



Le 1^{er} Mars 2018

Junshuai ZHU
Yihong XU

Sujet 21 : Segmentation des scènes à l'extérieur

TP Lot2

Ingénieur Généraliste
F4B 516
Encadrant : John Puentes



IMT Atlantique
Bretagne-Pays de la Loire
École Mines-Télécom

1. PROBLEMATIQUE

L'objectif de ce projet est de segmenter une image de scène à l'extérieur par type de textures (végétations, chemins, voitures, etc.). Dans notre cas d'application, nous devons guider un robot pour trouver le chemin à suivre. Le problème s'agit donc comment segmenter une image de scène à l'extérieur et comment indiquer au robot le chemin à suivre.

2. INTRODUCTION DE LA BASE DE DONNEES

Nous utilisons les images sur les sites rural-roads.co.uk et exploretheline.com dont 50 images ont été choisies selon le critère de la variété (nous voulons traiter différents types de chemin, voir des exemples ci-dessous).

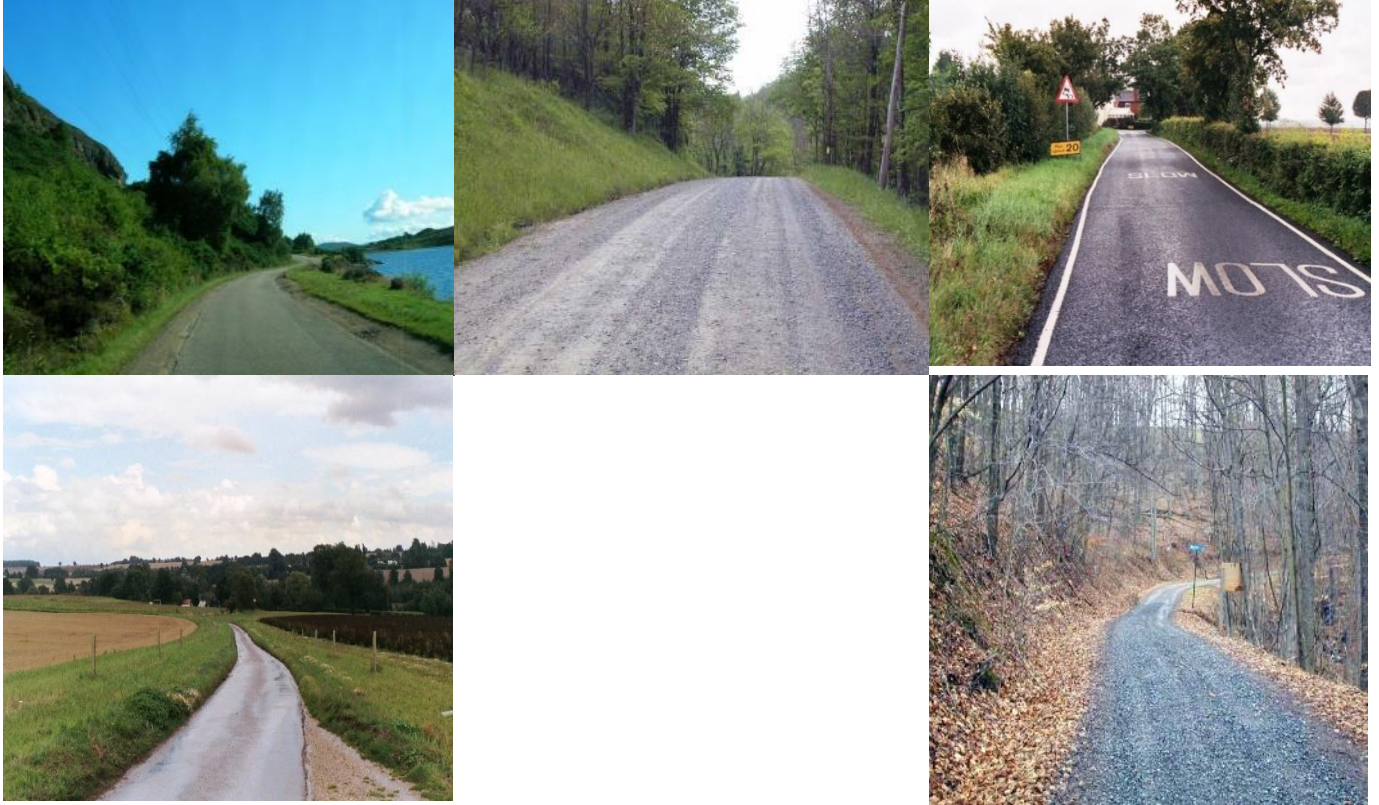


Figure 1 : Différents chemins dans la base Source : rural-roads.co.uk et exploretheline.com.

