

敵対的生成ネットワークを用いた脳波と絵画の関係性評価 Evaluation of the Relationship Between Electroencephalography and Fine-art Paintings Using a Generative Adversarial Networks

高木 隆ノ介[†] 稲垣 圭一郎[†]
Takagi Ryunosuke Inagaki Keiichiro

1. 序論

近年、ヒトの脳を模したニューラルネットワークの認識能力が注目されている。特にデータから特徴を学習し、その特徴に沿って実在しないデータを生成する敵対的生成ネットワーク(Generative Adversarial Networks: GAN)は、様々な分野で活用されている[1]。先行研究により、GANにより生成される絵画は既存の絵画と見分けることが困難であることが報告されている[2]。GANは、学習した画像の分布から最小限に逸脱した画像を生成できることから、既存の絵画と比べて生成絵画の曖昧さや斬新さを評価可能であるといった報告もある[2]。本研究では、GAN学習による絵画の意匠や世界観の獲得ならびにヒトの情動との関係性を、快・不快など情動を反映する脳波と印象派や表現派の著名な絵画を Cycle-Consistent Adversarial networks(以下、CycleGAN)で学習して評価した。脳波と生成される絵画の関係性を、脳波の周波数成分を基準に評価したところ、画像変換に用いる脳波の周波数帯域によって異なる意匠や世界観をもつ絵画が出力されることが確認された。

2. Cycle-Consistent adversarial networks

本研究で用いる CycleGAN は、図 1 に示すようなネットワーク構造をもつ[3]。CycleGAN は、ドメインの違う 2 つの画像データセット間の関係性を学習するため、2 対の Generator と Discriminator をもつ。学習は式(1)、式(2)の 2 つの目的関数に沿っておこなわれる。

$$L_{GAN}(G, D_Y) = \mathbb{E}_{y \sim p_{data}(y)} [\log D_Y(y)] + \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} [\log (1 - D_Y(G(x)))] \quad (1)$$

$$L_{Cyc}(G, F, D_X, D_Y) = L_{GAN}(G, D_Y, X, Y) + L_{GAN}(F, D_X, Y, X) + \lambda L_{Cyc}(G, F) \quad (2)$$

ここで、G は画像変換を担う Generator、F は逆画像変換を担う Generator、D は生成画像と訓練画像の識別を担う Discriminator、X と Y はそれぞれの訓練画像群を表す。式(1)の目的関数を学習により、最適化することにより、訓練画像と分布の近い画像を生成する。式(1)だけでは、変換と逆変換の学習が独立しているため、相互変換の学習が収束しない。そのため、CycleGANでは式(2)の Cycle Consistency Loss という目的関数を導入し、変換と逆変換の一貫性を保っている。

3. 学習に用いる脳波画像

本研究では、閉眼安静状態、開眼安静状態、ストレスタスク遂行状態時に測定された脳波を用いた。測定には、Emotiv社のEPOC+の簡易脳波計を用いた。EPOC+では国際10-20法に基づいた14チャンネルの電極で脳波を計測する。脳波は、安静状態やリラックス、もしくは快状態の α 帯域が多く観測されたものと、ストレス下や不快など $\beta \cdot \gamma$ 帯域が多く観測されたものを用いた。脳波のノイズ成分は、通過域1Hz~45Hzのバンドパスフィルタにより除去した。脳波振幅の標準偏差の3倍を超える異常値を持つデータ区間は除外した。脳波から表3.1の手順で、訓練用画像及び、評価用画像(図2)を作成した。本研究では、脳波画像の空間周波数を疑似的に変えるために、波の切り出し幅を1秒~4秒にしたものを同様の手順で作成した。

表 3.1 脳波画像作成手順

手順 1.	脳波データからランダムな1秒を切り出す
手順 2.	14chの最大振幅・最小振幅を算出
手順 3.	各チャンネルを最大・最小振幅に沿って正規化
手順 4.	チャンネル間で脳波が被らないようにDC成分を付与

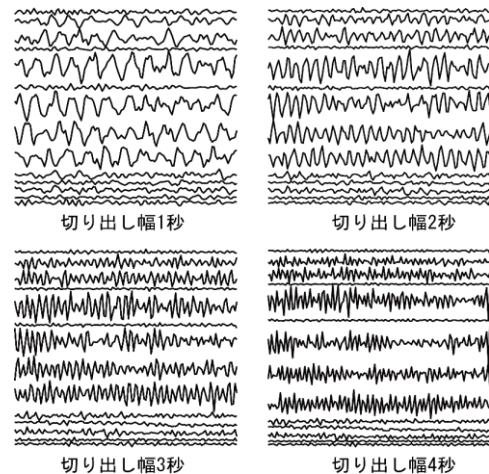


図 2 学習に用いる脳波画像(切り出し幅を1秒~4秒)

4. 学習に用いる絵画画像

学習に用いる絵画は、著名な印象派及び、表現派から各900枚用いた。印象派と表現派は全く異なる意匠や世界観をもつことから、学習用データとして選択した。学習に用いる際に、128×128のサイズに圧縮し、高周波数成分除去フィルタをかけたものを用いた。絵画の例を図3に示す。

[†] 中部大学, 〒487-8501 愛知県春日井市松本町 1200, kay@isc.chubu.ac.jp

[†] All authors are with Chubu University, Kasugai, Aichi, 487-8501, JAPAN.

