

# IMA201 - Projet

## Amélioration d'images acquises avec de mauvaises conditions de visibilité

Maxime Appert & Carlos Gruss  
Encadrant: Yann Gousseau

Novembre 2023

### 1 Introduction

Le développement de solutions visant à éliminer le brouillard des images constitue un domaine de recherche en constante évolution. Dans cette étude, nous avons entrepris de mettre en œuvre la méthode présentée dans la publication référencée [4], ainsi que le Filtre Guidé [5] énoncé par le même auteur. L'objectif principal de ce projet a été de réduire de manière efficace et précise les effets du brouillard, fournissant ainsi une vision plus claire et améliorée des images affectées.

Ce rapport vise à présenter les conclusions et les résultats obtenus lors de l'implémentation de ces méthodes. Nous avons mené des expérimentations approfondies afin de déterminer l'efficacité de ces techniques sur notre ensemble spécifique d'images. Les résultats obtenus ont démontré une réussite dans l'application de ces méthodes pour atténuer le brouillard, cependant, des ajustements significatifs des paramètres peuvent être nécessaires pour optimiser les performances et les résultats.

Ce processus a également mis en évidence une disparité entre les paramètres recommandés dans la littérature et ceux qui ont fonctionné le mieux pour nos images. En effet, les valeurs optimales pour des paramètres tels que `omega` et `r` diffèrent de celles suggérées par les publications existantes. Cette divergence souligne l'importance cruciale de l'adaptation des paramètres en fonction des caractéristiques propres à chaque jeu d'images.

La sélection des paramètres reste une considération hautement dépendante du contexte et des caractéristiques uniques de chaque type d'image. Ainsi, bien que notre choix de paramètres ait amélioré la qualité visuelle de notre ensemble d'images, ces valeurs ne sont pas nécessairement les plus adaptées pour d'autres applications.

Cette introduction fournit un aperçu des principaux objectifs du projet, des méthodes mises en œuvre, ainsi que des considérations importantes sur l'ajustement des paramètres pour une efficacité optimale. Les sections suivantes détaillent les résultats obtenus, les comparaisons avec les approches existantes et offrent une perspective sur l'importance de l'adaptabilité des paramètres pour de futurs développements dans ce domaine.

## 2 Développement

### 2.1 Hypothèse du "dark channel"

L'hypothèse du "dark channel" est un concept clé dans le domaine du désembuage d'images, qui a été initialement introduit dans [4] et a depuis inspiré de nombreuses applications dans ce domaine. Le canal sombre d'une image  $J$  est défini comme une image de mêmes dimensions que  $J$ , où chaque pixel  $\mathbf{x}$  prend la valeur minimale parmi toutes les valeurs RGB dans un patch local  $\Omega(\mathbf{x})$  entourant le pixel en question. Formellement :

$$J^{dark}(\mathbf{x}) = \min_{c \in \{r,g,b\}} (\min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} J^c(\mathbf{y}))$$

L'hypothèse du dark channel est la suivante : les images prises en extérieur sans brouillard auront un dark channel ayant une intensité très faible. Ceci est dû à plusieurs effets : tout d'abord, les images claires ont beaucoup d'ombres comme les ombres de voitures et de bâtiments, ou bien les ombres d'arbres et de feuilles. Ces ombres ont naturellement une intensité très faible. Deuxièmement, toute surface colorée n'utilisant que un ou deux des canaux de couleurs primaires auront une intensité basse dans le dernier canal de couleur, ce qui va donner un "dark channel" ayant une intensité basse dans cette zone là. Finalement, les objets naturellement noirs ou sombres vont également naturellement baisser l'intensité du dark channel dans les images naturelles. Il est important de noter que le ciel est une exception à cette règle, ayant tendance à avoir une haute intensité dans le dark channel.

À l'inverse des images sans brouillard, une image immergée dans le brouillard présentera une intensité lumineuse additive propagée à travers le brouillard, ce qui aura pour effet d'éclaircir le "dark channel" dans la zone affectée par le brouillard.

