

DOI: 10.13382/j.jemi.B1901941

# 生成对抗网络 GAN 的发展与最新应用\*

陈亮<sup>1</sup> 吴攀<sup>1</sup> 刘韵婷<sup>1</sup> 刘晓阳<sup>1</sup> 杨佳明<sup>1</sup> 姜余<sup>2</sup>

(1. 沈阳理工大学 自动化与电气工程学院 沈阳 110159; 2. 沈阳师范大学 美术与设计学院 沈阳 110011)

**摘要:**近年来,生成式对抗网络(generative adversarial nets, GAN)迅速发展,已经成为当前机器学习领域的主要研究方向之一。GAN 来源于零和博弈的思想,其生成器和鉴别器对抗学习,获取给定样本的数据分布,生成新的样本数据。对 GAN 模型在图片生成、异常样本检测和定位、文字生成图片以及图片超分辨率等多方面进行了大量的调查研究,并在这些 GAN 的应用所取得的实质性进展进行了系统的阐述。对 GAN 的提出背景与研究意义、理论模型与改进结构,以及其主要应用领域进行了总结。通过对 GAN 在各方面的应用分析,对 GAN 的不足以及未来发展方向进行综述。

**关键词:**机器学习;对抗学习;生成对抗网络;理论模型

**中图分类号:** TP183;TN919.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

## Development and application of the latest generation against the network of GAN

Chen Liang<sup>1</sup> Wu Pan<sup>1</sup> Liu Yunting<sup>1</sup> Liu Xiaoyang<sup>1</sup> Yang Jiaming<sup>1</sup> Jiang Yu<sup>2</sup>

(1. College of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China;

2. College of Fine Art and Design, Shenyang Normal University, Shenyang 110011, China)

**Abstract:** In recent years, generative adversarial nets (GANs) have developed rapidly and have become one of the main research directions in the current machine learning field. GAN is derived from the idea of zero-sum game. Its generator and discriminator are opposed to learning. The purpose is to obtain the data distribution of a given sample and generate new sample data. A large number of investigations have been made on GAN models in image generation, abnormal sample detection and location, text generation pictures and picture super-resolution. The substantial progress made in the application of these GANs has been systematically explained. The background and research significance, theoretical model and improved structure of GAN, and its main application fields are summarized. The shortcomings of GAN and its future development direction were summarized.

**Keywords:** machine learning; confrontational learning; generating confrontation network(GAN); theoretical model

## 0 引言

生成式对抗网络(generative adversarial nets, GAN)是 Goodfellow 等<sup>[1]</sup>在 2014 年提出的。GAN 思想的本质是一种二人零和博弈的思想(two-player game),即两个人的利益之和是一个常数,GAN 主要由生成模型和鉴别模型两部分组成。生成模型 G 和鉴别模型 D 分别作为博弈的两方,学习真实的数据分布,生成与真实数据一样的

数据<sup>[2]</sup>。GAN 的应用领域涵盖从生物学到物理学,从计算机科学到社会科学,来自不同领域的学者已经从不同的角度研究了 GAN<sup>[3-5]</sup>。

深度神经网络(DNN)已经在监督学习和半监督学习方面取得了很大的进步,主要表现在计算机视觉、语音识别、音频处理、自然语言处理,机器人学习等方面<sup>[5-7]</sup>,但是针对可扩展任务的无监督学习研究力度远远不够。如常见的 DBN、PixelRNN、WaveNet<sup>[8-10]</sup>网络产生样本比较慢,而且不能在采样序列生成不同的数据;变分自动编

收稿日期: 2019-01-03 Received Date: 2019-01-03

\* 基金项目:国家重点研发计划(2017YFC0821001)、国家重点研发计划(2017YFC0821004-5)、辽宁省教育厅基本科研项目(LG201707)、辽宁省自然科学基金(20170540788)资助项目

码器 (variational autoencoder, VAE)<sup>[11]</sup> 生成的样本模糊; 玻尔兹曼机和 GSNs 在生成样本过程中多次使用马尔科夫链<sup>[12-13]</sup> 进行迭代, 导致计算复杂度高。生成对抗网络 GAN 的出现, 为复杂数据分布上的无监督学习做出了巨大贡献的<sup>[14-15]</sup>。通过对 GAN 在各方面的应用分析, 找出 GAN 未来方向的发展方向。

## 1 生成对抗网络

### 1.1 GAN 的模型结构

GAN 的生成模型用来获取真实的数据分布, 判别模型预测输入是来自真实数据还是来自生成模型产生的数据<sup>[16]</sup>。GAN 输入真实数据  $x$  和随机变量  $z$ , 同时训练 G 和 D 两个模型, GAN 的网络结构如图 1 所示, G 的目的是令  $D(G(z))$  足够大, 最大化来自生成样本的正确标签的可能性, 尽可能的生成与真实数据一样的数据, 使判别器判断不出来生成的数据  $G(z)$  是假数据; D 的目的是使  $D(G(z))$  足够小, 尽可能正确的判断输入数据是真实数据还是假数据, 判别器输入一个  $0 \sim 1$  的数, 表示数据来自真实数据的概率, 1 表示输入的数据来自真实数据, 0 表示输入的数据是生成器生成的尽可能服从真实数据分布的假数据, 判别器的输入类型为  $(x, \text{real}, 1)$  和  $(x, \text{fake}, 0)$ , 经过多次的对抗调整, 最后生成器和判别器达到一个动态平衡, 即纳什均衡 (为了自身利益的最大化, 没有任何单独的一方愿意改变其策略)。

