

PairedCycleGAN: Asymmetric Style Transfer for Applying and Removing Makeup

2018/9/12 王诺

本文提出了一种基于 PairedCycleGAN 的无监督学习方法，实现在指定的人脸上画某一指定风格的妆容。其中 PairedCycleGAN 是基于 CycleGAN 提出的新框架。与图像域转换不同，妆容转移应用涉及两个不对称的函数，第一个函数在指定的面孔和化妆风格上实现妆容的转移，第二个函数实现妆容移除，在 PairedCycleGAN 中这两个函数分别由生成器 G、F 实现。PairedCycleGAN 为学习型网络，可以快速实现对任意人脸画任意指定妆。文章中给出了相关实验数据证明了该方法的有效性。

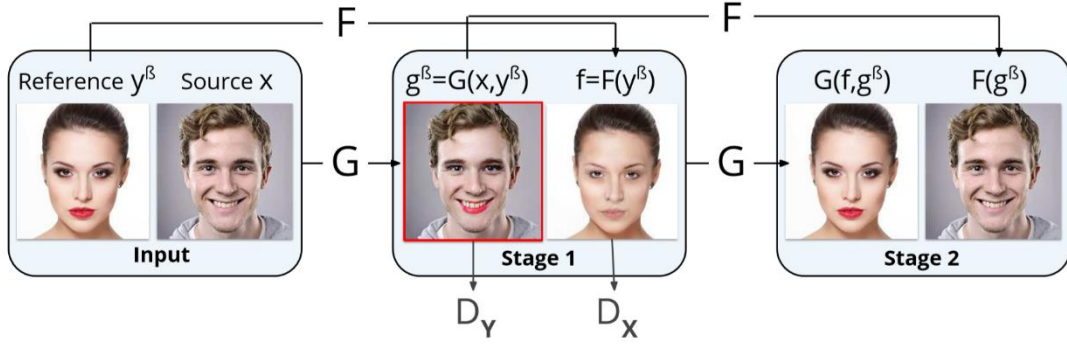


图 1

图 1 展示了本文所提出的 PairedCycleGAN 的基本架构，输入两张图像，一张指定人脸 x ，一张指定妆容 y^β ，生成器 G 实现对面脸进行化妆，输出为 $g^\beta = G(x, y^\beta)$ ；生成器 F 实现妆容移除输出 $f = F(y^\beta)$ ；之后再将 (f, g^β) 作为 G 的输入，输出 $G(f, g^\beta)$ ， g^β 作为 F 的输入，输出 $F(g^\beta)$ 。理想情况下， x 应与 $F(g^\beta)$ 一致， y^β 应与 $G(f, g^\beta)$ 一致。

$$L_G(G, D_Y) = \mathbb{E}_{y \sim \mathcal{P}_Y} [\log D_Y(y)] + \mathbb{E}_{x \sim \mathcal{P}_X, y \sim \mathcal{P}_Y} [\log(1 - D_Y(G(x, y)))] \quad (1)$$

$$L_F(F, D_X) = \mathbb{E}_{x \sim \mathcal{P}_X} [\log D_X(x)] \\ + \mathbb{E}_{y^\beta \sim \mathcal{P}_Y} [\log(1 - D_X(F(y^\beta)))] \quad (2)$$

$$L_I(G, F) = \mathbb{E}_{x \sim \mathcal{P}_X, y^\beta \sim \mathcal{P}_Y} [\|F(G(x, y^\beta)) - x\|_1] \quad (3)$$

$$L_S(G, F) = \mathbb{E}_{x \sim \mathcal{P}_X, y^\beta \sim \mathcal{P}_Y} [\|G(F(y^\beta), G(x, y^\beta)) - y^\beta\|_1] \quad (4)$$

$$L_P(G, D_S) = \mathbb{E}_{x \sim \mathcal{P}_X, y^\beta \sim \mathcal{P}_Y} [\log D_S(y^\beta, W(x, y^\beta))] \\ + \mathbb{E}_{x \sim \mathcal{P}_X, y^\beta \sim \mathcal{P}_Y} [\log(1 - D_S(y^\beta, G(x, y^\beta)))] \quad (5)$$

$$L = \lambda_G L_G + \lambda_F L_F + L_I + L_S + \lambda_P L_P \quad (6)$$

图 2

图 2 展示了 PairedCycleGAN 的损失函数。该损失函数可划分为三种类型：对抗性损失、一致性损失、补充的鉴别损失。公式 (1)、(2) 为第一种类型的损失，公式 (3)、(4) 为第二种类型的损失，公式 (5) 为第三种类型的损失。其中 (5) 是根据人脸图像和指定妆容的图像通过传统方式进行混合计算的结果和生成器 G 的输出结果进行鉴别得到的相关损失函数。

