

그림이 널 만났을 때

미술관 자주 가시나요?

왜 사람들은
편하게 미술관을
찾지 않을까요?

“ 굳이 가야할 필요를 못 느끼겠어요 ”

“ 용어들도 어렵고 특유의 분위기도 편하게 가기 어려운 것 같아요 ”

“ 다른 것에 비해 비싸요 ”

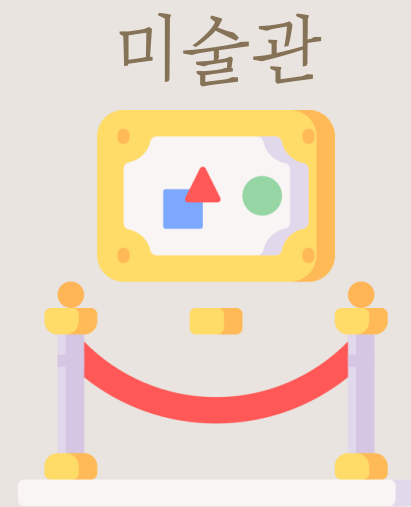
“ 관심은 있는데 주변에 전시관도 없고 자주 열리지 않아요 ”

“ 옷차림이 신경쓰여요 ”

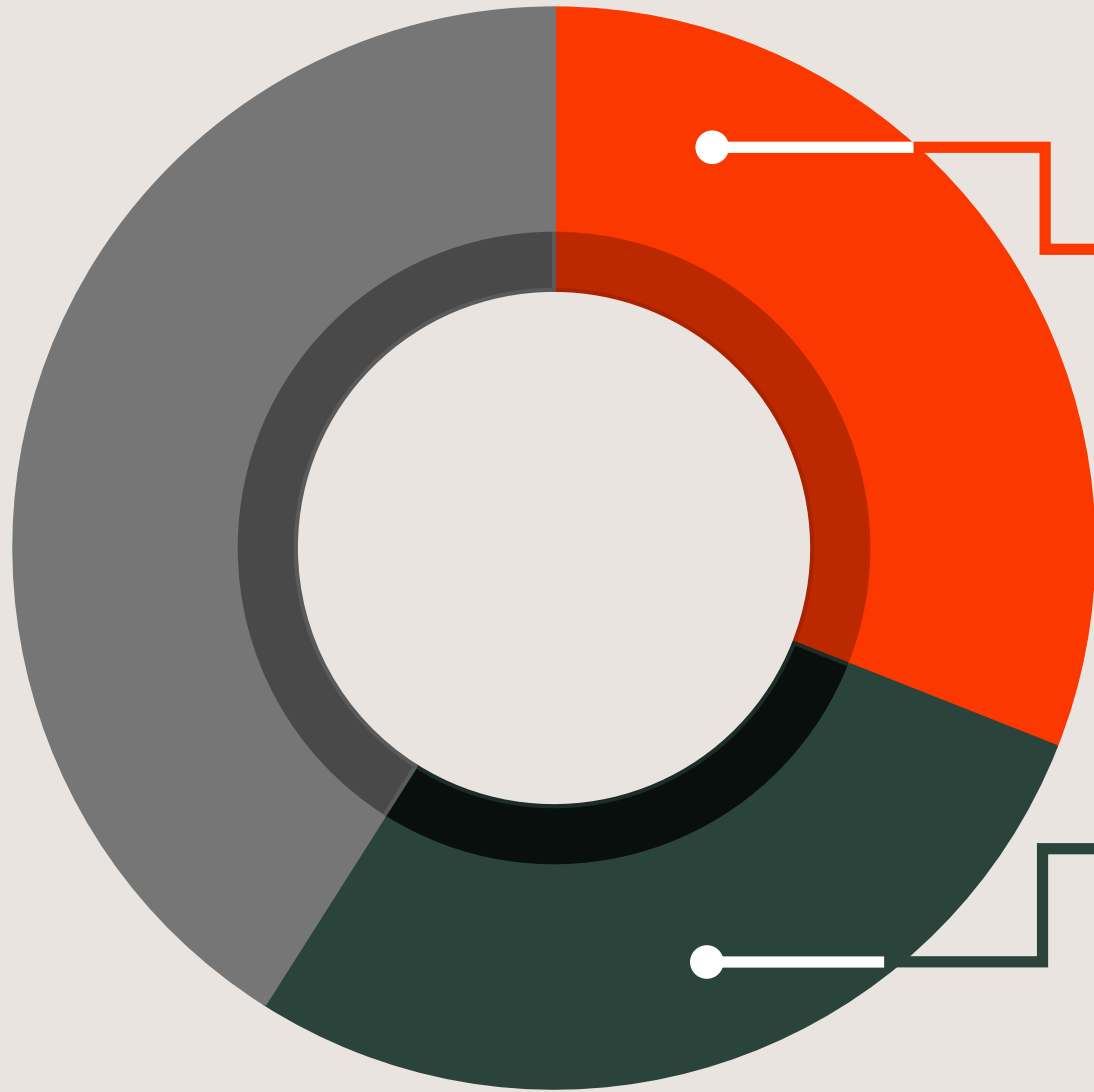


585

VS



267



미술에 대한 지식이 없어서

31%

집, 학교, 직장 근처에
미술관이나 갤러리가 없어서

28%