式中:  $x$  表示真实数据;  $z$  表示随机变量;  $G(z)$  表示生成器生成的服从真实数据分布的样本;  $D(x)$  表示判断输入的数据来自真实数据的概率;  $D(G(z))$  表示判断输入的数据来自生成的假数据的概率。生成器和鉴别器交替迭代, 其中 G 和 D 都极力优化自己的网络, 形成一种竞争对抗状态, 直到模型收敛, G、D 双方达到纳什均衡, 但是在训练初期, 若是生成器的生成效果很差, 则判别器会以高置信度拒绝生成样本,  $\log(1 - D(z))$  很容易达到饱和, 因此选择最大化  $\log D(G(z))$ , 而不是最小化  $\log(1 - D(z))$ 。利用交叉熵损失函数计算判别器的损失, 判别器的损失函数:

$$-((1 - y) \log(1 - D(G(z))) + y \log D(x)) \quad (3)$$

生成器损失函数:

$$(1 - y) \log(1 - D(G(z))) \quad (4)$$

最终的损失函数为:

$$(1 - y) \log(1 - D(G(z))) (2 * \bar{D}(G(z)) - 1) \quad (5)$$

更新完判别器的参数再更新生成器的参数。GAN 的竞争对抗优化过程可以描述为:

$$\min_c \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (6)$$

其中  $x \sim p_{data}(x)$  表示  $x$  服从真实数据分布,  $z \sim p(z)$  表示  $z$  服从高斯分布,  $E(*)$  为数据期望。

当  $P_g = P_{data}$  时 ( $P_g$  表示生成的数据服从真实数据分布,  $P_{data}$  表示真实数据的分布), 网络模型达到最好的结果, 此时生成器生成了与真实数据一样的样本, 判别器再也判别不出来数据是真实数据还是生成器生成的数据。

### 1.3 基于 GAN 网络模型的改进

2014 年 GAN 提出之后, 虽然生成了与真实数据几乎一样的数据样本, 但是 GAN 在不同的应用领域存在许多问题, 例如生成模型和判别模型的训练不能同步, 生成模型生成垃圾数据, 数据不能控制, 训练困难等问题。为了解决这些问题, GAN 的模型结构被改进, 出现了大量改进的 GAN 模型, 部分 GAN 的改进模型<sup>[1, 16-20]</sup> 的网络结构如图 2 所示。

#### 1) CGAN

为了解决 GAN 在生成数据时, 不能控制正在生成的数据模式, 致模型训练崩塌, 同时向 GAN 的生成模型和判别模型加入约束条件, 给定一个数据  $y$ , 构成有条件的生成对抗网络 CGAN<sup>[3]</sup>, 学习从输入到输出的一对多映射, CGAN 的目标函数:

$$\begin{aligned} LcGAN(G, D) = & E_{x, y \sim P_{data}(x, y)} [\log D(x, y)] + \\ & E_{x \sim P_{data}(x), z \sim p(z)} [\log(1 - D(x, G(x, z)))] \end{aligned} \quad (7)$$

CGAN 从 RGB 图像扩展到多光谱图像, 建立

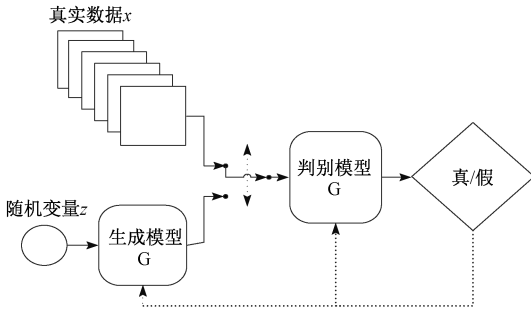


图 1 GAN 的网络结构

Fig. 1 GAN's network structure

### 1.2 GAN 算法的训练过程

生成器输入随机噪声, 判别器输入真实数据和生成器生成的数据, 训练过程中固定生成器或判别器的一方, 更新另一方的权重, 判别器 D 据式 (1) 随机梯度上升更新, 生成器 G 据式 (2) 随机梯度下降更新。

$$\nabla \theta_d \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\log D(x^{(i)}) + \log(1 - D(G(z^{(i)})))] \quad (1)$$

$$\nabla \theta_g \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(z^i))) \quad (2)$$

