①

＊タイトル：Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks

＊背景： スタイル変換の目的は，ターゲットとなる画像（コンテンツ画像）の意味合いを保持しながら，特定のテクスチャ（スタイル画像）を合成させること．画像の意味合いを様々なスタイルで表現することは難しい．既存手法では，画像の類似性や特定の周波数などの制限があった．

＊目的： CNNにより汎用的に画像中の特徴を抽出することができるようになったため，スタイル変換に適用させてみる．

＊手法：学習済みのVGGネットにスタイル画像とコンテンツ画像を入力し，各レイヤーにおける特徴を抽出．ホワイトノイズ画像に対して勾配降下法を適用し，スタイルとコンテンツにそれぞれ合う画像を探索．生成画像と，レイヤーにおけるスタイルとコンテンツのそれぞれの特徴との損失が最小になるように生成画像を更新．

＊結果： 時間はかかるが任意の画像のスタイルを入力画像に適用させることができた．ホワイトノイズ画像を用いているため，細かいノイズが残されているが，視覚的には問題ない．

＊関連性：自身の研究とは直接的に関係があるわけではないが，参考文献を見ていて（特徴抽出の点で）気になった，ゼミの他の人の研究に役立つかも，知識として，などの理由から読んでみた．将来的に符号化に適用されるとしたら，人によってものの見え方は異なるため、心情や思い出などにより画像を補正することで感情を伝えるという伝送方法が出てきたら面白いなと思った．

②

＊タイトル：HDR-VDP-2: A calibrated visual metric for visibility and quality predictions in all luminance conditions

＊背景：輝度範囲が大きく変化する新しいハイダイナミックレンジディスプレイや物理レンダリング技術では，広いギド範囲の取り扱いが不可欠であり，それらの新しい手法が他の手法よりも視覚的に優れていることを毎回人間による実験で統計的に示すことは非現実的である．

＊目的： 初期視覚系（眼内光散乱，杆体・錐体，可視光のコントラスト感度など）をモデル化した評価手法の提案により，品質指標の予測性能の向上を目指す．

＊手法： 入力画像・原画像に対して眼球による光の散乱（MTF）や杆体（L,Mのみ）・錐体による感度調節（感光体の分光感度曲線）などを適用させ，それらの信号値差（神経伝達によるノイズ，原画像のノイズを考慮）を算出．信号差を用いて観測者が原画像との違いに気が付く確率（小領域または画像全体），画質の劣化度（MOS）の2パターンの結果を出力．

＊結果： 画質劣化度においてMS-SSIMと同等の性能であった．HDR-VDP-2はディスプレイの輝度や視聴距離などの環境条件を指定できるため，拡張性という点ではSSIMよりも有効である．

＊関連性：スパースコーディング同様に人間の初期視覚をモデル化していたため読みたくなった．神経系の仕組み自体は講義で習ったが，実際に補正（MTFやPSFなど）等をどう行うかはくわしく知らなかったため読んでよかった．

＊参考文献：

①

[1] Leon A. Gatys, Alexander S. Ecker, Matthias Bethge, “Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks,” Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2414-2423, (2016).

②

[2] Rafal Mantiuk, Kil Joong Kim, Allan G. Rempel, Wolfgang Heidrich, “HDR-VDP-2: A calibrated visual metric for visibility and quality predictions in all luminance conditions,” *Transactions on Graphics*, vol.30, no.4, (2011).

[3] 宮前 博, “眼科のための光学入門(3) 点像強度分布関数と光学伝達関数,” *視覚の科学*, 33巻, 3号, pp.109-114, (2012).