

CVPR 2016

Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks

2022.09.25

논문 리뷰

배성훈

Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

- **Research Background:**

- **한계:** 이전까지의 Text transfer 알고리즘 방식들은 low-level feature들만 사용 가능 (High-level feature X)
- **해결:** 하지만, CNN을 활용하는 **Style transfer** 알고리즘 방식은 high-level feature를 사용
 - ✓ Content image(풍경사진)를 보존하면서 Style image(그림)의 화풍을 적용 (이미지 최적화 방식)



Content image

Tübingen - Germany

+



Style image

Starry Night-Van Gogh

=



Combination image

- **Content ?**

- ✓ 이미지를 구성하는 다양한 구성 요소

- **Style ?**

- ✓ 이미지에 존재하는 몇 가지 시각적 요소

Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

- **Background Information:**

- Convolution Neural Network's Feature map (특징맵)
- CNN layer의 서로 다른 필터들은 학습을 통해 각각 feature를 추출

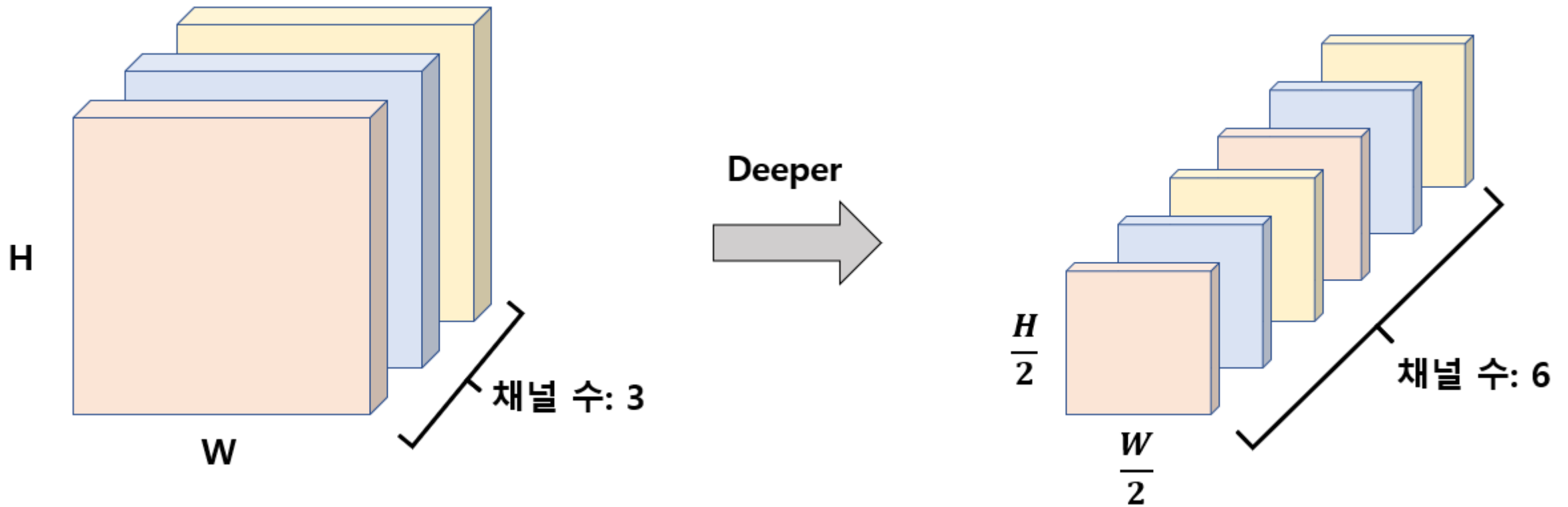


Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

- Background Information:

- Content Loss
- 두 이미지 특징 (Feature)의 activation 값이 동일하도록 만듦
- ✓ <하나의 High-level layer에서 activation 값이 같아지도록 진행>