“공연장·미술관·도서관… 문화예술계도 ‘**올스톱**’”

20.02.24

“올해 문화예술 직접 관람률 60.5%, 전년 대비 21.3%p **감소**”

20.12.29

“국민 81% 문화생활 즐겼지만… **영화만 '편식'**했다”

19.02.11

“코로나19로 **미술시장 위기**…화랑당 평균 3천500만원 피해”

20.03.11

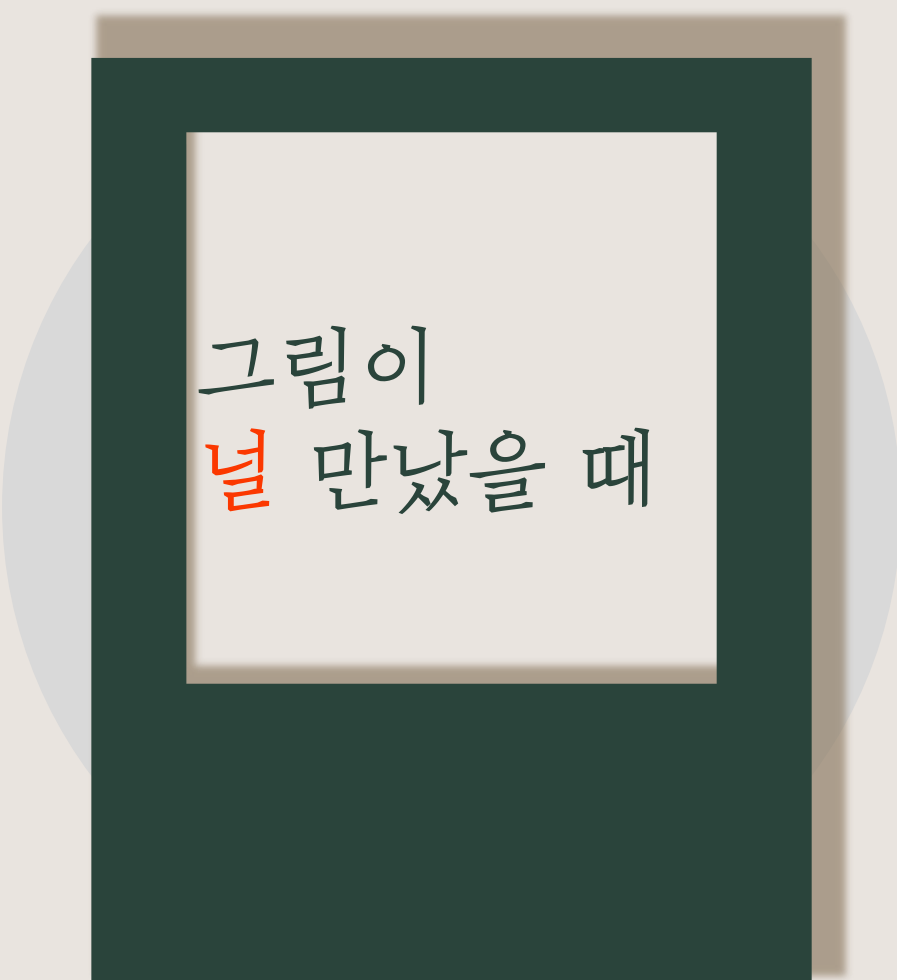
목차

서비스 소개

서비스 특장점

주요 기능 설명

고도화 방안



그림이
널 만났을 때

서비스 소개

예술과 가까워질 수 있는 인터랙티브 전시 웹 플랫폼

타겟

예.알.못(예술을 알지 못하는 사람들)

