



Structural Similarity Index Measure (SSIM)

[230324 Meeting] Eunsoo Jung

1. SSIM이란?

- 정의
- 사용 분야
- MSE와의 비교
- 특징
- 구하는 방법

SSIM

정의

두 이미지의 유사도(similarity)를 계산하기 위한 측도

사용 분야

딥러닝: 두 이미지를 유사하게 만들어야 하는 문제에서는 Loss Function의 형태로 사용되기도 함

MSE vs SSIM

Mean Squared Error (MSE)

두 이미지의 ‘픽셀’ 간의 ‘차이’를 비교

나올 수 있는 값의 범위가 넓음

SSIM

이미지의 ‘주요 요소들(휘도, 대비, 구조)’를 비교하여 ‘유사도’를 평가

-1~1의 값으로 결과가 계산되기 때문에 유사도를 파악하기 쉬움

특징

- 이미지의 구조적 변화를 측정하기에 적합
- 수치적 에러가 아닌, 인간의 시각적 화질 차이 및 유사도를 평가하기 적합
- **Mean Structural Similarity Index:** 이미지 전체를 한 번에 비교하는 것 보다는 NxN의 윈도우를 이용하여 특정 지역들끼리 비교하는 것이 효율적

SSIM

방법

이미지의 세 가지 요소를 이용하여 유사도를 비교함
(인간의 시각 기관이 이와 같은 방법으로 이미지를 인식하기 때문에)

- 1) Luminance
 - 2) Contrast
 - 3) Structure
 - 각 요소는 -1~1의 값, 1에 가까울수록 두 이미지가 유사함
- ✓ 세 요소를 각각 계산하여 하나로 합침

1) Luminance

정의

휘도, 빛의 밝기

방법

픽셀(R, G, B) 값 자체를 사용 (픽셀 값이 클수록 밝다는 의미이므로)
-> 픽셀 값의 평균

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

x_i : pixel value

N : total # of pixels

μ_x : average luminance of image

1) Luminance

두 이미지의 luminance 비교

$l(x, y)$: luminance 값(μ_x, μ_y)이 같으면 1, 차이가 클수록 0에 가까움

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{{\mu_x}^2 + {\mu_y}^2 + C_1} \quad C_1 = (K_1 L)^2$$

μ_x : luminance of image x

μ_y : luminance of image y

K_1 : constant (usually 0.01)

L : range of pixel value (usually 255)

2) Contrast

정의

대조 (이미지 내에서 빛의 밝기가 변하는 정도)

방법

픽셀 값의 차이를 통해 측정할 수 있음 -> 픽셀 간 표준편차를 이용

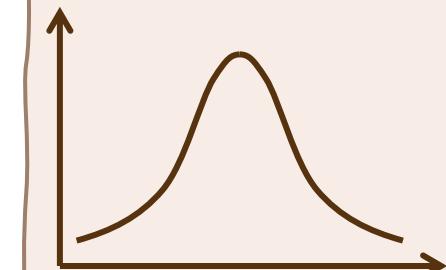
$$\sigma_x = \sqrt{\left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)^2 \right)}$$

x_i : pixel value (luminance)

N : total # of pixels

μ_x : luminance of image

σ_x : contrast of image



2) Contrast

두 이미지의 contrast 비교

$c(x, y)$: contrast값(σ_x, σ_y)가 같으면 1, 차이가 클수록 0에 가까움

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{{\sigma_x}^2 + {\sigma_y}^2 + C_2} \quad C_2 = (K_2 L)^2$$

σ_x : contrast of image x

σ_y : contrast of image y

K_2 : constant (usually 0.03)

L : range of pixel value (usually 255)

3) Structure

정의

픽셀들 간의 상대적 위치가 만들어낸 구조

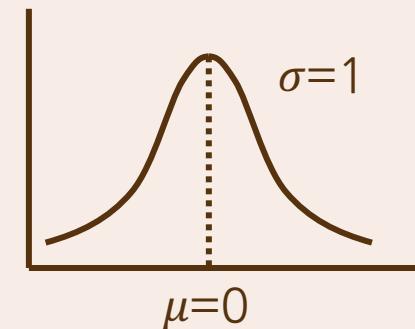
방법

luminance를 평균, contrast를 표준편차로 두고 표준화*한 픽셀 값의 분포

표준화(Standardization)

