

Transfert de couleurs entre images

Corentin SALAÛN Thomas LEMETAYER
Etudiants, ESIR



Figure 1: Ambroisine, Liffre, France[Salaün 2018]

Résumé

Dans ce compte-rendu, nous détaillons les différents travaux que nous avons effectués sur le transfert colorimétrique entre images. On s'appuie sur différentes méthodes de transfert colorimétrique en LDR puis en HDR. On teste également différentes méthodes de transfert de couleur par apprentissage profond. Dans un second temps, on présente une méthode d'hallucination temporelle avec une palette de référence. Enfin, on termine par une approche au transfert de style de manière traditionnelle puis par apprentissage profond. Le code source est disponible sur le lien suivant : <https://github.com/Totorro35/CAV>.

Mots clés: Color Transfert, Global Illumination, Style Transfert, HDR, Papillon

1 Introduction

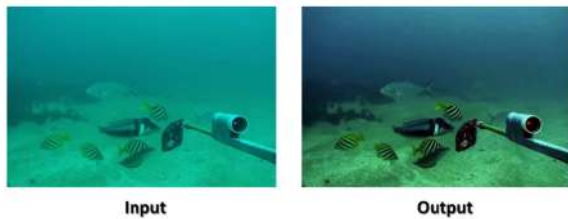


Figure 2: Transfert de couleur en milieu sous-aquatique

Le transfert colorimétrique est une méthode simple et efficace pour changer les effets sur une image. Ces méthodes ont surtout une vocation artistique mais peuvent aussi être utilisées pour améliorer la visibilité de certaines prises de vue comme la vidéo sous-marine (cf Figure 2) [Protasiuk et al. 2019].

Par ailleurs, ces méthodes sont extensibles au domaine HDR, ou au transfert de données plus complexes comme les textures pour

donner cette fois-ci, un transfert de style. Comme toutes les approches en imagerie numérique aujourd'hui, il existe une version de cette méthode en apprentissage artificiel, c'est pourquoi nous allons également parler de différents réseaux de neurones pour le transfert de couleur et de style.

2 Transfert colorimétrique simple

Dans un premier temps, on se concentre sur le transfert de couleur classique. Pour cela, on va implémenter une première méthode simple puis nous allons découvrir une méthode plus complexe.

2.1 Color Transfer between Images

Pour notre première approche, on utilise un algorithme simple [Reinhard et al. 2001]. On peut décrire l'algorithme de la manière suivante :

1. On calcule la moyenne et l'écart-type pour chaque image pour la source et la référence
2. On normalise la source avec la moyenne et l'écart-type. On applique la moyenne et l'écart-type de la référence sur la source.

Cette méthode est efficace mais fait deux suppositions majeures, il faut que les différents canaux de couleurs soient décorrélés et que la répartition de l'histogramme suit une gaussienne. La première supposition est due au fait que l'on normalise par la moyenne de chaque canal. Une des manières de résoudre ce problème est de changer d'espace colorimétrique. Comme proposé dans le papier ci-dessus, on transfère les images vers le domaine $L\alpha\beta$.

On peut résumer la conversion de RGB vers $L\alpha\beta$ avec les formules suivantes :

$$\begin{pmatrix} L \\ M \\ S \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.3811 & 0.5783 & 0.0402 \\ 0.1967 & 0.7244 & 0.0782 \\ 0.0241 & 0.1288 & 0.8444 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$$