Nous pouvons vérifier cette hypothèse en comparant des images sans brouillard avec celles contenant du brouillard, comme illustré dans les figures que vous pouvez observer. Nous avons utilisé des images naturelles ainsi que leurs homologues avec une brume synthétique, provenant de [7]. Nous pouvons voir que les images naturelles ont un dark channel de très faible intensité, à l'exception du ciel, tandis que les images synthétiques ont un dark channel d'une intensité beaucoup plus élevée.

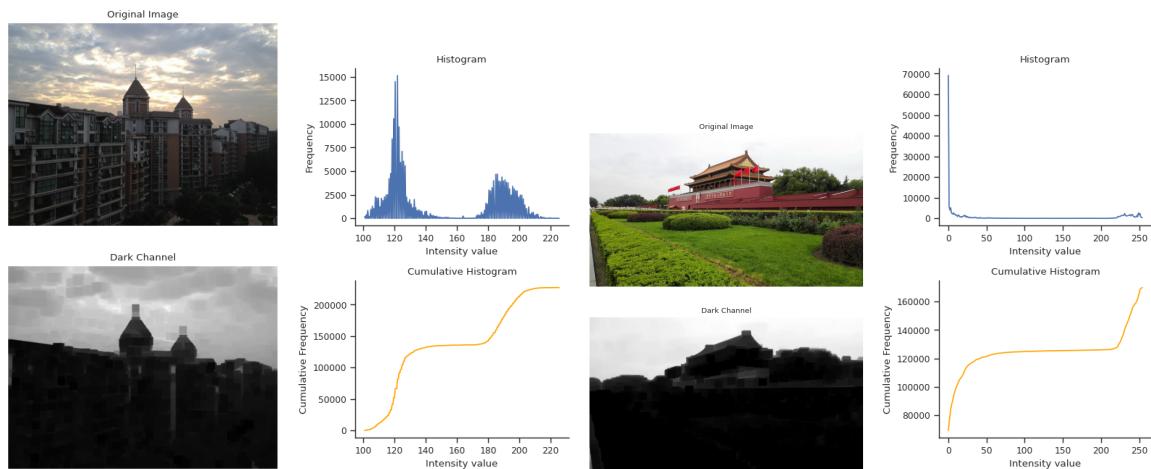


FIGURE 1 – Images naturelles sans brouillard et les histogrammes de leurs dark channels.

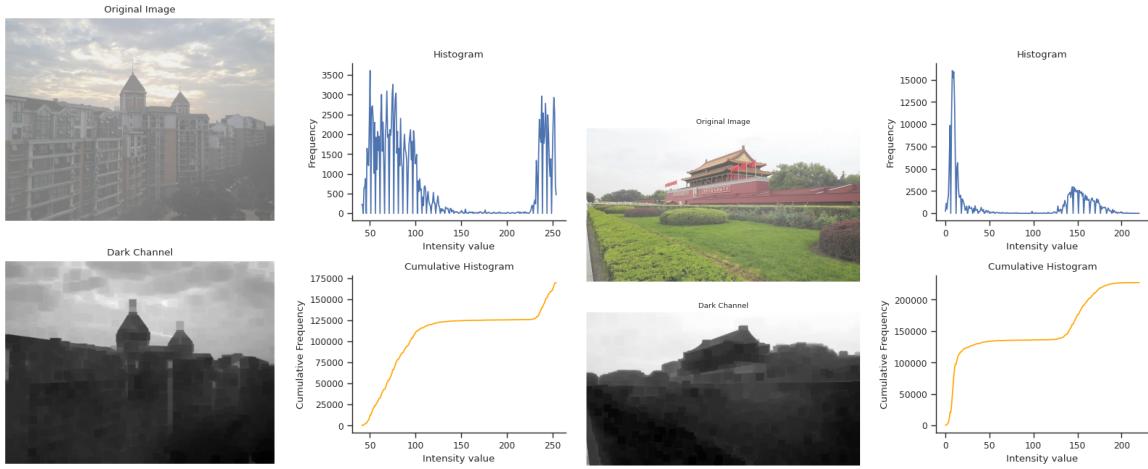


FIGURE 2 – Images avec brume synthétique et les histogrammes de leurs dark channels.