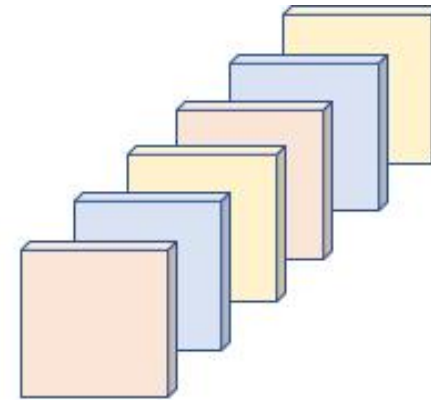
$$L_{content}(\vec{p}, \vec{x}, l) = \frac{1}{2} \sum_{i,j} (F_{ij}^l - P_{ij}^l)^2$$

L2 Norm

$i = \text{채널}$
 $j = \text{활성값 위치}$



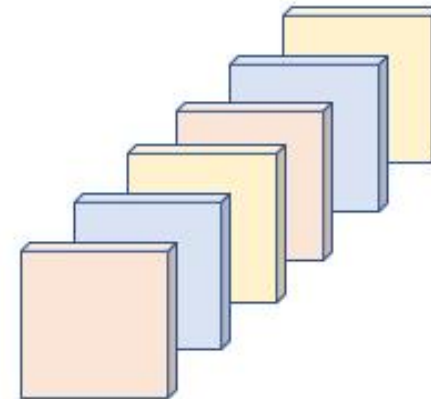
Content Image \vec{p}



Feature map P



Generated Image \vec{x}
(Noise)



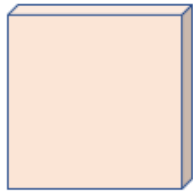
Feature map F

Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

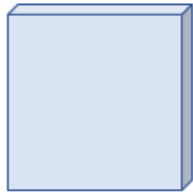
- Background Information:

- Style Loss
- Style은 서로 다른 특징 간의 상관관계를 의미
- 이를 구하기 위해, **Gram Matrix** 사용 (벡터 내 상관관계 구할 때 활용)
- ✓ Gram Matrix: 한 벡터의 모든 성분 간의 내적 정보를 담음

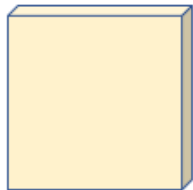
Feature 0



Feature 1



Feature N



$$\begin{bmatrix} G_{00} & G_{01} & G_{02} & \dots & \dots & \dots & G_{0N} \\ G_{10} & G_{11} & G_{12} & & & & \\ G_{20} & G_{21} & G_{22} & & & & \\ \vdots & & & \ddots & & & \vdots \\ \vdots & & & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & & & \ddots & \vdots \\ G_{N0} & & & \dots & \dots & \dots & G_{NN} \end{bmatrix}$$

Gram Matrix (=Style Representation)

G : 서로 다른 $Filter(F)$ 들의 활성화 정도가 어떤 관계를 이루는지

$$G_{ij}^l = \sum_k F_{ik}^l F_{jk}^l$$

k = 활성화 위치

Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

- Background Information:

- Style Loss
- 두 이미지의 특징 상관관계를 유사하게 만듦
- 모든 Layer에 대해서 주어진 이미지들 간의 Gram Matrix 값을 유사하도록 계산
- Style Loss를 줄이면서 Style Image로부터 Style Information을 가져옴

두 이미지의 Gram Matrix를 유사하게

$$E_l = \frac{1}{\underbrace{4N_l^2 M_l^2}} \sum_{i,j} \overbrace{(G_{ij}^l - A_{ij}^l)^2}$$