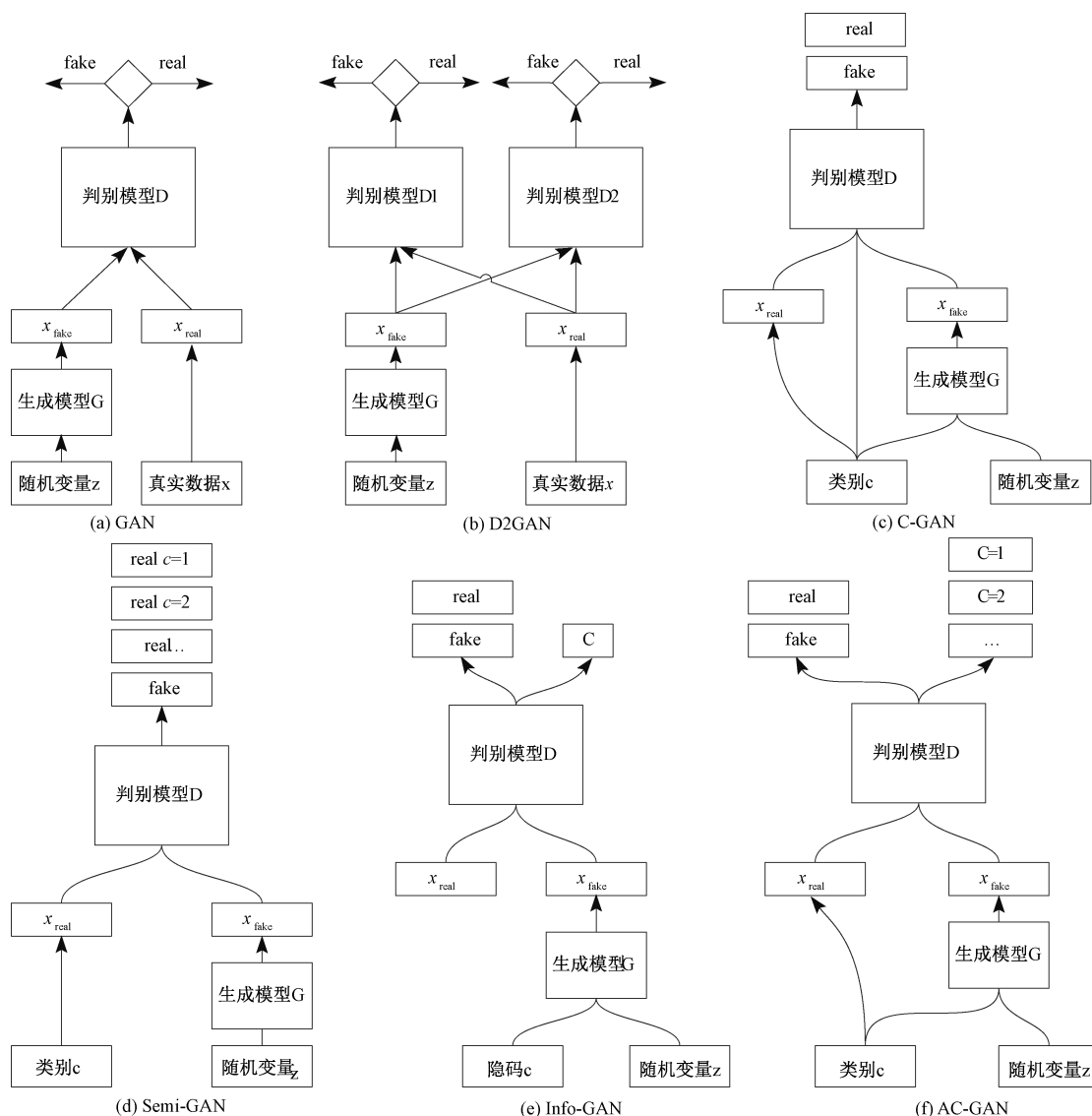


图 2 GAN 改进模型的网络结构

Fig. 2 Improved network GAN architecture model

McGAN<sup>[21]</sup> 网络模型结构, 处理生成的图片并对图片去噪。

2) AC-GAN

AC-GAN 作为一个新的条件生成对抗网络的框架, 其在生成器的输入加入类标签  $c \sim p_c$ , 结合输入  $z$  生成  $G(c, z)$ , 鉴别器同时输入数据真伪判断和数据所属类标签的判断, 更改训练 Loss, 训练 D 以最大化  $LS+LC$  的同时训练 G 以最大化  $LC-LS$  ( $LS$  为正确源的对数似然,  $LC$  为正确类的对数似然), AC-GAN 对标准 GAN 的修改稳定了训练。

3) D2GAN

为解决从大规模没有标签的数据集里学习能够重复使用的特征的问题, DCGAN<sup>[22]</sup> 学习特定分类问题的基本

特征, 使用这些特征生成新的类别, 平衡  $KL$  和反向  $KL$  分歧的影响, D2GAN 的出现避免了模式崩溃的问题,  $G$  和  $D_1, D_2$  极大小优化:

$$\min_{G, D_1, D_2} \max_{G, D_1, D_2} J(G, D_1, D_2) = \alpha \times E_{x \sim P_{data}} [\log D_1(x)] + E_{z \sim P_z} [-D_1(G(z))] + E_{x \sim P_{data}} [-D_2(x)] + \beta \times E_{z \sim P_z} [\log D_2(G(z))] \quad (8)$$

其中  $\alpha, \beta$  是两个超参数, 旨在稳定学习模型、控制  $KL$  和反向  $KL$  散度在优化问题的影响。

4) Semi-GAN

Semi-GAN 像 AC-GAN 一样将真实的标注信息加入到判别器 D, 在同一时刻学习一个产生式模型和一个分类器。D 产生的  $N+1$  个输出单元, 分别对应 (class-1, class-2, class-N, fake), 此时 D 扮演 C 的角色, 即 D/C, 通

过 D 学到的表示帮助改进 C, 学习好的 C 迎来改进 D 的性能, 相互迭代相互促进相互学习。同时改善了分类性能和产生样本的质量, 减少训练时间。

### 5) Info-GAN

Info-GAN 对原始 GAN 模型做出改进, 利用网络输入 noise  $z$ , 将 GAN 中的  $c$  分解为一组隐变量  $c(c_1, c_2, \dots, c_L)$  和不能再分解的 noise  $z$ 。  $c$  在不同的问题中代表的意义不同, 高斯分布的值或信息变量, 除此外便是  $z$ 。 Info 通过拆分的方法, 解决 GAN 中不能学习到可控数据的表示, Info-GAN 的出现大幅推进了 GAN 的发展。

textGAN<sup>[23]</sup> 从单个文本扩展到多个文本语料库, 分别使用 weGAN 和 deGAN 产生词和文档嵌入, 生成真实的文本信息; Gupta 等<sup>[24]</sup> 提出了 social GAN, 通过模拟附近行人的社交池以及行人的相互作用, 捕捉复杂的交流与互动, 使用变分自动编码器, 学习人类的运动行为, 预测社会上未来可能发生的事情, 解决概率计算和人类行为预测的问题; GAN 在虚实场景转换中感知性能下降, 语义感知 Grad-GAN<sup>[25]</sup> 为虚拟世界图像中的不同语义区域传递特征, 使它们逼近真实世界的分布, 并保留重要的语义特征, 对抗损失可表示为  $SD_R$  与  $G$  二者的极大极小化问题:

$$G_V^* \rightarrow R = \underset{G_{V \rightarrow R}}{\operatorname{argmin}} \max_{SD_R} \operatorname{Ladv}(G_{V \rightarrow R}, SDR, V, R) \quad (9)$$