La base de données est ensuite divisée en deux parties dont 40 images sont pour l'entraînement et 10 images pour le test.

2. CHAINE DU TRAITEMENT

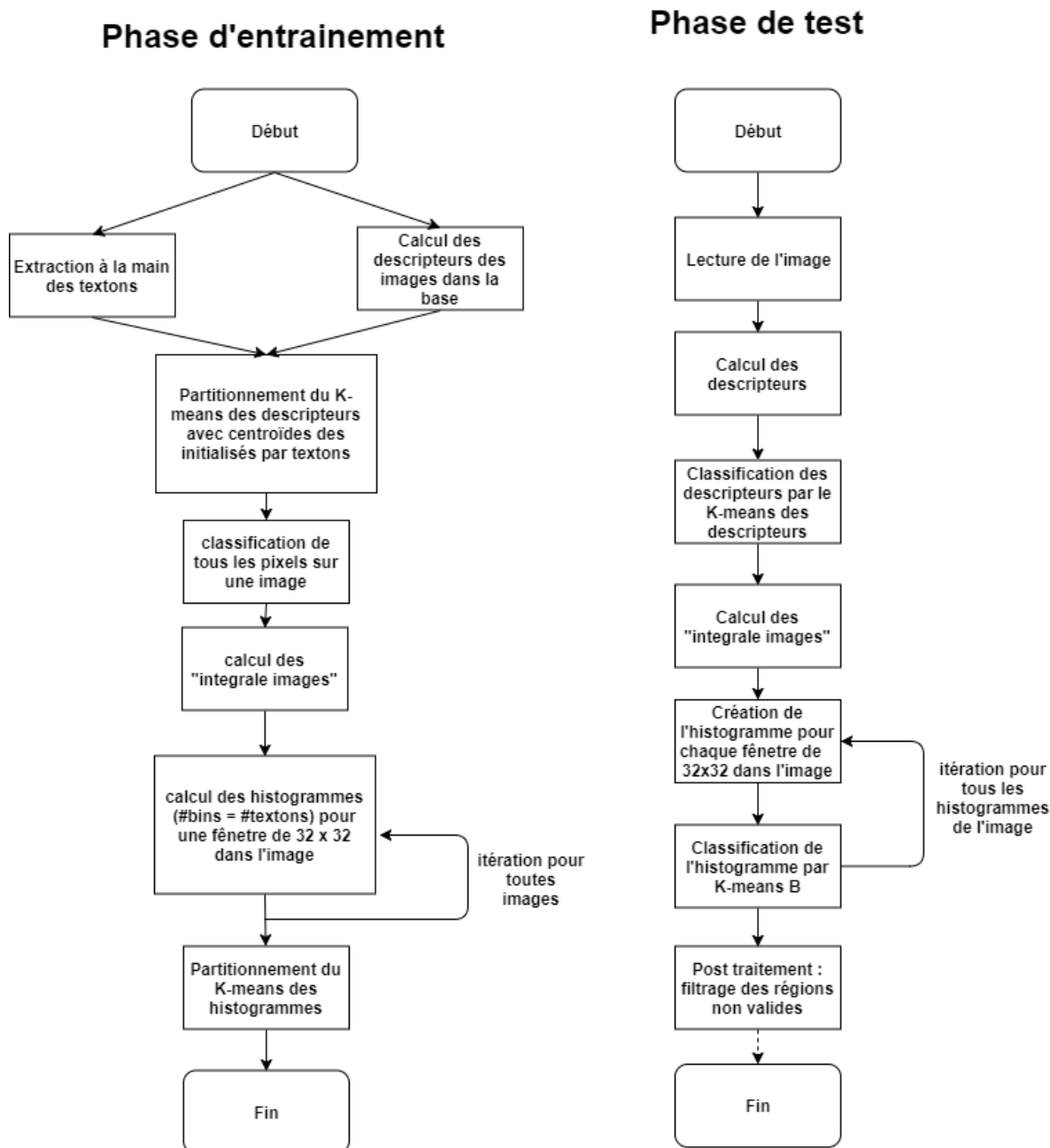


Figure 2 : Schéma de traitement.

Le traitement suit le schéma ci-dessus. La méthode de calcul de descripteur proposée dans l'article est utilisée et la taille de fenêtre est fixée à 3x3 pour ce calcul. Concernant les paramètres, pour le premier K-means des descripteurs, nous fixons le nombre de clusters à 12 et puis le changeons à 16 pour raison de comparaison de performance et les centroides sont initialisés par les textons pré-choisis et précalculés. Pour le K-means des histogrammes, la taille de fenêtre pour construire les histogrammes est fixée à 32x32.