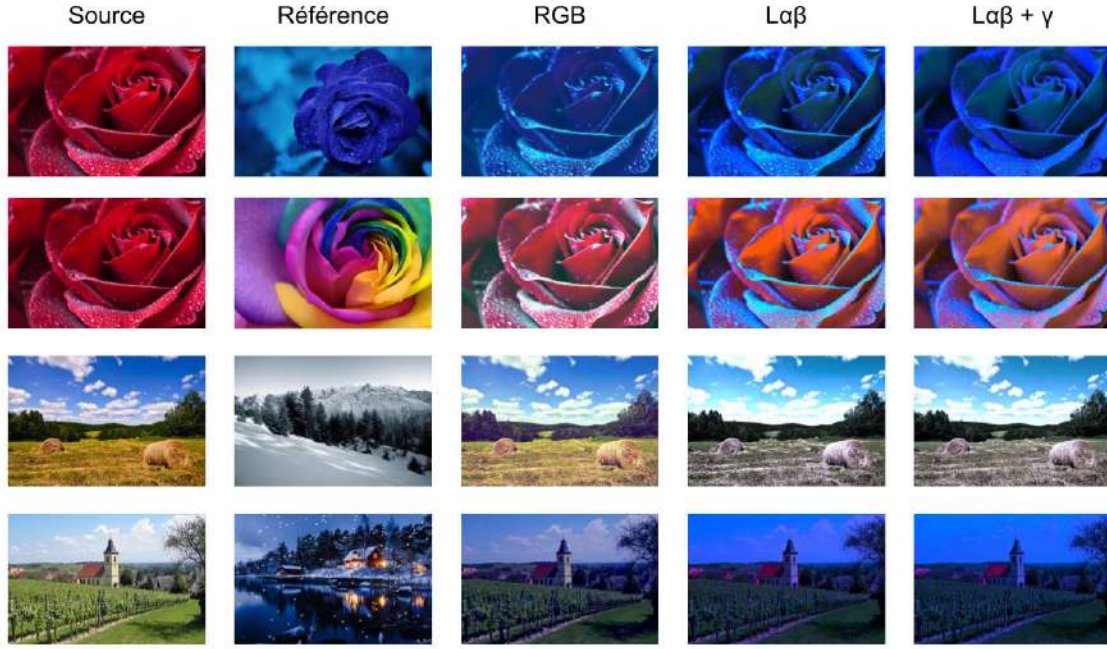


Figure 3: Transfert de couleur avec différents paramètres

$$\begin{pmatrix} \mathbf{L} \\ \mathbf{M} \\ \mathbf{S} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \log(L) \\ \log(M) \\ \log(S) \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} L \\ \alpha \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{6}} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -2 \\ 1 & -1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{L} \\ \mathbf{M} \\ \mathbf{S} \end{pmatrix}$$

On a choisi d'appliquer un correcteur γ en plus afin de faire varier légèrement l'espace dans lequel on effectue le transfert.

On peut voir sur la figure 3 que le passage en espace $L\alpha\beta$ donne des résultats beaucoup plus cohérents visuellement. La correction γ a été appliquée avec des valeurs sélectionnées manuellement pour chaque image afin d'obtenir le meilleur rendu possible. Par ailleurs, on ressent les limites de cette méthode lorsque les histogrammes des images ne correspondent plus à une seule gaussienne comme sur la dernière ligne.

2.2 Colour Distribution Transfer

D'autres techniques de transferts colorimétriques sont ensuite apparues. Parmi celles-ci, on peut noter les travaux de Pitié et al. au travers de plusieurs articles entre 2005 et 2008. Cette nouvelle approche [Pitié and Kokaram 2007] est basée sur des mises en correspondance de couleurs entre l'image de référence et l'image de couleurs. La particularité de cette méthode est qu'elle minimise les changements de couleurs entre l'image d'entrée et le résultat.

Cette méthode fonctionne très bien quand les distributions colorimétriques de l'image de forme et l'image de couleurs sont assez proches. Étant donné que la méthode effectue une correspondance entre les fonctions de distribution, si celles-ci ne sont pas les mêmes, la mise en relation ne sera pas de très bonne qualité.



Figure 4: Reinhard vs Pitié

Sur la figure 4, on peut voir le résultat du transfert de couleur entre l'image de forme (haut gauche) et l'image de couleurs (haut droit) avec l'algorithme de Reinhard (bas gauche) et l'algorithme de Pitié (bas droit). On peut voir que pour des images avec des distributions proches de (2 images de forêt) le transfert de couleur est de très bonne qualité.

3 Transfert colorimétrique pour images HDR

Le transfert colorimétrique s'appuie sur des concepts qui sont facilement extensibles aux images HDR. On a donc choisi d'étendre l'algorithme de Reinhard aux images à grandes dynamiques. Il s'agit exactement du même algorithme en changeant les données d'entrées. Les résultats de la figure 5 sont affichées avec un mappage tonale ici de [Reinhard and Devlin 2005]. On peut voir sur cette figure l'image source et référence en haut, en bas à droite notre résultat et en bas à gauche le résultat si on effectue le mappage tonale avant le transfert de couleur.

Comme on peut le voir sur la figure 5, les couleurs sont beaucoup plus franches. En effet, l'image de référence paraît sombre après le mappage mais en réalité la valeur de luminance sur le soleil est très élevée. Cette valeur n'a qu'une faible influence sur la moyenne dans un cadre LDR alors que dans le domaine HDR, il vient l'augmenter fortement ce qui rehausse l'ambiance générale du résultat.



Figure 5: *Transfert de couleur pour image HDR*

On peut améliorer les résultats en suivant les recommandations de [Hristova et al. 2015], c'est-à-dire en utilisant plus une approche globale mais locale.

