

Accélération de la détection de formes ellipsoïdales épaisses par transformée de Hough

Eric DUQUENOY⁽¹⁾
Abdelmalik TALEB-AHMED⁽¹⁾
Yves BERAL⁽²⁾

⁽¹⁾LASL - 195, rue du Pasteur MLK
62228 CALAIS - FRANCE

duquenoy@lisir2.univ-littoral.fr

⁽²⁾Centre Hospitalier de Calais

11, Quai du commerce
62107 CALAIS - FRANCE

RÉSUMÉ

Nous proposons, dans cette communication, une nouvelle méthode permettant d'accroître la vitesse de convergence d'algorithmes de détection d'ellipses épaisses par transformée de Hough. La méthode utilise un principe de sous-échantillonnage spatial combiné à une mesure de stabilité du pic dans l'espace des paramètres.

ABSTRACT

In this paper, we introduce a new method to speed up convergence of thick ellipse detection algorithms by Hough Transform. This method use a principle of spatial under-sampling combined with a peak stability measurement within the parameters space.

1 Introduction

1.1 Contours épais

Dans le contexte de traitement d'images de bas niveau (lissage, détection, binarisation), l'image binaire résultante peut comporter des objets dont les contours présentent une épaisseur importante. Le cas le plus courant est lorsque le détecteur utilisé est réalisé à partir d'un noyau de taille élevée dans le but d'augmenter le rapport signal/bruit. Un opérateur morphologique d'érosion peut alors être appliqué mais avec le risque de voir disparaître des informations importantes (connexités par exemple). La méthode que nous proposons permet de traiter l'image sans perte d'information.

1.2 Transformée de Hough

L'identification d'une forme géométrique simple, telle que droite, cercle, ellipse ([6], [8]) ou toute forme quelconque ([4], [5]) pouvant s'exprimer à l'aide d'un ensemble réduit de paramètres peut être efficacement réalisée par une méthode dérivée de la *Transformée de Hough* (T.H) décrite à l'origine dans [2].

Le principe de la T.H. repose sur un *vote* des points de

l'image binaire à traiter dans un espace dit d'*accumulation* et selon un critère en relation avec la forme à identifier. Ceci est comparable à une fonction d'histogramme multi-dimensionnel puisque l'on accumule les comptes correspondants à des points ayant des caractéristiques communes. Chaque dimension de l'espace d'accumulation représente le domaine de variation possible d'un paramètre de la forme à identifier.

1.3 Amélioration en vitesse de la Transformée de Hough

Le temps d'exécution de la transformée étant proportionnel au nombre de points de l'image binaire, pour réduire cette durée, l'idée est simple : trouver des critères permettant de ne retenir qu'un minimum de points.

L'utilisation d'informations issues des étapes précédant la binarisation comme la *direction* et l'*amplitude* du vecteur *gradient*, permet, comme l'ont montré [6] et [9] de réduire le nombre de points utilisés dans le calcul de la transformée et donc subséquemment d'en diminuer le temps d'exécution. Cependant, cette information apriorique peut, dans le cas d'images fortement bruitées, être pénalisante dans le choix des points : prise en compte de points erronés n'appartenant pas au contour ou, au contraire, points

de contour non-inclus dans le calcul de la transformée.

Une autre solution, qui peut être complémentaire de la précédente, est d'effectuer un *choix aléatoire* des points dans l'image binaire comme l'ont montré [7] ou [3]. Toutefois, comme pour l'utilisation de l'information de gradient, ce type de méthode se heurte au problème du bruit dans l'image. En effet, lorsque le rapport signal/bruit est faible, le nombre de points utilisés croît et tend vers le nombre total de points de l'image binaire. La méthode perd alors son intérêt.

Les méthodes de choix aléatoire de points posent le problème du critère d'arrêt des calculs de la transformée. La solution adoptée par exemple par *Kalviainen* dans [3] consiste à comparer le maximum détecté dans l'espace transformé à une valeur pré-définie. Cette manière de faire impose un choix arbitraire qui dépend de nombreux éléments tels que le *niveau de bruit* dans l'image, l'*épaisseur des contours* ou les *dimensions* des figures à identifier (longueur des droites, circonférence des cercles et des ellipses). La valeur de comparaison étant choisie une fois pour toutes, le temps d'exécution de l'algorithme n'est donc pas optimisé.

Nous allons donc décrire dans la section suivante, une nouvelle méthode permettant d'accroître la vitesse de convergence des algorithmes de transformée de Hough et ceci dans le cas de contours épais. Le principe utilisé s'apparente à un sous-échantillonnage spatial de l'image binaire que nous associons à une recherche adaptative du maximum dans l'espace transformé.