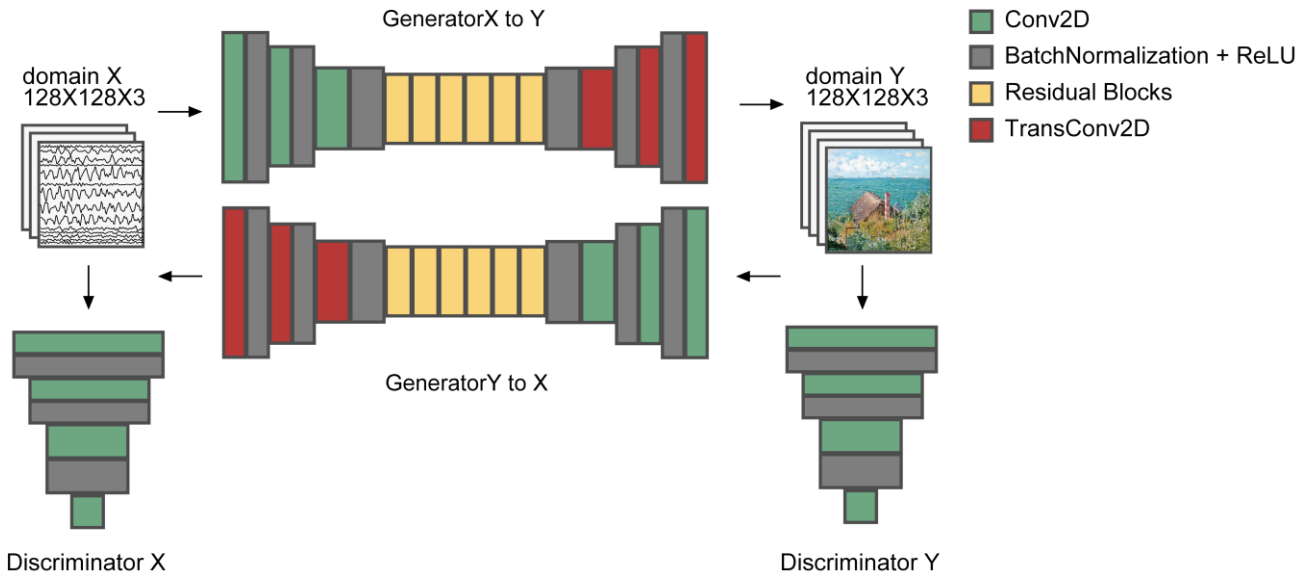
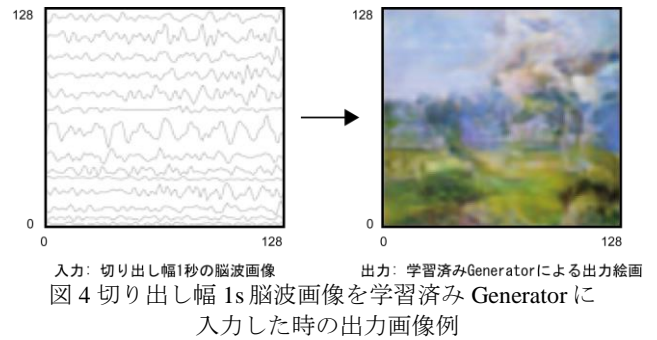


図1 本研究で用いる Cycle-Consistent adversarial networks のネットワーク構造[3]



図3 学習に用いた絵画画像



5. 学習概要

学習は脳波画像データセット(1800枚), 絵画データセット(印象派 900枚, 表現派 900枚)を用いて, 400epochの学習をおこなった. これを異なる切り出し幅で作成した脳波画像ごとにおこなった.

6. 結果

学習済み Generator に, 異なる切り出し幅で作成した評価用脳波画像データセットを入力することで, 評価をおこなった. 学習済み Generator に対する入出力の関係を図4に示す. 低・高周波数の脳波を多く含む脳波画像を入力した際に生成される傾向が高い生成画像を図5に示す. 低周波数脳波を多く含む脳波画像から生成画像は, 印象派のような意匠や世界観をもつ傾向が高い. また, 高周波数脳波を多く含む脳波画像から生成画像は, 表現派のような意匠や世界観をもつ傾向が高いことが分かった.

7. 総括

CycleGANに絵画画像及び, 切り出し幅を1秒から4秒の脳波画像をそれぞれ学習させた. それぞれの学習済み Generator に対して, 評価用脳波画像を入力した結果, 低周波数の脳波を示す脳波画像と高周波数を示す脳波画像で, 生成される画像の分布が異なることが示唆された.



図5 生成画像まとめ

参考文献

[1] I.J. Goodfellow, J.P. Abadie, M. Mirza, B. Xu, D.W. Farley, S. Ozair, A. Courville, Y. Bengio “Generative Adversarial Networks”, NIPS, 2014.
 [2] A. Elgammal, B. Liu, M. Elhoseiny, M. Mazzone, “CAN: Creative Adversarial Networks Generating “Art” by Learning About Styles and Deviating from Style Norms”, arXiv, 2017.
 [3] Z.J. Yan, T. Park, P. Isola, A.A. Efros. “Unpaired Image-to-Image Translation Using Cycle-Consistent Adversarial Networks.” ICCV, 2242–51, 2017.