

Generative Adversarial Networks

DORUK ATA ÖZKARA

201401019

GAN Nedir?

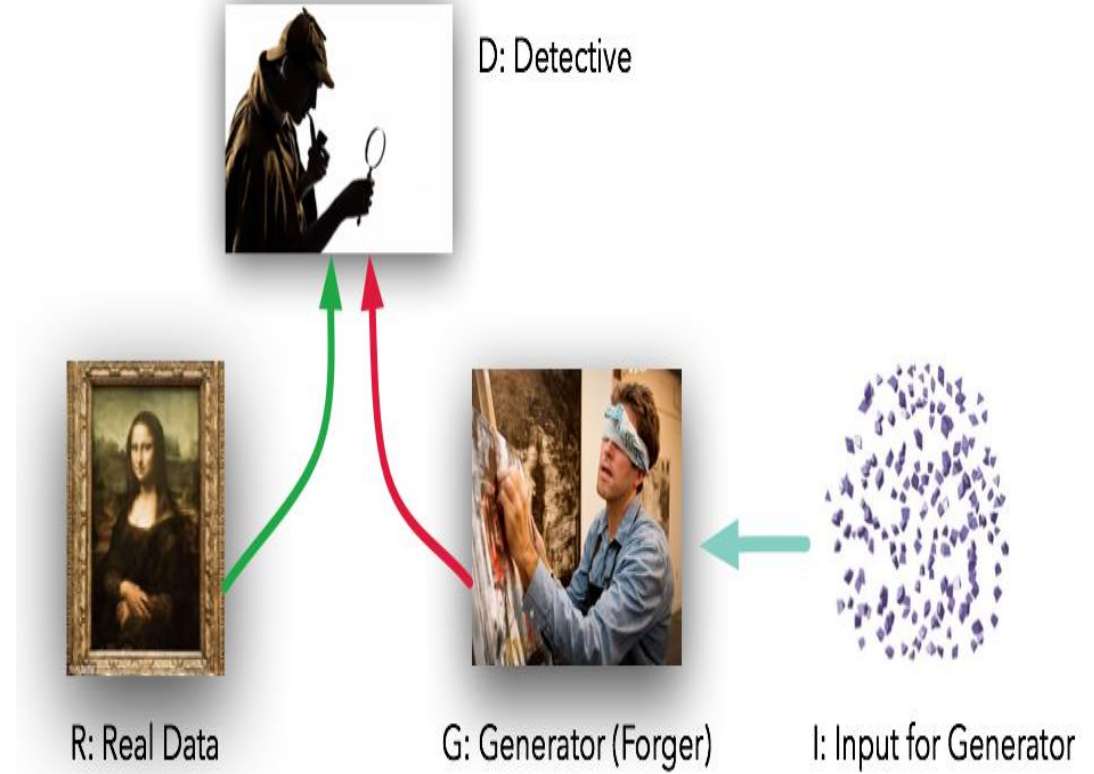
GAN Nasıl Çalışır?

Avantajları Nelerdir?

Dezavantajları Nelerdir?

Kullanım Alanları

Kaynakça



Generative Adversarial Networks (GAN) Nedir?



- ▶ Türkçe adıyla Üretici Çekişmeli Ağ, Ian Goodfellow ve meslektaşları tarafından 2014 yılında tasarlanan bir denetimsiz makine öğrenimi framework (yazılım iskeleti) sınıfıdır. Eğitildikleri veri seti üzerinden gerçekçi örnekler üretirler.
- ▶ GAN'lar eğitildikleri verilerin dağılımlarını (örneklem uzayındaki gözlemlerin arasındaki ilişkiyi belirten fonksiyonu) öğrenip, bu dağılımları kullanarak yeni veri üretir.

