

Derin Öğrenme Deep Learning

Hazırlayan: M. Ali Akcayol
Gazi Üniversitesi
Bilgisayar Mühendisliği Bölümü

Bu dersin sunumları, "Simon Haykin, Neural Networks and Learning Machines, Prentice Hall, 2016." kitabı kullanılarak hazırlanmıştır.

İçerik

- ▶ Generative adversarial networks
- ▶ GAN'lerin yapısı
- ▶ Loss functions
- ▶ GAN'lerin eğitimi
- ▶ GAN uygulamaları

Generative adversarial networks

- ▶ **Generative adversarial network** (üretici çekişmeli ağ) makine öğrenmesinde güncel bir araştırma konusudur.
- ▶ GAN'ler **üretici modeldir** ve eğitildikten sonra **yeni veriler üretebilirler**.
- ▶ GAN'ler gerçek fotoğraflar gibi fotoğraf üretebilir (insan yüzlerine ait fotoğraflar üretebilir).
- ▶ Aşağıdaki fotoğrafların hiçbirisi gerçek değildir (fake).



3

Generative adversarial networks

- ▶ **Makine öğrenmesi algoritmaları** mevcut veride **örüntü algılama çalışmalarında oldukça başarılıdır**.
- ▶ Makine öğrenme algoritmaları **sınıflandırma, kümeleme** veya **regresyon** uygulamalarında başarılıdır.
- ▶ Yeni bir veri üretme çalışmalarında bu algoritmalar yeterli düzeyde başarılı değildir.
- ▶ 2014 yılında Ian Goodfellow tarafından Generative Adversarial Network (GAN) geliştirilmiştir.
- ▶ GAN'ler **gerçekçi veri üretebilmektedir**.
- ▶ GAN'ler makine öğrenmesi tekniklerinin bir türüdür ve aynı anda eğitilen iki modelden oluşur:
 - ▶ **Generator (üretici)**: gerçek dışı veri üretmek için eğitilir.
 - ▶ **Discrimination (ayrıştırıcı)**: gerçek dışı veriyi gerçek veriden ayırt etmek için eğitilir.

4

İçerik

- ▶ Generative adversarial networks
- ▶ **GAN'lerin yapısı**
- ▶ Loss functions
- ▶ GAN'lerin eğitimi
- ▶ GAN uygulamaları

5

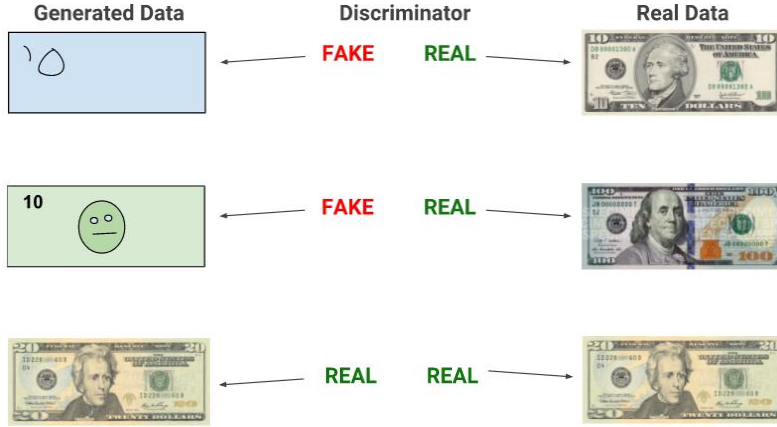
GAN'lerin yapısı

- ▶ **Generator** uygun **veriler üretmeyi öğrenir.**
- ▶ Üretilen örnekler **discriminator için** üreticinin ürettiği **negatif verilerdir.**
- ▶ **Discriminator gerçek verilerle** üreticinin ürettiği **gerçek dışı verileri ayırt eder.**
- ▶ **Eğitim başladığında** discriminator üreticinin ürettiği **fake veriyi kolayca ayırt edebilir.**
- ▶ Eğitim devam ederken üretici gerçeğe çok benzeyen veriler üretmeye başlar.
- ▶ Eğitim sürecinde **hem generator hem de discriminator parametreleri optimize edilir.**