- 미술관이 어렵게만 느껴졌던 사람들
- 직접 미술관에 가지 못하는 사람들
- 작품 감상 후 다른 사람의 생각이 궁금했던 사람들

“이제는 심리적으로 멀게 느껴지지 않아요”

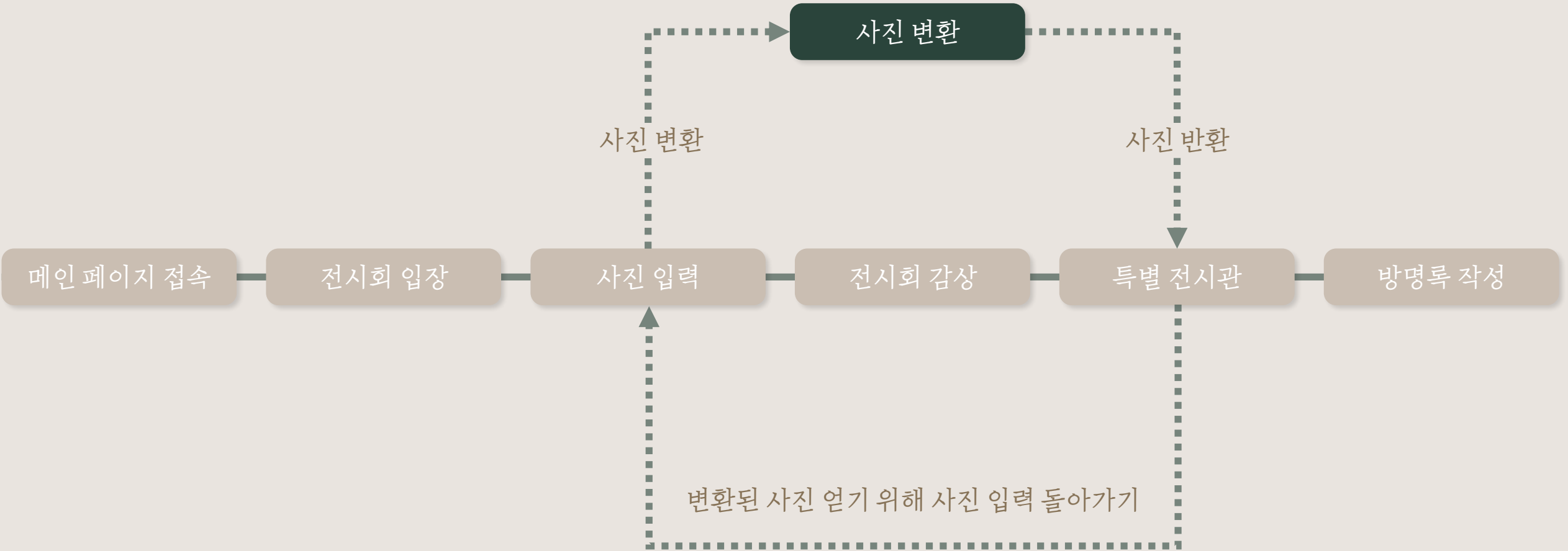
“쉽게 생각하며 작품을 편하게 감상할 수 있어요”

“비용이 들지 않아서 좋아요”