Algorithm 1 Minibatch stochastic gradient descent training of generative adversarial nets. The number of steps to apply to the discriminator, k , is a hyperparameter. We used $k = 1$, the least expensive option, in our experiments.

for number of training iterations **do**

for k steps **do**

- Sample minibatch of m noise samples $\{z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$ from noise prior $p_g(z)$.
- Sample minibatch of m examples $\{x^{(1)}, \dots, x^{(m)}\}$ from data generating distribution $p_{\text{data}}(x)$.
- Update the discriminator by ascending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[\log D(x^{(i)}) + \log (1 - D(G(z^{(i)}))) \right].$$

end for

- Sample minibatch of m noise samples $\{z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$ from noise prior $p_g(z)$.
- Update the generator by descending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_g} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log (1 - D(G(z^{(i)}))).$$

end for

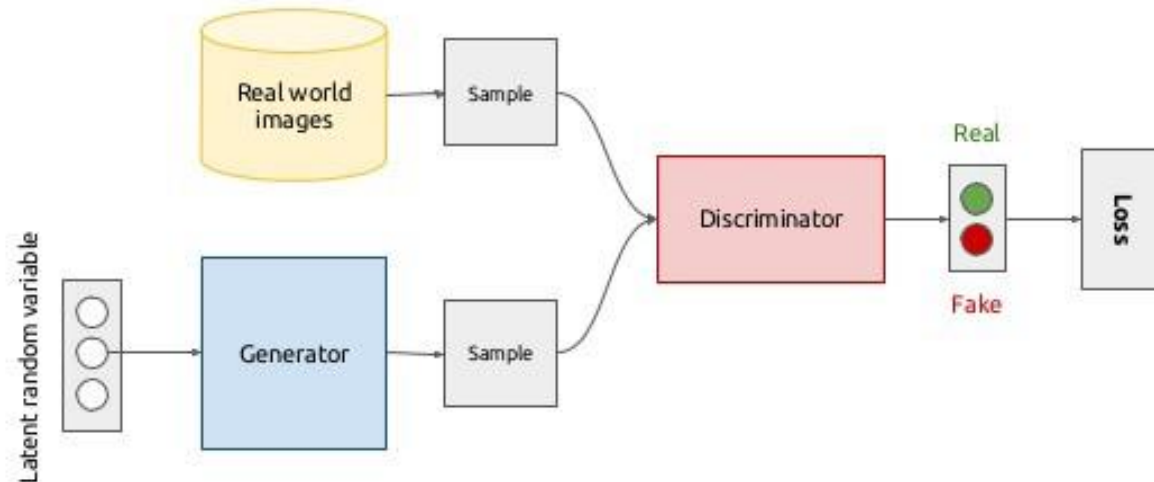
The gradient-based updates can use any standard gradient-based learning rule. We used momentum in our experiments.

GAN Nasıl Çalışır?

GAN Nasıl Çalışır?

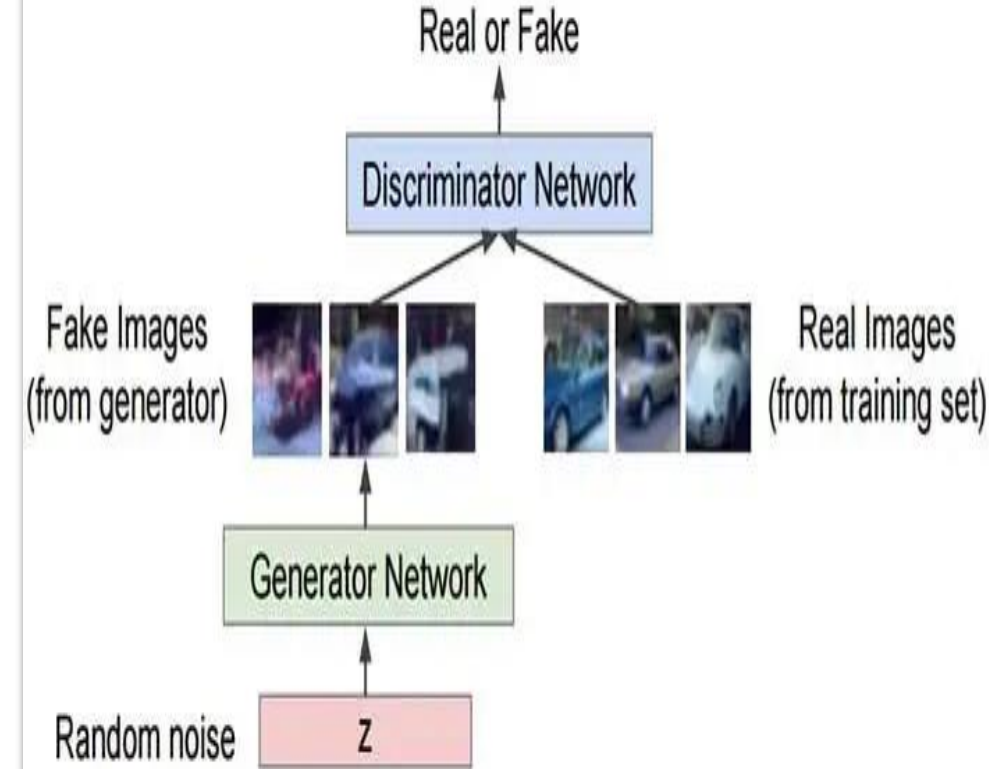
- ▶ GAN iki ayrı networkden oluşur: Discriminator (Ayrımcı) ve Generator (Üretici)