4 Transfert de couleur par apprentissage artificiel

On a choisi de tester également une approche Deep Learning du transfert de couleur. La plupart cherchent à faire des transferts de style mais nous en avons trouvé un qui se concentre plus particulièrement sur les couleurs [Li et al. 2018]. Bien que ce réseau porte le nom de "Fast Photo Style", il s'appuie uniquement sur des images naturelles et donc ne rend que les effets de couleurs de l'image. En effet, il transmet l'ambiance colorimétrique générale de la scène et donc le style de la scène mais ne transmet pas réellement de textures comme on peut le voir sur d'autres réseaux de transferts de styles.

L'architecture suit le principe du WCT [Li et al. 2017] (cf figure 6). Les modifications à l'image sont effectués sur les features à la sortie de l'encodeur avant d'être renvoyés au décodeur.

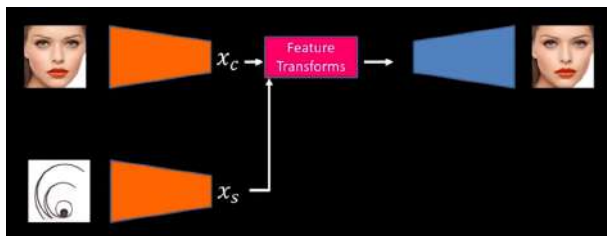


Figure 6: *Architecture WCT*

Nos résultats sont issus de l'implémentation de Nvidia disponible sur GitHub. Sur la figure 7, on peut voir les résultats du réseau et ceux de Pitié. On observe clairement que le réseau de neurones arrive à garder une cohérence spatiale. Il n'y a plus d'a priori que l'image est composé d'une seule gaussienne.

5 Time hallucination

Le time hallucination correspond aux techniques de transfert de couleur sur vidéo. Il permet de transférer plusieurs palettes de



Figure 7: *Transfert de Couleur par Machine Learning*

couleurs le long d'une seule vidéo. De cette façon, on peut faire croire à des changements d'exposition, de saison ou autre sur une vidéo de quelques secondes ou minutes. On peut également appliquer cette technique sur une image comme sur la figure 8. Sur une seule image, on voit apparaître différentes saisons ce qui donne cette impression hallucination temporelle.



Figure 8: *Time Hallucination*

6 Transfert de style

Une extension très à la mode est le transfert de style. L'objectif n'est plus de changer la couleur, mais de directement transformer le style de l'image. On peut ainsi donner l'impression qu'une photo est une peinture. Comme pour le transfert de couleur, l'intérêt n'est pas purement artistique, on voit apparaître des applications concrètes comme le transfert de style sur des particules de fumées [Kim et al. 2019]

6.1 Stylisation

Le transfert de style ou transfert de texture est le point entre la stylisation et le transfert de couleur. On observe de nombreuses méthodes de stylisation permettant d'appliquer à une image à peu près n'importe quel style. La grande majorité des effets de style permet de transformer des images photo-réalistes en images dessinées. Ces méthodes sont généralement basées sur des calculs de gradient ou différence de gaussiennes mais également des quantifications colorimétriques (voir figure 9)[Kang et al. 2008]

On observe d'autres méthodes de stylisation qui se rapproche un peu plus du transfert de style à l'aide d'un dictionnaire. Ils utilisent un dictionnaire de patch d'un certain style. L'objectif est donc d'identifier les patches dans l'image source et de les mettre en correspondances avec le dictionnaire de style. Toute la difficulté est l'identification de ces patches. Si l'on utilise des outils très efficaces

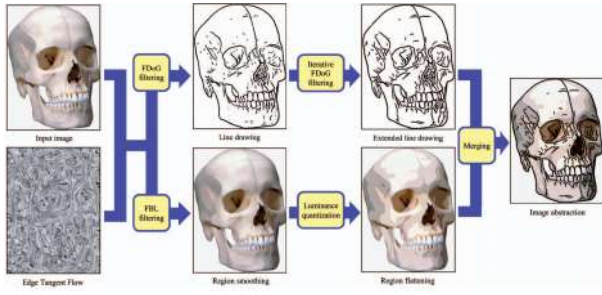


Figure 9: Stylization with DoG and quantification

de segmentation utilisant des a priori comme sur les visages [Zhang et al. 2014], on obtient des résultats robustes de manière rapides même sur un téléphone (cf figure 10).

