

# Segmentation des radiographies de la main basée sur les graphes

Mohammed Azizi, Mohamed Amine BOURKHIS

**Résumé** – L'objectif de ce travail est l'étude de l'application des méthodes *Graph cut* pour la segmentation des images, afin de comprendre leur fonctionnement et les appliquer à la segmentation des radiographies de la main.

**Mots clés** - *Graph cut, segmentation, coupe minimale*

## I. INTRODUCTION : SEGMENTATION DES IMAGES

La segmentation d'images est l'un des problèmes majeurs du domaine du traitement d'images. Ce processus consiste à partitionner une image en plusieurs régions. En particulier, la finalité de la tâche est d'assigner à chaque région un label de façon à ce que les pixels de cette région partagent des caractéristiques visuelles similaires (objet contre arrière-plan). La segmentation peut avoir plusieurs intérêts : reconnaissance d'objet, annotation d'images ...

L'utilisation de la coupe minimale est une approche efficace pour la segmentation d'image. Cette méthode garantit une solution optimale du problème posé. Partant d'une initialisation des régions à segmenter par l'utilisateur, d'une formulation d'une fonction d'énergie et d'un algorithme de détermination de coupe minimale, le problème de segmentation est désormais bien défini et résolvable.

## II. PROBLEME DE COUPE MINIMALE – FLOT MAXIMUM

Soit un graphe  $G = (V, E)$ , où  $V$  et  $E$  représentent l'ensemble des nœuds et des arêtes de  $G$ , respectivement.

Le problème de flot maximum consiste à trouver un flot réalisable depuis une source vers un puit qui soit maximum, dans un graphe. Un graphe pondéré associe à chaque arête un label positif. Un graphe orienté  $G$  consiste à un ensemble de nœuds  $V$  et un ensemble d'arête, chaque arête étant un couple de nœuds.

Un graph  $s$ - $t$  est un graphe pondéré orienté où l'on identifie deux nœuds, la source  $s$  et le puit  $t$ . Une coupe  $c(s, t)$ , est un ensemble de nœuds  $E_{cut}$  défini de telle sorte qu'il n'y ait aucun chemin de  $s$  vers  $t$  quand  $E_{cut}$  est retiré du graphe. Le coût de la coupe est la somme des poids des arêtes dans  $E_{cut}$ . Le flot est un mapping  $f : E \times E \rightarrow R^+$  respectant certaines contraintes [1]. La valeur du flot  $|f| = \sum_{v \in G} f(s, v)$  définit le flot allant de la source  $s$  au puit  $t$ . Le problème du flot maximum consiste à maximiser la quantité  $|f|$ , c'est-à-dire trouver le flot maximal qu'on peut mapper de la source vers le puit.

Le théorème du flot maximum - coupe minimale énonce que la valeur de flot maximal est égale à la valeur de la coupe minimale. Ceci dit que la détermination de la coupe minimale nécessaire dans le cadre de notre application à la segmentation, revient à déterminer le flot maximal avec des

## III. SEGMENTATION D'IMAGES PAR GRAPH CUTS : FORMULATION DU PROBLEME

La segmentation peut être vue comme un problème de minimisation d'une énergie sur un graphe : l'image étant représentée par une grille où chaque pixel représente un nœud du graphe. Cependant, la détermination d'une solution optimale à ce problème est une tâche souvent laborieuse, un résultat optimal n'est pas non plus garanti. D'où l'appel aux techniques de graph cuts qui assurent un minimum global de la fonction d'énergie en temps raisonnable.

En effet, la minimisation de l'énergie est équivalent à la détermination de la coupe minimale dans le graphe.

