

A decorative graphic consisting of a large, light gray circle with a thin black outline. Two solid red dots are positioned on the circle's circumference, one in the upper-left quadrant and one in the lower-right quadrant.

Image style Transfer Using Convolutional Neural Networks

統計碩一 翁婉庭

內容

- 目標：圖像的風格轉換(style transfer)
- 問題：如何提取圖像的內容特徵(content feature)
及風格特徵(style feature)

→ CNN方法

- 風格轉換的模型架構：

→ 19-layer VGG-network

Image representation

方法: CNN

CNN特徵提取

特徵重建

Content Reconstructions:

→ Lower layers perfect

→ (點線特徵)

Style Reconstructions:

→ Higher layers perfect

→ (花紋特徵)

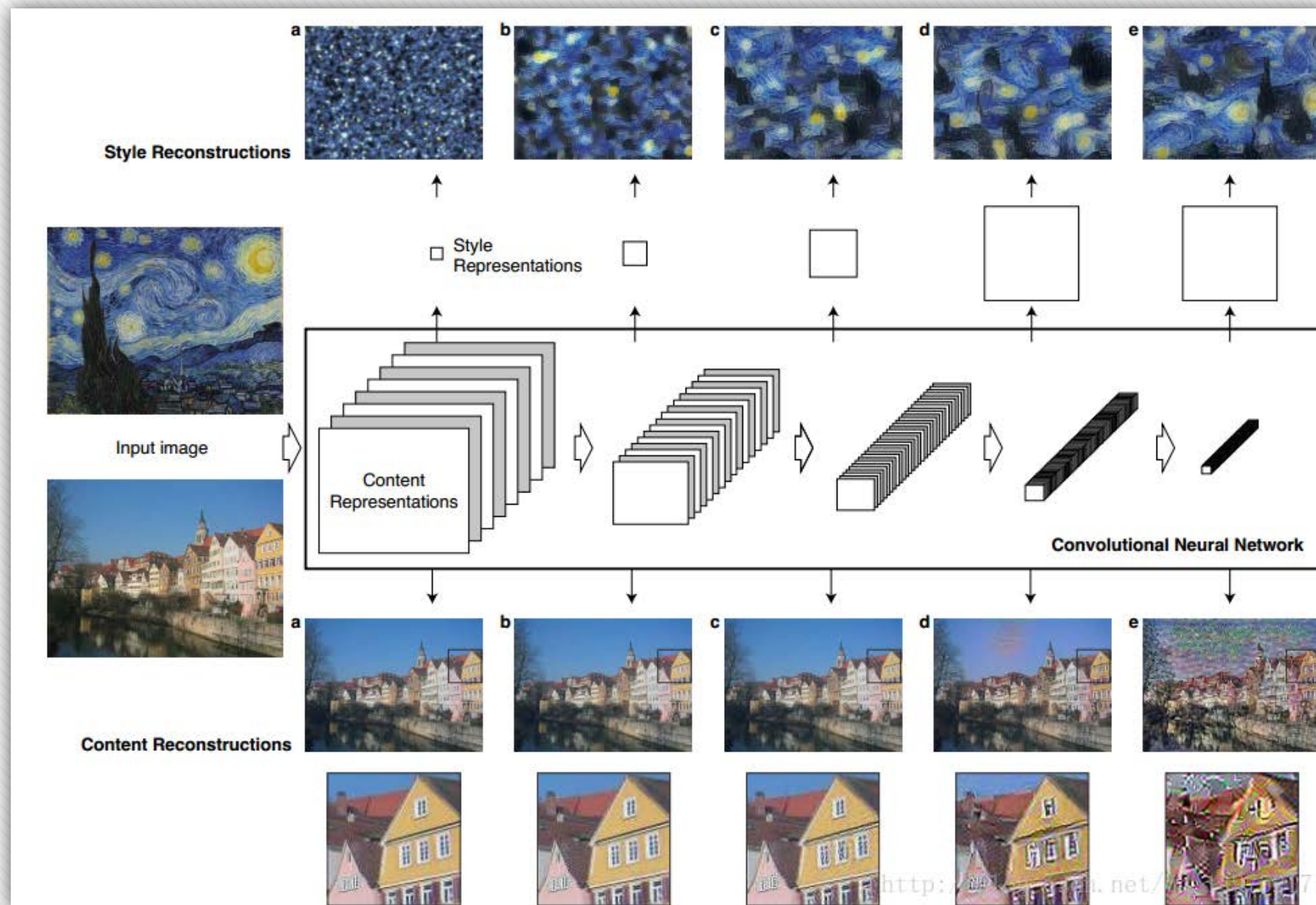


Image representation

Content representation:

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

→對 \vec{x} 採用梯度下降法來尋找符合原始圖像特徵的另外的圖像

Style representation:

\vec{p} : 原始圖像

\vec{x} : 初始化白噪音圖像(生成圖像)

p^l : 原圖像內容特徵

F^l : 白噪音圖像內容特徵

\vec{a} : 目標風格原圖像

\vec{x} : 初始化白噪音圖像(生成圖像)

