

# Image Aesthetic Assessment by GAN

인공지능랩 김수은

# Project. Image Aesthetic Assessment by GAN

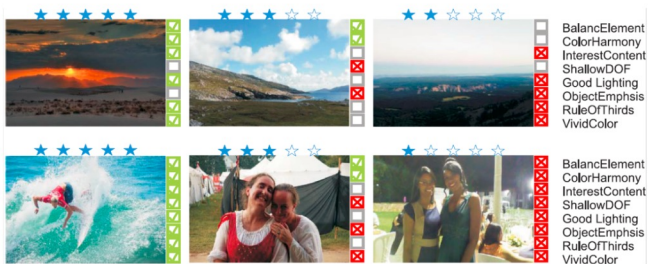
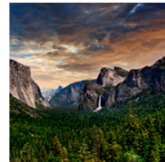
제목: Image aesthetic assessment by various GAN models

데이터: <Image Aesthetic Assessment Assisted by Attributes through Adversarial Learning> 논문에 쓰인 AADB dataset 이용

## Deep Understanding of Image Aesthetics

Shu Kong, Xiaohui Shen, Zhe Lin, Radomir Mech, Charles Fowlkes

latest update: Oct 19, 2016 (page construction is done. Email me if you have further questions on the code or dataset.)



<https://www.ics.uci.edu/~skong2/aesthetics.html>

# Project 참고 논문

제목: <Image Aesthetic Assessment Assisted by Attributes through Adversarial Learning, 2019>



Aesthetic score	10%	Motion Blur	50%
Balancing Elements	50%	Object	20%
Color Harmony	30%	Repetition	0%
Content	0%	Rule of Thirds	50%
Depth of Field (DoF)	40%	Symmetry	0%
Light	0%	Vivid Color	10%

Aesthetic score	95%	Motion Blur	50%
Balancing Elements	50%	Object	50%
Color Harmony	90%	Repetition	0%
Content	90%	Rule of Thirds	70%
Depth of Field (DoF)	100%	Symmetry	0%
Light	70%	Vivid Color	100%



Figure 1: Two examples of aesthetic images (upper: low aesthetics; lower: high aesthetics) with respect to eleven assessment attributes. The ratings of the aesthetic score and attributes are written as percentage for convenience.

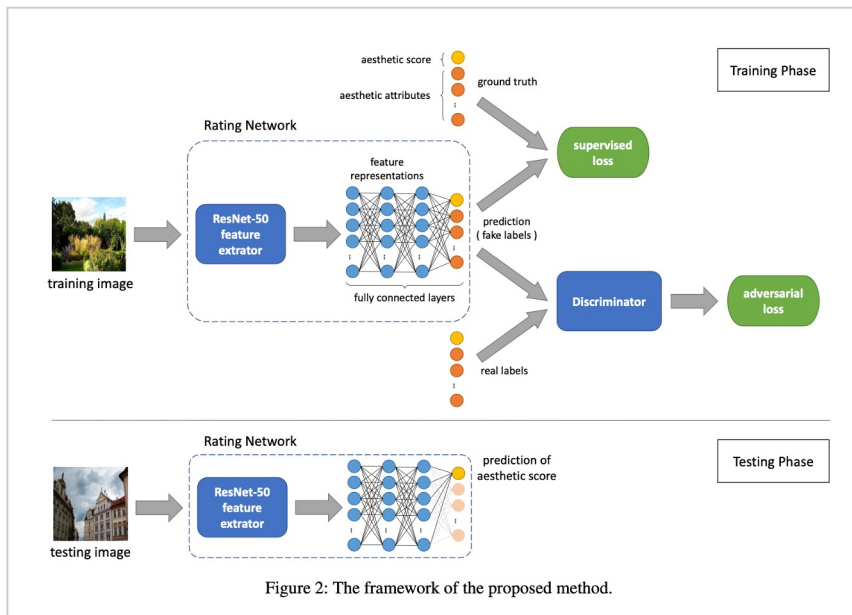


Figure 2: The framework of the proposed method.