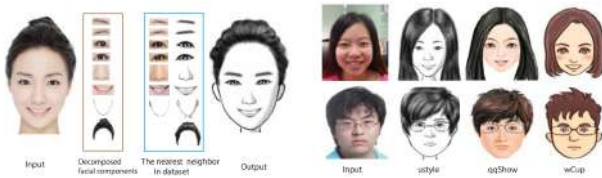


Figure 10: Face cartoon Stylisation

6.2 Transfert de style sans apprentissage

On peut pousser le concept de stylisation basé dictionnaire plus loin en créant un dictionnaire pour une seule image. "Style Transfer via Texture Synthesis" [Elad and Milanfar 2017] utilise ce concept. L'algorithme (cf figure 11) suit le principe d'un matching entre deux images. Cependant, on commence par appliquer un transfert de couleur sur l'image source afin de maximiser le nombre de matches. On recherche ensuite les N plus proches voisins dans l'image style pour les transferts vers la source. Les fonctions d'agrégation et des fusions des patchs sont basées essentiellement sur des techniques de synthèse de textures.

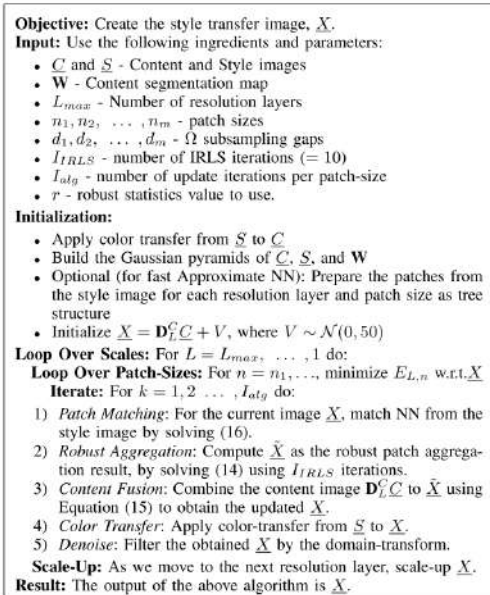


Figure 11: Style Transfer Algorithm

On remarque néanmoins plusieurs problèmes dans les résultats (cf figure 12) qui sont cohérents avec les problèmes de stylisation. En effet, les erreurs se font majoritairement sur les contours dues à une mauvaise segmentation de l'image. Le transfert s'applique de la même manière sur toute l'image et vient détruire les contours que l'on aimerait conserver afin de garder la sémantique de la scène. L'algorithme proposé est très dépendant des données, nécessite des images proches afin de maximiser le nombre de correspondances mais également une segmentation efficace. L'objectif de ce papier était de proposer une méthode pour rivaliser avec les multitudes d'implémentations de transfert de style basé CNN. Cet objectif est atteint si l'on observe des CNN basés patch-match mais reste moins efficace et plus lent que ce qu'on peut voir aujourd'hui comme [Huang et al. 2017].



Figure 12: Style Transfer Result

6.3 Transfert de style avec apprentissage

Malgré tout, la méthode la plus commune pour le transfert de style reste l'utilisation des réseaux de neurones. L'idée développée par [Gatys et al. 2015] de combiner une image de forme et une image de style à l'aide d'un réseau de neurones auto-encodeur comme VGG [Simonyan and Zisserman 2014].

Comme pour la figure 6, les deux images sont passées dans la partie encodeur du réseau afin de ressortir des caractéristiques. Pour l'image de forme, on cherche à garder les informations locales et pour l'image de forme l'information globale. Ensuite, les poids extraits sur les deux images sont combinés et passés dans le décodeur du réseau. La pondération de combinaison des poids se fait sur la profondeur des couches du réseau. Plus les couches sont proches des images, plus l'information est local et donc on souhaite garder l'image de forme. À l'inverse, plus les couches sont profondes, plus l'information est globale et donne des information sur le style.



Figure 13: *Transfert de style deep*

Quelques exemples de transfert de style obtenus avec deepart.io sont visible sur la figure 13. Contrairement au transfert colorimétrique, le transfert de style permet de faire passer des effets comme des coups de pinceaux ou des motifs répétés dans l'image de style. Il est malgré tout important de noter que cette méthode ne ressort pas des résultats toujours satisfaisant et que les exemple visible ont été choisi parmi les réussites que nous avons eu.

Un autre aspect intéressant du transfert de style est qu'il peut être appliqué à la synthèse de texture. En effet, si on transfert un style sur une image de bruit, on génère une image aléatoire ayant le style cherché. Deux exemples de synthèse de texture son visible sur la figure 14.

Les résultats obtenus avec cette méthode sont des très bonne qualité et très simple à mettre en place et des implémentations temps réel ont déjà été développées. En revanche, les question de création de continuité entre des patches de texture existent toujours.

