

Comparaison des Détecteurs de Lignes pour la Modélisation de l'Environnement

S. Lefèvre¹

N. Vincent²

¹ Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection (LSIIT)

Université Louis Pasteur – Strasbourg I
Parc d'Innovation, Bd Brant, BP 10413, 67412 Illkirch Cedex

lefevre@lsiit.u-strasbg.fr

² Centre de Recherche en Informatique de Paris V (CRIP5)

Université René Descartes – Paris V
45 rue des Saints Pères, 75270 Paris Cedex 06

vincent@math-info.univ-paris5.fr

Résumé

Dans le contexte de l'analyse de données multimédia, il est souvent nécessaire de savoir interpréter ce qui arrive dans une scène. Pour cela il est utile de détecter et de suivre les différents objets en mouvement présents dans la scène, puis de comparer leurs positions à un instant donné par rapport à leur environnement. L'environnement, qui consiste en l'arrière-plan de la scène, doit donc être modélisé. Afin de résoudre ce problème, nous considérons les segments de droite comme des caractéristiques appropriées. Dans cet article, nous nous intéressons à la détection des lignes pour la modélisation de l'environnement. Plus précisément, nous comparons les approches classiques de détection de lignes et deux techniques originales caractérisées par leur faible complexité, nécessaire pour l'analyse de scène en temps réel. La méthodologie de comparaison inclut la définition de certaines mesures d'évaluation. Les résultats obtenus montrent qu'une méthode originale, appelée approche par connexion, donne les meilleurs résultats. Elle peut être sélectionnée pour détecter les lignes à la cadence vidéo, elle est bien adaptée à la modélisation de l'environnement étudié et à la compréhension globale du contenu de la scène.

Mots clefs

Détection de ligne, Modélisation de l'environnement, Compréhension de scène.

1 Introduction

Les systèmes d'information multimédia contiennent des quantités d'information gigantesques. Il est nécessaire de disposer d'outils appropriés et efficaces pour structurer et comprendre correctement les informations multimédia. Lorsqu'on considère les séquences d'images, l'objectif est souvent d'analyser ce qui arrive dans les scènes. Afin de

comprendre le contenu d'une scène à partir de sa représentation dans une séquence vidéo, l'approche la plus fréquente consiste à analyser les différents objets présents dans la scène et leurs positions relatives à un instant donné. La détection et le suivi de ces objets peuvent être effectués avec des approches appropriées (basées mouvement). Cependant, ces méthodes, aussi efficaces qu'elles soient, ne fournissent les positions des objets que dans l'espace 2-D de l'image. Afin de comprendre le contenu d'une scène réelle, il est nécessaire de connaître les positions des objets relativement à un contexte plus global, c'est-à-dire l'environnement de la scène. Dans cet article, nous nous focalisons sur les techniques permettant l'extraction et la modélisation de l'arrière-plan d'une scène (l'environnement).

Dans une première partie, nous justifions pourquoi les lignes peuvent être considérées comme les primitives les plus appropriées pour modéliser l'environnement de base dans lequel des entités peuvent se déplacer. Nous rappellerons ensuite brièvement les approches classiques pour résoudre le problème de détection de lignes. Nous introduirons également des approches originales de très faible complexité. Finalement nous comparerons les différentes approches en termes d'efficacité et de qualité dans le contexte de modélisation de l'environnement.

2 Modélisation de l'environnement à l'aide de lignes

Afin de décrire une scène avec un ensemble minimal de détails, il est possible de s'appuyer sur un dessin, qui consiste principalement en des traits et rarement en des zones pleines. De plus, les lignes principales de l'environnement à analyser sont la plupart du temps des segments de droite. Ceci est particulièrement vrai dans le cas de scènes intérieures (construites par l'homme), mais aussi

dans le cas de scènes naturelles extérieures, où les éléments les plus significatifs sont également rectilignes. En se basant sur ce principe conceptuel, nous devons vérifier l'intérêt, d'un point de vue algorithmique, des segments rectilignes comme primitives pour la modélisation de l'environnement. Nous considérons deux types de caractéristiques.