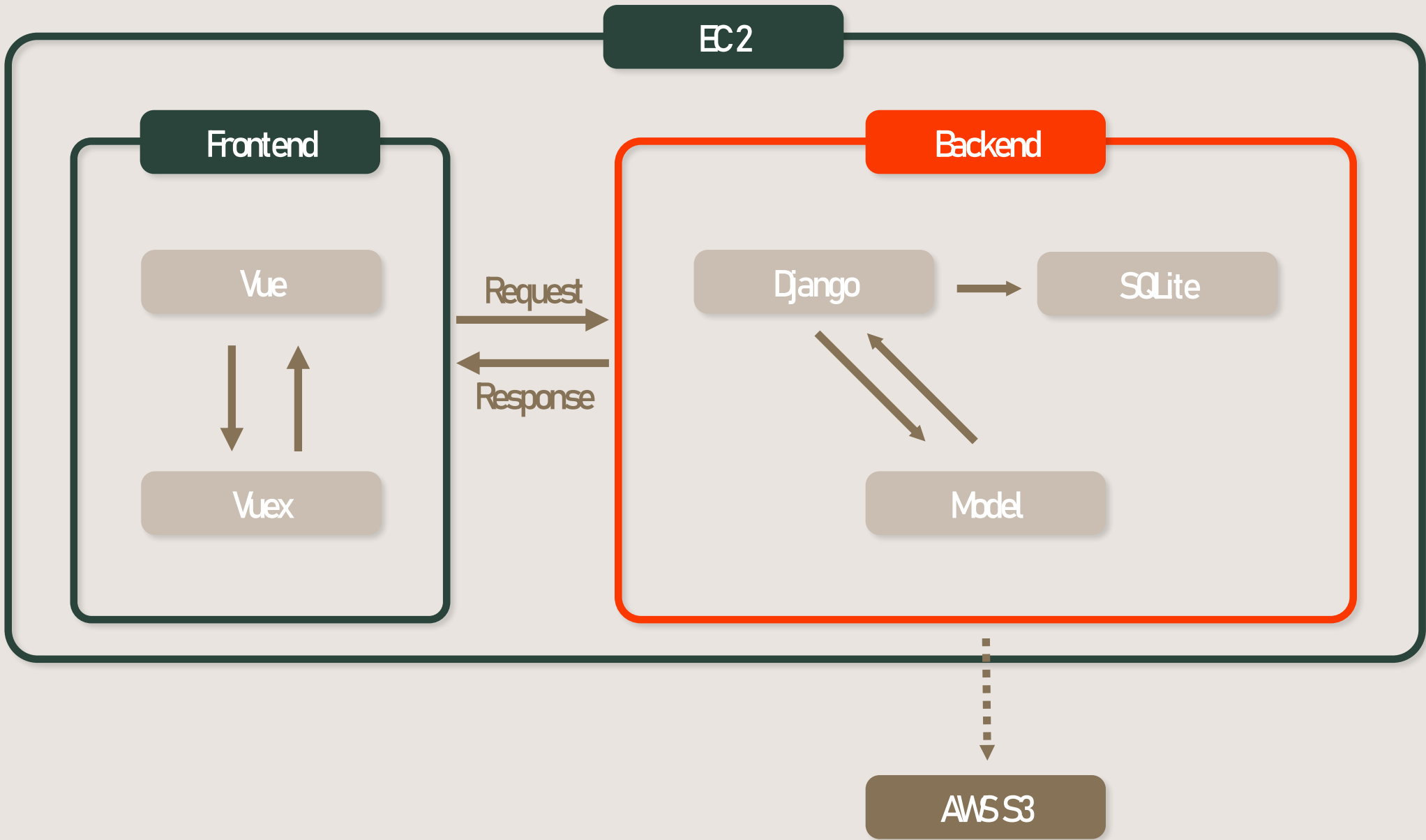
“언제 어디서든 전시를 감상할 수 있어요”


“잠옷 입고도 구경이 가능해요”

Service Flow chart



Architecture



A graphic design featuring a central dark green rectangular frame. Inside the frame, the Korean text '와이어 프레임' (Wireframe) is written in a dark green, sans-serif font. Surrounding the frame are several orange and dark green geometric shapes: thick orange lines, thin orange lines, and circles of various sizes. A large dark green circle is positioned to the left of the frame. The background is a light gray.