Generative adversarial networks (conceptual)



GAN Nasıl Çalışır?

- Bu iki network birbirleriyle rekabet ederler. Üretici network eğitim setindeki veriye benzeyecek şekilde sahte veriler üreterek bunu ayırmacı networke gönderir. Ayırmacı network ise üretici networkden aldığı verinin gerçek mi yoksa sahte bir veri mi olduğuna karar vermeye çalışır. Üretici network ayırmacı networkü kandırmaya çalışırken ayırmacı network üretici networkün sahte verisini tespit etmeye çalışır. Modelin ismindeki çekişmeli de bu iki networkün rekabetinden gelmektedir.



GAN Nasıl Çalışır?

- ▶ Ayrımcı bir binary sınıflandırıcıdır, 0 ile 1 arası bir sayı döner ve standart gözetimli öğrenme yöntemi ile öğretilir. Girdi olarak bir veri kabul eder ve bu verinin gerçek olup olmadığı hakkında bir olasılık verir.
- ▶ Üretici genellikle konvolüsyonel yapıya sahip bir nöral ağıdır. Üreticiye rastgele bir noise (rastgele bir dağılım) verilir, üretici o noisedan istenilen girdiyi istenilen çıktıya çevirecek bir haritalama fonksiyonu bulur. Üretici ayrımcıyı üretilen veri istenilen veriye uygun olup olmadığını kontrol etmek için kullanır
- ▶ Ayrımcıya hem gerçek görseller hem de üreticini ürettiği sahte görseller verilir. Ayrımcının sınıflandırmaları sonrası bir hat oranı elde edilir.
- ▶ Ayrımcı bu hata oranının düşük olmasını isterken, üretici bu oranın yüksek olmasını ister.



GAN Nasıl Çalışır?

- ▶ Amaç fonksiyonu:
- ▶ $D(x)$: x in gerçek olduğuna dair tahmini
- ▶ $D(G(z))$ sahte bir örneğin gerçek olduğuna dair tahmin
- ▶ $E(z)$: Üreticiye yapılan tüm rastgele girişler için beklenen değer.

$$\min_{\theta_g} \max_{\theta_d} \left[\mathbb{E}_{x \sim p_{data}} \underbrace{\log D_{\theta_d}(x)}_{\text{Discriminator output for real data } x} + \mathbb{E}_{z \sim p(z)} \log(1 - \underbrace{D_{\theta_d}(G_{\theta_g}(z))}_{\text{Discriminator output for generated fake data } G(z)}) \right]$$

Üretici bu kısmı minimize etmek istiyor

Ayırıcı bu kısmı maksimize etmek istiyor

GAN Nasıl Çalışır?

- ▶ Ayırıcı fonksiyonu maksimize etmek istediği için gradyan çıkışı kullanılabilir.
- ▶ Ayırıcı üstünde gradyan çıkışı: $\max_{\theta_d} \left[\mathbb{E}_{x \sim p_{data}} \log D_{\theta_d}(x) + \mathbb{E}_{z \sim p(z)} \log(1 - D_{\theta_d}(G_{\theta_g}(z))) \right]$
- ▶ Üretici fonksiyonu minimize etmek istediği için gradyan inişi kullanılabilir.
- ▶ Üretici üstünde gradyan inişi: $\min_{\theta_g} \mathbb{E}_{z \sim p(z)} \log(1 - D_{\theta_d}(G_{\theta_g}(z)))$
- ▶ Fakat bu şekilde optimize edildiği zaman iyi çalışmaz. Bunun sebebi üreticinin ürettiği ilk görüntülerin yanlış olarak sınıflandırılmaya yatkın olmasından dolayı gradyanlarının düz olması ve modelin kendini iyi eğitememesi.