式中:  $V, R$  分别表示虚拟世界和真实世界;  $G_{V \rightarrow R}$  表示虚拟世界到真实世界的映射图像;  $SD_R$  表示对应于真实世界的语义感知鉴别器, 并且引入一个软梯度敏感损失来处理更加平滑的纹理和清晰的语义边界。在实际应用中 GAN 出现模式崩溃的现象时, 除 D2GAN 外, AdaGAN、Geometric GAN、BAGAN<sup>[26-28]</sup> 的提出也是为解决 GAN 模式崩溃的问题。ELEGANT<sup>[29]</sup> 的提出解决了 GAN 不能同时处理多个图像的问题, ELEGANT 不仅能同时处理多个图像, 而且能同时生成高质量的图像。LB-GAN<sup>[30]</sup> 是 GAN 的另一个重要扩展, 应用于多角度图像的合成, 生成真实感更高的图片。这些基于 GAN 的衍生模型和理论结构可以应用到更多的领域, 为神经网络更深一步的研究做出了巨大的贡献。

## 2 GAN 及衍生模型的应用领域

### 2.1 图像重建和环境科学领域

GAN 可以生成高度逼真的图像, 但是针对具有特定任务的问题的解决面临重大的挑战。LB-GAN 又称负载均衡生成对抗网络, 能够针对多视角人脸图像的合成问题, 利用 GAN 将视觉真实感较低的图像变为视觉真实感较高的图像<sup>[30]</sup>。使用具有两个生成器相互配合的 GAN,

其中第 1 个 GAN 包含一个脸部归一化器 GN 和它对应的鉴别器 DN, 第 2 个 GAN 由脸部编辑器 GE 和 DE 组成; GN 是被用来产生像照片一样逼真的图像, DN 区分真实和生成的图像, GE 编辑图像并且是这些图像拥有不同的角度, DE 则用来预测人的姿势和身份。使用第 1 个 GAN 产生高度逼真的图像, 利用第 2 个 GAN 把生成的面部图像旋转到指定好的角度, 并且保留图像的身份信息。实验结果表明 LB-GAN 生成了逼真的多视图图像如图 3 所示。

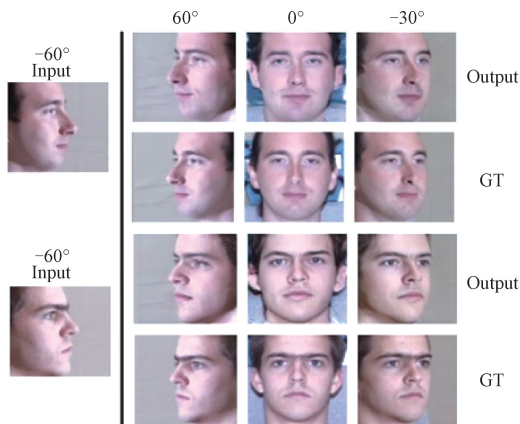


图 3 LB-GAN 生成的多视图人脸 (GT 表示基本事实<sup>[30]</sup>)

Fig. 3 Multi-view face generated by LB-GAN (GT stands for basic fact<sup>[30]</sup>)

GAN 不仅用于生成高度逼真的图像, 还可以用于改善环境, 如生成映射对抗网络 (generative adversarial mapping nets, GAMN)<sup>[31]</sup> 用于去除图像中的雾霾, 还原环境中图像的真实色彩; Yang 等人在条件生成对抗网络 CGAN 的基础上, 将 RGB 图像扩展到多光谱图像并且提出 McGAN<sup>[32]</sup>, 从卫星图像去除云, 并且从输入图像中生成可见光图像。首先 Perlin<sup>[33]</sup> 噪声模拟云, 使用 alpha 混合算法 (分解源颜色  $c_1$  和目的颜色  $c_2$ , 按照  $(c_1 - c_2) \cdot \alpha / 32 + c_2$  计算, 最后组合成一个颜色值), 将模拟的云与 RGB 图像组合生成图像, 通过颜色校正处理生成的图像, 实验过程中, 为了避免过拟合, 利用 t-SNE<sup>[34]</sup> 算法对图像进行采样。实验结果如图 4 所示。

实验结果表明预测结果中云被很好的除去。但是只有在云层较薄或者能被近红外光谱技术 (near infrared, NIR) 穿透时, 云层才能被很好地除去, 当云层较厚时 McGAN 对颜色预测的正确率就会下降。未来还可以将 McGAN 延伸到远红外 (FIR) 图像和 SAR 图像, 使用较长波长获取 FIR 和 SAR 图像, 建立更好的网络, 去除图像中所有的云, 为环境的监测做出更多贡献。