D'une part, nous pouvons nous focaliser sur les parties homogènes de l'image. Les caractéristiques utilisées sont alors relatives aux régions (par exemple les attributs de texture). Lorsqu'on considère des caractéristiques basées région pour modéliser l'environnement, des inconvénients majeurs peuvent être identifiés. D'un point de vue algorithmique, ceux-ci sont liés respectivement au manque de précision et au temps de calcul nécessaire.

D'autre part, peuvent aussi être privilégiées les parties hétérogènes de l'image. Dans ce cas, les caractéristiques représentent des discontinuités dans l'image. Parmi ces discontinuités, on peut mentionner les points singuliers, les contours, ou encore les lignes. Les points singuliers peuvent être extraits efficacement mais sont très sensibles aux phénomènes d'occlusion. Cette sensibilité peut être limitée en augmentant le nombre de points singuliers, mais le temps de calcul nécessaire à la modélisation est alors augmenté. Au contraire, les contours sont moins sensibles aux occlusions du fait du grand nombre des points de contour pouvant être détectés. Cependant cette importante quantité d'informations s'accompagne d'une complexité élevée du modèle de l'environnement.

Finalement, les lignes (ou segments de droite) sont caractérisées par une certaine robustesse aux phénomènes d'occlusion. De plus, elles peuvent être extraites en temps réel comme nous le verrons dans la section 5. Les figures 2 et 3 montrent deux exemples où les lignes sont des caractéristiques appropriées pour la modélisation de l'environnement dans des scènes intérieure et extérieure.

Le choix des lignes a été justifié ici de deux points de vue (humain et algorithmique). Nous allons maintenant rappeler quelques méthodes pour la détection de lignes.

3 DéTECTEURS DE LIGNES CLASSIQUES

Le but de cette section n'est pas de présenter un panorama exhaustif de la littérature, mais plutôt de se focaliser sur les approches que nous avons choisi d'utiliser dans notre comparaison expérimentale. Ces méthodes sont soit globales (de type Transformée de Hough), soit locales.

3.1 MéTHODES GLOBALES

La Transformée de Hough est certainement l'une des approches les plus connues pour la détection de lignes. Cette technique peut être appliquée sur des images binaires de contours afin d'y détecter les lignes présentes, en considérant une représentation paramétrique des droites. La méthode s'appuie sur l'utilisation d'un tableau accumulateur où chaque cellule représente une ligne donnée, modélisée par ρ et θ dans l'espace de représentation polaire où une

équation de la droite peut s'écrire :

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (1)$$

La Transformée de Hough consiste en trois étapes. Tout d'abord, l'image de contours est parcourue pour remplir le tableau accumulateur. Pour chaque point de contour, toutes les lignes (ρ, θ) contenant le point considéré sont déterminées et les valeurs associées dans l'accumulateur sont incrémentées. Les valeurs les plus élevées dans l'accumulateur représentent les lignes les plus plébiscitées et sont donc extraites. Ces lignes sont celles qui contiennent le plus grand nombre de points dans l'image de contours. La dernière étape permet l'extraction de segments. Cette méthode est particulièrement robuste au bruit. Cependant, elle est considérée comme gourmande en mémoire et ressources de calcul. Plusieurs évolutions ont donc été proposées à partir de la méthode originale [1]. Nous présentons ici deux d'entre elles que nous utilisons par la suite dans notre protocole de comparaison.

La Transformée de Hough Probabiliste [2] traite une image de contours échantillonnée, obtenue à partir d'une sélection aléatoire des points de contour. La Transformée de Hough est alors appliquée sur ce sous-ensemble, permettant d'obtenir des temps de calcul plus faibles qu'avec la Transformée de Hough originale. Cependant, les résultats sont également de moindre précision.

La Transformée de Hough Combinatoire [3], calcule, pour chaque couple de points de contour, les propriétés de la ligne associée et incrémente les valeurs correspondantes de l'accumulateur. Afin de limiter la quantité d'informations analysées (*i.e.* le nombre de couples de pixels), il est possible de diviser l'image en sous-parties et d'effectuer la détection des lignes à une échelle semi-locale.