GAN Nasıl Çalışır?

- ▶ Bu yüzden üreticinin amaç fonksiyonu $\max_{\theta_g} \mathbb{E}_{z \sim p(z)} \log(D_{\theta_d}(G_{\theta_g}(z)))$
- ▶ olarak alınır. Böylece ayırıcının doğru tahmin etme olasılığını minimize etmek yerine yanlış tahmin etme olasılığını maksimize ederiz. Böylece bu fonksiyona göre üreticiye gradyan çıkışı uygulamış oluruz.

GAN Nasıl Çalışır?

- ▶ Üretici eğitilirken ayırıcı sabit tutulmalı, Ayırıcı eğitilirken üretici sabit tutulmalı.

Avantajları Neler?

- ▶ Etiketlenmiş veriye ihtiyacı azdır.
- ▶ Gerçek veriye benzer veri oluşturur.
- ▶ Benzer veriler ile kıyaslayıp verileri düzenleyerek verilerin kalitesini artırır.
- ▶ İş süresini ve maliyetini azaltır.
- ▶ Çok net görseller elde edebilmesi.

Dezavantajları Neler?

- ▶ İki network sürekli birbiriyle yarıştığı için eğitimi yavaş ve dengesiz gerçekleşebilir.
- ▶ Metin veya konuşma gibi daha kompleks verilerde başarısızdır.
- ▶ Mod Çöküşü: Üreticinin verilen girdiden daha az çeşit veriyle ayırıcıyı kandırabilmesi.
- ▶ Örnek: Girdi de 10 çeşit rakam varken üreticinin yalnızca 4 rakam üretip bu 4 rakamla ayırıcıyı kandırabilmesi.

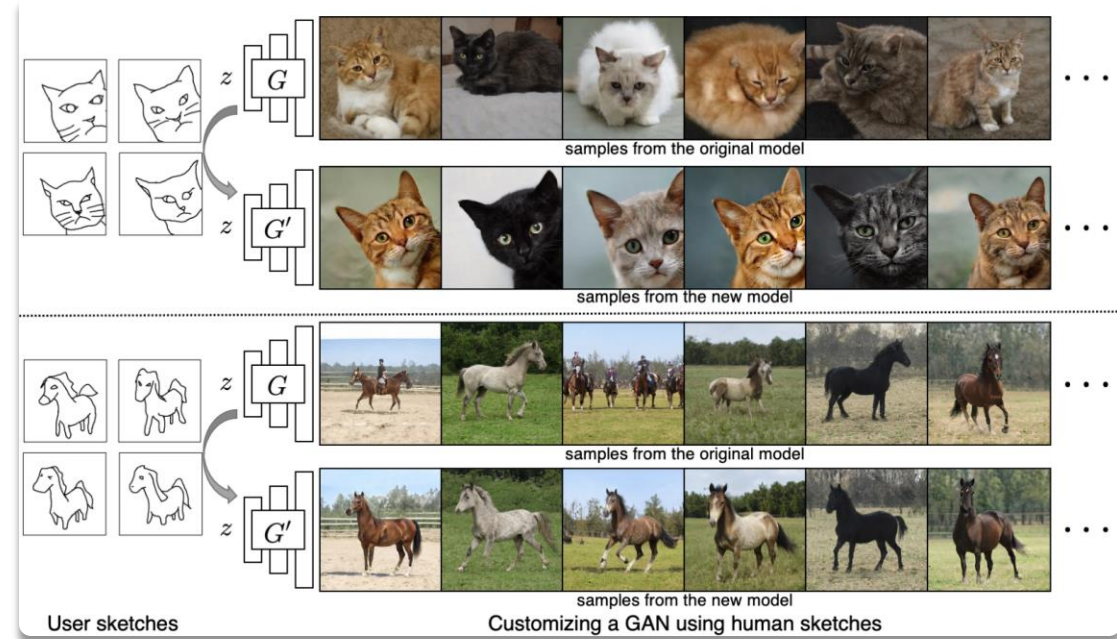


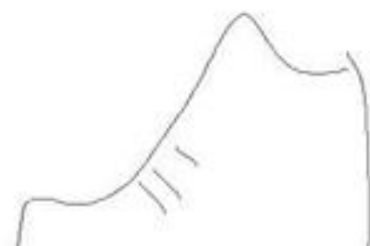
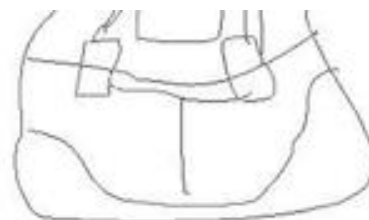
GAN'ın Kullanım Alanları

GAN GENELLİKLE GÖRÜNTÜ VE VIDEO İLE İLGİLİ ALANLARDA KULLANILIR.