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

평균 $\mu = 0$, 표준편차 $\sigma = 1$ 인 표준정규분포의 속성을 갖도록 값을 재조정하는 것



3) Structure

정의

픽셀들 간의 상대적 위치가 만들어낸 구조

방법

luminance를 평균, contrast를 표준편차로 두고 표준화*한 픽셀 값의 분포

- Luminance(픽셀 값의 평균)
- Contrast(픽셀 값들의 퍼져 있는 정도)

$$\frac{(X - \mu_x)}{\sigma_x}$$

X : pixel value

μ_x : luminance

σ_x : contrast

3) Structure

두 이미지의 structure 비교

$s(x, y)$: structure값이 같은 방향으로 커질수록(correlation, 상관관계) 1에 가까움

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3}, \text{ where}$$

$$C_3 = C_2/2,$$

$$\sigma_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y)$$

SSIM Score

공식

세 요소를 각각 계산하여 하나로 합침

- $\alpha, \beta, \gamma > 0$ 이면, 각 요소의 상대적 중요도 설정 가능

$$SSIM(x, y) = l(x, y)^\alpha \cdot c(x, y)^\beta \cdot s(x, y)^\gamma$$

$$= \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_x\sigma_y + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

$$SSIM_{rgb} = w_r SSIM_r(I_1, I_2) + w_g SSIM_g(I_1, I_2) + w_b SSIM_b(I_1, I_2)$$

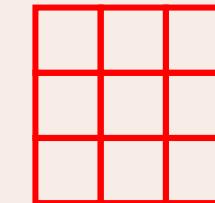
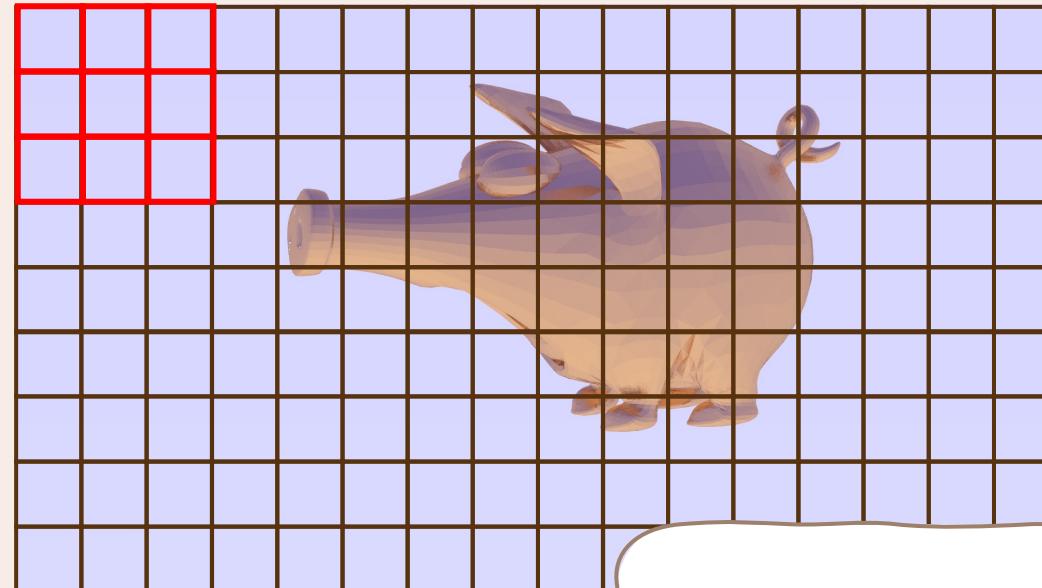
w_r, w_g, w_b : weight

R, G, B 값을 따로 구해서 합해줌 (서로 다른 가중치 둘 수 있음)