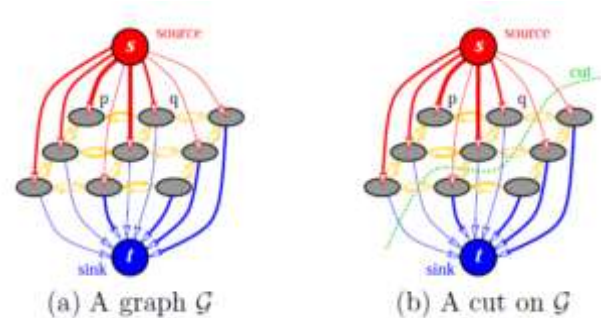


Figure 1 – Exemple d'un graphe orienté pondéré et sa coupe minimale

### A. Fonction coût de la coupe

Dans un graphe  $G = (V, E)$ , le coût associé à la coupe divisant le graphe en deux parties  $A$  et  $B$  s'exprime sous la forme :

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v)$$

Où  $w(u, v)$  représente le poids de l'arête  $(u, v)$ .

La segmentation de l'image consiste donc à minimiser cette quantité afin de déterminer l'objet et l'arrière-plan (parties  $A$  et  $B$  dans le graphe).

Concrètement les poids du graphe sont prédéfinis de telle sorte que la coupe minimale parcourt la frontière de l'objet d'intérêt. Cela dit que le coût est censé être élevé à l'intérieur de l'objet et faible à la frontière.

### B. Limites et propositions de nouvelles approches

Malgré la grande efficacité de la minimisation du coût (3-A) pour la segmentation des images, les résultats s'avèrent des fois non concluants.

En effet, le coût défini en (3-A) favorise les coupes isolant **des ensembles de nœuds isolés** dans le graphe. La méthode aura donc une tendance à détecter des petits objets d'intérêts qui ne représentent pas forcément l'objectif de la tâche de segmentation.

Pour remédier à ce biais, plusieurs méthodes, ont été proposées, dont principalement la méthode *Normalized Cut*. Cette approche propose une nouvelle mesure du coût à minimiser, une mesure qui prend également en compte **l'ensemble des connections de chaque nœud avec l'ensemble du graphe**.

#### IV. APPLICATION DU MIN-CUT A LA SEGMENTATION DES RADIOGRAPHIES DE LA MAIN

##### A. Base d'images et Objectif

Les données en question sont des images issues de la radiographie de la main. Les images sont en niveau de gris, **et l'objectif est de séparer les os, étant l'objet d'intérêt dans notre cas, et le reste de l'image considéré comme arrière-plan**.

##### B. Méthologie utilisée

L'approche utilisé dans le cadre de ce travail se base sur la minimisation du coût défini en (3-A).

Cela consiste à la construction d'un graphe  $G = (V, E)$ , à partir de l'image, où chaque pixel représenterait un nœud, en connectant les nœuds avec le poids appropriés.

Dans le cadre de cette approche, un ensemble de pixels est agrégé dans un super pixel correspondant à un nœud dans le graphe.

Le poids de l'arête devrait refléter la similarité entre deux super pixels. Cela dit, en prenant l'histogramme d'intensité lumineuse comme critère, le poids d'une arête connectant deux nœuds  $i$  et  $j$  pourrait être définie comme suit :

$$w_{ij} = e^{-\frac{|F(i)-F(j)|^2}{\sigma^2}} * \begin{cases} \frac{1}{\|X(i) - X(j)\|_2} & \text{si } \|X(i) - X(j)\|_2 < r \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Où  $X(i)$  représente la position du nœud  $i$ , et  $F(i)$  le vecteur de caractéristique correspondant à l'information visuel de ce nœud.

Une fois le graphe établi, un algorithme de Boykov Kolmogorov [2] est utilisé pour la détermination maximal / coupe minimale et ensuite la segmentation.

##### C. Implémentation [3]

L'implémentation se base principalement sur les packages suivant :

- *OpenCV*: Pour la construction des caractéristiques visuels et le calcul de similarité entre les super pixels.
- *NetworkX*: Pour la construction du graphe et l'exploitation des propriétés de la structure de graphe.
- *Boykov Kolmogorov* : Figurant dans le projet de base, le script implémente la routine de la méthode de Boykov Kolmogorov pour la détermination de coupe minimale.

