## 中文标题：

**生成式对抗网络GAN 的研究进展与展望**

## 一句话概述：

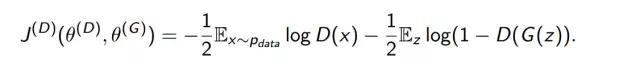
本文综述了生成式对抗网络GAN的研究进展与未来的发展趋势，提出人工智能新的一个发张趋势，以及王飞跃提出的复杂系统建模与调控的ACP理论和平行系统方法，强调虚实互动，构建人工系统来描述实际系统，利用计算实验来学习和评估各种计算模型

## 摘要：

生成式对抗网络GAN (Generative adversarial networks) 目前已经成为人工智能学界一个热门的研究方向. GAN的基本思想源自博弈论的二人零和博弈, 由一个生成器和一个判别器构成, 通过对抗学习的方式来训练. 目的是估测数据样本的潜在分布并生成新的数据样本. 在图像和视觉计算、语音和语言处理、信息安全、棋类比赛等领域, GAN 正在被广泛研究,具有巨大的应用前景. 本文概括了GAN 的研究进展, 并进行展望. 在总结了GAN 的背景、理论与实现模型、应用领域、优缺点及发展趋势之后, 本文还讨论了GAN 与平行智能的关系, 认为GAN 可以深化平行系统的虚实互动、交互一体的理念, 特别是计算实验的思想, 为ACP (Artificial societies, computational experiments, and parallel execution) 理论提供了十分具体和丰富的算法支持.

## 亮点解读

1. GAN与传统模型的优势：
2. 它生成的数据的复杂度和我们的维度是线性相关的。也就是说如果你要生成一个更大的图像，你并不会像传统模型一样面临指数上升的计算量，它只是一个神经网络线性增大的过程
3. 第二个是它的先验假设非常少，这是相比传统模型最大的一个优点。与以往最突出的一点不同是，我们这里不对数据进行任何的（显式参数分布）假设
4. 第三个是它可以生成更高质量的样本。但是这个原因是为什么，目前还没有很好的一个说明
5. 提出了这样一个原始的判别器性能函数。它实际上是一个普通二分类问题的交叉熵损失函数。区别在于，他的训练数据分为两部分，一部分来自于真实数据集，一部分来自于生成器。前半部分目标是确保真实数据分类正确，第二部分是希望它能够有效判别出来数据是不是假的



1. GAN遇到的问题

收敛问题：GAN的收敛是很困难的

最主要的原因来源于两部分。第一，就是梯度消失的问题，也就是前面说到的，最小化J-S散度时，我们的生成器会存在梯度消失的问题，那么我们需要设计一些更好的损失函数，使得梯度消失问题得到解决。第二个就是模式崩塌问题，也就是说我们的生成器可能生成同样的数据而不是多样的数据。

1. 数据采样很昂贵

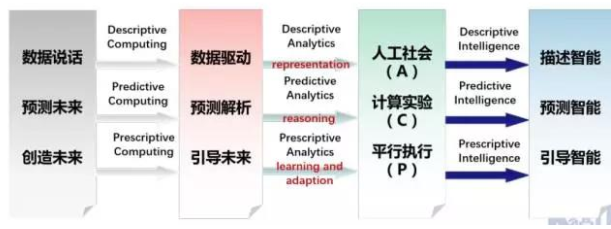
我们需要很高的代价去采集它，那我们可以设计一个这样的框架，enhancedGAN，我们将GAN生成的数据给增强学习去处理。

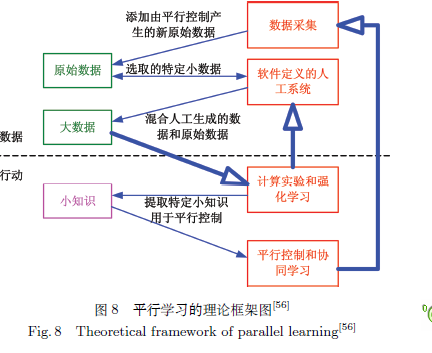
1. 模仿学习是GAN的另一个有趣的应用

在本文中，我们不直接学习reward function，而是直接学习状态到行为的映射(s\_t, a\_t) 这里面的s\_t 相当于GAN中的G，而a\_t 相当于GAN中的G(z)，我们通过这样的结构直接将专家的行为定义为映射，而不需要经过中间的步骤。

1. 牛顿系统与默顿系统

牛顿系统与默顿系统的区别在于，对于牛顿系统，你的分析不改变它的行为，而默顿系统中，你的分析一定会改变它的行为。模型与实际行为会产生一个巨大的鸿沟。这个鸿沟一是靠数据填补，二是靠平行加持。





## 论文总结

CAN作为一种生成式模型，不直接估计数据样本的分布，而是通过模型学习来估测Ⅶ潜在分布，并生成分布的新样本，这种从潜在分布生成“无限”新样本的能力，在图像和视觉计算，语音和语言处理，信息安全等领域具有重大的应用价值。