MSSIM Score

Mean Structural Similarity Index (MSSIM)

이미지 전체를 한 번에 비교하지 않고,
NxN의 원도우를 이용하여 특정 지역들끼리 비교한 값을 합산하는 방식



3x3 Gaussian Filter

$$MSSIM(X, Y) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M SSIM(x_j, y_j)$$

2. MSSIM 구하기

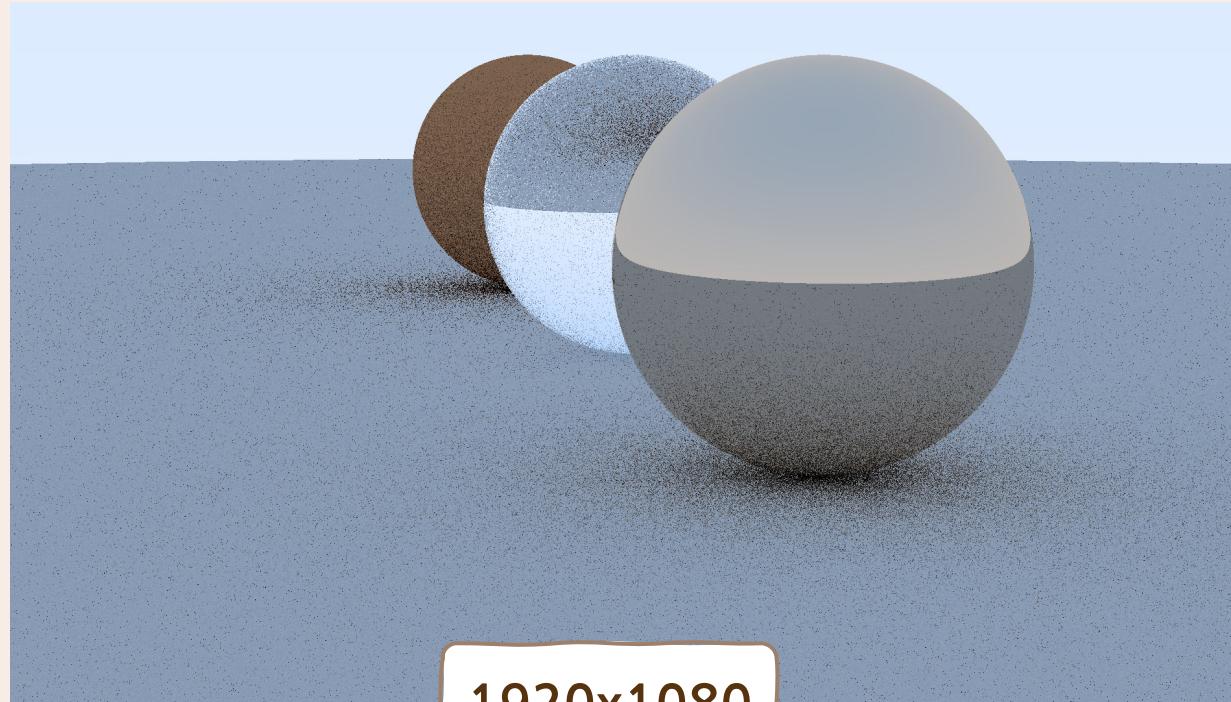
Pytorch로 두 이미지의 MSSIM score 계산하기

- Reference: <https://medium.com/srm-mic/all-about-structural-similarity-index-ssim-theory-code-in-pytorch-6551b455541e>