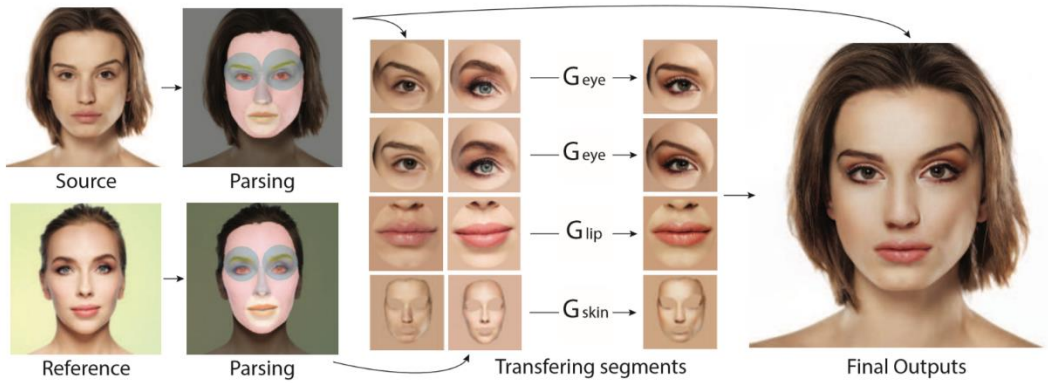


图 3

图 3 展示了对图像进行分割预处理，之后对每部分进行转化的过程。在网络输入大小受限的情况下，为实现高分辨率的图像精确转换，对图像进行分割处理。同时针对不同部位，由不同的 PairedCycleGAN 进行处理，得到了更理想的化妆效果。

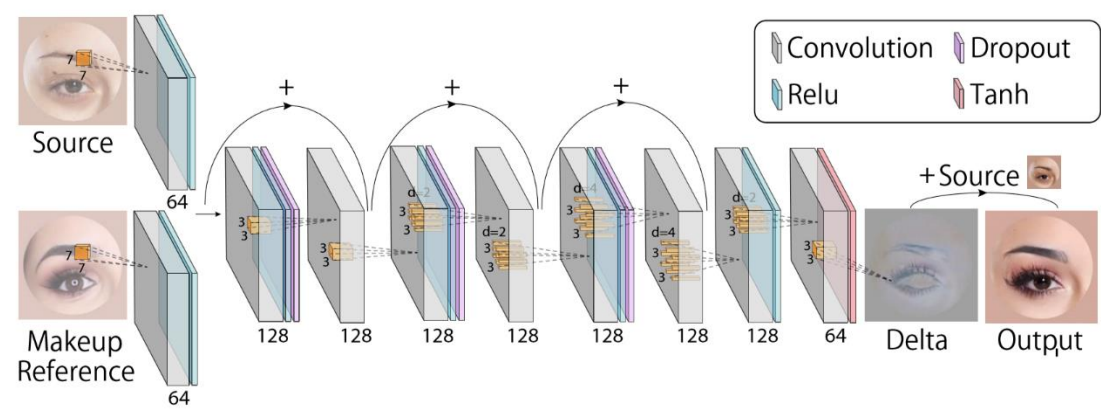


图 4

图 4 展示了生成器的网络架构，该网络为一个 DRN 网络 (参考 Dilated residual networks, CPVR17)。

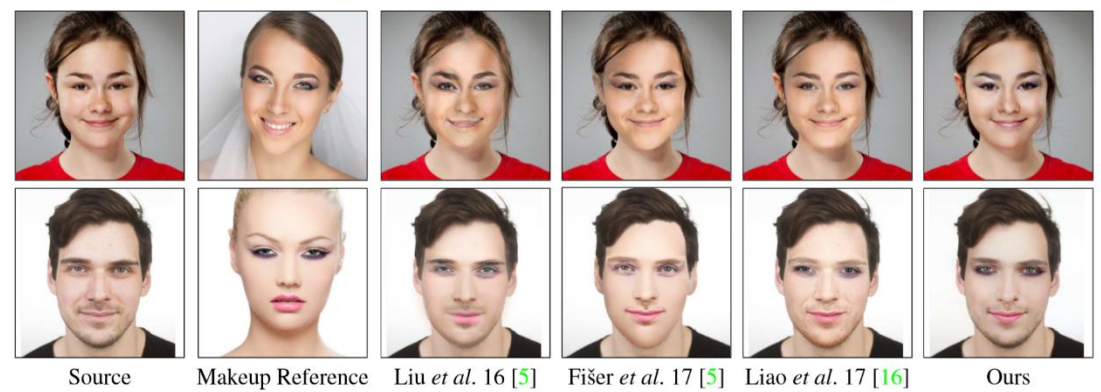


图 5

图 5 展示了对比实验结果，和其他方法相比，本文的方法得到了更自然、清晰、符合要求的图像。