Il faut noter que les K-means se sont entrainés pour l'ensemble des images dans la base d'entrainement (soit 40 images). Comme le résultat souhaité, les K-means entrainés sont capables de segmenter tous types d'objets (« textons ») par lesquels ils sont entrainés et pour différentes images dans la base de test. Il s'agit donc un système général pour traiter le problème de segmentation et identification de chemins.

Après le traitement de ce système proposé, le robot obtient bien une carte de segmentation où une partie différente est représentée par une couleur différente. L'étape suivante est à indiquer au robot quelle(s) couleur(s) appartiennent à un chemin, l'étape (pour trouver les labels appartenant à un chemin) se fait pour l'instant à la main au préalable (il s'agit donc une labellisation des routes). Une fois que c'est fait, le robot peut bien suivre son chemin en retrouvant la couleur correspondante.

3. PHASE DE TESTS ET COMPARAISONS

Premièrement, nous avons extrait 12 « textons » pour tous type d'objets (textures/couleur), il n'y a qu'un seul « texton » correspond à un chemin. Le nombre de clusters du K-means des histogrammes est 8. Les résultats sur les images de test ne sont pas satisfaisants (plusieurs types de chemin ne sont pas détectés) et nous trouvons qu'un seul « textons » n'est pas représentatif pour tous types de chemin (voir figures 1 et 3).

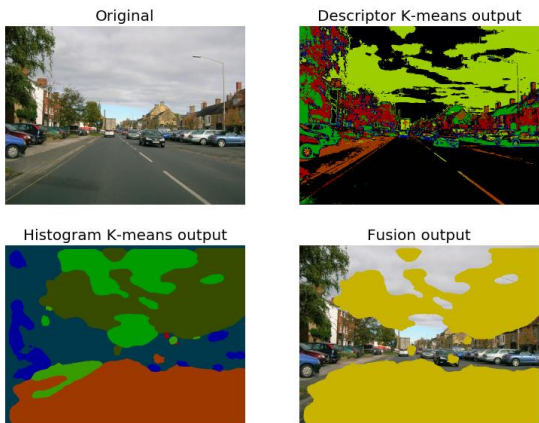


Figure 3 : images sans filtrage (12 « textons » et 8 clusters des histogrammes).

Pour essayer de détecter les différents types de chemin, nous avons décidé d'ajouter plus de « textons » extraits des textures/couleurs variés venant de différents chemins dans la base. Par conséquent, le nombre de clusters des descripteurs s'augmente à 16 ; pour le nombre de clusters des histogrammes, le nombre s'augmente à 12 (au lieu de 8 précédemment). Nous faisons une fusion de clusters qui rassemble toutes les classes appartenant à un chemin (nous leur attribuons une même couleur à la sorte). A la vue des résultats, le système est capable d'identifier plus de types de chemin. Nous ne voyons cependant pas une amélioration conséquente et pour certaines classes, il existe parfois de fausses détections.

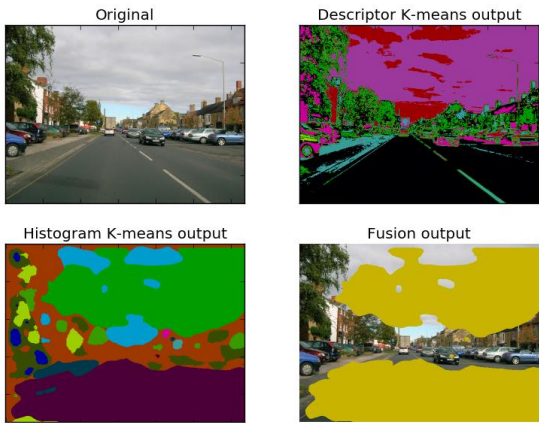


Figure 4 : Images sans filtrage (16 « textons » et 12 clusters des histogrammes).

Pour aller plus loin, nous appliquons un filtrage pour enlever de fausses détections. Ce filtrage se divise sur deux étapes : D'abord nous faisons le filtrage morphologique (une érosion puis une dilatation, la structure élémentaire est une ellipse de taille 6% et 10%, respectivement, de la taille de l'image. Ensuite, nous supposons que les chemins se situent majoritairement sur 40% à 50% en bas dans l'image et nous enlevons donc toutes les fausses détections en haut dans l'image (nommé *suppression des zones*).