와이어 프레임

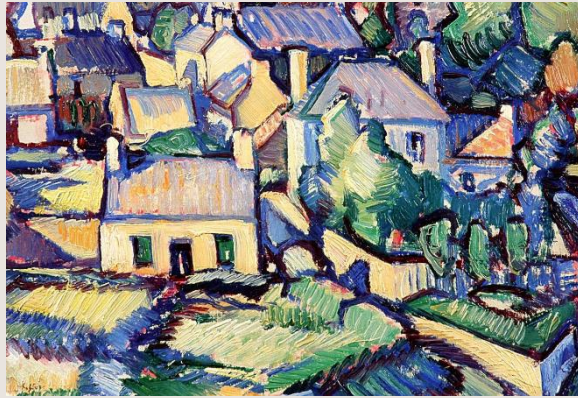
AI 모델 소개

style transfer

두 이미지가 주어졌을 때 그 이미지의 주된 형태는 Content Image와 유사하게 유지하면서 스타일만 원하는 Style Image와 유사하게 바꾸는 방법



Content

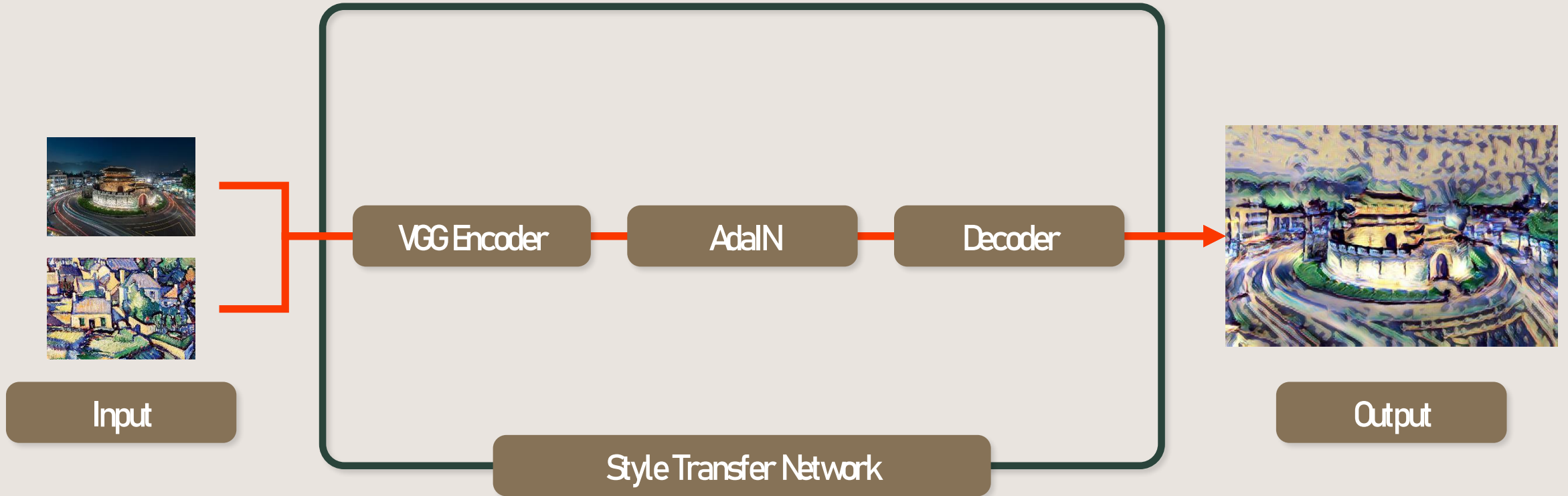


style



output

Arbitrary Style Transfer in Real-time with Adaptive Instance Normalization