Bien entendu, nous ne prétendons pas prouver la validité de cette hypothèse en observant simplement deux exemples, cela a été fait en détail par les auteurs de l'article, qui ont testé cette statistique sur un ensemble de 5000 images. Cependant, les exemples ci-dessus montrent le principe sur lequel repose l'hypothèse de l'article. De plus, pour observer l'hypothèse de manière plus claire, il serait nécessaire de découper la région du ciel des images, car dans cette région, l'hypothèse du canal sombre ne s'applique pas, comme on peut le voir dans nos figures.

Malheureusement, puisque l'hypothèse du dark channel repose sur une statistique, il arrive que l'hypothèse ne soit pas vérifiée. Ceci est souvent le cas quand les objets de l'image sont proches de la lumière atmosphérique sans avoir d'ombre.

Comme vous pouvez le voir dans la prochaine figure, le bâtiment fait de marbre a une intensité très proche de celui de la lumière atmosphérique. La transmission du dark channel est sous-estimée. Ceci a pour effet d'introduire des problèmes dans sa reconstruction, ce qui explique son intensité modifiée dans l'image reconstruite. Cela est également le cas pour le bâtiment blanc de la deuxième image, son image reconstruite donne une intensité différente au bâtiment comparé à son intensité réelle.

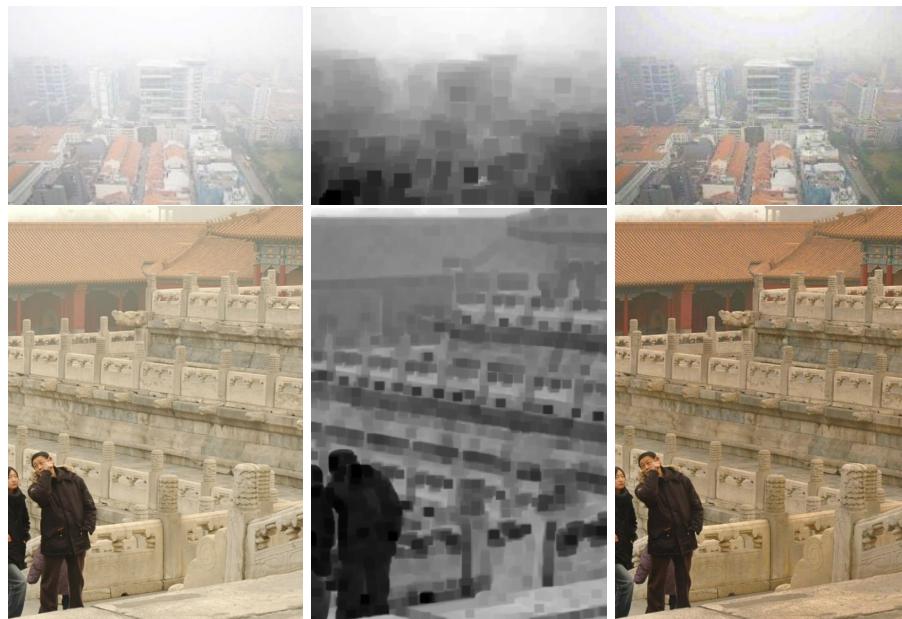


FIGURE 3 – Gauche : Image originale. Milieu : Dark channel de l'image. Droite : Image reconstruite à l'aide du dark channel.

## 2.2 Paramètres

L'algorithme de amélioration mis en œuvre possède plusieurs paramètres que nous pouvons modifier, ce qui modifera considérablement le résultat final. Ces paramètres sont énumérés ci-dessous :