### 2.2 异常检测和定位领域

迄今为止, GAN 已经在异常检测和定位方面有一定



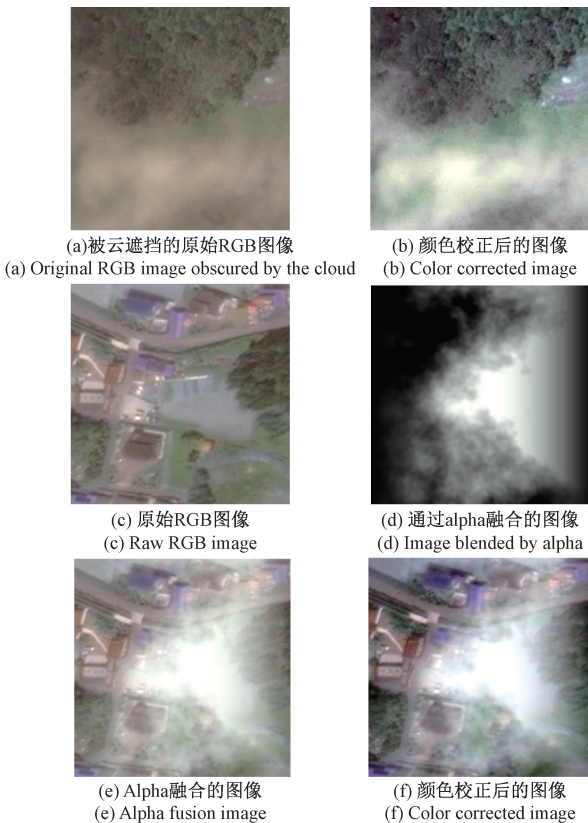


图 4 McGAN 去除云图像示例<sup>[32]</sup>

Fig. 4 McGAN removal cloud image example<sup>[32]</sup>

的进展,为解决生活中拥挤场景的异常检测问题,Isola 等<sup>[35]</sup>提出基于条件生成对抗网络 CGAN 的“图像到图像转换”框架,使用光流算法(光流指时变图像中模式运动速度,是运动图像分析的重要方法,光流表达了图像的变化,包含目标运动的信息,用来确定目标的运动情况),利用条件 GAN 损失 LeGAN 和重建损失 LL1,学习观察人群运动场景的正常的内部特征,对运动场景的正常帧和它所对应的光流图像进行大量训练 G 和 D,生成正常内容的外观和其对应的运动信息,然后把真实数据与 GAN 重建的外观和运动特性进行对比,计算生成内容与真实帧的局部差异来检测异常区域;Kalyan 等提出 GAN 与支持向量机(SVM)结合<sup>[36]</sup>的方法对卫星图像造假进行目标检测<sup>[37]</sup>和定位,SVM 主要用于对图像分类。如图 6 所示,首先使用自动编码器获取输入数据,保留重要的特征信息,学习提取原始卫星图像特定的重要特征,使用原始特征训练的单类 SVM 确定这些特征的分布,以区分图像是原始特征还是伪造特征,使用 t-SNE 算法(可视化特征向量真实-伪造的辨别能力)一方面检测给出的图像是原始的还是伪造的,另一方面检测给定的伪造图像的哪些特征是伪造特征,从而对卫星图像造假进行检测和定位,使用 GAN 的检测结果比不使用 GAN 的检测结果准确率

高;目前地点任务预测方面的研究主要致力于如何利用轨迹数据对长期模式和实时预测进行地点预测,而对弱实时(短时间且不是实时)条件下的预测较少,忽略了有关历史访问地点的时序信息,时空嵌入式生成对抗网络(spatial-temporal GAN,ST-GAN)<sup>[38]</sup>在序列生成对抗网络的基础上,对地点序列进行建模,提出时空嵌入长短期记忆生成模型(ST-LSTM)和时空嵌入卷积神经网络判别模型(ST-CNN),ST-LSTM 利用时间和空间信息来缓解数据的不连续和不紧密性,ST-CNN 利用时空信息加强判别模型对真假序列判别的能力,以(基于策略梯度训练生成器 G 的序列生成对抗网络 SeqGAN)为基础把地点预测问题转化为地点序列生成问题,针对下一个地点信息进行预测,提供未来最大可能的访问地点,实验表明 SeqGAN 在序列生成方面超过传统方法。

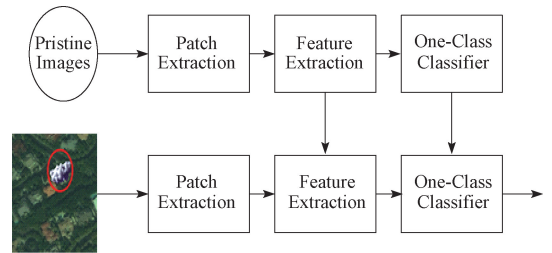


图 5 卫星图像造假定位和检测

Fig. 5 Satellite image fraud positioning and detection

### 2.3 语言文字处理领域

GAN 不仅在图片生成、异常检测和定位、视频处理等方面应用广泛,产生令人印象深刻的结果,也在文本信息处理<sup>[39]</sup>方面有一定的研究,使用 GAN 学习自然语言文档的分布,为文档建模。GAN 出现以前信息的隐藏方法都是通过修改载体实现对秘密信息的嵌入,无法完全保证对秘密信息的隐藏。ACGAN 实现一种无载体的信息隐藏,把 GAN 的类别标签替换为秘密信息,通过生成对抗网络生成具有隐藏机密信息的秘密图像(检测器难以区分出伪造的真实图像和真实图像),将文本信息编码成加密图像进行传送,接着利用相同 ACGAN 模型的判别器进行解码,提取加密图像的秘密信息,实现对机密信息的隐藏,保证了机密信息通信的安全性<sup>[40]</sup>;为生成真实的文本,textGAN 从单个文本语料库扩展到多个文本语料库,其中 word2vec<sup>[41]</sup>(将 One-Hot Encoder 转化为低维度的连续值,避免矩阵过于稀疏)初始化 weGAN 模型生成词嵌入,textGAN 扩展语料库的具体流程如图 6 所示,deGAN 通过 L1 归一化生成多个文本语料库的文档嵌入,利用 skip-gram 模型和连续词袋 cBoW<sup>[42-43]</sup>模型的二维模型提取给定文本数据的文字嵌入,cBoW 从原始词语推测目标字词;skip-gram 与则 cBoW 相反,从目标字词推测出原始词语。利用 GAN 进行跨词语单词进行嵌入,