A^l : 目標風格特徵

G^l : 白噪音圖像風格特徵

Layer l 的loss:

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

求相同層內各個特徵圖之間的相關程度:

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

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

→對 \vec{x} 採用梯度下降法來尋找符合目標風格特徵的另外的圖像

Style transfer

模型架構: 19-layer VGG-network

16層convolutional
5層pooling layers

模型是用imagenet資料集訓練的vgg19pre-trained model

- step1:分別計算存儲兩特徵
- step2:初始化一個隨機白噪聲，計算兩特徵
- step3:計算兩種特徵的loss
- step4:反向傳播loss，更新優化白噪聲
- step5:重複2~4，直到loss收斂

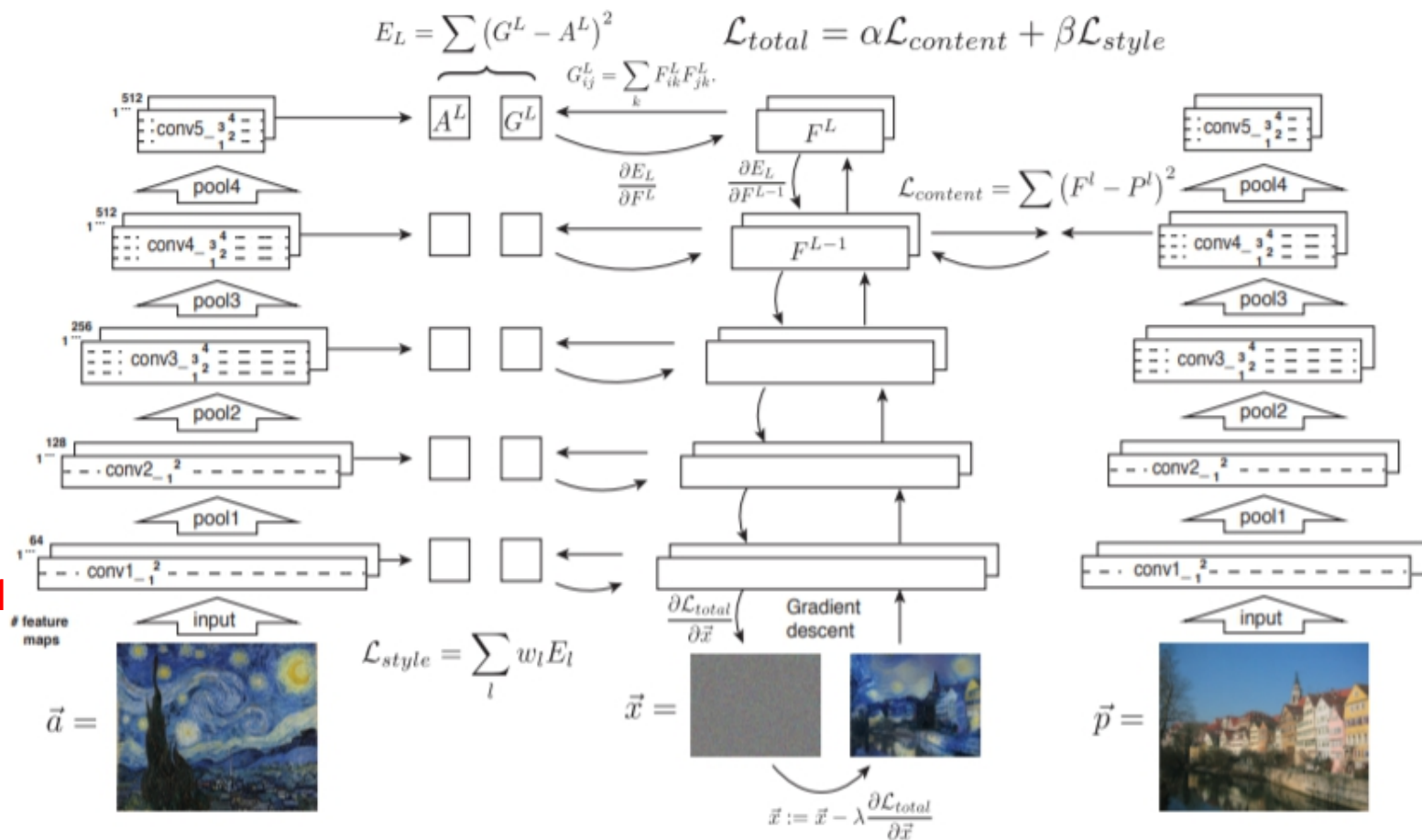
訓練完模型之後左邊取五層做style transfer
conv1_1 conv2_1 conv3_1 conv4_1 conv5_1

設定:

圖片原始大小:512*512

Pooling:2*2

Convolution:3*3



Result

原圖(待轉換)



風格圖像



轉換後的圖

圖片原始大小:512*512
迭代500次



Result

原圖(待轉換)



風格圖像



轉換後的圖