3.2 MéTHODES LOCALES

Les approches locales sont généralement caractérisées par un coût algorithmique plus faible que les approches globales. Des auteurs ont donc proposé des approches locales pour résoudre le problème de détection des lignes. Nous présentons ici deux méthodes locales qui seront incluses dans notre protocole de comparaison.

L'approche locale basée sur un modèle de Shpilman et Brailovsky [4] utilise également un tableau accumulateur. Contrairement à la Transformée de Hough, ce tableau est monodimensionnel. Dans cette approche, une carte de densité est tout d'abord calculée à partir d'une image de contours. Cette carte est utilisée pour segmenter l'image en deux classes : les zones de forte densité de contours et les zones de faible densité de contours. Le processus de détection de lignes est effectué itérativement seulement sur les régions de densité élevée de contours. A chaque itération, un point de contour est sélectionné aléatoirement et est analysé localement. Cette analyse locale consiste en la projection des points de contour considérés dans les directions horizontales et verticales. A partir de ces projections, il est possible de déterminer la direction d'une ligne. Les

extrémités des segments de droite sont obtenues en utilisant l'image segmentée. De plus, la ligne détectée est supprimée. Le processus est répété en considérant la sélection aléatoire d'un autre point de contour, jusqu'à ce que toute l'image ait été analysée.

L'approche de Burns et al [5], connue sous le nom de *line support region*, implique la définition de certaines régions spécifiques (les régions de support de ligne), qui contiennent un segment de droite. Ici l'image d'entrée ne consiste pas en une carte de contours mais plutôt en une image de gradient. Les contours détectés peuvent être combinés en régions en utilisant le module et la direction du gradient des pixels voisins. La ligne principale de chaque région est alors obtenue à partir d'une étude statistique locale du module de gradient dans la région considérée.

Nous avons présenté ici des approches classiques pour résoudre le problème de détection des lignes. Poussés par l'objectif d'une solution compatible avec une analyse temps réel des séquences vidéo, nous avons développé des approches originales caractérisées par un coût algorithmique très faible, même dans le cas d'images couleur de grande taille. Nous les incluons dans notre étude comparative des extracteurs de droites pour la modélisation de l'environnement d'une scène.

4 Approches proposées

Puisque nous sommes concernés par l'analyse d'image en temps réel pour la compréhension de scène, la complexité algorithmique doit également être prise en compte pour sélectionner le détecteur de lignes à utiliser pour la modélisation de l'environnement. Dans la section précédente nous avons présenté des détecteurs classiques. Parmi ceux-ci, certains sont supposés rapides mais aucun d'entre eux ne peut retourner de résultat en temps réel dans tous les cas (comme nous le verrons dans la section 5). Nous introduisons donc ici deux détecteurs de lignes originaux de complexité particulièrement réduite.

4.1 Regroupement de contours adaptatif

L'approche connue sous le nom de regroupement de contours (*edge linking*) [6] effectue la détection de lignes en utilisant les informations de module et de direction du gradient. Plus précisément, un pixel est supposé appartenir à une ligne si son module de gradient est supérieur à un seuil fixé T (c'est-à-dire qu'il s'agit d'un point de contour) mais aussi s'il existe au moins un pixel dans son voisinage qui est caractérisé par des valeurs similaires de module et de direction de gradient. Une des principales limites de cette approche bien connue est liée à la difficulté de sélectionner la valeur la plus appropriée pour le seuil T . Nous proposons donc une amélioration de la méthode originale, appelée regroupement de contours adaptatif (*adaptive edge linking*), qui implique un seuil adaptatif et non plus un seuil fixe, suivant une procédure proche du seuillage par hystérésis. La valeur du seuil dépend de la longueur de la ligne en cours de détection. Plus elle contient de points,

plus nous pouvons avoir confiance dans le processus de détection, et plus faible est la valeur du seuil. Ceci permet au processus de tolérer un certain bruit dans l'image.