6

GAN'lerin yapısı

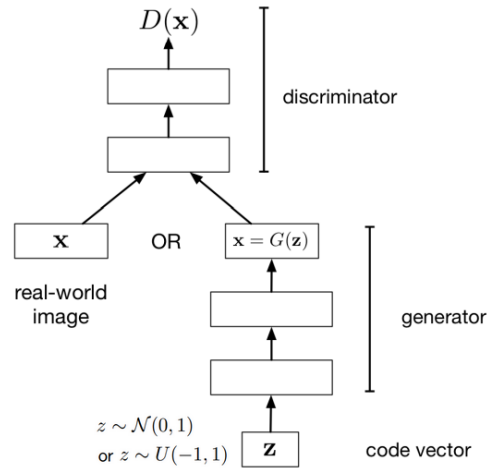
- ▶ Eğitim başarılı bir şekilde tamamlandığında discriminator üreticinin ürettiği ile gerçek veriyi ayırt edemez hale gelir.



7

GAN'lerin yapısı

- ▶ Generator çıkışı discriminator girişine bağlıdır.
- ▶ **Öğrenme sürecinde discriminator hata değeri hesaplar.**
- ▶ Hesaplanan **hata değeri**ne göre ağırlıklar güncellenir.

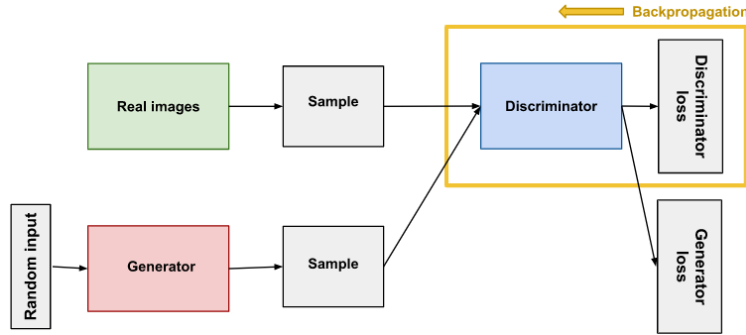


8

GAN'lerin yapısı

Discriminator

- ▶ Discriminator bir sınıflandırıcı olan GAN ağıdır.
- ▶ Generator tarafından üretilen gerçek dışı veri ile gerçek veriyi ayırtırmaya çalışır.
- ▶ **Discriminator olarak sınıflandırma problemine uygun herhangi bir ağ kullanılabilir.**



9

GAN'lerin yapısı

Discriminator

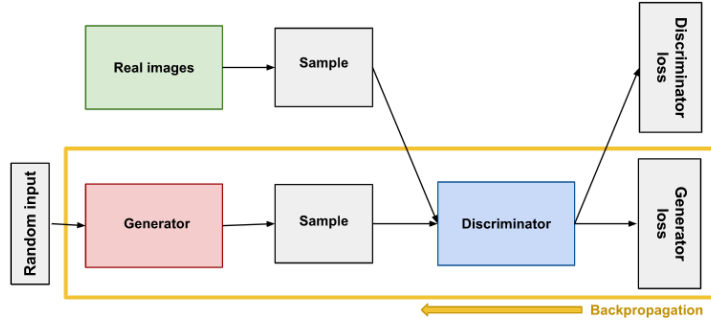
- ▶ Discriminator **gerçek veriyi pozitif, generator'ın ürettiği veriyi negatif** olarak değerlendirir.
- ▶ Discriminator eğitimi sırasında **discriminator hatasını kullanır** ve **generator hatasını göz ardı eder**.
- ▶ Generator eğitimi sırasında **generator hatası kullanılır**.
- ▶ **Discriminator** eğitimi sırasında **hem gerçek veriyi hem de generator tarafından üretilen veriyi sınıflandırılır**.
- ▶ **Discriminator loss function**, discriminator hatasını değerlendirir (gerçek veriyi sahte veya sahte veriyi gerçek sınıflandırma).
- ▶ Discriminator hata değerine göre kendi ağırlıklarını günceller.