MSSIM 적용 결과 1

-1 ~ 1
→ similar

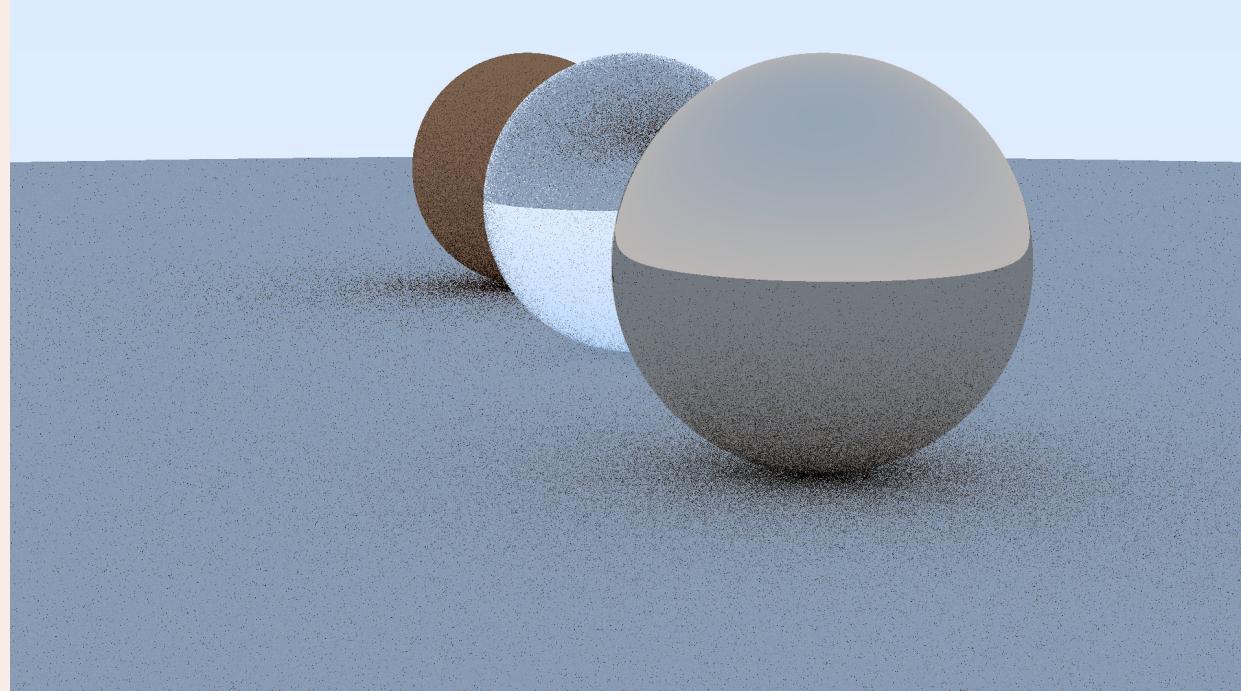
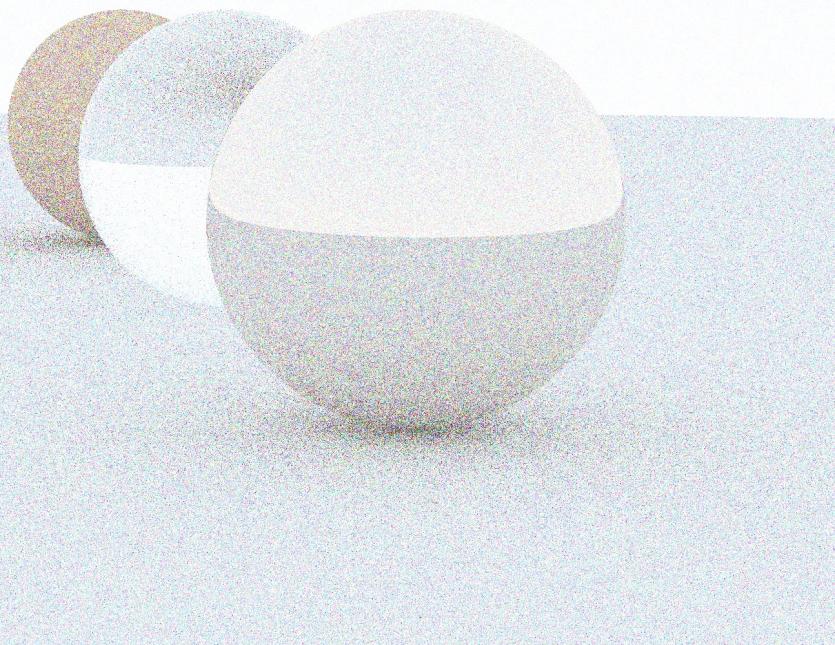
[MSSIM] FP32 vs FP32
: tensor(1.)