L'algorithme proposé est alors composé des étapes suivantes. Tout d'abord l'image est parcourue et chaque point qui est caractérisé par un module de gradient élevé, ou supérieur à T_0 (qui est la valeur initiale du seuil adaptatif T) est considéré. Pour chaque point considéré, nous analysons de manière approfondie le voisinage associé. Plus précisément, chaque point voisin associé à un module de gradient supérieur à T_0 est comparé au point considéré en se basant sur trois critères. Afin de détecter une ligne, les deux points doivent être caractérisés par des valeurs similaires en ce qui concerne les modules de gradient, les directions de gradient, et les niveaux de gris ou couleurs dans l'image originale. Si une ligne a commencé à être détectée, l'analyse locale est alors limitée aux pixels dans la direction de la ligne. Plus la ligne contient de points, plus le processus est sûr. Le seuil T est alors diminué afin de tolérer le bruit présent dans l'image. Après convergence (c'est-à-dire qu'il n'y a plus de point voisin dans la direction de la ligne qui respecte les trois conditions), la ligne est extraite et le processus est réitéré avec un autre pixel associé à un module de gradient élevé, c'est à dire supérieur à T_0 .

Du fait de l'utilisation d'un seuil adaptatif, cette approche est moins sensible au réglage des paramètres que l'approche originale de regroupement de contours. Cependant, cette approche est purement locale et est limitée lorsque des lignes contiennent des trous du fait du bruit présent dans les images. Nous proposons donc une autre approche qui consiste à connecter de courts segments de droite.

4.2 Approche par connexion

La seconde méthode que nous introduisons ici considère également les images de gradient plutôt que les images binaires de contours. Une fois encore, nous cherchons les pixels caractérisés par un module de gradient élevé. A partir de chacun de ces pixels P , nous initialisons un processus de création de segment de droite. Dans le 8-voisinage de P , nous sélectionnons le pixel de module de gradient le plus élevé. Nous disposons ainsi d'une direction pour un segment de ligne potentiel. Le processus de création de segment de ligne continue dans cette direction jusqu'à obtenir le dernier point du segment. Ensuite un autre pixel de gradient élevé est considéré et le processus est réitéré pour créer un nouveau segment de ligne. Lorsque toute l'image a été parcourue, nous disposons de courts segments de droite. Afin d'éviter un caractère purement local de l'approche, il est ensuite nécessaire d'analyser les segments à une échelle plus globale. Cette analyse consiste à connecter les segments de droites correspondant à la même ligne. Plus précisément, deux segments de droite sont connectés si les trois conditions suivantes sont respectées : la distance entre leurs extrémités respectives les plus proches doit être inférieure à un seuil donné (qui représente le comportement du processus par rapport au bruit de l'image), le module du gradient

des pixels intermédiaires doit être suffisamment élevé, et finalement la nouvelle ligne créée doit être rectiligne. Ces trois conditions permettent au processus de connecter des segments qui appartiennent à la même droite. Afin de limiter la sensibilité au bruit, les lignes caractérisées par une longueur trop faible ou un module de gradient moyen trop faible sont supprimées.

Nous avons présenté ici deux nouvelles techniques pour la détection de lignes. Dans le contexte de la modélisation de l'environnement, nous allons maintenant comparer ces approches avec les techniques classiques (section 3).

5 Comparaison des détecteurs de ligne

Afin de comparer les approches présentées, nous devons sélectionner un corpus de test représentatif et des critères d'évaluation appropriés. Nous allons mesurer l'efficacité et la qualité des méthodes (en accord avec notre objectif, la modélisation de l'environnement). Puisque la plupart des détecteurs de lignes nécessitent l'utilisation d'un opérateur spécifique pour calculer l'information de gradient, nous avons sélectionné le détecteur de contour de Canny [7] comme opérateur standard pour toutes les méthodes.