값이 커지는 걸 방지하기 위해

$$L_{style}(\vec{a}, \vec{x}) = \sum_{l=0}^L w_l E_l$$

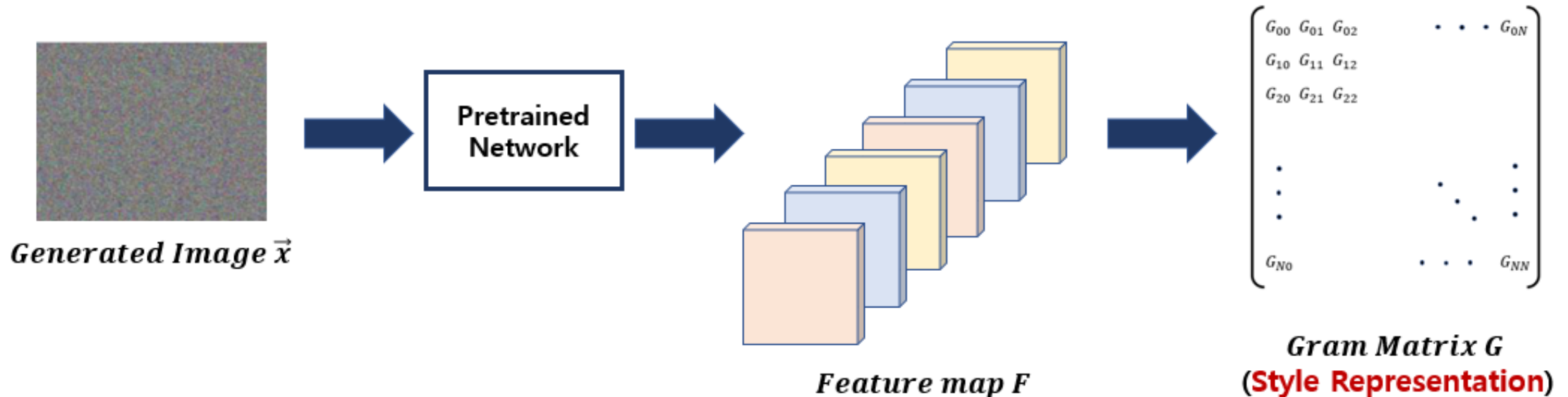


Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

- Background Information:

- Total Loss
- 구해진 content loss와 style loss에 적절한 가중치를 부여해 Total loss 계산
- 가중치를 어떻게 부여하는지에 따라 Generated Image가 style 쪽에 가까운지, Content 쪽에 가까운지 조정

$$L_{total}(\vec{p}, \vec{a}, \vec{x}) = \alpha L_{content}(\vec{p}, \vec{x}) + \beta L_{style}(\vec{a}, \vec{x})$$