2 Méthode proposée

2.1 Principe

Contrairement à la Transformée de Hough standard (SHT) et ses dérivées qui se décomposent en trois phases consécutives, calcul de l'espace transformé, détection du (ou des) maximum(s) et détermination des paramètres recherchés, la méthode que nous proposons réalise simultanément les deux premières phases (voir figure 1) . Cela permet de stopper le calcul de la transformée dès lors qu'un maximum est détecté. Ceci pose alors le problème de la détection de maximum dont l'amplitude et la rapidité d'apparition dans l'espace des paramètres dépend du niveau de bruit dans l'image et des paramètres géométriques de la figure recherchée (position dans l'image, orientation, épaisseur ...).

La méthodologie proposée s'applique à tout type de recherche de figures dans des images binaires par T.H. : droite, cercle, ellipse ou autre. Nous présenterons dans la section 3 des résultats appliqués à la détection d'ellipses.

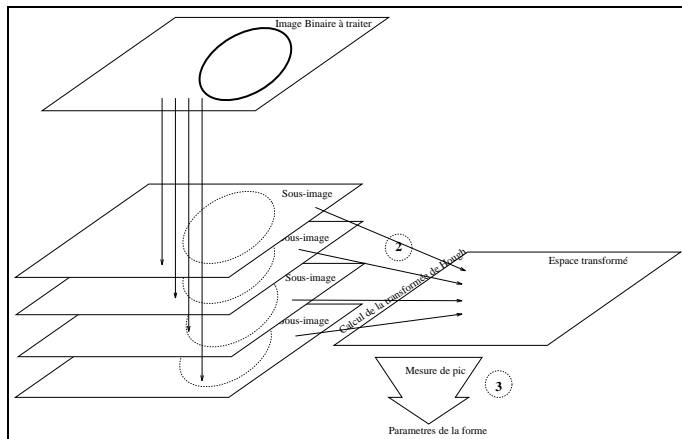


FIG. 1 – *Sous-échantillonnage de l'image (1), Calcul de la Transformée de Hough (2), Evaluation du maximum et mesure de sa stabilité (3)*

2.2 Sous-échantillonnage

Le principe de sous-échantillonnage utilisé dans notre méthode consiste en une décomposition de l'image binaire initiale $I(N, N)$ en un ensemble d'image $I_{a,b}^{\mathcal{O}_e}$ où le paramètre \mathcal{O}_e est l'ordre de *sous-échantillonnage*, et tel que $I = \cup I_{a,b}^{\mathcal{O}_e}$ et $\cap I_{a,b}^{\mathcal{O}_e} = \emptyset$. Les points des sous-images sont choisis selon la règle suivante :

$$M(x, y) \in I_{a,b}^{\mathcal{O}_e} \Leftrightarrow \begin{cases} M(x, y) \in I(N, N) \\ x = \mathcal{O}_e \cdot k + a \\ y = \mathcal{O}_e \cdot k + b \end{cases} \quad (1)$$

avec

$$\begin{cases} \mathcal{O}_e \in \mathbb{N} \\ a \in [0, \mathcal{O}_e[\\ b \in [0, \mathcal{O}_e[\\ k \in [0, \frac{N}{\mathcal{O}_e} - 1] \end{cases} \quad (2)$$

La figure 2 illustre la décomposition pour $\mathcal{O}_e = 3$.

L'intérêt d'une telle décomposition est d'accroître la vitesse de balayage de l'image, même dans le cas d'un traitement sur machine séquentielle. Dans le cas de l'application d'une T.H. classique (traitement d'un point à la fois), le sous-échantillonnage n'influence pas le résultat de la transformée c'est-à-dire l'espace des paramètres (dans le mesure où la transformée est appliquée à tous les points). Cela se traduit par le fait que *la transformée de I est égale à la somme des transformées de ses sous-images* $I_{a,b}^{\mathcal{O}_e}$. Comme les images traitées sont binaires, nous pouvons écrire que :

$$I = \cup I_{a,b}^{\mathcal{O}_e} \implies \mathcal{HT}(I) = \sum \mathcal{HT}(I_{a,b}^{\mathcal{O}_e}) \quad (3)$$

Ceci rend la méthode que nous proposons applicable à la plupart des T.H. Dans le cas d'une T.H. combinatoire, la méthode peut également s'appliquer comme nous le montrerons dans la section 2.4.