- **max\_size** : Détermine la taille de la plus grande dimension de l'image. L'autre dimension de l'image est redimensionnée pour préserver le même rapport d'aspect.
- **patch\_size\_x** : Largeur du patch carré utilisé pour calculer le dark channel.
- **patch\_size\_y** : Hauteur du patch carré utilisé pour calculer le dark channel.
- **perc** : Pourcentage des pixels les plus lumineux qui seront sélectionnés à partir du dark channel dans l'estimation de la lumière atmosphérique.
- **omega** : Ajuste la quantité de brume que nous conservons dans l'image. Une valeur de 1 signifie que nous éliminons toute la brume, une valeur de 0 signifie que nous ne supprimons aucune brume.
- **r** : Définit le rayon de la fenêtre carrée utilisée dans le filtre guidé.
- **epsilon** : Paramètre de régularisation utilisé dans le filtre guidé. En bref, ce paramètre indique combien de variance un patch local doit avoir pour être considéré comme un bord dans l'image de guidage. Si un patch a une variance inférieure à **epsilon**, il est lissé, sinon il est préservé.
- **t0** : Limite inférieure de la transmission, car elle peut être proche de zéro et induire du bruit dans la radiance de la scène récupérée.
- **contrast** : Changement de contraste à appliquer sur l'image après l'algorithme pour rendre les images moins sombres pour l'affichage. L'image de sortie est multipliée par cette valeur.

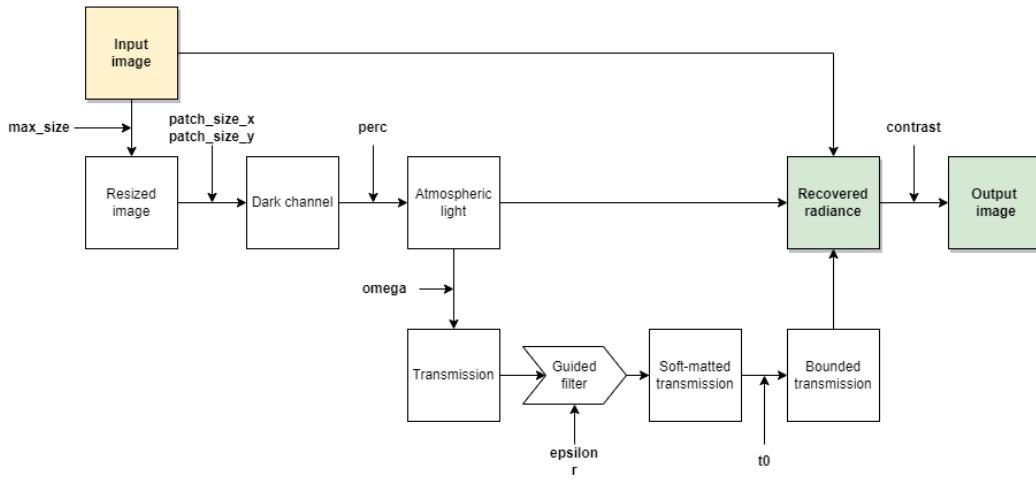


FIGURE 4 – Diagramme des étapes de traitement.

Après des expérimentations sur notre ensemble d’images particulier, nous avons obtenu de bons résultats avec les valeurs de paramètres suivantes :

- `max_size = 1200`
- `patch_size_x = 15`
- `patch_size_y = 15`
- `perc = 0.1`
- `omega = 0.75`
- `r = 50`
- `epsilon = 0.001`
- `t0 = 0.1`
- `contrast = 1.2`

Nous notons que, dans notre cas, nous avions un ensemble d’images assez varié et général, mais les valeurs des paramètres peuvent probablement être optimisées pour des applications spécifiques (par exemple, si nous ne considérons que des paysages urbains aériens).

Ci-dessous, nous présentons certains des résultats que nous avons obtenus pour des exemples du monde réel :



FIGURE 5 – Haut : Images d'entrée. Bas : Résultats obtenus avec des exemples du monde réel

Nous avons également testé notre implémentation à l'aide d'exemples synthétiques issus du data-set "RESIDE-HSTS" [7] afin d'obtenir une vérité terrain à comparer :