# Project 참고 논문

제목: <Image Aesthetic Assessment Assisted by Attributes through Adversarial Learning, 2019>

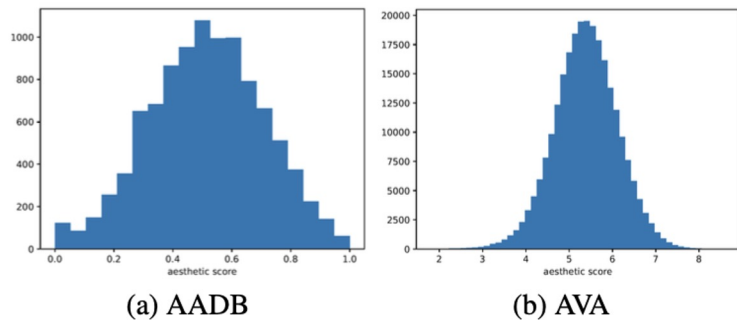


Figure 3: The distributions of the aesthetic scores on the AADB and AVA databases.

Table 1: Experimental results of image aesthetic assessment.

AADB database	
Methods	$\rho$
(Kong et al. 2016)	0.6782
(Hou, Yu, and Samaras 2017)	0.6889
(Malu, Bapi, and Indurkha 2017)	0.689
Single-task Network	0.6833
Multi-task Network	0.6927
Ours	<b>0.7041</b>

AVA database	
Methods	$\rho$
(Kong et al. 2016)	0.5581
Single-task Network	0.6062
Multi-task Network	0.6187
Ours	<b>0.6313</b>

# Project. 내용

## 공부했던 책 5장의 'GAN 훈련의 어려움과 노하우'에 소개된 방법론 실험

1. DCGAN
2. WGAN
3. SGAN(셀프-어텐션)

각각 모델의 방법론, 손실함수를 적용해보고  
성능 비교 및 평가 진행

어떤 모델이 Image aesthetic assessment 에  
뛰어난 성능을 보이는지 수행

### 5.3 게임 설정 정리

핵심이 되는 세 가지 GAN 설정을 소개했습니다. 최소-최대 GAN, 비포화 GAN, WGAN입니다. 이들 중 하나는 모든 논문의 시작에 언급되므로 적어도 논문이 어떤 방법을 사용하는지 이해할 수 있습니다. 설명이 쉽지만 실전에서 잘 동작하지 않는 원래 공식을 사용하거나 또는 수학적으로 많이 보장하지는 못하지만 훨씬 잘 동작하는 비포화 버전인지, 이론적 배경도 갖추고 뛰어난 성능을 제공하는 새로운 와서스테인 버전인지 알 수 있습니다.

간편한 가이드 자료로 [표 5-1]에 이 책에서 사용하는 NSGAN, WGAN 그리고 더 개선된 WGAN-GP 공식을 정리하였습니다. 한 곳에서 관련된 버전을 모두 참고할 수 있습니다. MMGAN은 제외했습니다. 학계와 업계가 이 세 알고리즘을 가장 즐겨 사용하기 때문에 WGAN-GP를 포함했습니다.

표 5-1 손실 함수 정리<sup>29</sup>

이름	손실 함수	
NSGAN	$L_D^{NS} = -(E[\log(D(x))] + E[\log(1 - D(G(z)))])$ $L_G^{NS} = -E[\log(D(G(z)))]$	원본 공식 중 하나입니다. 기본 구성이나 비교 목적을 제외하면, 실전에서 더는 사용되지 않습니다.
WGAN	$L_D^{WGAN} = -(E[D(x)] - E[D(G(z))])$ $L_G^{WGAN} = -E[D(G(z))]$	조금 간소화된 WGAN 손실 함수입니다. 새로운 GAN 패러다임을 만들었습니다. [식 5-5]에서 이 식을 자세히 설명했습니다.
WGAN-GP <sup>30</sup> (그레이디언트 페널티)	$L_D^{W-GP} = -(E[D(x)] - E[D(G(z))]) + GPterm$ $L_G^{W-GP} = -E[D(G(z))]$	그레이디언트 페널티(gradient penalty(GP))가 있는 GAN입니다. 보통 WGAN-GP가 가장 좋은 성능을 냅니다. 이 장에서 WGAN-GP에 대해 자세히 다루지 않았지만 빠트릴 수 없어 여기에 포함했습니다.

감사합니다.

인공지능랩 김수은