VGG19: CNN의 한 종류로 19개의 층으로 구성된 모델

*CNN: Convolutional Neural Network, 3차원 공간 정보를 유지하면서 다음 layer로 이동

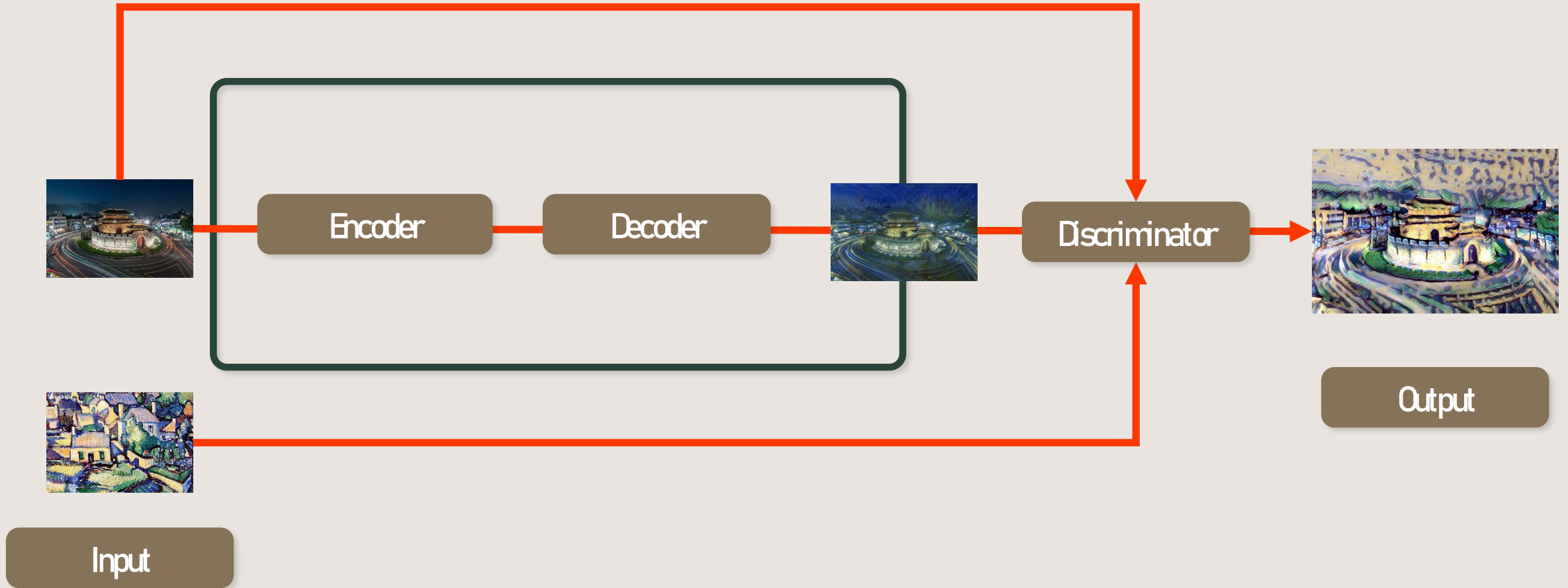
Encoder Decoder Network: 두 개의 RNN으로 구성

*RNN: Recurrent Neural Network, state를 계산할 때 이전 state를 사용

*Optimizer: Adam(gradient, learning rate 둘 다 적절히 수정)