使用随机梯度下降法对 D、C 和 G 进行训练,生成强大的文档嵌入。

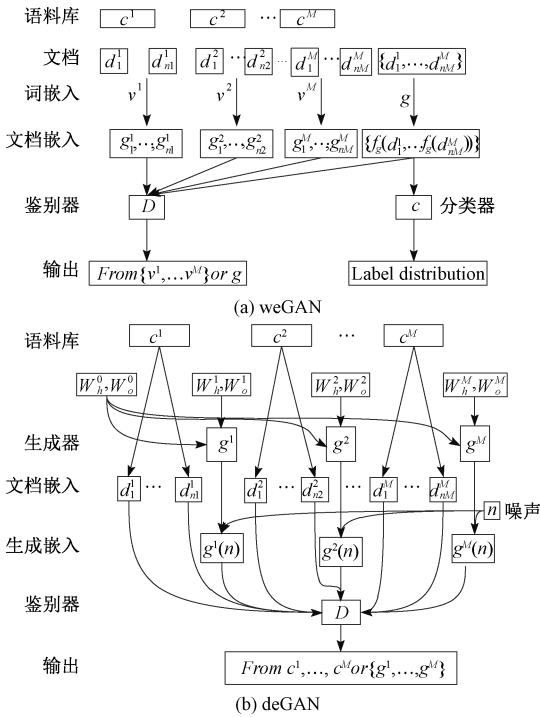


图 6 textGAN 扩展语料库的具体流程

Fig. 6 Specific processes textGAN extended corpus

### 2.4 其他领域

GAN 目前应用领域的多面性更体现在医疗、网络安全和国防安全等方面。近年来,气泡分割和尺寸分割检测算法因其在气泡两相流(由气体和液体组成的两相流)中的高效率 and 准确性而得到发展,泡沫生成对抗网络 BUBGAN 的出现弥补了传统方法的真实气泡流图像和合成气泡图像之间的差距,采用“分而治之策略”生成逼真的气泡流图像。最终实现行人监视<sup>[44]</sup>,航空图像中的车辆检测<sup>[45]</sup>,医学图像中的细胞或细菌菌落计数<sup>[46-48]</sup>,石油工程<sup>[49]</sup>中的气泡计数等。GAN-AD、Coupled IGMM-GANs<sup>[50-51]</sup>分别检测网络面临攻击异常和人类在潜在空间中的异常,GAN-AD(基于生成性对抗网络的异常检测)在 GAN 中使用 LSTM-RNN 捕获网络物理系统(CPS)正常工作下条件下传感器和执行器的多变量时间序列的分布,检测复杂 CPS 中可能出现的异常,解决如今网络物理系统庞大,复杂,易受网络攻击的情况。而在医学中,与其他医学图像分析一样,皮肤图像分析亦遭受长期缺乏标记数据和偏斜类分布的困扰,医学图像的长期匮乏和偏斜类分布给强大且通用性良好的网络模型带来了巨大的挑战,高分辨率的 GAN<sup>[52]</sup>可合成逼真的皮肤病变图像,缓解医学中遇到的问题,构建甚至专家皮肤科医生也难以区分的真实皮肤病,解决医学领域图像缺乏的

困扰。

GAN 除了在上述的图像处理、异常检测和定位、自然语言的处理等领域有广泛应用,GAN 还可以用于其他领域,例如前述的条件生成对抗网络 CGAN 实现实现漫画图片的彩色化任务,消除了彩色漫画的大型数据集不受版权保护的需要;GAN 还可以与强化学习相结合等。还有研究者提出一种新的 GAN 模型-InfoGAN<sup>[19]</sup>最大化互信息(Info)的值,扩展生成对抗网络的互信息理论;敌对数据编程<sup>[53]</sup>(adversarial data programming, ADP)自动学习给定联合图像标签的概率分布参数,用于自动创建标记数据集,缓解大规模手工标记训练数据缺乏的问题,使用 GAN 放宽策划标记数据,实验结果表明 ADP 从异构域学习跨域联合分布,实现多任务联合分布学习,同时生成强大的数据标签对;GAN 与自动编码器(CAVE)方法结合<sup>[54]</sup>,合成视觉草图图像,根据合成的草图图像重新创建高质量图像。除此之外,GAN 还可用于视频预测、风格转移等方面。

### 3 GAN 的局限和未来工作

GAN 解决了许多已有神经网络存在的问题,但是 GAN 并没有达到理想的效果,自身还存在着缺陷。理论上 GAN 需要达到纳什均衡,但是在实际训练过程中,梯度下降法有时候做不到,迄今为止还不能找到比较好的达到纳什均衡的方法;生成模型和鉴别模型在训练中的平衡和同步性也很难做到,影响 GAN 训练过程中的稳定性。

虽然 GAN 在应用方面还存在这些局限,但是 GAN 的发展前景是可观的,GAN 未来的研究方向在于找到使 GAN 在训练过程达到纳什均衡的新方法,研究两个对抗网络的平衡性,使 GAN 训练过程更加稳定。GAN 虽然生成了比较逼真的结果,但还是与真实的样本有一定的差距,进一步加强 GAN 生成样本的真实性是 GAN 的另一个重要的研究方向。GAN 经过进步、完善,未来可以用于我国的国防建设事业,服务于强军、市政之间调动不便,协同工作困难,费用过高和人员损伤等。

### 4 结论

本文对生成对抗网络的研究进展与发展趋势进行了综述,目前无监督学习成为当今人工智能的热门研究方向,GAN 自提出便备受研究者受关注,在计算机视觉的各个研究领域具有广泛的应用前景。经过近几年的发展,逐渐顺应时代潮流,其性能也有了大幅提升。随着网络结构的衍变,生成的图像质量也随之提高;在各种领域的应用逐渐细化,更加符合人们对特定任务的要求。GAN

