeter les maxima coïncidant avec d'anciennes traces	

L'objectif à atteindre est une fréquence de traitement de vingt images par seconde. Pour cette raison, une étude d'implantation hardware des algorithmes est nécessaire. La chaîne de traitements d'images se décompose en un ensemble de fonctions élémentaires (convolution, calcul de gradient, ...). D'un point de vue hardware, chacune de ces fonctions suit le principe du schéma Figure 8.

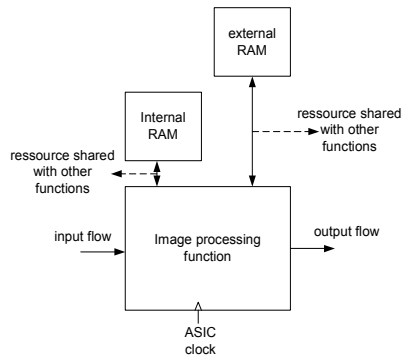


Figure 8 Représentation simplifiée de la structure hardware d'une fonction de traitement d'images.

La conception d'algorithmes de traitements d'images destinés à être intégrés dans un circuit doit tenir compte, le plus tôt possible, des contraintes d'implantation (précision des calculs, complexité des fonctions, taille des données, modularité, ...) afin de satisfaire un certain nombre de paramètres : nombre de portes nécessaires (en fonction de la technologie utilisée), fréquence horloge du circuit, nombre de bits de stockage (interne ou externe), temps de latence des fonctions (délai de disponibilité des sorties), nombre de cycles (rapport entre la cadence d'entrée et la cadence de sortie). Ce nombre doit être, dans la mesure du possible, égal à 1.

L'étude a abouti à la définition d'une architecture d'implantation et d'un pré-dimensionnement du circuit permettant d'accueillir les traitements proposés. Il apparaît que l'ensemble de la chaîne peut être implanté dans un FPGA tel que Xilinx Virtex 2 X2CV6000 en termes de nombre de portes et que celui-ci sera capable de suivre une moyenne de 200 points dans une image 1024x1024 à la fréquence de 20Hz. Ce circuit est en cours de réalisation.

5 Conclusion

Nous avons présenté un concept de navigation basée vision développé dans le cadre d'une application spatiale fortement contrainte : l'atterrissage en mode autonome. Cette étude peut s'étendre à d'autres systèmes à forte réactivité tels que le positionnement en rendez-vous, ...

Une grande difficulté de l'intégration des systèmes basés vision au sein d'applications complexes et exigeantes telles que peuvent l'être les missions spatiales, réside dans la validation des concepts proposés. Nous avons présenté les grandes lignes du processus de sélection des algorithmes à implanter, puis, sur la base des résultats obtenus, proposé une approche d'extraction et de suivi de points conforme aux besoins de navigation. Cette approche a fait l'objet d'une validation préliminaire. L'étape suivante a consisté à valider cette approche au sein d'un simulateur en boucle fermée, intégrant le filtre de navigation. Ce simulateur est basé sur un générateur de scènes planétaires virtuelles conforme aux caractéristiques physiques de l'astre [14] couplé à un modèle de la caméra capable de représenter sa fonction de transfert.

L'objectif suivant est d'ores et déjà la réalisation d'une caméra intégrant le circuit de traitements d'images (FEIC) pour des tests début 2004.

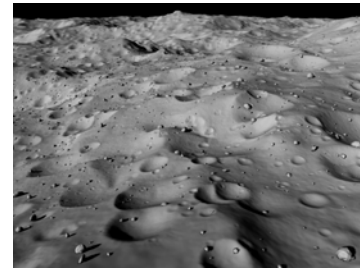


Figure 9 Exemple d'image générée dans le cadre d'une simulation en boucle fermée.

Bibliographie

- [1] B. Frapard, C. Champetier, S. Kemble, B. Parkinson, S. Strandmoe, M. Lang, *Vision-Based GNC Design for the LEDA Mission*, ESA 3rd International Conference on Spacecraft GNC, décembre 96.
- [2] S.E. Strandmoe, T. Jean_Marius, S. Trinh, *Towards a Vision Based Autonomous Planetary Lander*, AIAA GNC, 1999.
- [3] O.Shakernia, Y.Ma, T.J. Koo, J.Hespanha, S.Shakar Sastry, *Vision Guided Landing of and Unmanned Air Vehicle*, 38th Conf. on Decision and Control, 1999.
- [4] B. Frapard, B. Polle, G. Flandin, P. Bernard, C. Vétel, X. Sembely, S. Mancuso, *Navigation for Planetary Approach and Landing*, ESA-GNC, octobre 2002.
- [5] B. Frapard, B. Polle, O. Saint Pé, V. Crombez, S. Mancuso, F. Ankersen, *Autonomous On-Board Navigation for interplanetary Missions*, 26th AAS Guidance and Control Conference, février 2003.
- [6] E. Loupias and N. Sebe, *Wavelet-based Salient points for Image Retrieval*, RR 99.11, Laboratoire Reconnaissance de Formes et Vision, INSA Lyon, novembre 1999.
- [7] C. Schmid, R. Mohr, C. Bauckhage, *Evaluation of Interest Point Detectors*, Int. Journal of Computer Vision, 37(2), 2000.
- [8] C.G. Harris and M. Stephens, *A Combined Corner and Edge Detector*, In Proc. of the 4th Alvey Vision Conference, pp. 147-151, 1988.
- [9] H.P. Moravec, *Visual Mapping by a Robot Rover*, In Proc. of the 6th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 598-600, 1979.
- [10] P.R. Beaudet, *Rotational Invariant Image Operators*, In Proc. of the International Conference on Pattern Recognition, pp 579-583, 1978.
- [11] C. Tomasi and T. Kanade, *Detection and tracking of point features*, CMU-CS-91132, Carnegie Mellon University School of Computer Science, 1991.
- [12] S.M. Smith and J.M. Brady, *SUSAN – A New Approach to Low Level Image Processing*, Int. Journal of Computer Vision, 23(1), pp45-78, 1997.
- [13] L.G. Minor and J. Sklansky, *The detection and segmentation of blobs in infrared images*, IEEE trans. Sys. Man, and Cyber. 11(3), pp194-201, 1981
- [14] S.M. Parkes and I. Martin, *Virtual Lunar Landscapes for Testing Vision-Guided Lunar Landers*. Proc. IEEE International Conference on Information Visualisation, Juillet 1999.