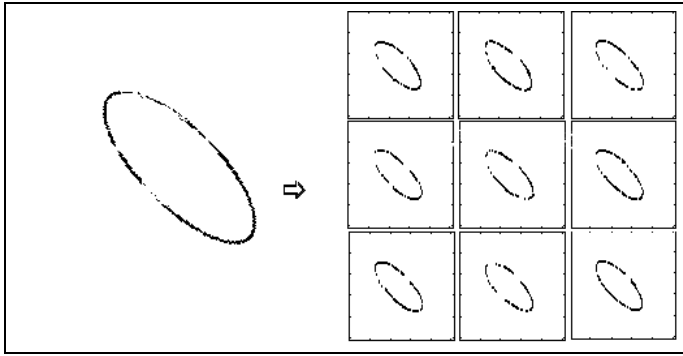


FIG. 2 – Décomposition d'une image binaire par sous-échantillonnage spatial (ordre 3)

2.3 Recherche de maximum

La détection du maximum dans l'espace d'accumulation s'effectue, pour les transformées classiques, **après** que l'ensemble des points de l'image à traiter aient voté. Dans la méthode que nous proposons, cette détection doit s'effectuer **conjointement** au remplissage des accumulateurs.

Le pic de l'espace d'accumulation est caractérisé par deux grandeurs :

- sa **position** dans cet espace, ce qui détermine les paramètres recherchés,
- sa **valeur**, c'est-à-dire le nombre de votes accumulés ou encore le nombre de points de l'image binaire appartenant à la figure et dont les paramètres sont donnés par ce maximum.

Il n'est donc pas suffisant, pour le détecter de manière fiable, de comparer la valeur du maximum à une valeur pré-définie et ceci pour deux raisons majeures :

- la position du maximum peut être fluctuante d'une itération à l'autre,
- la valeur du maximum est influencée par le bruit. Ainsi, pour une même figure placée dans des images ayant des niveaux de bruit différents, le maximum dans l'espace transformé aura des valeurs différentes.

Nous réalisons donc la mesure de stabilité du maximum *en relevant, à chaque itération de la transformée, la position du maximum dans l'espace transformé et en la comparant à sa position précédente*. Si, au terme d'un nombre d'itérations pré-défini, le maximum n'a pas changé de position, nous pouvons garder ce maximum comme étant celui recherché.

2.4 Cas de la transformée combinatoire

Dans la SHT, on calcule pour chaque point son image dans l'espace transformé. Cependant, certains algorithmes ([7] ou [3]) calculent chaque transformation à partir de deux ou plusieurs points. De même, la recherche de centres de symétries nécessite obligatoirement l'usage de deux points. Dans ce cas, notre méthode s'applique sans difficulté et le calcul de la transformée s'effectue en deux phases à partir de la décomposition en sous-images :

- Traitement intra-image comme décrit précédemment.
- Traitement inter-image, les deux points sont pris dans deux sous-images différentes.

3 Résultats

Nous avons utilisé ici une transformée de type *recherche de centre* telle que décrite dans [1].

La figure 4 représente, pour le calcul de la transformée de la figure 3, l'évolution de la position (exprimée en indice-image) et de la valeur du pic dans l'espace transformé et ceci sans appliquer de sous-échantillonnage.

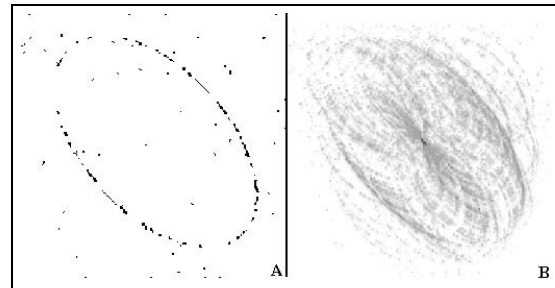


FIG. 3 – Image binaire (A) et sa Transformée de Hough (B) appliquée à la recherche de centre

L'instant correspondant à la stabilisation de la valeur du maximum se situe aux environs de l'itération $11 \cdot 10^4$. La stabilisation de la position intervient après l'itération $4 \cdot 10^4$. Cela signifie que l'application de notre algorithme de détection de stabilité de pic permet déjà une diminution du temps d'exécution de l'ordre de 76%.

Les figures 5 et 6 représentent respectivement, pour le même type de transformée l'application d'un sous-échantillonnage d'ordre 2 et 3. Nous pouvons constater, dans les deux cas, une nette amélioration de la rapidité de stabilisation de la position du pic (itération $5 \cdot 10^3$) permettant une diminution du temps d'exécution supérieure à 95%.

4 Conclusions

Nous avons présenté ici une méthode permettant d'augmenter la vitesse de convergence de la Transformée de

Hough notamment dans le cas de contours épais. Nous l'avons appliqué avec succès à la détection de contours elliptiques par recherche de centre. Bien que mise en œuvre sur une station de travail classique, cette méthode se prête aisément à une implantation sur machine parallèle et ceci dans le but d'un traitement en temps réel.