5.1 Corpus de test

Le corpus de test constitué pour l'évaluation de ces méthodes dans un contexte de modélisation de l'environnement doit être relativement hétérogène pour permettre de prendre plusieurs critères en compte dans le protocole de comparaison. Ces critères sont liés soit au contenu, soit à la taille de l'image. En effet, certaines propriétés de l'image ont une influence directe sur la qualité des résultats obtenus. Selon le détecteur de ligne utilisé, le contraste global de l'image ou le bruit présent dans les images affecteront les résultats. De plus, certaines méthodes traitent plus facilement que d'autres les images contenant des objets ou un fond avec une forme irrégulière. Les images contenues dans le corpus ont donc été sélectionnées pour représenter ces différentes possibilités. Nous avons également décidé d'inclure dans notre corpus (figure 1) aussi bien des images en niveaux de gris que des images couleur de différentes tailles.

5.2 Evaluation de l'efficacité

L'efficacité est évaluée en analysant le temps de calcul requis pour détecter les lignes dans une image. Nous avons effectué la détection de lignes sur les différentes images du corpus en utilisant les approches présentées précédemment : Transformée de Hough Standard (THS), Transformée de Hough Probabiliste (THP), Transformée de Hough Combinatoire (THC), Approche Locale basée sur un Modèle (ALM), Régions de Support de Lignes (RSL), Regroupement de Contours Adaptatif (RCA), et approche par CONnection (CON). Le tableau 1 illustre les résultats obtenus (en secondes) avec un PC bi-processeur Pentium III – 700 MHz. Nous pouvons observer que l'approche par connection est la plus efficace en terme de temps de calcul.

Le regroupement de contour adaptatif est également caractérisé par des temps de calcul relativement faibles. Certaines méthodes (THC, ALM, RSL) fournissent des résultats intéressants mais uniquement lorsque la taille d'image est relativement faible.

Puisque d'une part les mesures ont été effectuées sur une station de travail de faible capacité (d'une puissance de calcul 4 à 5 fois inférieure aux possibilités actuelles), et que d'autre part le temps de calcul inclut le temps d'allocation mémoire qui peut être évité dans les séquences vidéo (en réutilisant les zones mémoires définies pour la trame précédente), la détection de lignes peut être obtenue en temps réel à l'aide des approches par connection ou par regroupement de contours adaptatif.

5.3 Evaluation de la qualité

Puisque nous nous intéressons à la modélisation de l'environnement, le but de l'évaluation de la qualité est de mesurer la capacité des différentes approches à modéliser correctement la structure de l'environnement. Cette capacité peut être évaluée en comparant le résultat obtenu avec un résultat de référence connu théoriquement. Nous avons donc effectué manuellement une détection des lignes dans chacune des images du corpus, en considérant le contexte de la modélisation de l'environnement.

Une fois que les résultats de référence ont été obtenus, il est nécessaire de les comparer avec les résultats fournis par les approches de détection de lignes. Notons I_1 et I_2 les deux images à comparer. Une image I contient un nombre de lignes noté $n(I)$ et les lignes sont indexées par un entier compris entre 1 et $n(I)$. Le but est d'apparier les lignes similaires indicées respectivement par i et par j (i, j) de deux images différentes I_1 et I_2 . Nous avons choisi de mesurer l'angle (noté $a(i, j)$) entre les deux lignes et la distance la plus courte (notée $d(i, j)$) entre deux points de chaque ligne, et nous assimilons donc l'inclusion d'un segment dans un autre à une identité. Nous considérons une somme pondérée (par des coefficients α and β) de ces mesures normalisées. Les coefficients sont fixés empiriquement en fonction du contexte dans lequel la comparaison est effectuée. Dans notre procédure de comparaison, nous supposons que l'angle et la distance ont une importance similaire et nous fixons $\alpha = \beta = 1$. Afin d'apparier une ligne i d'une image I_1 avec une ligne dans l'image I_2 , nous cherchons la ligne la plus similaire dans I_2 , ce qui résulte en la définition du coefficient suivant d'appariement entre une ligne i dans I_1 et l'image I_2 :

$$C_i(I_1, I_2) = \min_{j \in [1, n(I_2)]} \left(\alpha \frac{a(i, j)}{\frac{\pi}{2}} + \beta \frac{d(i, j)}{s(I_1)} \right) \quad (2)$$

où $s(I) = \sqrt{h(I)^2 + w(I)^2}$ est la taille de l'image I obtenue avec $h(I)$ et $w(I)$ représentant respectivement la hauteur et la largeur de l'image I . Il est alors possible de calculer ce coefficient pour toutes les lignes des images I_1 et

