

# CycleGAN

---

notes written by h1astro

## 核心要点

1. 图像翻译任务 需要对齐的图像对，但很多场景下无法获得这样的训练数据
2. 提出了一个基于非配对数据的方法，仍然可以学习到不同domain图像间的映射
3. CycleGAN是在GAN loss的基础上加入**循环一致性损失**，使得 $F(G(X))$ 尽量接近 $X$  (反之亦然)
4. 在训练集没有配对图像的情况下，对CycleGAN在风格迁移、物体变形、季节转换、图像增强等多个图像翻译任务中的生成结果做了定性展示
5. 与此前一些方法的定量比较，进一步显示了CycleGAN的优势

## 研究背景

双射 (Bijection)

既是单射又是满射的映射，即“一一映射”

- 映射：两个非空集合 $X$ 与 $Y$ 间存在着对应关系 $f$ ，而且对于 $X$ 中的每一个元素 $x$ ， $Y$ 中总有唯一的一个元素 $y$ 与 $x$ 对应
- 单射 (injection)：对于 $X$ 中不同的元素 $x$ ，其所对应 $y$ 也各不相同
- 满射 (surjection)：对于 $Y$ 中的每一个元素 $y$ ，都至少存在一个 $x$ 与其对应

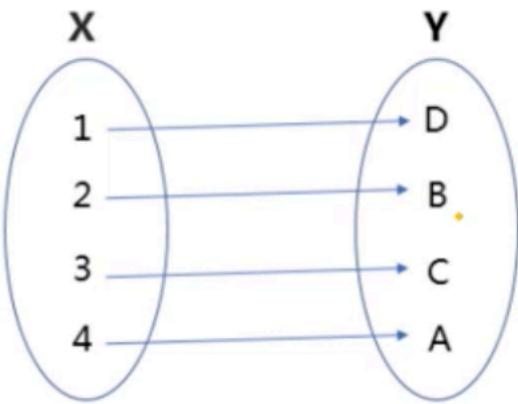


图1 双射 (单射与满射)

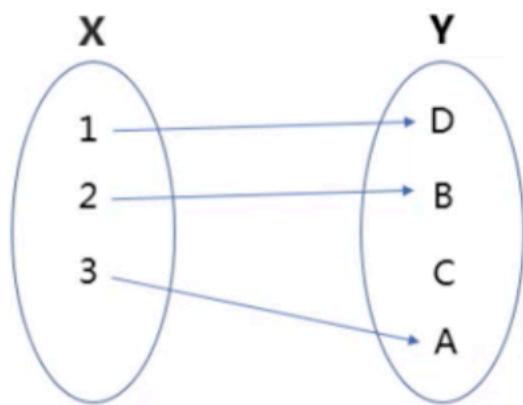


图2 单射但非满射

[https://blog.csdn.net/feat\\_ct](https://blog.csdn.net/feat_ct)