Finalement, le transfert de style est un outil de plus en plus

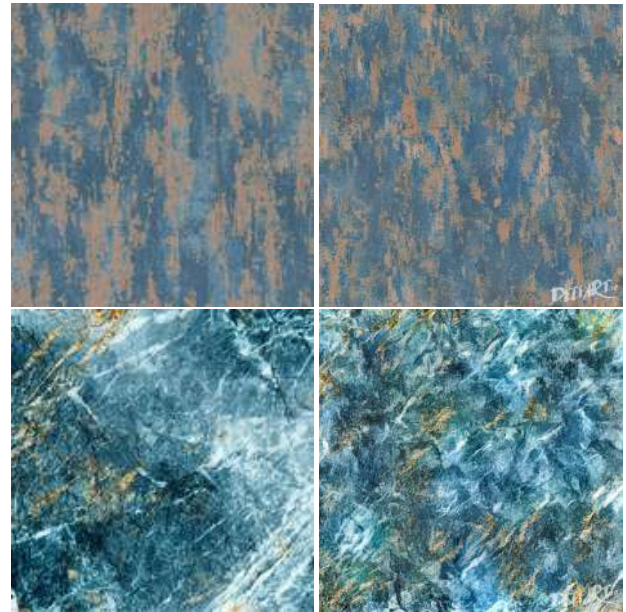


Figure 14: *synthèse de texture par transfert de style (à gauche le style et à droite le résultat).*

développé pour les artistes. Il s'inscrit dans la suite directe des travaux sur le transfert colorimétrique et apportant des possibilités plus évoluée. Comme nous l'avons vu, il est possible de développer des nouvelles fonctionnalités avec des outils similaires.

7 Conclusion

Pour conclure, nous avons travaillé sur diverses méthodes de transfert de couleur et de style. Nous avons ainsi pu comparer les modèles sur lesquels se basent ces outils, évalués les résultats et leurs limites. Ce TP nous a permis de balayer une partie de l'état de l'art sur les méthodes de transfert entre images et de développer nos compétences en analyse d'articles scientifiques.

References

- ELAD, M., AND MILANFAR, P. 2017. Style transfer via texture synthesis. *IEEE Transactions on Image Processing* 26, 5, 2338–2351.
- GATYS, L. A., ECKER, A. S., AND BETHGE, M. 2015. A neural algorithm of artistic style. *arXiv preprint arXiv:1508.06576*.
- HRISTOVA, H., COZOT, R., LE MEUR, O., AND BOUATOUCH, K. 2015. Color transfer between high-dynamic-range images. In *Applications of Digital Image Processing XXXVIII*, vol. 9599, International Society for Optics and Photonics, 95990S.
- HUANG, H., WANG, H., LUO, W., MA, L., JIANG, W., ZHU, X., LI, Z., AND LIU, W. 2017. Real-time neural style transfer for videos. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 783–791.
- KANG, H., LEE, S., AND CHUI, C. K. 2008. Flow-based image abstraction. *IEEE transactions on visualization and computer graphics* 15, 1, 62–76.
- KIM, B., AZEVEDO, V. C., GROSS, M., AND SOLENTHALER, B. 2019. Transport-based neural style transfer for smoke simulations. *arXiv preprint arXiv:1905.07442*.

- LI, Y., FANG, C., YANG, J., WANG, Z., LU, X., AND YANG, M.-H. 2017. Universal style transfer via feature transforms. In *Advances in neural information processing systems*, 386–396.
- LI, Y., LIU, M.-Y., LI, X., YANG, M.-H., AND KAUTZ, J. 2018. A closed-form solution to photorealistic image stylization. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 453–468.
- PITIÉ, F., AND KOKARAM, A. 2007. The linear monge-kantorovitch linear colour mapping for example-based colour transfer.
- PROTASIUK, R., BIBI, A., AND GHANEM, B. 2019. Local color mapping combined with color transfer for underwater image enhancement. In *2019 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, IEEE, 1433–1439.
- REINHARD, E., AND DEVLIN, K. 2005. Dynamic range reduction inspired by photoreceptor physiology. *IEEE transactions on visualization and computer graphics* 11, 1, 13–24.
- REINHARD, E., ADHIKMIN, M., GOOCH, B., AND SHIRLEY, P. 2001. Color transfer between images. *IEEE Computer graphics and applications* 21, 5, 34–41.
- SALAÜN, R., 2018. Page Perso.
- SIMONYAN, K., AND ZISSERMAN, A. 2014. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *arXiv preprint arXiv:1409.1556*.
- ZHANG, Y., DONG, W., DEUSSEN, O., HUANG, F., LI, K., AND HU, B.-G. 2014. Data-driven face cartoon stylization. In *SIGGRAPH Asia 2014 Technical Briefs*. 1–4.