GAN'ın Kullanım Alanları

- Çizimden resim elde etme





GAN'ın Kullanım Alanları

- İnsan yüzü oluşturma



GAN'ın Kullanım Alanları

► Poz üretme



GAN'ın Kullanım Alanları

- Yazıdan resim oluşturma

The small bird has a red head with feathers that fade from red to gray from head to tail

Stage-I
images



Stage-II
images



This bird is black with green and has a very short beak

Stage-I
images



Stage-II
images



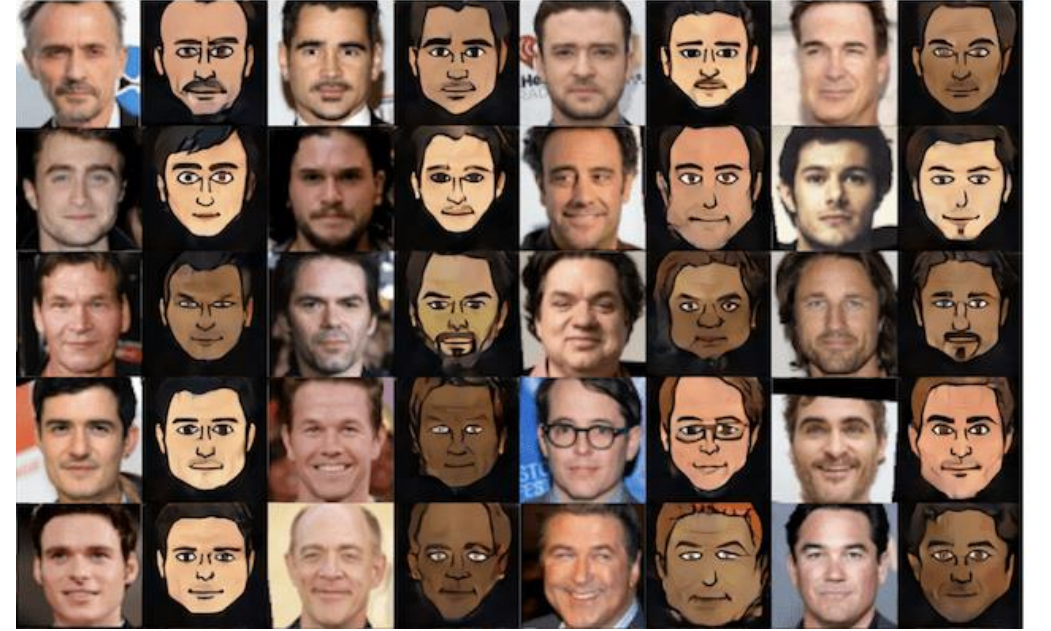
GAN'ın Kullanım Alanları

► Face Frontal View Generation



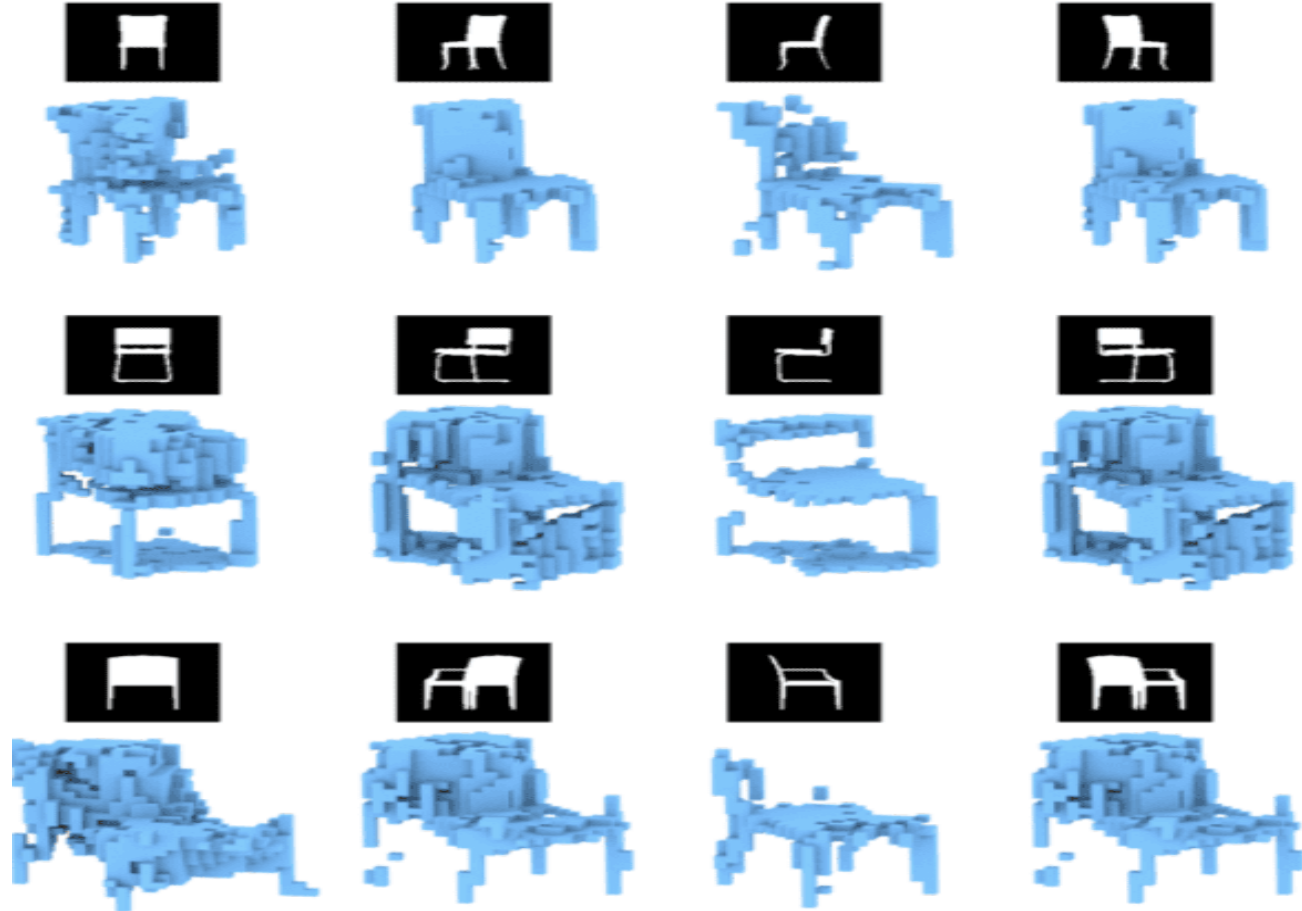
GAN'ın Kullanım Alanları