作为当下研究的热点之一,其研究进展为无监督学习提供了重要的算法支持,为人工智能的进一步深化发展做出了重要贡献。

### 参考文献

- [ 1 ] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [ C ]. International Conference on Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2014:2672-2680.
- [ 2 ] TRIASTCYN A, FALTINGS B. Generating differentially private datasets using GANs [ J ]. Computer Science, 2018, arXiv:1803.03148.
- [ 3 ] HENSMAN P, AIZAWA K. cGAN-based manga colorization using a single training image [ J ]. Computer Science, 2017, arXiv:1706.06918.
- [ 4 ] BULAT A, TZIMIROPOULOS G. Super-FAN: Integrated facial landmark localization and super-resolution of real-world low resolution faces in arbitrary poses with GANs [ J ]. Computer Science, 2017, arXiv:1712.02765.
- [ 5 ] LAMPINEN A K, SO D, ECK D, et al. Improving image generative models with human interactions [ J ]. Computer Science, 2017, arXiv:1709.10459.
- [ 6 ] YANG H Y, HUANG D, WANG Y H, et al. Learning face age progression: A pyramid architecture of GANs [ C ]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.
- [ 7 ] EDWARDS A D, ISBELL JR C L. Transferring agent behaviors from videos via motion GANs [ J ]. Computer Science, 2017, arXiv:1711.07676.
- [ 8 ] PENG L, SHENG H, ZHENG M, et al. Facial expression recognition via a boosted deep belief network [ C ]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Computer Society, 2014:1805-1812.
- [ 9 ] OORD A, KALCHBRENNER N, KAVUKCUOGLU K. Pixel recurrent neural networks [ J ]. Computer Science, 2016, arXiv:1601.06759.
- [ 10 ] OORD A, DIELEMAN S, ZEN H, et al. WaveNet: A generative model for raw audio [ J ]. Computer Science, 2016, arXiv:1609.03499.
- [ 11 ] 孙凌, 韩立新, 勾智楠. 基于变分自动编码器的动态主题模型 [ J ]. 河北工业科技, 2017, 34(6):421-427.  
SUN L, HAN L X, GOU ZH N. Dynamic theme model based on variational auto-encoder [ J ]. Hebei Industrial Science and Technology, 2017, 34(6):421-427.
- [ 12 ] ALAIN G, BENGIO Y, YAO L, et al. GSNs: Generative stochastic networks [ J ]. Information and Inference: A Journal of the IMA, 2016, 5(2):210-249.
- [ 13 ] MASCI J, GIUSTI A, DAN C, et al. A fast learning algorithm for image segmentation with max-pooling convolutional networks [ C ]. IEEE International Conference on Image Processing. Newyork: IEEE, 2013:2713-2717.
- [ 14 ] SHEN S W, JIN G Q, GAO K, et al. APE-GAN: Adversarial perturbation elimination with GAN [ J ]. Computer Science, 2017, arXiv:1707.05474.
- [ 15 ] LIANG X D, LEE L, DAI W, et al. Dual motion GAN for future-flow embedded video prediction [ J ]. Computer Science, 2017, arXiv:1708.00284.
- [ 16 ] GHAMISI P, YOKOYA N. IMG2DSM: Height simulation from single imagery using conditional generative adversarial net [ J ]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2018, 15(5):1-5.
- [ 17 ] NGUYEN T, LE T, VU H, et al. Dual discriminator generative adversarial nets [ C ]. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2017:2667-2677.
- [ 18 ] ODENA A. Semi-Supervised Learning with Generative Adversarial Networks [ J ]. Statistics, 2016, arXiv:1606.01583.
- [ 19 ] XI C, YAN D, REIN H, et al. Infogan: Interpretable representation learning by information maximizing generative adversarial nets [ C ]. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2016:2172-2180.
- [ 20 ] ODENA A, OLAH C, SHLENS J. Conditional image synthesis with auxiliary classifier GANs [ J ]. Statistics, 2016, arXiv:1610.09585.
- [ 21 ] JIMEI Y, REED S E, YANG M H, et al. Weakly-supervised disentangling with recurrent transformations for 3d view synthesis [ C ]. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2015:1099-1107.
- [ 22 ] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks [ C ]. ICLR, 2016.
- [ 23 ] WANG B Y, KLABJAN D. Generative adversarial nets for multiple text corpora [ J ]. Computer Science, 2017, arXiv:1712.09127.
- [ 24 ] GUPTA A, JOHNSON J, LI F F, et al. Social GAN: Socially acceptable trajectories with generative adversarial Networks [ J ]. Computer Science, 2017, arXiv:1803.10892.
- [ 25 ] LI P L, LIANG X D, JIA D Y, et al. Semantic-aware grad-GAN for virtual-to-real urban scene adaption [ J ].



