**CIN**

1. **Formule**

La Conditional Instance Normalization (CIN) est une extension de la méthode d'Adaptive Instance Normalization (AIN) présentée dans l'article. La CIN introduit une condition supplémentaire qui permet d'ajuster la normalisation en fonction d'une information conditionnelle.

On a donc :

* x : Représente les activations d’une couche de réseau de neurones
* CIN(x ;s) : Représente les activations normalisées
* µ et σ : moyenne et l'écart-type des activations de la couche x. Ces valeurs sont utilisées pour normaliser les activations et les rendre centrées et mises à l'échelle.
* γ et β : Paramètres de normalisation affine. Ils sont sous forme de matrice N\*C avec N le nombre de styles et C le nombre de feature maps

En d'autres termes, le processus de normalisation conditionnelle (CIN) consiste à ajuster les activations x en fonction du style s en utilisant des paramètres spécifiques à ce style. La moyenne (μ) et l'écart-type (σ) sont calculés à partir des activations x, et ces valeurs sont utilisées pour normaliser les activations. Ensuite, les paramètres γs​ et βs​, spécifiques au style, sont appliqués pour ajuster davantage les activations normalisées en fonction du style artistique souhaité.

L'aspect conditionnel de la CIN réside dans le fait que les paramètres γ et β sont conditionnés par le style de peinture spécifique s. Cela signifie que, pour chaque style s, le modèle utilise des paramètres de normalisation différents, il peut maintenant non seulement apprendre à adapter le style en fonction de l'image source, mais aussi à ajuster ce style en fonction de conditions spécifiques En ajoutant cette condition et devient capable de faire du transfert de style tout en tenant compte d'une caractéristique spécifique définie.

1. **Entrainement**

Pendant l'entraînement, une image de style est choisie aléatoirement parmi un ensemble fixe de styles (s∈{1,2,…,S}). Le réseau d'apprentissage de style utilise ensuite les paramètres γs et βs correspondants dans les couches CIN.

Il est souligné que le réseau peut générer des images dans des styles complètement différents en utilisant les mêmes paramètres de convolution mais des paramètres affines (γ et β) différents dans les couches IN.

1. **Limitations**

Comparé à un réseau sans couches de normalisation, un réseau avec des couches CIN nécessite un nombre supplémentaire de paramètres égal à 2FS, où F est le nombre total de feature maps dans le réseau et S est le nombre de styles (32 dans leurs expériences). Cela signifie que le coût en termes de paramètres augmente linéairement avec le nombre de styles.

En raison de cette augmentation linéaire, il est difficile d'étendre leur méthode pour modéliser un grand nombre de styles (par exemple, des dizaines de milliers). De plus, leur approche ne peut pas s'adapter à de nouveaux styles arbitraires sans devoir ré-entraîner le réseau.

En résumé, la CIN permet d'ajuster le style en fonction de différents ensembles de paramètres, un pour chaque style, mais cela vient avec un coût en termes de complexité et de flexibilité pour gérer un grand nombre de styles.

**Interpreting Instance Normalisation**

1. **Succès de l'Instance Normalization (IN) :**

Malgré le succès de l'IN, les raisons précises pour lesquelles elle fonctionne particulièrement bien pour le transfert de style ne sont pas complètement comprises. Une explication Une hypothèse suggère que l'IN est invariant au contraste de l'image source, mais cette explication semble limitée. L'IN agit dans l'espace des caractéristiques plutôt que dans l'espace des pixels, ce qui suggère que son impact va au-delà d'une simple normalisation du contraste.

1. **Les réseaux de neurones profonds (DNN)**

Les auteurs soutiennent que la normalisation d'instance effectue une forme de normalisation de style en normalisant les statistiques des caractéristiques, notamment la moyenne et la variance. En effet, les statistiques des caractéristiques d’un DNN sont capables de capturer le style d’une image. Lauteurs pensent que les statistiques des caractéristiques d'un réseau générateur peuvent également contrôler le style de l'image générée.

1. **Impact Profond dans l'Espace des Caractéristiques :**

Les chercheurs ont observé que les paramètres affines (les paramètres qui agissent sur l'étirement et la translation) dans l'IN peuvent altérer complètement le style de l'image de sortie, ce qui est surprenant. Ils soulignent que les statistiques des caractéristiques convolutives d'un réseau de neurones peuvent capturer le style d'une image. L'IN semble effectuer une sorte de normalisation de style en agissant sur ces statistiques, en particulier la moyenne et la variance des caractéristiques.

1. **Comparaison avec Batch Normalization (BN) :**

Série d'expérimentations visant à comprendre en détail les effets de l'Instance Normalization (IN) par rapport à la Batch Normalization (BN) dans le contexte du transfert de style.

* 1. *Exécution du Code de Improved Texture Networks :*

Les auteurs ont utilisé le code des Improved Texture Networks pour effectuer le transfert de style avec des couches IN ou BN. Le modèle avec IN converge plus rapidement que le modèle avec BN

* 1. *Normalisation du Contraste :*

Les auteurs ont normalisé toutes les images d'entraînement au même contraste en effectuant une égalisation d'histogramme sur le canal de luminance (?). Même après cette normalisation du contraste IN reste efficace.

* 1. *Normalisation du Style des Images d'Entraînement :*

Pour vérifier leur hypothèse, les auteurs ont normalisé toutes les images d'entraînement vers le même style (différent du style cible) en utilisant un réseau pré-entraîné de transfert de style. L'amélioration apportée par IN devient beaucoup moins importante lorsque les images sont déjà normalisées au niveau du style. La différence restante peut être expliquée par le fait que la normalisation du style n'est pas parfaite.

* 1. *Comparaison avec Batch Normalization :*

Les modèles avec BN, qui sont entraînés sur des images avec une normalisation de style, peuvent converger aussi rapidement que les modèles avec IN entraînés sur les images originales. Cela indique que l'IN effectue bel et bien une forme de normalisation de style. La BN, en normalisant les statistiques des caractéristiques d'un lot d'échantillons, peut être comprise comme normalisant un lot d'échantillons pour qu'ils soient centrés autour d'un style unique. Cependant, chaque échantillon individuel peut toujours avoir des styles différents, ce qui n'est pas souhaitable pour le transfert de style global.

Alors que la BN normalise les statistiques des caractéristiques d'un lot d'échantillons, elle peut être perçue comme normalisant un lot d'échantillons pour qu'ils soient centrés autour d'un style unique. Cependant, chaque échantillon individuel peut toujours avoir des styles différents, ce qui est inapproprié lorsque l'objectif est de transférer toutes les images vers le même style, comme dans l'algorithme de transfert de style à propagation avant.

1. **Avantages de l'Instance Normalization (IN) :**

Par opposition, l'IN peut normaliser le style de chaque échantillon individuel vers le style cible, ce qui facilite l'entraînement. Les autres parties du réseau peuvent alors se concentrer sur la manipulation du contenu tout en éliminant l'information de style originale. Cela explique le succès de l'IN dans le transfert de style. De plus, l'explication devient claire pour la Conditional Instance Normalization (CIN) : des paramètres affines différents peuvent normaliser les statistiques des caractéristiques vers des valeurs différentes, entraînant ainsi une normalisation de l'image de sortie vers différents styles.

En résumé, l'IN semble jouer un rôle crucial dans la normalisation du style pendant le transfert de style, en agissant sur les caractéristiques plutôt que sur les pixels, et en permettant une normalisation fine et spécifique au style pour chaque échantillon individuel.