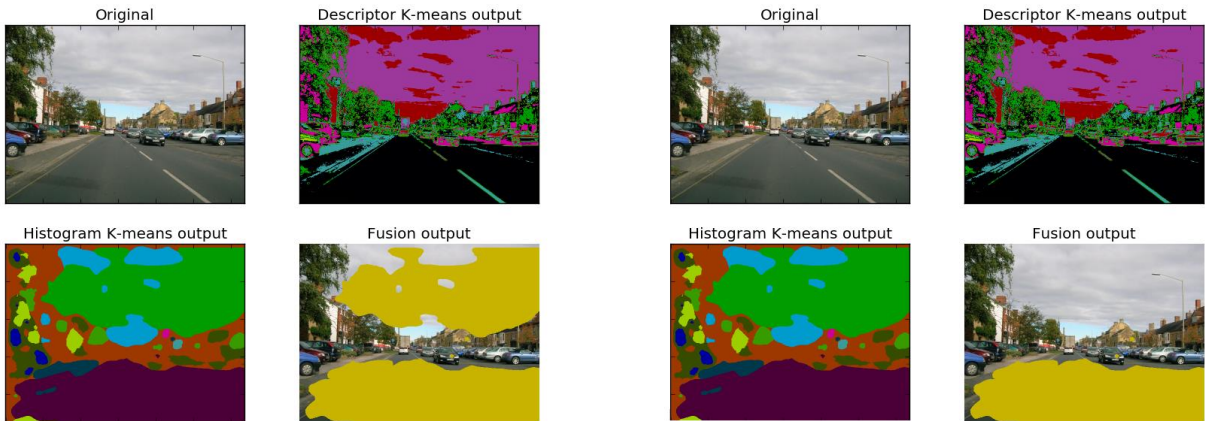


Figure 5 : Sans filtrage.

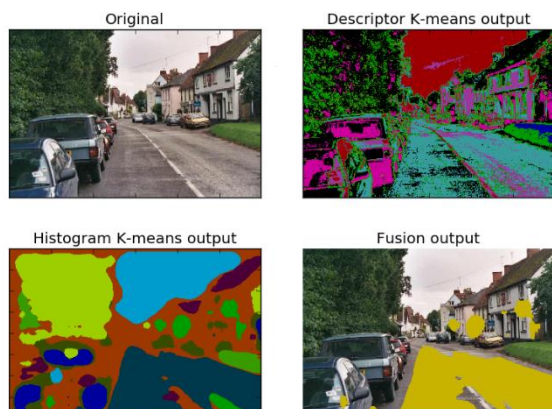


Figure 6 : Avec suppression des zones et sans morphologie.

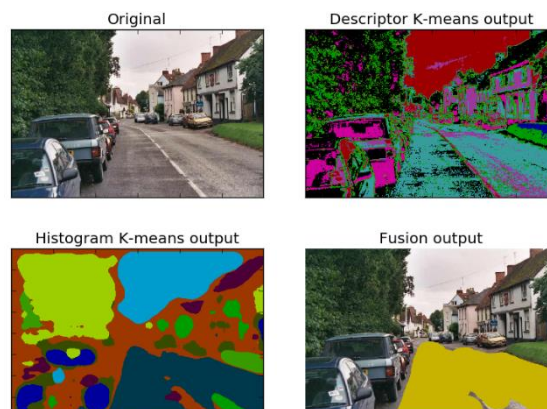


Figure 7 : Avec suppression des zones et sans morphologie.

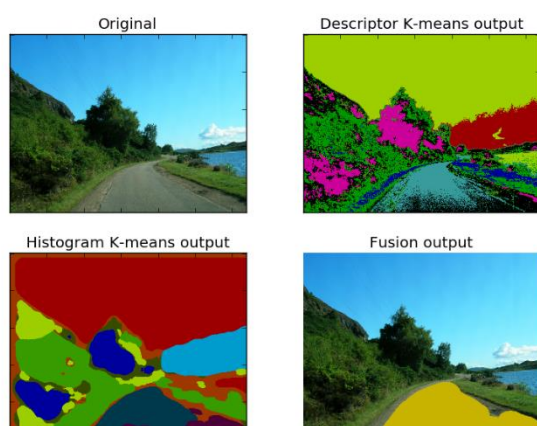


Figure 8 : Avec suppression des zones et morphologie.