10

GAN'lerin yapısı

Generator

- ▶ **Generator** gerçek dışı veri üretmeyi **discriminator**'ın geri bildirimine göre öğrenir.
- ▶ Generator eğitiminde discriminator'ın hesapladığı loss değeri kullanılır.



11

GAN'lerin yapısı

Generator

- ▶ Generator kısmının eğitimi için aşağıdaki bileşenler kullanılır:
 - ▶ **Rastgele giriş:** $z \sim \mathcal{N}(0, 1)$ veya $z \sim U(-1, 1)$
 - ▶ **Generator ağı:** rastgele girişi bir örnek veriye dönüştürür.
 - ▶ **Discriminator ağı:** üretilen veriyi sınıflandırır.
 - ▶ **Discriminator çıkışı:** tahmin yapar.
 - ▶ **Generator loss:** generator'ın ürettiği veride discriminator'ı yanıltamamasını gösterir.
- ▶ GAN'ler giriş olarak rastgele **gürültü verisini alır**.
- ▶ Generator bu gürültü girişini anlamlı çıkışa dönüştürür.
- ▶ Giriş olarak gürültünün verilmesiyle hedef veride farklı bölgelerde örneklemeler yapılır.

12

GAN'lerin yapısı

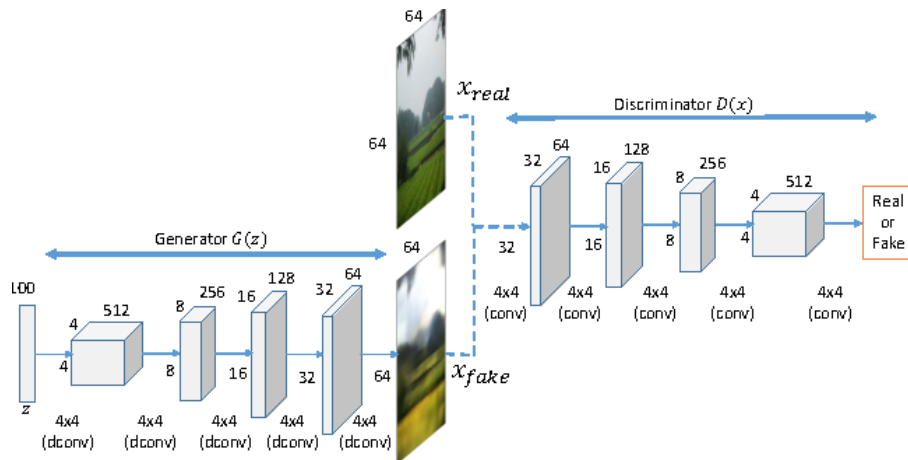
Generator

- ▶ Ağı eğitmek için çıktıdaki hata değerini azaltacak şekilde ağırlıklar güncellenir.
- ▶ **Backpropagation tüm ağırlıkların sıralı bir şekilde ayarlanmasını sağlar.**
- ▶ Backpropagation çıktıdan başlar ve discriminator üzerinden generator'a gelir.
- ▶ Generator eğitimi aşamasında sırasıyla:
 - ▶ **Gürültü verisi üretilir.**
 - ▶ **Generator gürültü giriş verisinden çıkışı üretir.**
 - ▶ Generator çıkışını **discriminator** gerçek veya değil şeklinde **sınıflandırır.**
 - ▶ Discriminator sınıflandırmasına göre **loss değeri hesaplanır.**
 - ▶ Hata değeri **discriminator** ve **generator'a backpropagation ile yayılır.**
 - ▶ Gradyan vektörü ile **generator ağırlıkları değiştirilir.**

13

GAN'lerin yapısı

- ▶ Generator ve discriminator conv ve deconv katmanlarıyla oluşturulabilir.
- ▶ <https://arxiv.org/pdf/1703.07195.pdf>