I_2 . Le coefficient global de dissimilarité C est alors :

$$C(I_1, I_2) = \frac{1}{n(I_1)} \sum_{i \in [1, n(I_1)]} C_i(I_1, I_2) + \frac{1}{n(I_2)} \sum_{j \in [1, n(I_2)]} C_j(I_2, I_1) \quad (3)$$

Pour chaque image du corpus, nous avons comparé les résultats obtenus en utilisant les différentes méthodes avec le résultat de référence défini manuellement. Les coefficients globaux de dissimilarité qui ont été mesurés sont donnés dans le tableau 2. Comme nous pouvons le remarquer, trois méthodes sont caractérisées par une qualité plus élevée que les autres : ALM, RCA, et CON. Si nous combinons les résultats de l'évaluation de la qualité et de l'efficacité, l'approche par connexion semble être la meilleure approche pour la détection de lignes. Les autres méthodes d'intérêt sont le regroupement de contours adaptatif et l'approche locale basée sur un modèle. Afin d'illustrer visuellement l'intérêt de l'approche par connexion, nous présentons dans la figure 4 les résultats obtenus avec cette méthode sur les différentes images du corpus, ainsi que les modèles définis manuellement et les contours détectés par l'opérateur de Canny.

6 Conclusion

Dans cet article, nous avons considéré la modélisation de l'environnement dans un but de compréhension de scène. Parmi un ensemble de différents types de caractéristiques, nous avons montré que les lignes peuvent être appropriées pour modéliser efficacement l'arrière-plan d'une scène (son environnement). Nous avons ensuite comparé plusieurs détecteurs de lignes classiques de la littérature avec deux nouvelles approches de faible complexité, en utilisant un corpus de test hétérogène et deux mesures pour évaluer l'efficacité et la qualité des détecteurs de ligne. D'après les résultats préliminaires que nous obtenons, une des méthodes originales que nous proposons ici, l'approche par connexion de segments, fournit les meilleurs résultats. Afin de rendre notre comparaison plus exhaustive, nous allons maintenant devoir considérer d'autres détecteurs de lignes et d'autres mesures de qualité et d'efficacité. L'évaluation de la qualité pourrait notamment être basée sur d'autres caractéristiques (longueur et nombre de segments) ou sur des concepts issus de la théorie de la vision humaine.

Références

- [1] H. Kalvianen, P. Hirvonen, L. Xu, et E. Oja. Probabilistic and non-probabilistic Hough Transforms : overview and comparisons. *Image and Vision Computing*, 13(4) :239–252, Mai 1995.
- [2] G. Roth et M.D. Levine. Random sampling for primitives extraction. Dans *International Workshop on Robust Computer Vision*, pages 352–366, Seattle, USA, Octobre 1990.

- [3] D. Ben-Tzvi et M.B. Sandler. A combinatorial Hough Transform. *Pattern Recognition Letters*, 11(3) :167–174, Mars 1990.
- [4] R. Shpilman et V. Brailovsky. Fast and robust techniques for detecting straight line segments using local models. *Pattern Recognition Letters*, 20(9) :865–877, Septembre 1999.
- [5] J.B. Burns, A.R. Hanson, et E.M. Riseman. Extracting straight lines. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(4) :425–455, Juillet 1986.
- [6] R. C. Gonzalez et R. E. Woods. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley, 1992.
- [7] J.F. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(6) :679–698, 1986.

