

はじめに

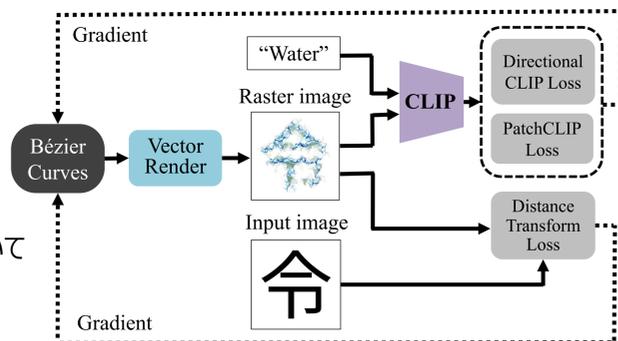
テキストのみを用いたスタイル変換手法が登場している
しかし、文字画像に対してスタイル変換を行うと色は変化するだけで文字の形は変わらない

目的 **テキストのみを用いたフォント画像に対する
スタイル変換を行う**



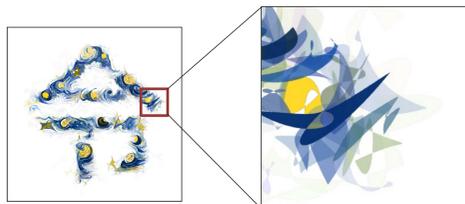
手法

- ベジエ曲線のパラメータを直接更新する
- 事前学習済みのCLIP [1] を用いて損失を計算
- 微分可能なレンダラーを用いてベジエ曲線をラスタライズ



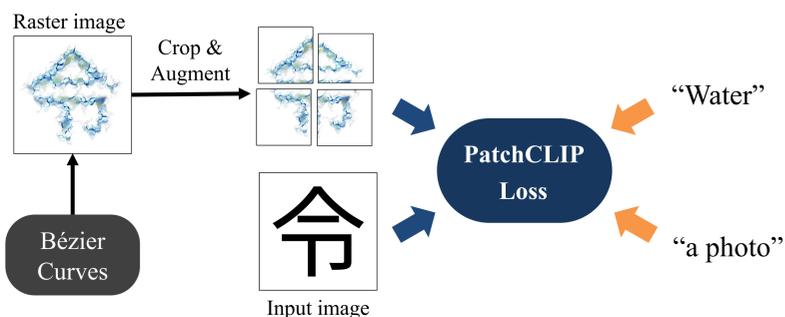
描画表現

- CLIPDraw [2] と同様にベジエ曲線 [3] を利用
- 各曲線は、パラメータとして制御点の位置、色、透明度をもつ



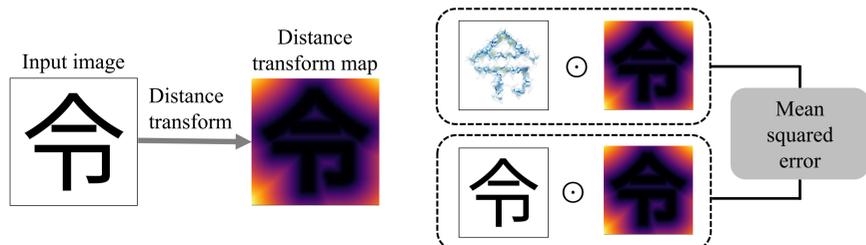
損失関数

Directional CLIP loss L_{dir} & PatchCLIP loss L_{patch}



- CLIPstyler [4] で導入されたPathCLIPLossを導入
- Directional CLIP Loss をパッチに対しても適応し細かい部分にまでスタイルを転送

Distance Transform Loss $L_{distance}$



- Atarsaikhanら [5] がスタイル変換に導入したDistance Transform Lossを利用
- ベジエ曲線が文字の輪郭から逸脱すると、損失が増加 → **文字の形を保つ**

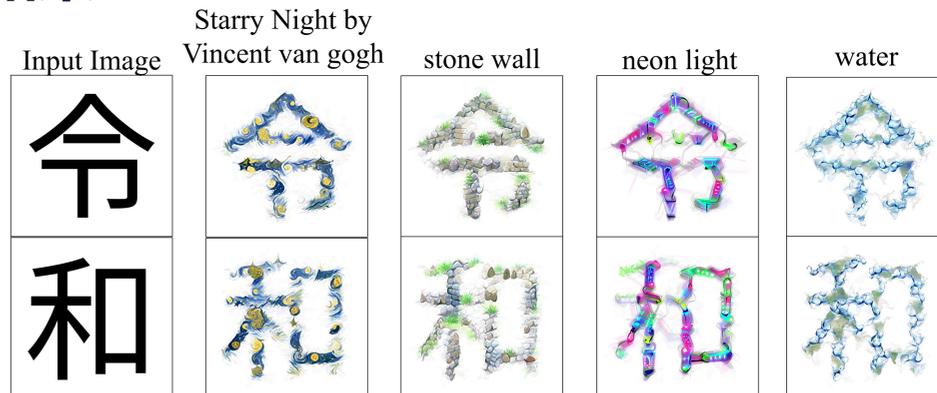
Total Loss

$$L_{total} = \lambda_d L_{dir} + \lambda_p L_{patch} + \lambda_{distance} L_{distance} + \lambda_{tv} L_{tv}$$

