

Wasserstein 분포 거리와 사전 학습된 VGG-19 를 이용한

디자인 이미지 유사도 측정 방법 연구

이지수, 김채훈, 이보형, 김서진,*김민중

(주)테이아, *국가수리과학연구소

Designing Image Similarity Models in the Field of Design using Wasserstein Distance and VGG-19 Features

Lee Jisu, Kim Chea Hoon, Lee Bo Hyung, Kim Seo Jin, *Kim Min Joong
Theia Corp., *NIMS

요약

본 논문은 (주)테이아와 국가수리과학연구소가 연구한 디자인 분야에서의 이미지의 유사도를 정량화하는 방법을 제안한다. 이미지를 CMYK 형태로 변환하여 Wasserstein 분포 거리를 사용하여 색상 유사도를 측정하였으며, 국소적인 특징을 살펴보고자 CNN 모델 중 VGG-19의 구조를 활용하여 특징 벡터 간 코사인 유사도를 사용하였다. 이러한 두 결과를 가중 합하여 최종 유사도를 정의하였다. 또한, 제안하는 방법을 구현하여 디자인 플랫폼 depart 에서 사용하고 있다.

I. 서론

본 논문은 (주)테이아의 디자이너 매칭 플랫폼 서비스에서 디자인 이미지의 유사도를 정량적으로 측정하는 방법에 대해 다룬다.

디자인 업무에서 브랜드(기업)가 원하는 스타일에 맞는 디자이너를 찾는 것은 업무의 완성도를 높이는 데에 핵심적인 부분이다. 디자인적 관점에서 브랜드가 추구하는 레퍼런스 이미지와 디자이너의 포트폴리오 이미지가 유사한 작업이라면 업무의 완성도가 높을 확률이 크다. 그러나 이미지 해석을 정해진 기준 없이 전문가의 주관적인 판단에 의존하면, 상당한 소요시간과 더불어 개개인의 전문성에 따라 판단의 결과가 일관되지 않는다.

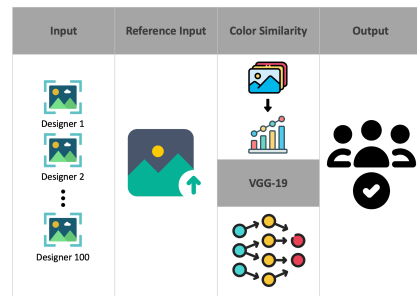
따라서 본 논문은 디자인 분야의 유사성 판단 기준을 정량화하여 이미지 유사도를 산출하는 것을 목적으로 한다. 디자인 업계에서 색상과 구조는 이미지의 유사성을 판단함에 있어 중요한 기준이다. 본 연구에서는 색상 유사도를 측정하기 위해 Wasserstein 분포 거리를 사용하였다. 또한, 구조적 유사성을 파악하기 위해서 이미지의 국소적인 특징을 파악할 수 있는 사전 학습된 CNN 모델을 사용하였다. 두 모델의 결과값을 가중 합하여 최종 유사도를 도출하였다.

현재 (주)테이아에서 수행된 약 70 건의 업무에서 디자이너 매칭 시 활용되었다.

II. 본론

본 논문에서는 유사한 디자인의 기준을 다음 두 가지로 설정하였으며, [그림 1]의 과정을 통해 최종 유사도를 산출한다.

- 1) 유사한 색상이 사용된 이미지
- 2) 유사한 객체 존재 여부 및 구조적인 특징이 유사한 이미지



[그림 1]

1. 색상 유사도 분석

색상 유사도 분석을 위해서 이미지로부터 CMYK 색상 분포를 추출하였다. 빛의 3 원색을 가산 혼합으로 사용하는 RGB 는 색이 섞이는 경우 성능을 보장할 수 없다. 예를 들어, 빨간색과 보라색은 R 채널의 유사도가 높아 두 색상의 유사도가 높게 측정된다. 때문에 감산 혼합 방식의 CMYK 를 사용하였다. 두개의 이미지를 CMY 채널의 색상 분포로 변환하고 K 값을 추가한 후, 각 채널의 확률 분포 거리를 측정하는 Wasserstein 거리를 사용하여 각 채널별로 분포 유사도를 측정하였다. A 이미지의 색상 채널 (A_c, A_m, A_y, A_k) , B 이미지의 색상 채널 (B_c, B_m, B_y, B_k) 을 이용하여 두 이미지의 색상 유사도를 측정하는 방법은 다음과 같다.

$$d(A_i, B_i) := \frac{1}{WH} \sum_{k=1}^{WH} |(A_i)_k - (B_i)_k|$$

여기서 $(A_i)_k$ 는 A_i 픽셀 값을 작은 순으로 나열했을 때의 k 번째 값인 순서 통계량을 의미한다.

$$D(A, B) = \sum_{i \in \{C, M, Y\}} d(A_i, B_i) + |A_K - B_K|$$

$$S_1(A, B) = \frac{1}{D(A, B)}$$

또한, C, M, Y 채널의 분포 거리와 K 값의 거리를 합산하여 색상분포의 거리를 정의하였고, 유사도는 $D(A, B)$ 의 역수로 나타낸다.