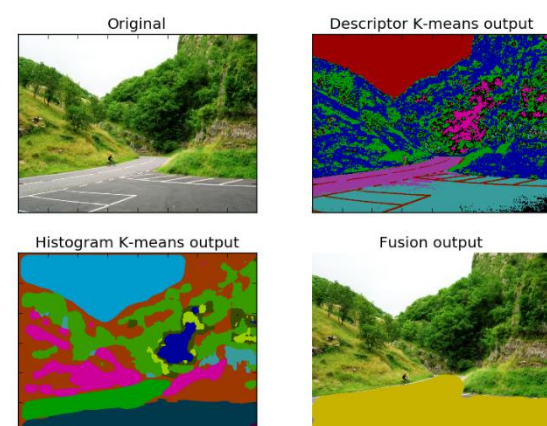


Figure 9 : Exemple positif 1.

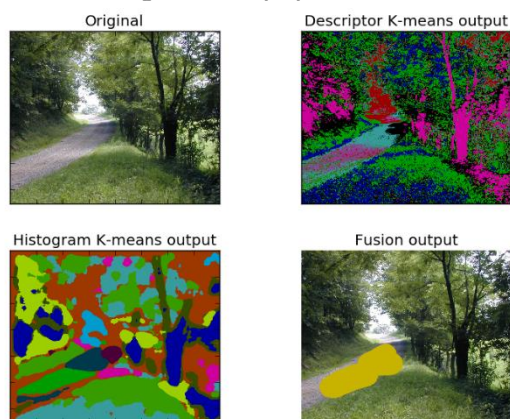


Figure 10 : Exemple positif 2.

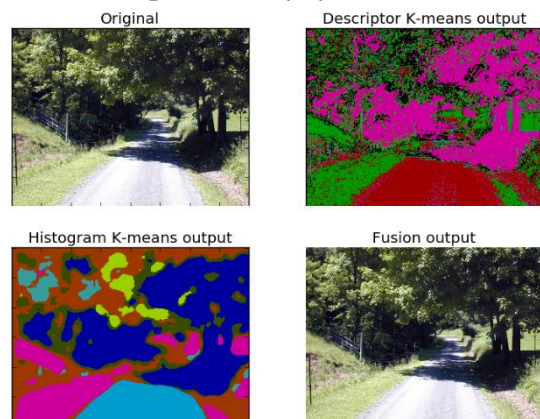


Figure 11. Exemple négatif 1 sur le route de gravier.

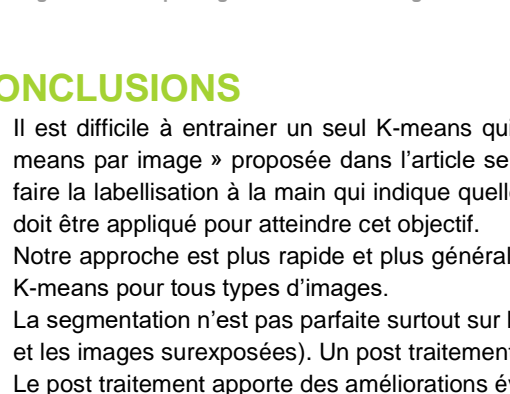
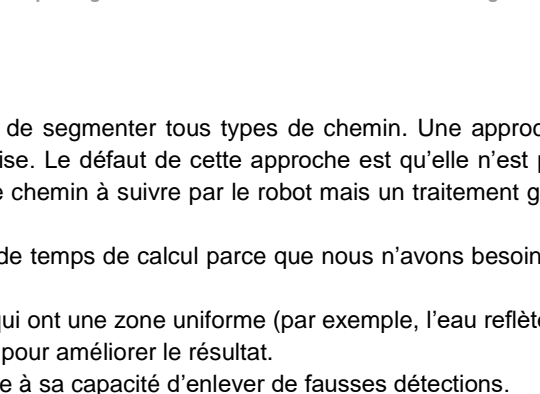


Figure 12 Exemple négatif 2 sur le route réfléchant la lumière et image sur exposée.



4. CONCLUSIONS

- Il est difficile à entrainer un seul K-means qui est capable de segmenter tous types de chemin. Une approche « un K-means par image » proposée dans l'article serait plus précise. Le défaut de cette approche est qu'elle n'est possible de faire la labellisation à la main qui indique quelle partie est le chemin à suivre par le robot mais un traitement géométrique doit être appliqué pour atteindre cet objectif.
- Notre approche est plus rapide et plus générale en termes de temps de calcul parce que nous n'avons besoins que deux K-means pour tous types d'images.
- La segmentation n'est pas parfaite surtout sur les chemins qui ont une zone uniforme (par exemple, l'eau reflète la lumière et les images surexposées). Un post traitement est proposé pour améliorer le résultat.
- Le post traitement apporte des améliorations évidentes grâce à sa capacité d'enlever de fausses détections.