MSSIM 적용 결과 2

-1 ~ 1
→ similar

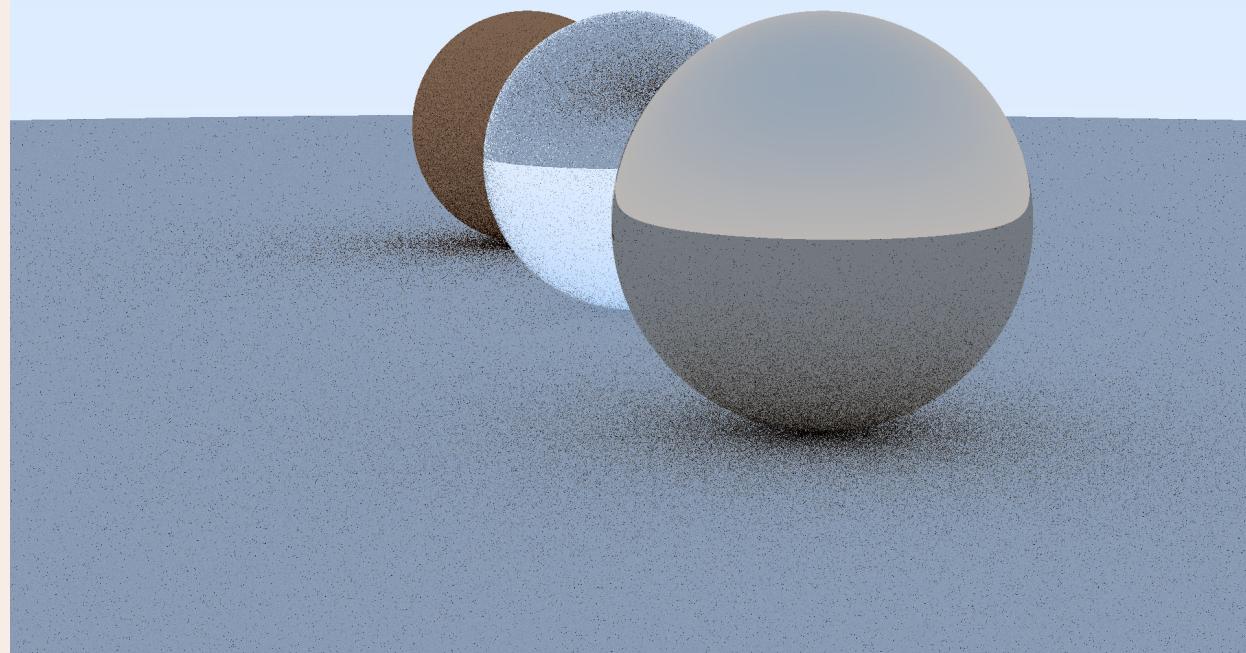
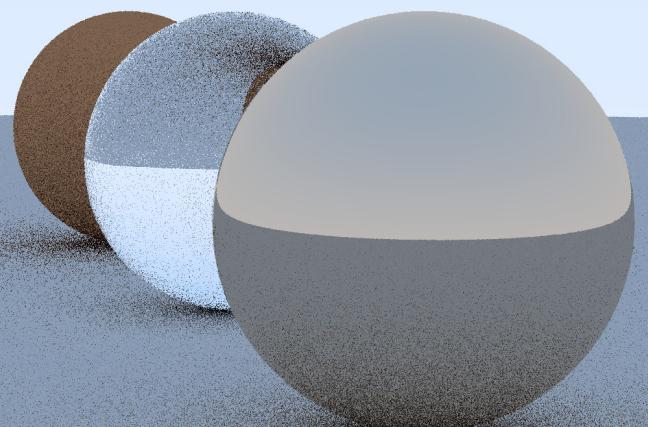
[MSSIM] FP32 with Noise vs FP32
: tensor(0.0877)