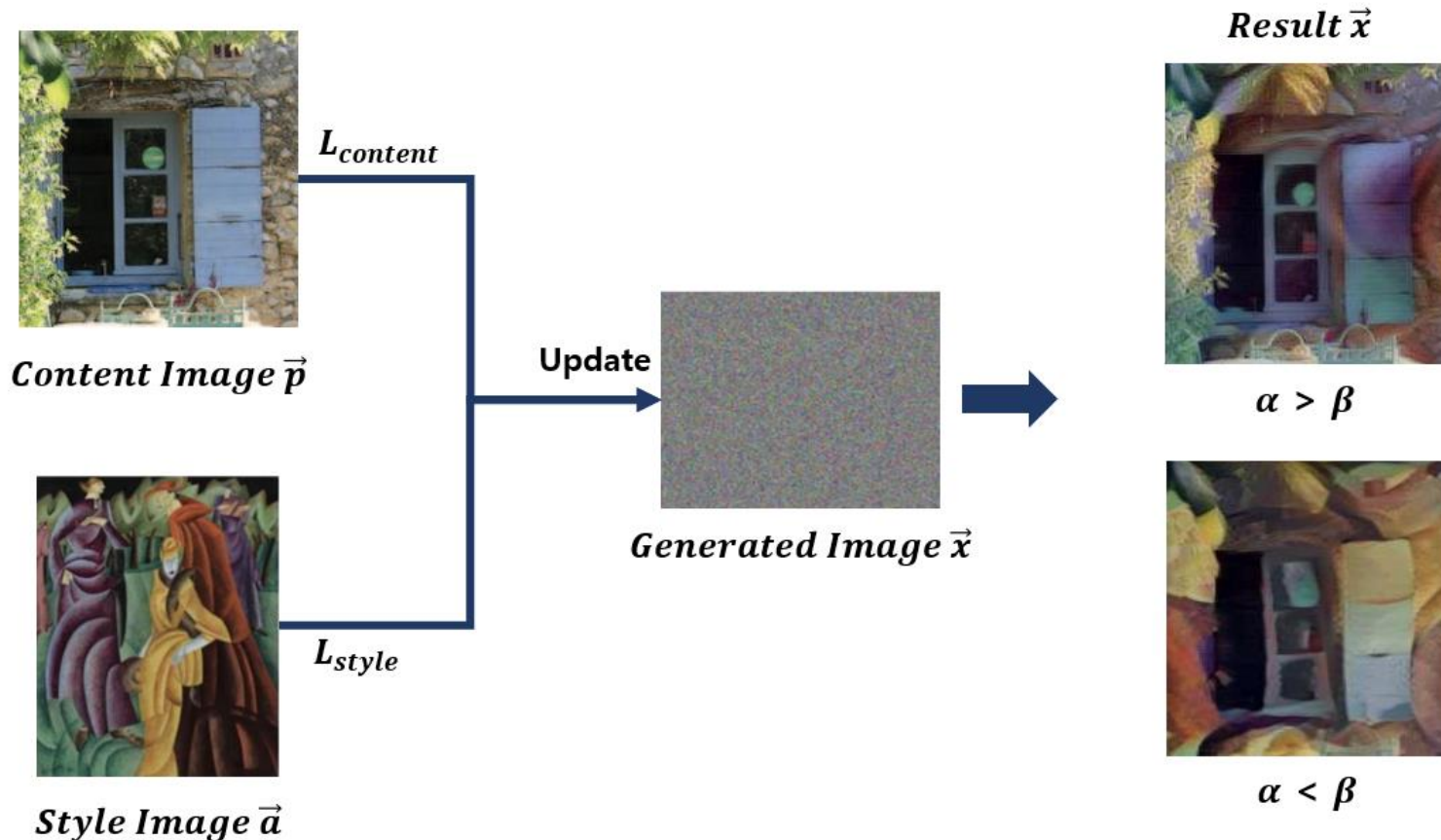


Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

• Method:

- Pretrained Network - VGG-19
- Style / Content Reconstruction

구체적인 픽셀 정보가 사라진 추상화 이미지는,
Generic feature를 더 잘 추출 -> Style 적용에 용이

Style Reconstructions

<채널 크기만큼 Gram Matrix 증가>

- (a) Conv1_1
- (b) Conv1_1, Conv2_1
- (c) Conv1_1, Conv2_1, Conv3_1
- (d) Conv1_1, Conv2_1, Conv3_1, Conv4_1
- (e) Conv1_1, Conv2_1, Conv3_1, Conv4_1, Conv5_1