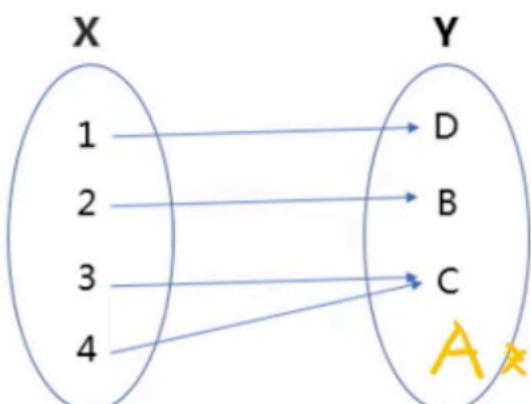


图3 满射但非单射

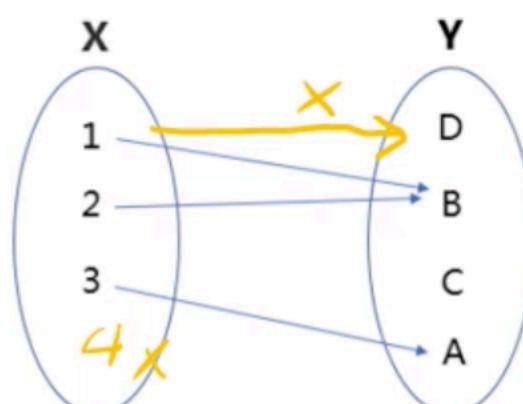


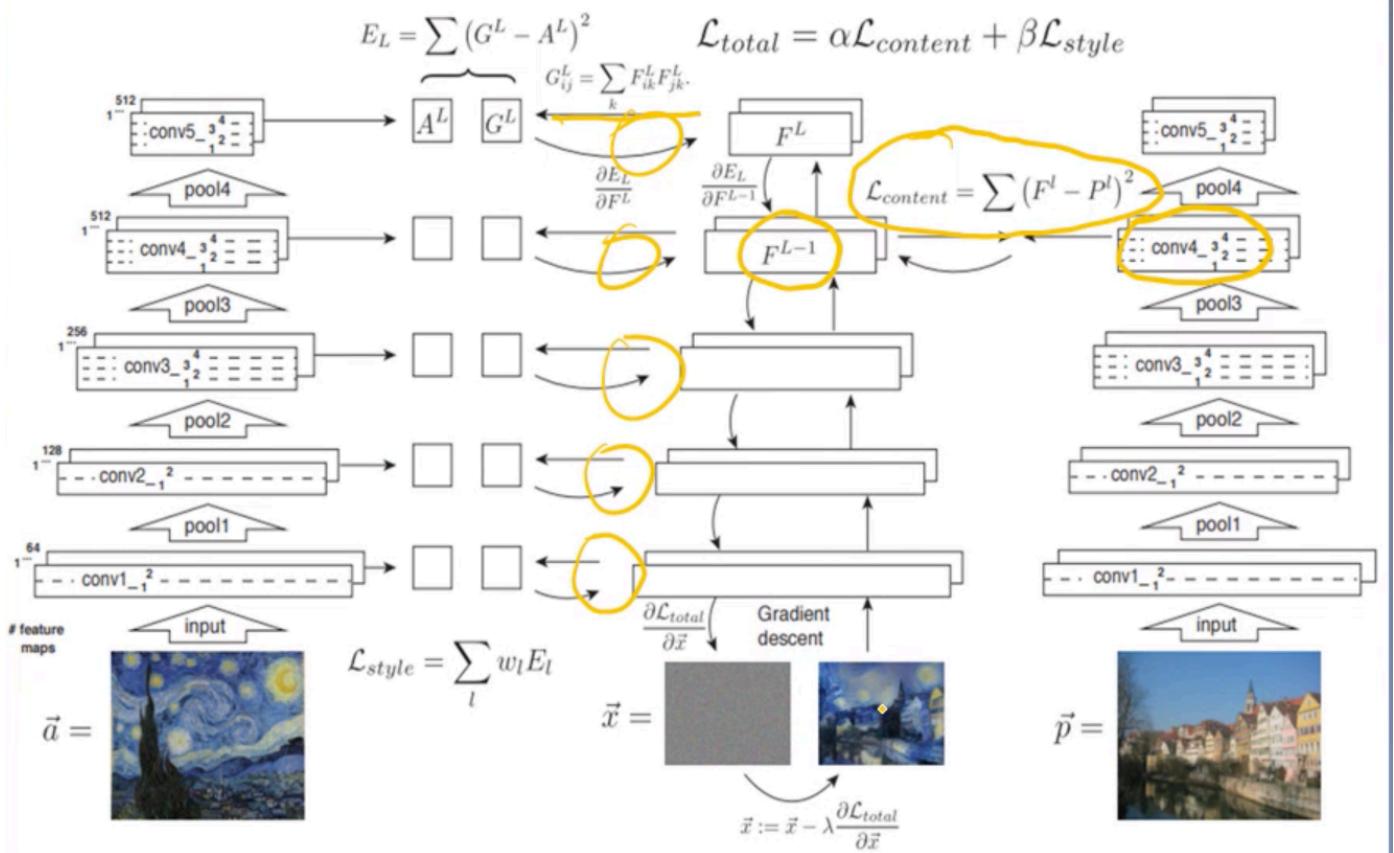
图4 非满射非单射

## 域自适应/泛化 (Domain Adaptation/Generalization)

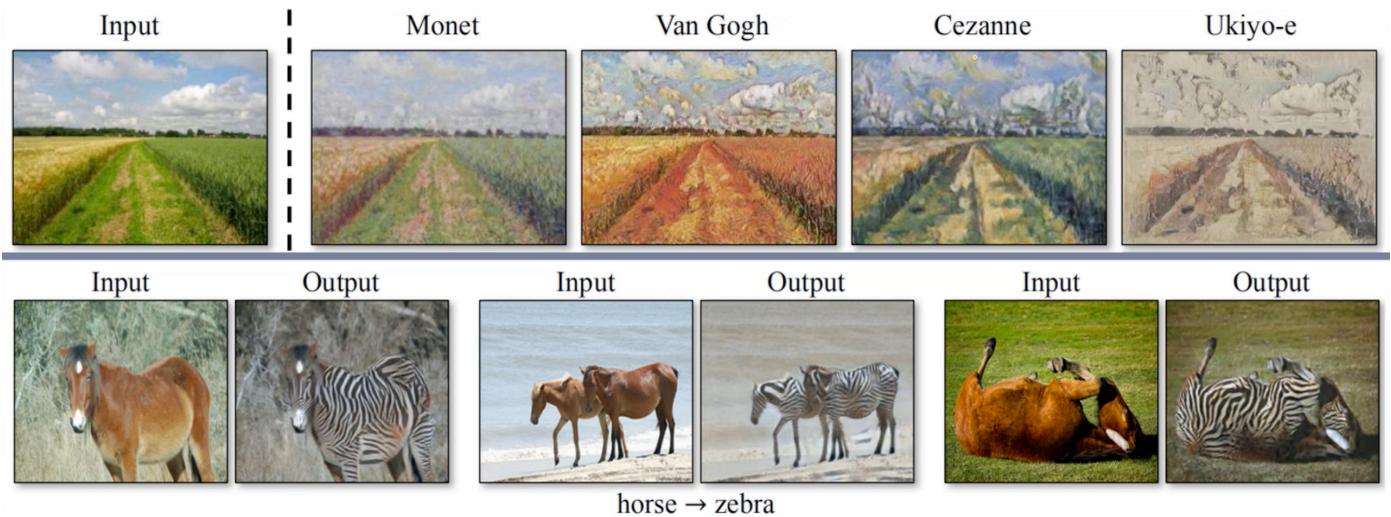
- domain自适应/泛化是迁移学习的一块重要研究领域
- 不同形式和来源的数据，其domain各不相同，数据分布存在域差异 (domain discrepancy)
- 而domain自适应/泛化的目标，就是学习到不同domain间的域不变 (domain invariant) 特征

## 神经风格迁移 (Neural Style Transfer)

- 在CNN中，通过CV任务学习到的content表征和style表征可以进行区分
- Gram矩阵：一组向量间两两的内积所组成的矩阵，称为这组向量的Gram matrix，它可以表示这组向量的长度以及之间的相似程度
- 使用预训练CNN模型中的高层feature作为输入图像的content表征，使用各层feature的Gram矩阵作为输入的style表征



## 研究成果





winter Yosemite → summer Yosemite

Input	Output	Input	Output	Input	Output	Input	Output

花的背景虚化

## 研究意义

- 在pix2pix的基础上，通过引入循环一致性，减少了对配对数据集的需求，进一步拓展了GAN在图像翻译领域的应用范围
- 进一步验证了GAN+循环一致性/对偶（dual）的思路，可以在无监督Domain Adaptation的领域中取得不错的效果