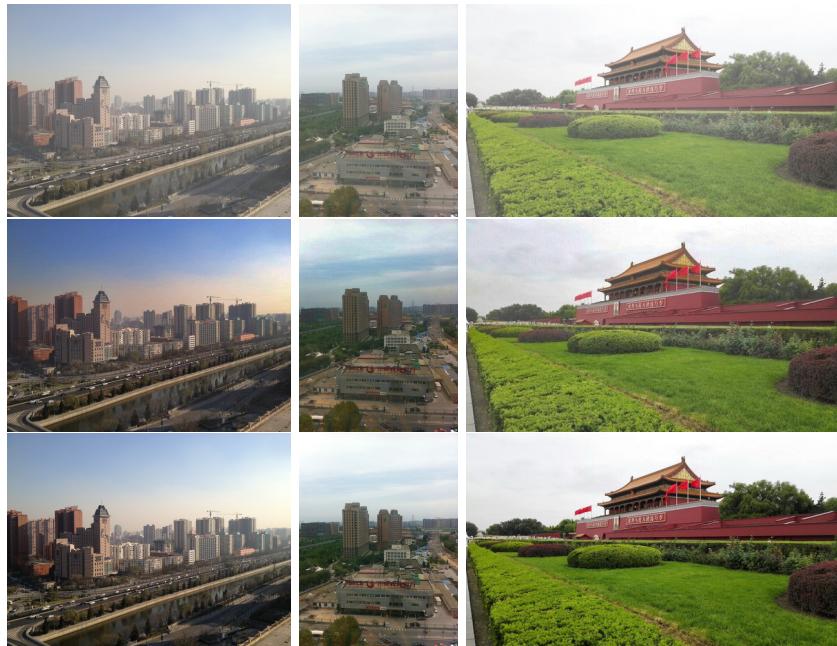


FIGURE 6 – Haut : Images d'entrée. Rangée du milieu : Résultats obtenus. Bas : Vérité terrain

Tous nos résultats peuvent être trouvés sur <https://github.com/carlogs99/telecom-ima201-project>.

### 2.3 Comparaison avec l'article

Les paramètres recommandés par les auteurs dans l'article sont :

```
— max_size = 600
— patch_size_x = 15
```

```
-- patch_size_y = 15
-- perc = 0.1
-- omega = 0.95
-- r = 20
-- epsilon = 0.001
-- t0 = 0.1
```

Dans notre cas, nous avons choisi une limite moins stricte pour la taille de nos images afin de ne pas réduire trop la qualité de l'image et de mieux apprécier l'effet du changement des paramètres. Nos expérimentations nous ont conduit à choisir une valeur différente pour les paramètres `omega` et `r`. En ce qui concerne les autres paramètres, nous n'avons pas trouvé de différences significatives en faisant varier leurs valeurs sur notre ensemble particulier d'images.

De plus, nous soulignons qu'un seul exemple n'est pas suffisant pour prendre une décision concernant le choix des paramètres. Nos choix ont été influencés par plusieurs expérimentations sur notre ensemble d'images, mais nous avons choisi d'illustrer ce que nous avons trouvé ci-dessous avec des exemples concrets.

Nous allons essayer d'illustrer pourquoi nous avons choisi de les modifier en examinant quelques exemples des effets du changement de ces paramètres un par un, ainsi qu'en analysant le PSNR (rapport signal/bruit maximal) et le SSIM (indice de similarité structurale).

Ces deux métriques nous permettent de comparer la qualité de l'image de sortie, mais pour ce faire, nous devons la comparer à une image "sans bruit". Pour ce faire, nous utiliserons les exemples synthétiques qui ont été mentionnés précédemment.

### 2.3.1 Omega

Voici un exemple synthétique et l'effet de la variation du paramètre `omega`.



FIGURE 7 – Effet de la variation du paramètre `omega`. De haut en bas, de gauche à droite : 0.55, 0.65, 0.7, 0.75, 0.8 et 0.9.

Maintenant, nous présentons les courbes de PSNR et SSIM pour cet ensemble d'images :