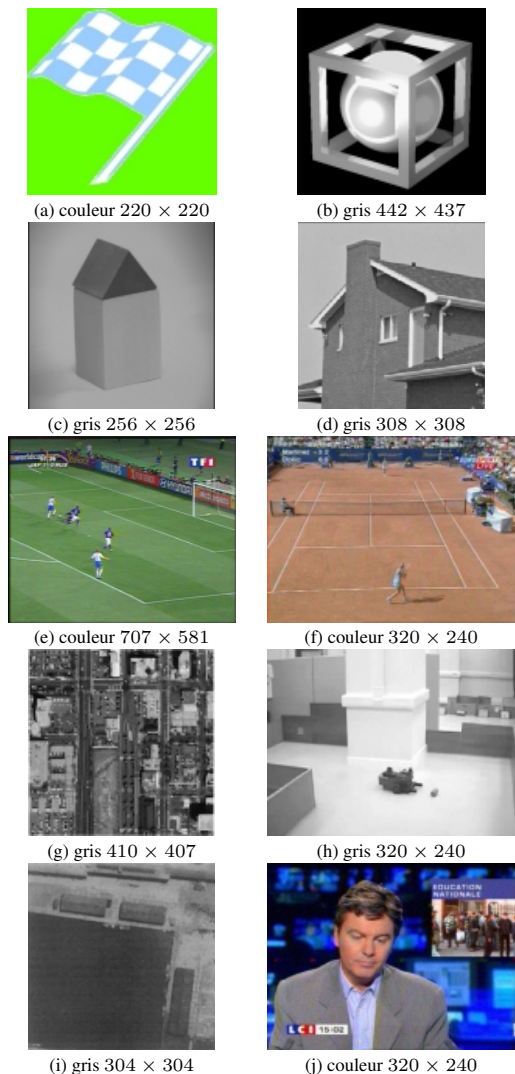


Figure 1 – Corpus considéré dans la comparaison.

Image	THS	THP	THC	ALM	RSL	RCA	CON
(a)	7,34	3,70	0,06	0,06	1,66	0,55	0,11
(b)	41,50	23,39	0,97	0,54	5,59	2,89	0,41
(c)	32,78	26,83	0,91	1,16	0,64	0,41	0,16
(d)	57,72	44,45	2,19	1,84	1,17	0,22	0,19
(e)	131,05	101,17	26,13	16,16	15,55	3,88	2,02
(f)	39,74	37,88	1,53	1,61	1,34	1,00	0,61
(g)	67,70	37,98	4,75	6,05	1,84	2,23	1,00
(h)	35,36	20,77	0,73	0,89	1,70	0,28	0,25
(i)	44,00	25,00	1,72	2,30	0,72	0,17	0,45
(j)	43,58	20,25	1,27	2,19	1,36	0,59	0,59
moyenne	129,74	94,43	4,09	4,32	5,42	2,44	1,22

Tableau 1 – Résultats comparatifs d'efficacité : temps de calcul obtenus (en secondes). En gras sont indiqués les meilleurs résultats pour chaque image.

Image	THS	THP	THC	ALM	RSL	RCA	CON
(a)	46,66	58,50	40,39	26,07	24,22	18,71	16,20
(b)	31,54	46,63	41,78	14,16	45,35	23,92	16,12
(c)	63,21	65,64	73,39	47,39	69,32	70,64	26,77
(d)	39,84	43,78	44,22	23,47	24,35	20,03	20,03
(e)	53,20	41,32	83,37	32,25	53,66	32,97	42,65
(f)	30,37	28,23	38,21	20,72	37,94	18,13	25,48
(g)	43,94	42,93	52,74	55,68	44,66	23,20	42,87
(h)	25,71	24,98	40,63	31,04	28,53	17,11	17,87
(i)	53,52	52,83	53,25	33,75	65,80	98,47	49,11
(j)	76,10	69,88	85,49	58,26	95,24	51,21	51,36
moyenne	44,17	43,76	53,74	33,63	43,02	32,33	33,22

Tableau 2 – Résultats comparatifs de qualité : coefficients de dissimilarité C mesurés. En gras sont indiqués les meilleurs résultats pour chaque image.

