# Good Semi-supervised Learning

# That Requires a Bad GAN

**Abstract**：

基于半监督的GAN方法得到了很多成果，但是他不清晰——1)判别器是如何从与生成器的联合学习中收益的。2)为什么好的半监督分类器表现和好的生成器不能同时获得。理论上讲我们表明给定判别器目标，好的半监督学习实际上需要坏的生成器，并提出了偏好生成器的定义。从经验上讲，我们根据我们的分析得出了一个新的公式，它大大改善了特征匹配GAN。

**Introduction**：

最近GAN被证明能产生真实图片，FMGAN将GAN应用于K-class半监督分类，生成器的目标是匹配生成器分布和真实分布的一阶特征统计量。尽管特征匹配改良了半监督分类表现，问题仍然存在——首先，还是不清楚为什么判别器的形式能够改善表现当和生成器相结合时。其次，好的半监督学习和好的生成器不能同时出现。例如，FMGAN观察到小批量判别器产生图像比特征匹配更好，但是特征匹配的半监督学习表现更好。[21]也是如此，更好的图像和更好的半监督表现之间存在trade-off。

我们的工作通过几步来解决这些问题，首先我们发现给定（K+1）类的基于GAN的半监督判别器公式，好的半监督学习需要“BAD”生成器。BAD意味着生成器分布不应该与训练数据分布匹配。所以我们给出了偏好生成器的概念，产生样本空间的补充样例。理论上，在这种温和的假设下，我们发现一个适当优化的判别器得到正确的决策边界在特征空间的高密度区域如果生成器是补充生成器。

基于我们的理论见解，我们分析了为什么特征匹配是在二维小数据集上工作的，而且我们发现了特征匹配的几个缺点。在我们的方法中，生成器最小化声称其分布和目标分布的KL散度为真实分布中密度较低的数据点分配高密度，对应于我们补充生成器的理念。此外，为了在理论分析中加强我们的假设，我们在判别器目标中添加了条件熵项。

**Related Work**：

除了feature matching 方法，还有一些其他工作连接了对抗学习和半监督。·CatGAN用多任务分类器代替了二分类分类器，然后同时训练G和D使用信息理论标准在无标注数据上。·从正则化的观念来看，VAT(虚拟对抗学习)通过寻找虚拟对抗样本来有效平滑分类器输出的分布。VAT和我们的方法具有相似的优点，都是从辅助的非真实样本而非真实样本中学习。与以前的方法不同，[24]提出训练条件生成器在对抗学习中来得到完整的能直接用于额外训练的样本对，Triple GAN也借鉴了条件生成器的idea，但是使用对抗损失来匹配两个模型联合分布的等式。

**3 Theoretical Analysis**:



·第一项是最大化监督学习的有标注数据被分到前K类的对数条件概率

·第二项是最大化无标注数据被分到前K类的对数条件概率

·第三项是最大化生成数据在D中被分到第K+1类的对数据条件概率

——判别器的定义。

**3.1 Perfect Generator**:

完美生成器意味着生成器分布PG和真实数据分布完全匹配。

观点1就是说对于任意监督目标的最优解D，总是存在(K+1)类目标的最优解D\*使得D和D\*共享相同的泛化误差。从另一个角度来说，使用(K+1)类作为目标并没有使模型避免经历监督学习时的高泛化误差。因为所有的最优解都与(K+1)类目标等价，所以优化算法才是决定模型能够达到哪个特殊解，和能达到怎样的泛化能力。这表明，当生成器是完美的时候，(K+1)类目标本身无法提高泛化性能。事实上，在许多应用中，几乎无限的无标注数据是空闲的，所以为了纯粹的抽样目的学习一个完美生成器不应该是有用的。在此基础上，我们的理论认为不仅生成器是没有帮助的，当生成器是完美的时候无标注数据也不会得到有效的利用。

**3.2 Complement Generator**:

函数f使得数据点从输入空间映射到特征空间