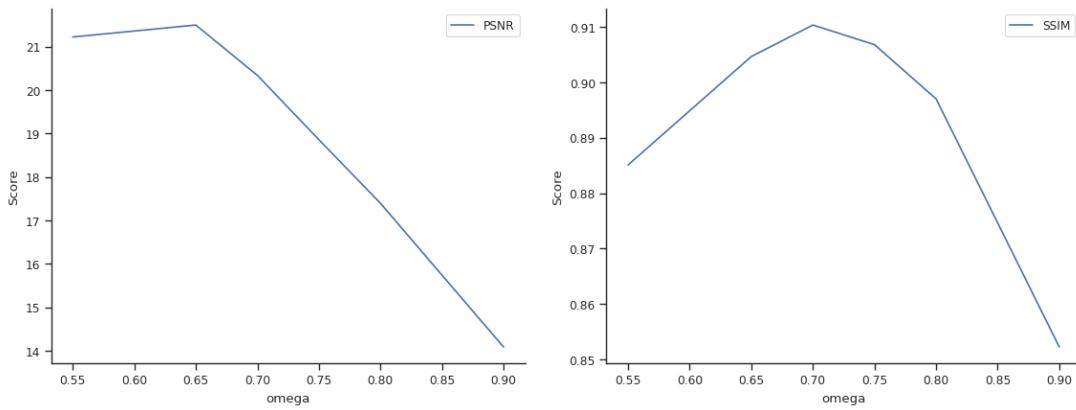


FIGURE 8 – Effet de la variation du paramètre omega sur le PSNR et le SSIM.

Le PSNR de l'image commence à diminuer pour des valeurs supérieures à 0.7, et on peut voir un maximum de SSIM pour 0.75, c'est pourquoi nous avons choisi ce valeur.

Qualitativement, nous pouvons voir que lorsque nous augmentons la valeur d'omega, plus la brume est réduit mais aussi la quantité de bruit dans l'image augmente. Ça c'est plus évident dans le exemple réel suivant :



FIGURE 9 – Effet de la variation du paramètre omega. De haut en bas, de gauche à droite : 0.55, 0.65, 0.75, 0.85, 0.95 et original.

### 2.3.2 r

Nous répétons la même procédure, mais en fixant la valeur d'omega à 0.75 et en faisant varier la valeur de r.



FIGURE 10 – Effet de la variation du paramètre  $r$ . De haut en bas, de gauche à droite : 20, 30, 40, 50, 60 et 70.

Ci-dessous, nous présentons les courbes des métriques de qualité pour cet ensemble d’images.

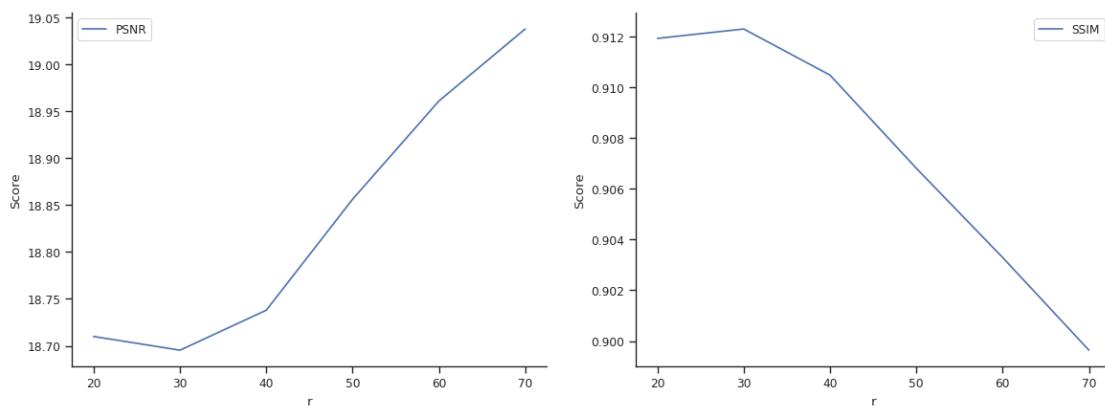


FIGURE 11 – Effet de la variation du paramètre  $r$  sur le PSNR et le SSIM.

Nous observons que le PSNR augmente lorsque nous augmentons  $r$ , mais le SSIM diminue. Nous avons choisi une valeur de 50 pour cette application, ce qui, comme nous pouvons le voir, constitue un bon compromis entre les deux.

Qualitativement, nous observons dans l’exemple réel suivant que bien que des valeurs plus petites de ce paramètre permettent un meilleur contraste dans les détails de l’arrière-plan, définir cette valeur trop petite provoque un flou incohérent autour des objets plus grands dans l’arrière-plan.



FIGURE 12 – Effet de la variation du paramètre  $r$ . De haut en bas, de gauche à droite : 20, 30, 40, 50, 60 et original.