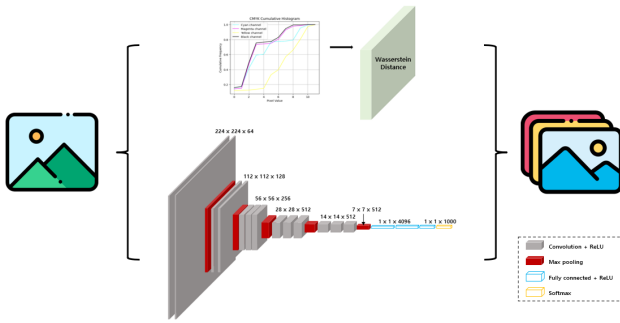
2. 구조적 유사도 분석

이미지 간 구조적 유사도를 산출하기 위하여 사전 학습된 VGG-19 를 활용하여 특징 벡터를 추출하였고, 특징 벡터 간 비교를 위하여 코사인 유사도를 사용하였다. CNN 은 네트워크가 더 깊어질수록 복잡한 패턴과 특징을 인식하는 방법을 학습한다. 이에 따라, 본 논문에서는 이미지의 고수준 특징을 포함하고 있는 마지막 층의 특징 벡터를 추출한다. 두 이미지의 특징 벡터를 각각 A, B 라고 할 때, 두 벡터의 구조적 유사도를 측정할 때에는 특징 벡터의 코사인 유사도를 산출하여 구조적 유사도를 정의한다. 코사인 유사도를 산출하는 식은 다음과 같으며, 범위의 최솟값을 0 으로 맞춰주기 위해 1 을 더한 값을 사용한다.

$$S_2(A, B) := \sum_{k=1}^{512} \frac{\langle T(A)_k, T(B)_k \rangle}{\|T(A)_k\| \|T(B)_k\|} + 1$$

위의 식에서 T 연산은 $7 \times 7 \times 512$ 사이즈의 VGG19 최종 레이어에서 $k=1, 2, \dots, 512$ 채널을 기준으로 49 차원 벡터를 산출한다.

3. 앙상블



[그림 2]

디자인 이미지 유사도를 측정하기 위해서 앞서 제안한 Wasserstein 거리 기반의 컬러 유사도 모델과 사전 학습된 CNN 필터 기반의 구조적 유사도 모델을 결합한다.

$$Score = \alpha * S_1(A, B) + (1 - \alpha) * S_2(A, B)$$

α 는 색상 모델의 가중치를 의미하며, [0,1]의 범위를 가진다. 이때, 최종 스코어는 두 모델 결과의 가중합을 사용하며, 유사한 이미지일수록 높은 스코어를 가진다.

4. 결과



[그림 3]

[그림 3]은 α 를 0.6 으로 설정하였을 때의 색상 유사도 모델과 CNN 필터 기반의 모델의 결과를 가중 합한 최종 스코어를 내림차순 하였을 때의 결과이다.

III. 결론

본 논문에서는 디자인 이미지에서의 이미지 유사도를 정량화하는 방법을 제안한다. 유사한 색상이 사용된 이미지, 구조적인 특징이 유사한 이미지를 기준으로 하여, 색상 유사도 모델과 CNN 기반의 모델을 병렬적으로 사용하여 최종 유사도를 산출한다. (주)테이아에서는 브랜드와 디자이너의 매칭을 효율적으로 처리하고자 본 모델을 활용 중이다. 이를 통해 워크플로가 간소화되어 업무 효율성이 제고되었다. 그러나 로고 디자인과 같이 국소적인 특징이 더욱 중요한 디자인에서는 다소 성능이 떨어져 다른 방법을 고안할 필요가 있다고 판단하였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 2023 년도 중소벤처기업부의 기술개발사업 지원에 의한 연구임 [RS-2023-00280422]

This work was supported by National Institute for Mathematical Sciences(NIMS) grant funded by Korean government(MSIT) (No.NIMS-B24810000).

참 고 문 헌

[1] Mitchell, Harvey. (2010). Image Fusion: Theories, Techniques and Applications. 10.1007/978-3-642-11216-4., 167-185

[2] Simonyan, Karen, and Andrew Zisserman. "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition." arXiv preprint arXiv:1409.1556 (2014).