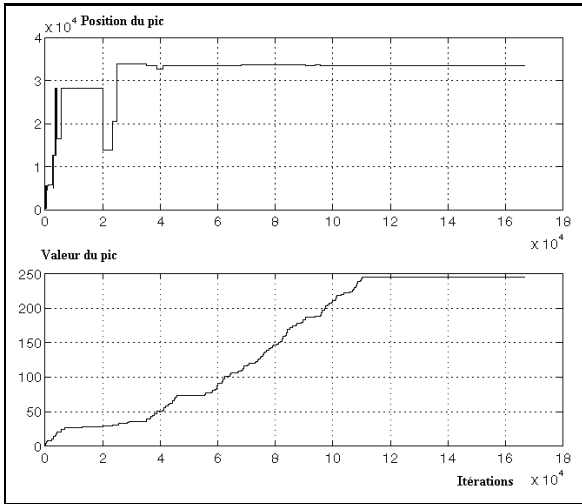


FIG. 4 – Evolution, en fonction du numéro d'itération, de la position du pic dans l'espace d'accumulation et de sa valeur (pas de sous-échantillonnage)

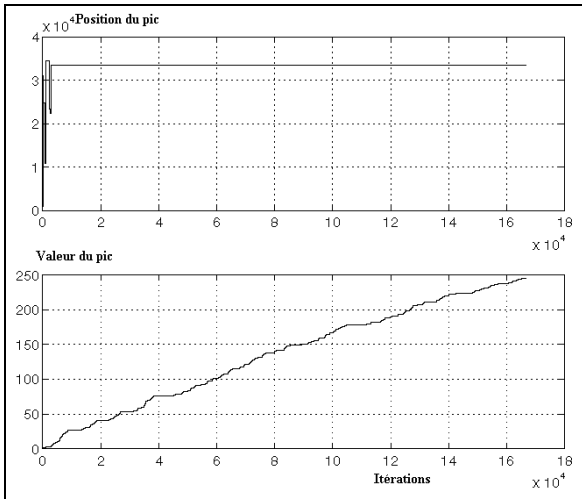


FIG. 5 – Evolution de la position du pic dans l'espace d'accumulation et de sa valeur pour un sous-échantillonnage d'ordre 2

Références

[1] E. Duquenoy, A. Taleb-Ahmed, and Y. Béal. A new approach for modelisation of ellipsoidal-based shape. *MVA '96 IAPR Workshop on Machine Vision Applications, Tokyo, Japan*, pages 478–481, november 1996.

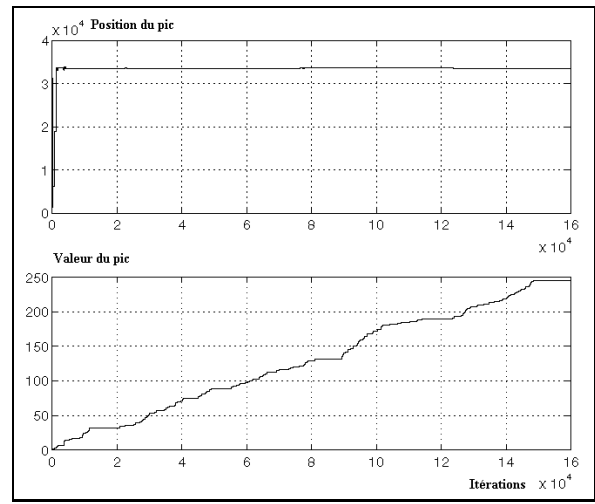


FIG. 6 – Evolution de la position du pic dans l'espace d'accumulation et de sa valeur pour un sous-échantillonnage d'ordre 3

[2] P. Hough. Methods and means for recognizing complex patterns. *US Patent 3 069 654*, 1962.

[3] H. Kalviainen. *Randomized Hough Transform: New Extensions*. PhD thesis, Lappeenranta University of Technology, Department of Information Technology, Lappeenranta, Finland, 1994.

[4] F. Saitoh. Components recognition by the generalized hough transform using multiple two-dimensional parameter spaces. In *IAPR Workshop on Machine Vision Applications*, pages 123–126, Tokyo, 1996. MVA96.

[5] P.-K. Ser and W.-C. Siu. Novel detection of conics using 2-d hough planes. *IEE Proc.-Vis. Image Signal Process*, 142(5):262–270, 1995.

[6] S. Tsuji and F. Matsumoto. Detection of ellipses by a modified hough transformation. *IEEE Transactions On Computers*, c-27(8):777–781, 1978.

[7] L. Xu and E. Oja. Randomized hough transform (rht): basic mechanisms, algorithms, and computational complexities. *CVGIP. Image understanding*, 57(2):131–154, 1993.

[8] R. Yip, P. Tam, and D. Leung. Modification of hough transform for circles and ellipses detection using a 2-dimensional array. *Pat. Recog.*, 25(6):1007–1022, 1992.

[9] J. Yoo and I. Sethi. An ellipse detection method from the polar and pole definition of conics. *Pat. Recog.*, 26(2):307–315, 1993.