- Yüzü emojiye dönüştürme



GAN'ın Kullanım Alanları

► 3D Obje Üretme



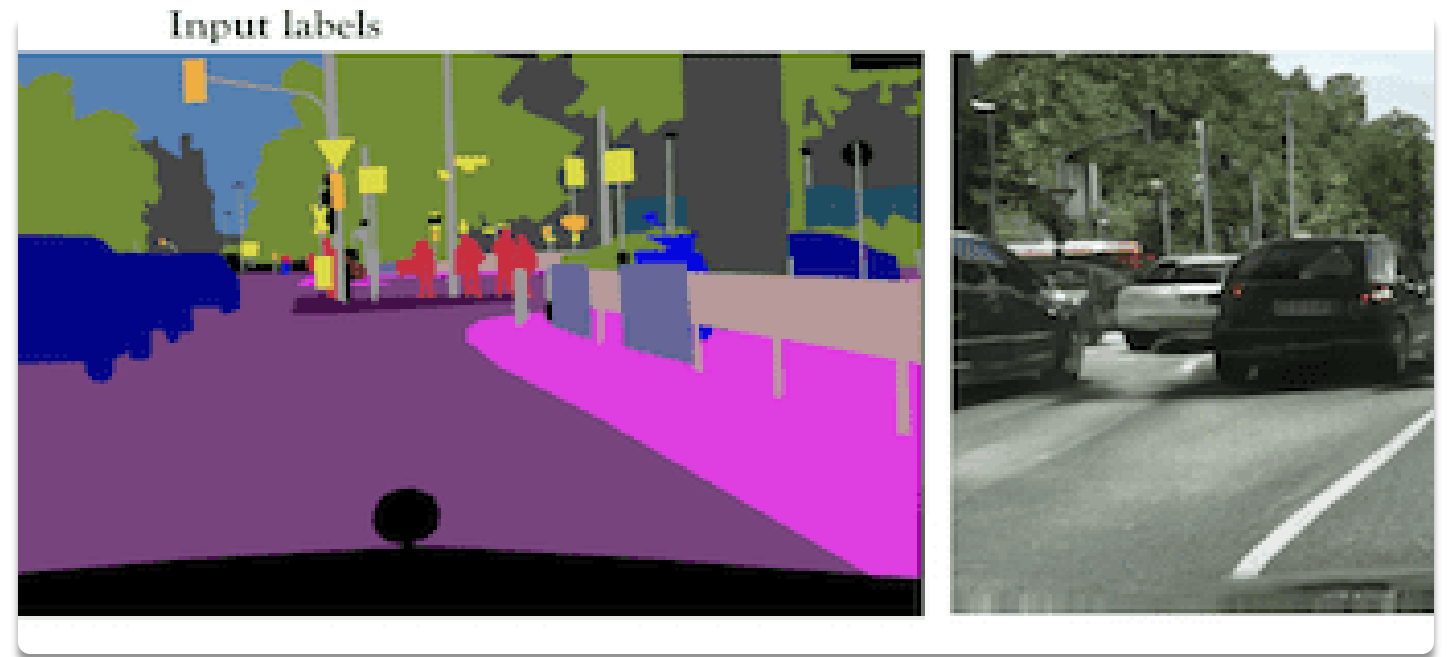
GAN'ın Kullanım Alanları



Çözünürlük artırma

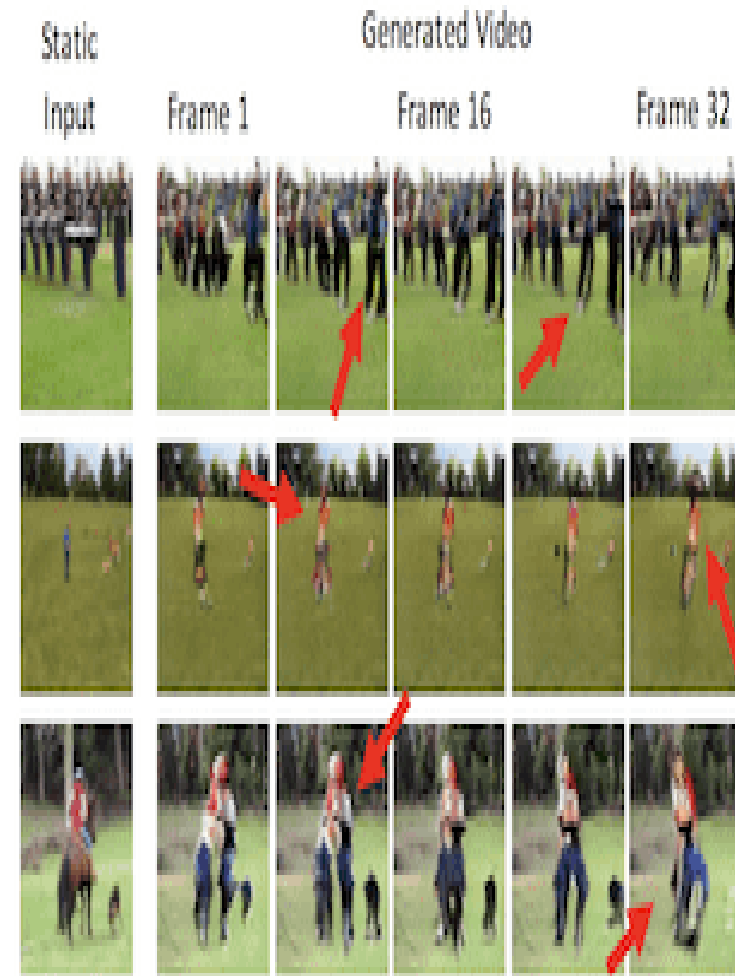
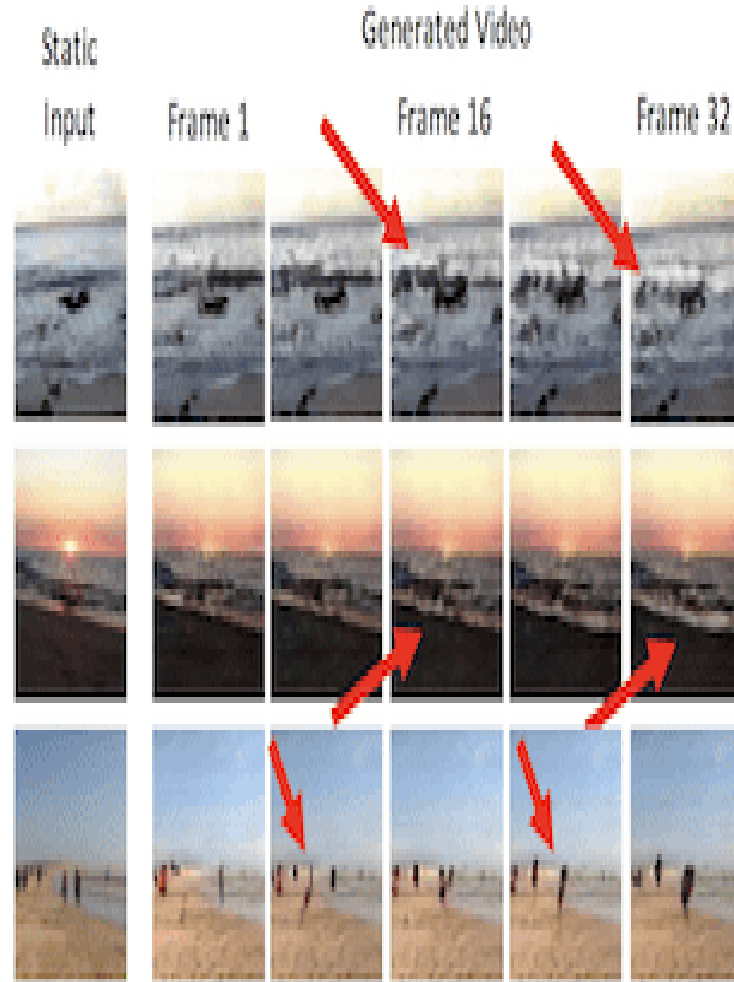
GAN'ın Kullanım Alanları

- Semantic-Image-to-Photo Translation



GAN'ın Kullanım Alanları

- ▶ Video tahmin etme



Kaynakça

- ▶ <https://realpython.com/generative-adversarial-networks/>
- ▶ https://www.researchgate.net/figure/The-proposed-Residual-Generative-Adversarial-Network-R-GAN-The-generator-is-coupled_fig2_331929432