##### D. Résultats :

Pour évaluer le modèle *Cut* implémenté, nous avons utilisé un ensemble de données contenant des images radiologiques de la main. Les images utilisées ont des caractéristiques très variées.

Ci-dessus, le résultat de la segmentation appliquée sur une image de fond blanc. Nous remarquons que le modèle est incapable de détecter les phalanges distales vu que leurs intensités sont quasi-similaires à celles du fond.

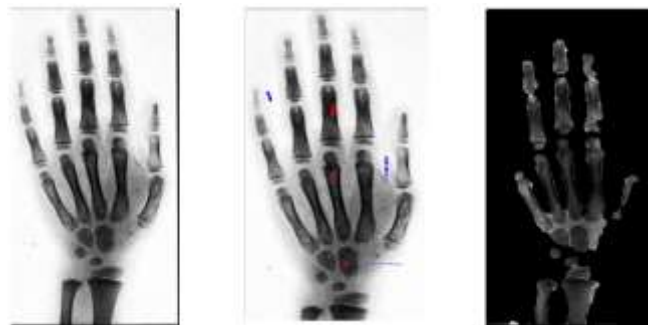


Figure 2 - Image originale, graines et résultat de la segmentation (fond blanc)

Visuellement, le résultat de la Figure 2 reste meilleur que celui d'une image ayant un fond noir (Figure 3). En effet, l'intensité entre deux métacarpes voisines, par exemple, est quasi-similaire à l'intensité des phalanges distales et médianes.

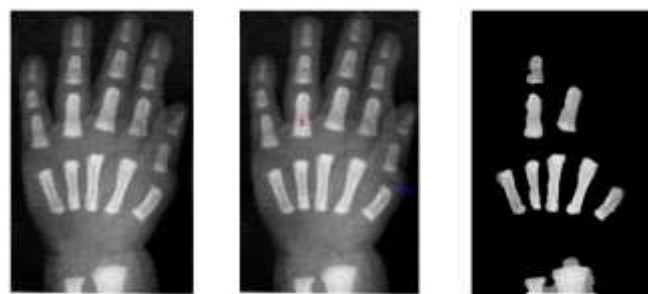


Figure 3 - Image originale, graines et résultat de la segmentation (fond noir)

Pour étudier l'effet des graines sur la segmentation, nous avons ajouter des graines sur les différents os de l'image de la Figure 4. Le résultat obtenu est, visuellement, est moins concluant par rapport à la Figure 3.



Figure 4 – Effet des graines sur la segmentation

Dans les Figure [5-6], nous étudions respectivement l'impact de la luminosité et la pondération entre les nœuds terminaux et les nœuds standards sur la segmentation. Dans un premier lieu, nous augmentons la luminosité de l'image dans l'espoir de réussir à segmenter les phalanges distales. En second temps, nous diminuons la pondération entre les nœuds terminaux et les nœuds standards.



Figure 5 – Effet de la luminosité sur la segmentation



Figure 6 – Effet de la pondération entre les nœuds standards et les nœuds terminaux

## V. CONCLUSION

L'utilisation des graphes, en particulier les graph cuts, représente un atout majeur dans le domaine de segmentation d'images. Ces techniques mènent souvent à des résultats satisfaisants, et permettent d'aboutir à une solution optimale du problème de minimisation d'énergie. Cependant, ces approches s'avèrent des fois laborieuses, notamment au niveau de la complexité des algorithmes de recherche de coupe minimale, ou encore le biais induit parfois par les petites régions de l'image à segmenter.

## REFERENCES

- [1] [https://en.wikipedia.org/wiki/Maximum\\_flow\\_problem](https://en.wikipedia.org/wiki/Maximum_flow_problem)
- [2] Y Boykov et Al. Min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision:
- [3] [https://github.com/shameempk/fast\\_seg](https://github.com/shameempk/fast_seg)