### 3 Conclusion

#### 3.1 Résultés

Ce projet a réussi à mettre en œuvre la méthode décrite dans la publication [4]. De plus, le Filtre Guidé [5] proposé par le même auteur a également été implémenté (sa version de base, il existe une implémentation plus rapide utilisant le ré-échantillonnage).

Nous avons constaté que les paramètres qui ont le mieux fonctionné pour notre ensemble d’images particulier différaient de ceux suggérés par l’article pour les paramètres  $\omega$ ,  $r$  et  $t_0$ .

Nous notons une fois de plus que le choix des paramètres dépend de l’application, et le fait que, dans notre cas, nous ayons obtenu les meilleurs résultats avec les paramètres particuliers que nous avons choisis n’implique pas que ces paramètres fonctionneront généralement le mieux avec n’importe quel image.

#### 3.2 Travaux connexes

Près de quinze ans après la publication de l’article sur lequel ce projet est basé, l’état de l’art en matière de désembuage d’images individuelles a beaucoup progressé.

Cependant, il s’agit toujours d’un sujet qui attire beaucoup d’attention, et des recherches actives sont menées dans ce domaine, car il est très important d’obtenir des images de haute qualité avec des informations riches pour les applications de vision par ordinateur actuelles, telles que la détection d’objets, la segmentation sémantique, la classification d’images et l’imagerie aérienne.

La plupart des méthodes modernes reposent sur le même modèle que celui que nous avons utilisé pour la formation d’images brumeuses, mais sont basées sur l’apprentissage profond. Il existe des méthodes, par exemple, qui se basent sur l’estimation de la transmission à l’aide de réseaux neuronaux convolutionnels, comme le MSCNN [8], qui crée une carte de transmission approximative pour le canal sombre, puis la affine, ou le DehazeNet [1], qui produit directement des cartes de transmission affinées. D’autres méthodes, telles que l’AOD-Net [6], estiment non seulement la carte de transmission, mais également tous les autres paramètres du modèle dans un réseau intégré.

De plus, d'autres méthodes d'apprentissage en profondeur existent, qui reposent sur d'autres architectures de réseaux neuronaux, telles que les modèles d'attention résiduelle, que l'on peut observer par exemple dans l'AED-Net [2].

Enfin, il convient de noter que d'autres méthodes modernes existent qui ne reposent pas sur des réseaux neuronaux, comme une publication récente qui a effectué le désembuage d'images en utilisant des ondelettes [3].

## Références

- [1] Bolun Cai, Xiangmin Xu, Kui Jia, Chunmei Qing, and Dacheng Tao. Dehazenet : An end-to-end system for single image haze removal. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(11) :5187–5198, 2016.
- [2] Sargis A. Hovhannisyan, Hayk A. Gasparyan, Sos S. Agaian, and Art Ghazaryan. Aed-net : A single image dehazing. *IEEE Access*, 10 :12465–12474, 2022.
- [3] Wei-Yen Hsu and Yi-Sin Chen. Single image dehazing using wavelet-based haze-lines and denoising. *IEEE Access*, 9 :104547–104559, 2021.
- [4] Jian Sun Kaiming He and Xiaoou Tang. Single image haze removal using dark channel prior. *CVPR*, 2009.
- [5] Jian Sun Kaiming He and Xiaoou Tang. Guided image filtering. *TPAMI*, 2013.
- [6] Boyi Li, Xiulan Peng, Zhangyang Wang, Jizheng Xu, and Dan Feng. Aod-net : All-in-one dehazing network. In *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 4780–4788, 2017.
- [7] Boyi Li, Wenqi Ren, Dengpan Fu, Dacheng Tao, Dan Feng, Wenjun Zeng, and Zhangyang Wang. Benchmarking single-image dehazing and beyond. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(1) :492–505, 2019.
- [8] Wenqi Ren, Si Liu, Hua Zhang, Jinshan Pan, Xiaochun Cao, and Ming-Hsuan Yang. Single image dehazing via multi-scale convolutional neural networks. *European Conference on Computer Vision*, 9906 :154–169, 10 2016.