AdaIN: Adaptive Normalization, 기존의 최적화 과정 중 style 적용 한계, 속도 문제 해결

A Style-Aware Content Loss for Real-time HD Style Transfer



서비스 고도화

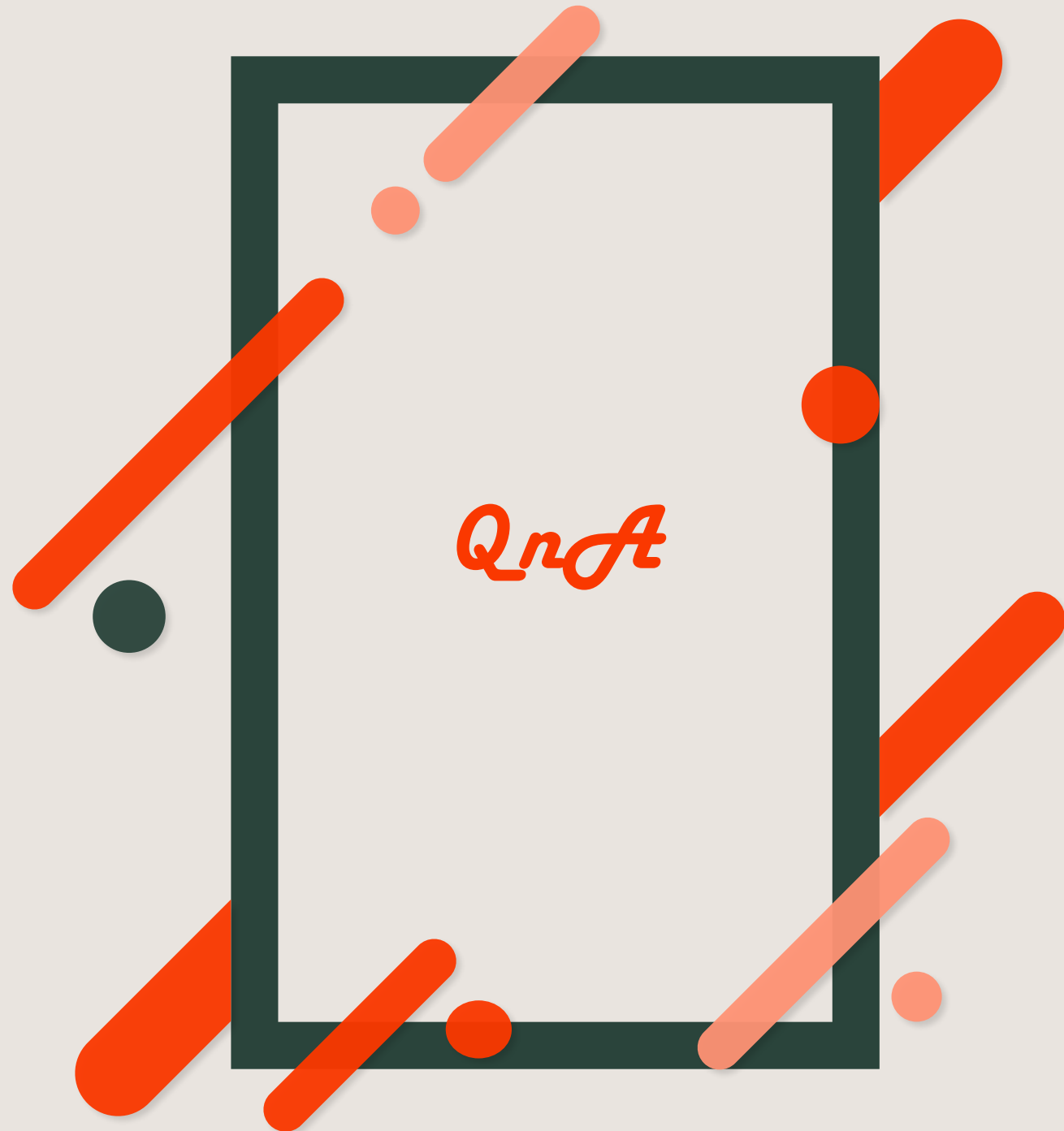
“ 미술가들 개인전 ”

“ SNS 연동을 통해 사용 활성화 촉진 ”

“ 짧은 영상 화풍 변환 ”

“ 사용자와의 상호작용 추가 ”





참고 자료

2020 전국 문화기반시설 총람

KOBIS 지역별 영화상영관현황

미술 전시 관람객의 작품 감상 활성화를 위한 사용자 경험 디자인(2015) -김가영

style-transfer

<https://blog.lunit.io/2017/04/27/style-transfer/>

Arbitrary Style Transfer in Real-time with Adaptive Instance Normalization

<https://github.com/naoto0804/pytorch-AdaIN>

A Style-Aware Content Loss for Real-time HD Style Transfer

<https://arxiv.org/abs/1807.10201>

Neural network를 이용한 Style transfer

Image-net 등의 데이터로 미리 학습된(pre-trained) 네트워크를 이용한 방법

Content image와 style image를 네트워크에 통과시킬 때 나온 각각의 feature map을 저장하고, 새롭게 합성될 영상의 feature map이 content image와 style image로부터 나온 feature map과 비슷한 특성을 가지도록 영상을 최적화합니다.

장점: 이미지 2장(content image & style image)으로 style transfer가 가능하다.

단점: 매번 이미지를 새롭게 최적화 해야 하므로 시간이 오래 걸린다.

Style transfer network를 학습시키는 방법

서로 다른 두 도메인(예를 들면, 풍경 사진들과 모네의 그림들)의 영상들이 주어졌을 때 한 도메인에서 다른 도메인으로 바꿔주도록 학습 시킵니다.

장점: 네트워크를 한 번 학습시킨 후에 새로운 이미지에 적용할 때는 feed forward만 해주면 된다.

단점: 새로운 네트워크를 학습해야 하므로 각 도메인 별로 다수의 영상이 필요하며, 학습에 시간이 소요된다.

Optimizer



참고 : 하용호
- 자습해도 모르겠으면 질문남.
여러속에 인스를 시켜드립니다.