- Computer Science, 2018, arXiv:1801.01726.
- [26] TOLSTIKHIN I O, GELLY S, BOUSQUET O, et al. Adagan: Boosting generative models [C]. Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 2017: 5430-5439.
- [27] BIN S, PEI C. Geometric and electronic structures of small GaN clusters [J]. Physics Letters A, 2014, 328(4-5): 364-374.
- [28] MARIANI G, SCHEIDEGGER F, ISTRATE R, et al. BAGAN: Data augmentation with balancing GAN [J]. Computer Science, 2018, arXiv:1803.09655.
- [29] XIAO T H, HONG J P, MA J W. ELEGANT: Exchanging latent encodings with GAN for transferring multiple face attributes [J]. Computer Science, 2018, arXiv:1803.10562.
- [30] CAO J, HU Y B, YU B, et al. Load balanced GANs for multi-view face image synthesis [J]. Computer Science, 2018, arXiv:1802.07447.
- [31] 李策, 赵新宇, 肖利梅, 等. 生成对抗映射网络下的图像多层感知去雾算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(10): 1835-1843.
- LI C, ZHAO X Y, XIAO L M, et al. An image multilayer sensing de-fogging algorithm based on the antagonistic mapping network [J]. Journal of Computer-Aided Design and Graphics, 2017, 29(10): 1835-1843.
- [32] KENJI E, SAKURADA K, WANG W M, et al. Filmy cloud removal on satellite imagery with multispectral conditional generative adversarial nets [J]. Computer Science, 2017, arXiv:1710.04835.
- [33] PERLIN K. Improving noise [C]. ACM Transactions on Graphics (TOG). New York: ACM, 2002, 21(3): 681-682.
- [34] VAN DER MAATEN L. Accelerating t-SNE using tree-based algorithms [J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 3221-3245.
- [35] YARLAGADDA S K, GÜERA D, BESTAGINI P, et al. Satellite image forgery detection and localization using GAN and one-class classifier [J]. Computer Science, 2018, arXiv:1802.04881.
- [36] CHUNG Y AN, WU C C, SHEN C H, et al. Audio word2vec: Unsupervised learning of audio segment representations using sequence-to-sequence autoencoder [J]. Computer Science, 2016, arXiv:1603.00982.
- [37] 范涛, 朱青, 王耀南, 等. 空瓶检测机器人瓶底缺陷检测方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(9): 1394-1401.
- FAN T, ZHU Q, WANG Y N, et al. Research on bottle bottom defect detection method of empty bottle inspection robot [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(9): 1394-1401.
- [38] 孔德江, 汤斯亮, 吴飞. 时空嵌入式生成对抗网络的地点预测方法 [J]. 模式识别与人工智能, 2018, 31(1): 49-60.
- KONG D J, TANG S L, WU F. Location prediction method for space-time embedded generation of antagonistic network [J]. Pattern recognition and artificial intelligence, 2018, 31(1): 49-60.
- [39] 倪翠竹. 基于视频的交通标志文字检测与识别算法研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
- NI C ZH. Research on video-based traffic sign text detection and recognition algorithm [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2015.
- [40] 刘明明, 张敏情, 刘佳, 等. 基于生成对抗网络的无载体信息隐藏 [J]. 应用科学学报, 2018, 36(2): 371-382.
- LIU M M, ZHANG M Q, LIU J, et al. Non-carrier information hiding based on generating antagonistic network [J]. Journal of Applied Science, 2018, 36(2): 371-382.
- [41] ZHANG D W, XU H, SU Z C, et al. Chinese comments sentiment classification based on word2vec and SVMperf [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(4): 1857-1863.
- [42] MIKOLOV T, CHEN K, CORRADO G, et al. Efficient estimation of word representations in vector space [J]. Computer Science, 2013, arXiv:1301.3781.
- [43] KENTER T, BORISOV A, DE RIJKE M. Siamese cbow: Optimizing word embeddings for sentence representations [J]. Computer Science, 2016, arXiv:1606.04640.
- [44] MARSDEN M, MCGUINNESS K, LITTLE S, et al. Fully convolutional crowd counting on highly congested scenes [J]. Computer Science, 2016, arXiv:1612.00220.
- [45] MORANDUZZO T, MELGANI F. Automatic car counting method for unmanned aerial vehicle images [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2013, 52(3): 1635-1647.
- [46] 吴艳丽, 赵德群, 陈鹏宇. 一种凝胶电泳图像的预处理方法 [J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(11): 53-57.
- WU Y L, ZHAO D Q, CHEN P Y. A pretreatment method for gel electrophoresis images [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(11): 53-57.



- [47] FERRARI A, LOMBARDI S, SIGNORONI A. Bacterial colony counting with convolutional neural networks in digital microbiology imaging [J]. *Pattern Recognition*, 2017, 61:629-640.
- [48] LU Z, CARNEIRO G, BRADLEY A, et al. Evaluation of three algorithms for the segmentation of overlapping cervical cells [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2017, 21(2): 441-450.
- [49] PAOLINELLI L D, RASHEDI A, YAO J. Characterization of droplet sizes in large scale oil-water flow downstream from a globe valve [J]. *International Journal of Multiphase Flow*, 2017, DOI: 10.1016/j.ijmultiphaseflow.2017.09.014.
- [50] LI D, CHEN D C GOH J, et al. Anomaly detection with generative adversarial networks for multivariate time series [J]. *Computer Science*, 2018, arXiv:1809.04758.
- [51] GRAY K, SMOLYAK D, BADIRLI S, et al. Coupled IGMM-GANs for deep multimodal anomaly detection in human mobility data [J]. *Computer Science*, 2018, arXiv:1809.02728.
- [52] BAUR C, ALBARQOUNI S, NAVAR N. Generating highly realistic images of skin lesions with GANs [J]. *Computer Science*, 2018, arXiv:1809.01410.
- [53] PAL A, BALASUBRAMANIAN V N. Adversarial data programming: Using GANs to relax the bottleneck of curated labeled data [J]. *Computer Science*, 2018, arXiv:1803.05137.
- [54] 张春雨, 韩立新, 徐守晶. 基于栈式自动编码的图像哈希算法[J]. *电子测量技术*, 2016, 39(3):46-49.  
ZHANG CH Y, HAN L X, XU SH J. Image Hash algorithm based on stack automatic coding[J]. *Electronic*

*Measurement Technology*, 2016, 39(3): 46-49.

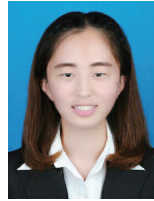
## 作者简介



陈亮, 2010 年于东北大学获得博士学位, 现为沈阳理工大学副教授, 主要研究方向为人工智能技术、大数据分析和嵌入式仪表等。

E-mail: kongkuchen@126.com

**Chen Liang** received his Ph. D. degree in 2011 from Northeastern University. He is an Associate professor at Shenyang Ligong University now. His main research interests include Artificial intelligence technology, big data analysis and embedded instrumentation.



吴攀, 2017 年于燕山大学里仁学院获得学士学位, 现为沈阳理工大学硕士研究生, 主要研究方向为人工智能技术和智能检测与信息处理。

E-mail: 1509481705@qq.com

**Wu Pan** received B. Sc. degree from Yanren University of Yanshan University in 2017. She is currently a M. Sc. candidate at Shenyang University of Technology. Her main research interests include artificial intelligence and intelligent detection and information processing.



刘韵婷(通信作者), 2015 年于东北大学获得博士学位, 现为沈阳理工大学讲师, 主要研究方向为无线传感器网络、人工智能技术和数据分析等。

E-mail: liuyunting0224@163.com

**Liu Yunting** (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Northeastern University in 2015. She is a lecturer at Shenyang Ligong University now. Her main research interests include wireless sensor networks, artificial intelligence technologies and data analysis.