Super-Pixels Compte Rendu 1

Souvignet Nathan Vaillant Hugo

Mars 2025

Contents

1 Introduction sur les super-pixels

Les super-pixels sont des regroupements de pixels similaires qui permettent de réduire la complexité des images tout en conservant les structures importantes. Depuis leur introduction par Ren et Malik en 2003, ils sont devenus un outil essentiel en vision par ordinateur, utilisé pour des tâches comme la segmentation, la reconnaissance d'objets et la reconstruction 3D.

2 Etat de l'art

Pour évaluer chaque algorithmes de super-pixels les auteurs des algorithmes se sont basés généralement sur les exigences suivantes :

- **Partition**: Les super-pixels doivent définir une partition de l'image, c'est-à-dire qu'ils doivent être disjoints et attribuer une étiquette à chaque pixel.
- **Connectivité**: Les super-pixels doivent représenter des ensembles de pixels connectés.
- **Respect des limites**: Les super-pixels doivent préserver les limites de l'image. Ici, la définition appropriée des limites de l'image peut dépendre de l'application.
- **Compacité, régularité et douceur**: En l'absence de limites d'image, les super-pixels doivent être compacts, placés régulièrement et présenter des limites lisses.
- **Efficacité**: Les super-pixels doivent être générés efficacement.
- **Le nombre de super-pixels générés doit être contrôlable.**

L'état de l'art [1] segmente les algorithmes de super-pixels en 7 catégories :

2.1 Basés sur Watershed

Inspirés de la segmentation par immersion, ces algorithmes utilisent des marqueurs pour propager les super-pixels. Le nombre de super-pixels est déterminé par le nombre de marqueurs, et certains algorithmes de super-pixels basés sur l'algorithme Watershed permettent de contrôler la compacité, par exemple Water Pixels (WP) ou Compact Watershed (CW).

Ce genre d'algorithme respecte bien les contours mais ils sont sensibles au bruit et dépendent des marqueurs initiaux.

2.2 Basés sur la densité

Les algorithmes populaires basés sur la densité sont Edge-Augmented Mean Shift (EAMS) et Quick Shift (QS). Tous deux effectuent une recherche de mode

dans une image de densité calculée ; chaque pixel est assigné au mode correspondant auquel il appartient.

L'inconvénient des algorithmes basés sur la densité c'est qu'ils ne permettent pas de contrôler le nombre de super-pixels ou leur compacité. Ils sont donc classés dans la catégorie des algorithmes de sursegmentation. Mais ils préservent bien les contours.

2.3 Basés sur les graphes

Traitent l'image comme un graphe pour partitionner en fonction des poids des arêtes. Ces méthodes permettent de capturer les structures complexes de l'image. Elles offrent un bon contrôle sur le nombre de super-pixels et la qualité de la segmentation.

2.4 Basés sur l'évolution des contours

Ces algorithmes représentent les super-pixels comme des contours qui évoluent à partir de graines initiales. Cette approche est efficace pour capturer les détails fins et les bordures complexes. Cependant, elle peut être sensible aux variations locales de l'image.

2.5 Basés sur les chemins

Partitionnent en connectant des points de départ (seeds) via des chemins de pixels suivant certains critères. Ils utilisent souvent des informations sur les bordures. Le nombre de super-pixels est facilement contrôlable.

2.6 Basés sur le clustering

Ces algorithmes de super-pixels s'inspirent d'algorithmes de clustering tels que le k-means, initialisés par des pixels de départ et utilisant des informations de couleur, des informations spatiales et des informations supplémentaires telles que la profondeur (comme le fait par exemple DASP). Intuitivement, le nombre de super-pixels générés et leur compacité sont contrôlables. L'algorithme le plus populaire basé sur le clustering est SLIC (Simple Linear Iterative Clustering). Bien que ce type d'algorithme soit rapide, plus facile à implémenter et paramétrable, mais il ne suit pas toujours bien les bords.

2.7 Basés sur l'optimisation d'énergie

Ces algorithmes créent une grille initiale de super-pixels et ajustent les frontières pour minimiser une fonction d'énergie. Cette fonction d'énergie prend en compte des facteurs comme la similarité de couleur et la régularité des bordures. Le nombre de super-pixels est contrôlable, et les itérations peuvent être interrompues à tout moment pour obtenir le résultat souhaité.

3 Méthode choisie

Dans un premier temps, on souhaite utiliser SLIC qui est une approche classique. De plus SLIC permet de spécifier directement le nombre de super-pixels souhaité et garantie une certaine régularité dans la forme et la répartition des super-pixels. Ce qui peut être bénéfique pour la fidélité de l'image compressée.

L'algorithme de Watershed peut être une alternative pertinente. Il segmente l'image en suivant les lignes de crêtes des gradients, ce qui lui permet de mieux épouser les contours réels des objets. Cela peut améliorer la fidélité de la compression en réduisant les erreurs aux bords des structures importantes. De plus, Watershed ne nécessite pas de définir un nombre fixe de segments à l'avance, ce qui le rend plus flexible. Cependant, il a tendance à sur-segmenter les images ce qui pourrait rendre la compression peu efficace.

Une piste que nous aimerions tester en fonction de l'avancée du projet consisterait en un mélange de watershed pour un prétraitement suivit de SLIC. Ainsi on aurait de meilleures bordures tout en conservant l'efficacité de SLIC.

References

[1] David Stutz, Alexander Hermans, Bastian Leibe (2017). *Superpixels: An Evaluation of the State-of-the-Art, depuis* `https://arxiv.org/pdf/1612.01601`

[2] Radhakrishna Achanta, Appu Shaji, Kevin Smith, Aurelien Lucchi, Pascal Fua, and Sabine S¨usstrunk (June 2010). *SLIC superpixels* `https://www.researchgate.net/publication/44234783_SLIC_super-pixels`