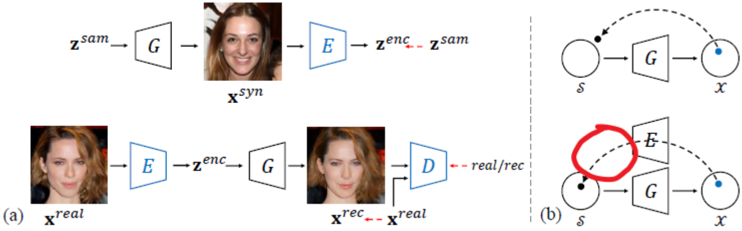
应用 MCMC 方法的逆向 GAN 过程

Department of Mathematics
Shanghai Jiao Tong University

2020 年 12 月 4 日

问题



我们本次的算法主要在解决图中红圈位置的问题，即论文中所提及的以下最优化问题：

$$z^{inv} = \arg\min_{z} ||x - G(z)||_2 + \lambda_3 ||F(x) - F(G(z))||_2 + \lambda_4 ||z - E(G(z))||_2 \tag{1}$$

我们打算采用 MCMC 采样的方法代替论文中的随机梯度下降的方法来解决这个最优化问题。

Metropolis-adjusted Langevin 算法

Metropolis-adjusted Langevin 算法是一种基于梯度信息的 MCMC 方法，利用了 MCMC 方法的形式对梯度下降法进行了改进，并引入了 Metropolis-adjustment。
具体算法如下：(MALA)

$$
\begin{aligned}
&input: x^0, stepsizes\{h^k\} \\
&for\ k = 0, 1, 2, \ldots, K-1\ do \\
&\qquad x^{k+1} \leftarrow x^k - h^k \bigtriangledown U(x^k) + \xi \\
&\qquad if\ \ \frac{p(x^k|x^{k+1})p^*(x^k)}{p(x^{k+1}|x^k)p^*(x^{k+1})} < u\ then \\
&\qquad\qquad x^{k+1} \leftarrow x^k \qquad\qquad \triangleright\ Metropolis - adjustment \\
&Return\ x^k
\end{aligned}
\tag{2}
$$

算法说明

算法中 x^k 即为当前样本，即我们所求的 latent code。在算法迭代过程中，每次对 latent code 进行采样，并以一定概率对样本进行接受-拒绝选择，并以最终的样本作为算法的结果。

其中 U 即为该问题中的损失函数，ξ 是一个以 0 向量为均值，$2 * h^k$ 为方差的正态随机变量，条件 $p(x^k|x^{k+1})$ 符合以 $x^k - h^k \bigtriangledown U(x^k)$ 为均值的正态分布，u 是一个 $[0, 1]$ 上的以均匀分布采样的随机数。

实现

由于 Encoder 是由 GAN 生成的数据集训练所得，因此我们可以假设在 Encoder 的输出结果附近，存在一个我们所要求的目标 latent code，因此我们利用梯度信息在 Encoder 的输出结果附近进行随机采样，取一个更优的采样结果作为最终的 latent code，以此对计算结果进行优化。
我们将原来的实现中的利用 Adam 优化 latent code 的方法改为了利用 MALA 对该优化问题进行求解，希望通过速度更快的采样方法来替代了需要大量迭代的随机梯度下降方法。目前仍然在对算法的个参数进行进一步的调整优化中。

结果展示