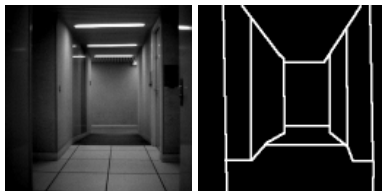


Figure 2 – Modélisation de l'environnement dans une scène intérieure en utilisant des lignes : image originale (gauche) et modèle de l'environnement (droite).

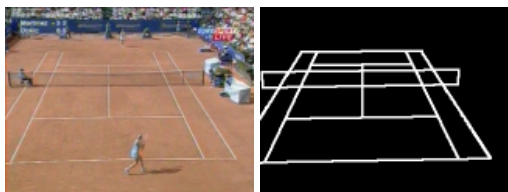


Figure 3 – Modélisation de l'environnement dans une scène extérieure en utilisant des lignes : image originale (gauche) et modèle de l'environnement (droite).

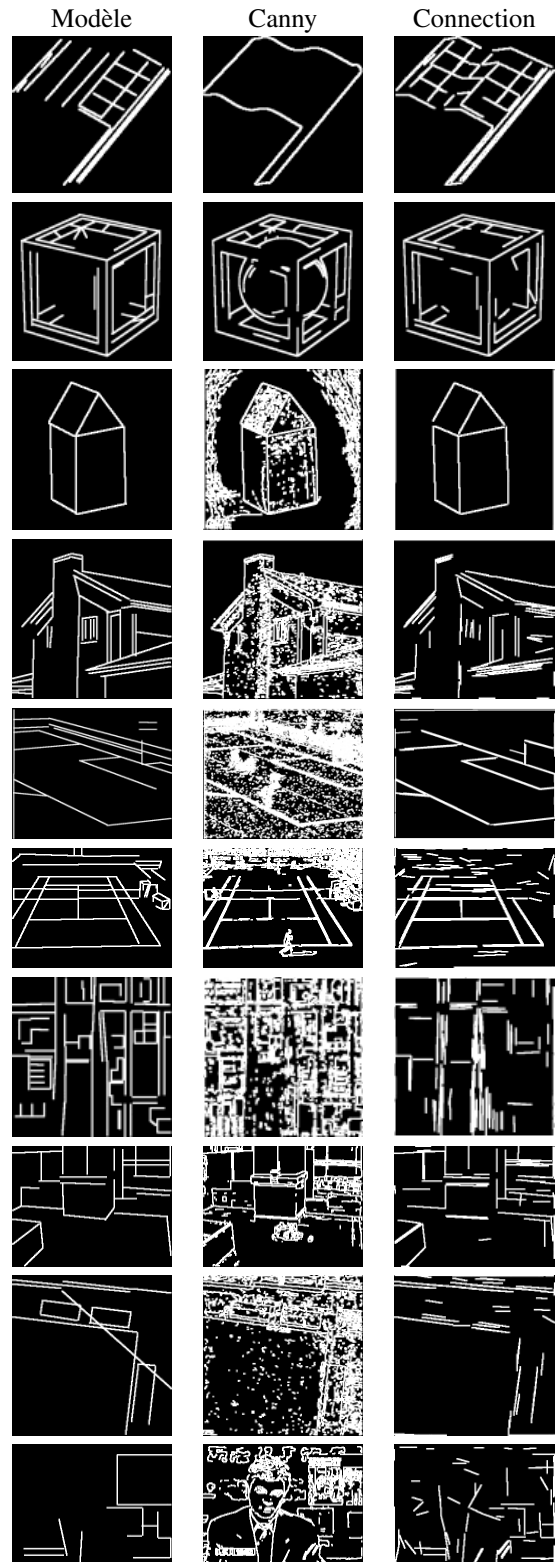


Figure 4 – Résultats obtenus sur le corpus de test : pour chaque image (de haut en bas), le modèle défini manuellement, les contours retournés par l'opérateur de Canny, et le résultat fourni par l'approche par connexion.