- ▶ Ian, Goodfellow., Jean, Pouget-Abadie., Mehdi, Mirza., Bing, Xu., David, Warde-Farley., Sherjil, Ozair., Aaron, Courville., Yoshua, Bengio. (2014). Generative Adversarial Nets. 27(5):2672-2680. doi: 10.3156/JSOFT.29.5_177_2
- ▶ <https://medium.com/analytics-vidhya/gans-a-brief-introduction-to-generative-adversarial-networks-f06216c7200e>
- ▶ Reed, S., Akata, Z., Yan, X., Logeswaran, L., Schiele, B., & Lee, H. (2016, June). Generative adversarial text to image synthesis. In *International conference on machine learning* (pp. 1060-1069). PMLR.
- ▶ Taigman, Y., Polyak, A., & Wolf, L. (2016). Unsupervised cross-domain image generation. *arXiv preprint arXiv:1611.02200*. Ledig, C., Theis, L., Huszár, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., ... & Shi, W. (2017). Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 4681-4690).
- ▶ Taigman, Y., Polyak, A., & Wolf, L. (2016). Unsupervised cross-domain image generation. *arXiv preprint arXiv:1611.02200*.
- ▶ Wu, J., Zhang, C., Xue, T., Freeman, B., & Tenenbaum, J. (2016). Learning a probabilistic latent space of object shapes via 3d generative-adversarial modeling. *Advances in neural information processing systems*, 29.