# Semi-Supervised Learning with GAN

**摘要**:

我们通过强制判别器输出类标签拓展了GAN到半监督内容，我们训练一个生成模型G和判别模型D。训练时，D产生N+1项预测，多出来的一项对应于生成器G的输出。我们证明了这种方法能够用于产生更多数据有效的分类器而且比常规GAN产生高质量样例。

**Introduction**:

GAN已经取得了良好的效果。生成器G和判别器D在相互冲突的目标间训练。G接收噪声向量并输出图片;D接收图片输出预测是否输入图片是来源于G的。训练G就是用于最大化D出错概率的，训练D则是最小化出错概率。完成这个idea，一种是通过级联CNN产生好的输出样例，一种甚至好的样例都是由单个的G生成。我们想了个办法同时解决半监督分类任务和学习G。例如，我们学习了一个G在MNIST数据集上在我们训练一个图像分类器C时。我们不是第一个把GAN用于半监督上的，CatGAN修改了目标函数来将观测样本和预测类分布间的相互信息纳入考量。

后来证明了学习表示的效用，但是他有几个不好的属性，首先，通过D学习到的表示来改进C不是很惊喜-他似乎应该就有作用。而且，学习一个好的C能改进D的表现也不让人意外。例如，在C的输出中有很高的熵的图片更有可能是来自G的。如果我们只是用D的学习表示来增强C，我们没有利用到他的优点。第二，利用 D 学习到的表示不能同时训练 C 和 G。本文的motivation就是：如果通过改善 Ｄ可以改善C，并且改善 C 可以改进 D（which we know improves G）然后我们可以结合一些反馈循环的优势，所有的3个成分都可以相互迭代的相互促进相互学习。

**Contributions**：

·我们描述了一个新GAN能够同时学习G和C，我们叫他SGAN。

·我们表明，SGAN在没有生成组件的基线分类器上提高了受限数据集的分类性能。

·我们证明了SGAN可以有效提高生成样本质量并减少G的训练时间。

**2 SGAN model**

正常GAN中的D输出从数据生成分布中提取的输入图像的估计概率。传统来将它是由前馈网络末尾的sigmoid单元实现的，但是他也能由softmax单元实现。一旦修改完成，就很容易看到D有对应的N+1个输出，在这种情况，D和是一样的。

**Conclusion**：

·Share了部分权重，它可以使部分权重用于判别，部分权重用于分类(对应D和C)。

·让G产生类标签。

·引入一个阶梯网络(Rasmus等人，2015年)L来代替D/C，然后使用来自G的样本作为未标记的数据来训练L。