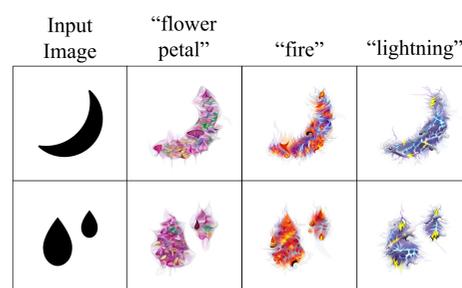
L_{tv} → 全変動正規化損失 (画像を滑らかにする)

λ → 重み係数

結果

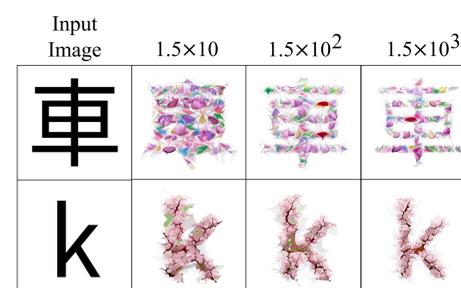


シンプルなロゴでも可能



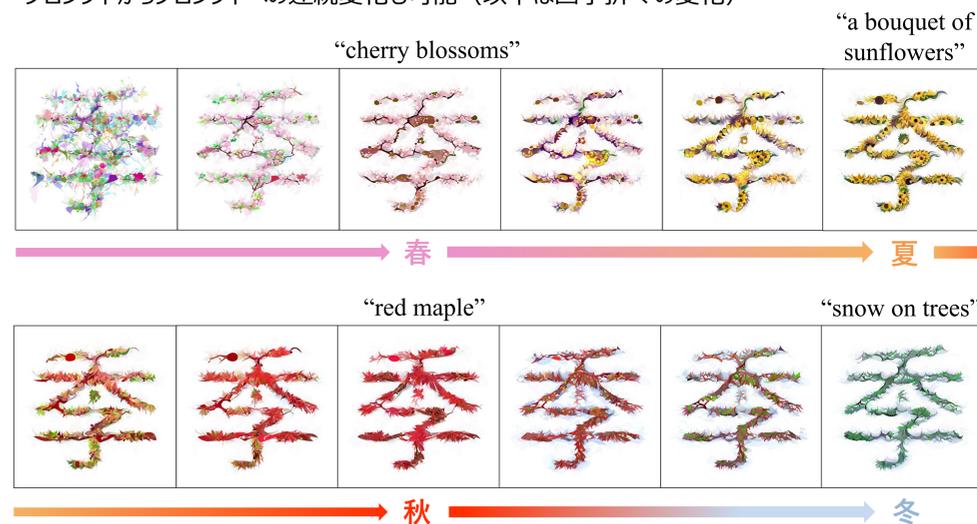
Distance Transform Loss の重みを変化

重みを大きくすると文字が入力画像の太さに近づく



AIアートグランプリ入賞作品

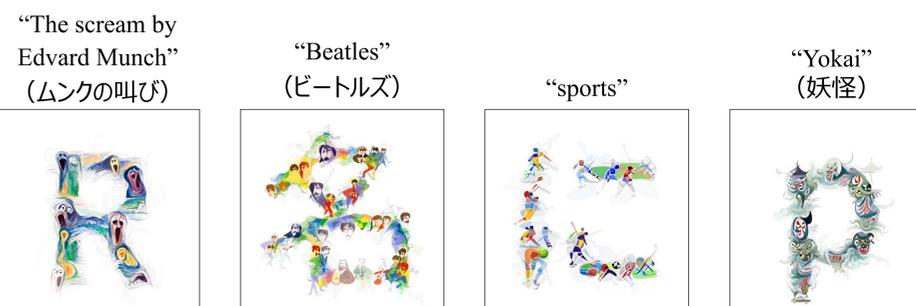
プロンプトからプロンプトへの連続変化も可能 (以下は四季折々の変化)



他の手法との比較



興味深い結果



Google Colab
を用いたデモ



様々な結果を
まとめたページ



[1] Radford, Alec, et al. "Learning transferable visual models from natural language supervision." International Conference on Machine Learning. PMLR, 2021.

[2] Frans et al. Clipdraw: Exploring text-to-drawing synthesis through language-image encoders. arXiv 2021.

[3] Li, Tzu-Mao, et al. "Differentiable Vector Graphics Rasterization for Editing and Learning." ACM Trans. Graph, 2020.

[4] Kwon et al. Clipstyler: Image style transfer with a single text condition. CVPR 2022

[5] Atarsaikhan et al. Contained neural style transfer for decorated logo generation. DAS 2018.