Content Reconstructions

<Deeper → 구체적인 픽셀 정보 손실 (CNN과 유사)>

- (a) Conv1_2
- (b) Conv2_2
- (c) Conv3_2
- (d) Conv4_2
- (e) Conv5_2

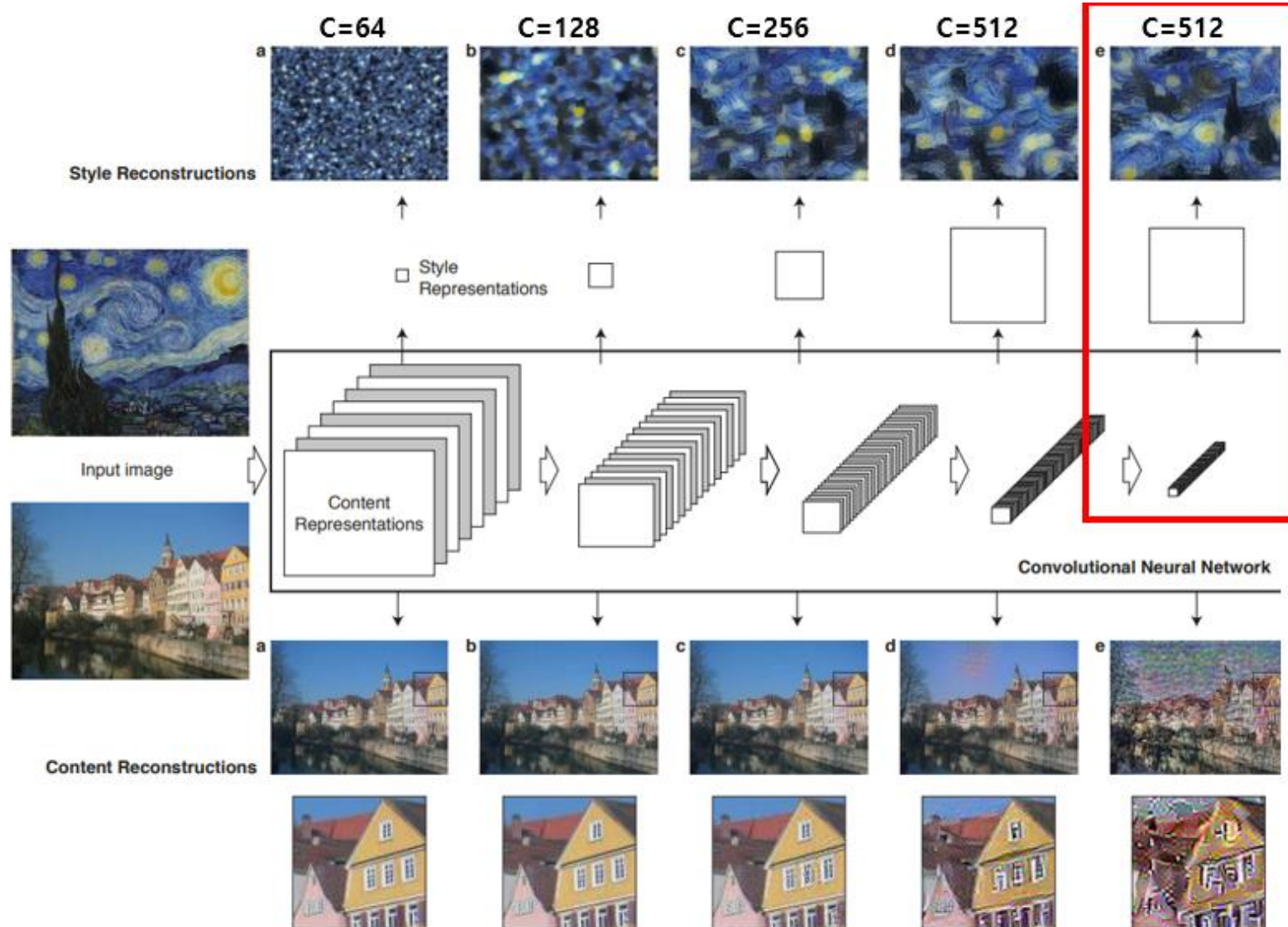


Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

- Method:
 - Style Transfer Algorithm

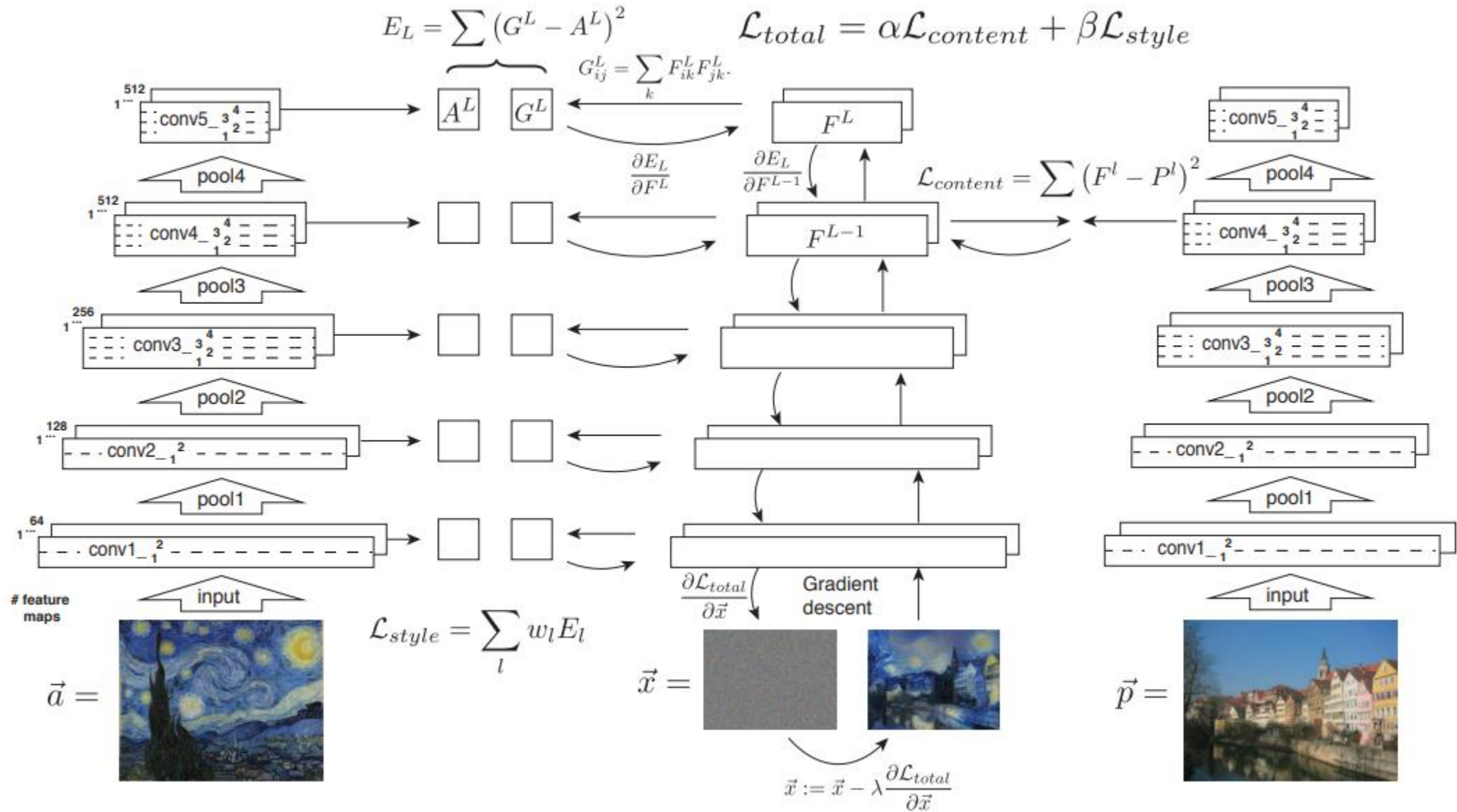


Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

- **Result:**

- Content와 Style 매칭 간의 Trade-off
- α, β 비율 조정에 따라 content / style 어디에 중점을 둘지 선택 가능 (서로 Trade-off)

$\alpha = 1$ 일 때, β 의 값에 따른 결과



Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

- **Result:**
 - Gradient descent의 초기화
 - 기존의 noise image를 input으로 두고 업데이트하는 방식에서 content / style image를 초기값으로 설정해도 좋은 성능을 보임

A: Input = Content Image



B: Input = Style Image



Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

- **Result:**
 - 예술작품이 아닌 실제 사진으로도 Style Transfer 시도
 - Style Image의 해상도가 높으면 성능이 잘 나오지 않음
 - Noise가 많아진다.

Style Image



Content Image



Image Style Transfer Using Convolutional Neural Network (CVPR 2016)

• 한줄 평:

- ✓ CNN을 기반으로 이미지의 스타일을 전송하는 방법을 제시한다. 굉장히 효과적이고, 흥미로운 연구 주제라고 생각한다.
- ✓ 하지만, 저자들이 언급한 바와 같이 feature map들의 상관관계를 정의하는 것에 있어 아직까진 한계가 있다고 생각된다. 고흐의 '별이 빛나는 밤'의 '별'은 Style이 아닌 하나의 객체지만 기계는 학습을 하는 과정에서 이를 Style로 인식한다.
- ✓ 이런 점에서 여전히 개선할 점이 있다고 생각한다.