MSSIM 적용 결과 3

-1 ~ 1
→ similar

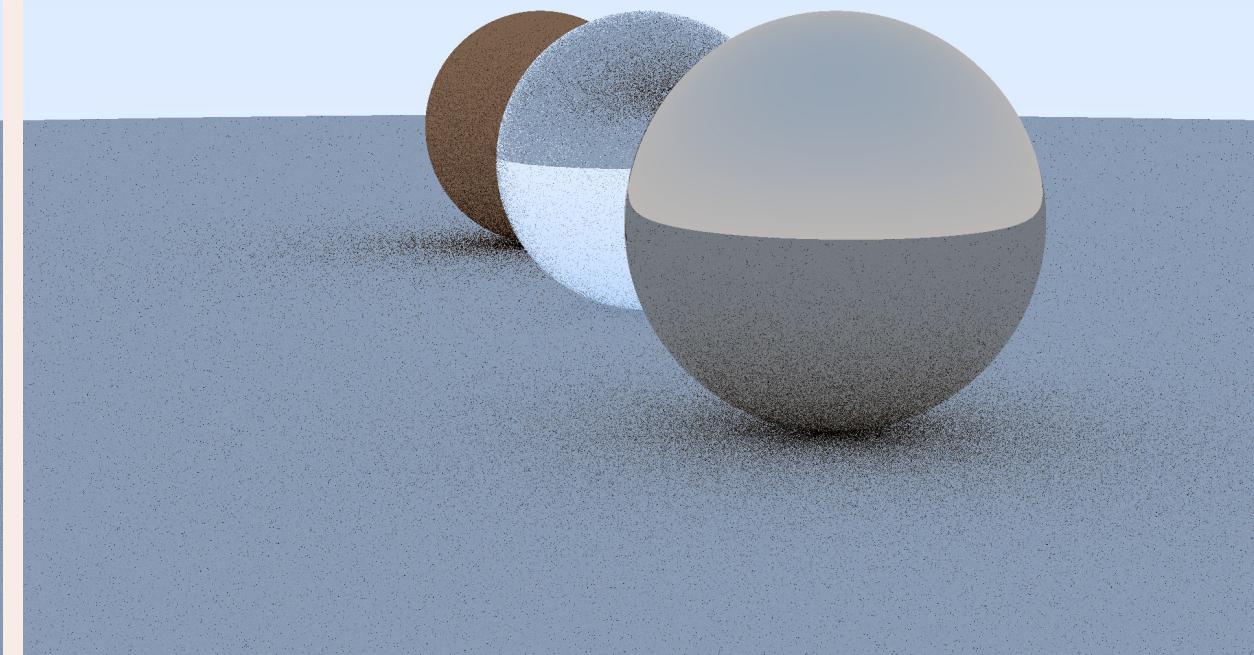
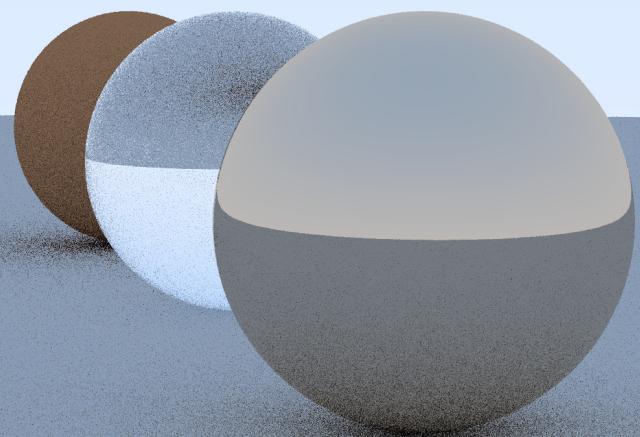
[MSSIM] Low Precision (Dielectric not Fixed) vs FP32
: tensor(0.4026)



MSSIM 적용 결과 4

-1 ~ 1
→ similar

[MSSIM] Low Precision (Dielectric Fixed) vs FP32
: tensor(0.4246)



Thank you