14

İçerik

- ▶ Generative adversarial networks
- ▶ GAN'lerin yapısı
- ▶ **Loss functions**
- ▶ GAN'lerin eğitimi
- ▶ GAN uygulamaları

15

Loss functions

- ▶ GAN'ler **iki tane loss fonksiyonuna sahiptir:**
 - ▶ Discriminator loss
 - ▶ Generator loss
- ▶ **Birisi discriminator eğitimi için diğeri generator eğitimi için kullanılır.**
- ▶ Loss fonksiyonlar generator tarafından üretilen fake veri ile gerçek veri arasındaki farkı hesaplar.
- ▶ **Generator fake veriyi etkilediği için sadece bu hata alınır.**
- ▶ **Discriminator eğitiminde her iki hata değeri de alınır.**

16

Loss functions

Discriminator loss

- ▶ Discriminator eğitilerek aşağıdaki fonksiyon maksimize edilmeye çalışır.

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

- ▶ $\log(D(x))$ discriminator'ın gerçek görüntüyü doğru sınıflandırma (real) olasılığını gösterir.
- ▶ $\log(1 - D(G(z)))$ discriminator'ın fake görüntüyü doğru sınıflandırma (fake) olasılığını gösterir.

17

Loss functions

Generator loss

- ▶ Generator eğitilerek aşağıdaki fonksiyon minimize edilmeye çalışır.

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

- ▶ Discriminator sınıflandırmasına göre generator eğitilir.

18

İçerik

- ▶ Generative adversarial networks
- ▶ GAN'lerin yapısı
- ▶ Loss functions
- ▶ GAN'lerin eğitimi
- ▶ GAN uygulamaları

19

GAN'lerin eğitimi

- ▶ GAN'ler iki farklı ağıza sahip olduğu için ikisinin de ağırlıklarının eğitilmesi gereklidir.
- ▶ Generator ve discriminator iki farklı eğitim sürecine sahiptir.
 - 1- **Discriminator** bir veya birden çok epoch için eğitilir.
 - 2- **Generator** bir veya birden çok epoch için eğitilir.
 - 3- **İlk iki adım** eğitim tamamlanıncaya kadar **tekrarlanır**.
- ▶ Discriminator eğitimi sırasında generator'da değişiklik yapılmaz.
- ▶ Generator eğitimi sırasında discriminator'da değişiklik yapılmaz.
- ▶ Discriminator, generator'ın hatasını algılamayı öğrenmelidir.

20

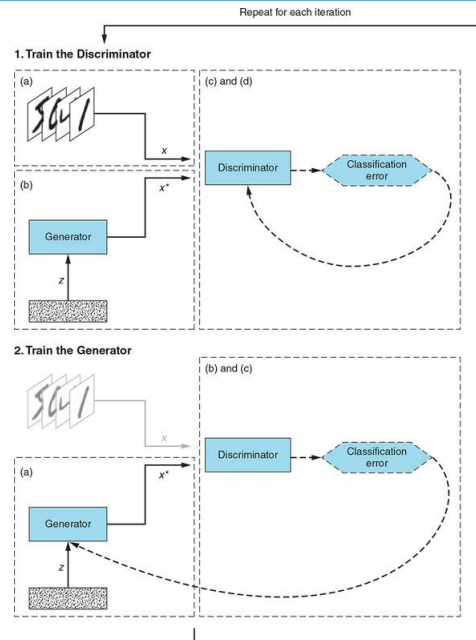
GAN'lerin eğitimi

- ▶ Başlangıçta generator'ın hatasını bulmak daha kolaydır.
- ▶ **Generator eğitimi ilerledikçe hatasını bulmak zorlaşır.**
- ▶ Generator eğitimi ilerledikçe **discriminator performansı düşmeye başlar.**
- ▶ Generator eğitildikçe daha gerçekçi veriler üretmeye başlar ve **discriminator ayırt edemez hale gelir.**
- ▶ Eğer generator eğitimi çok başarılı şekilde tamamlanırsa, **discriminator accuracy değeri %50'ye düşer.**

21

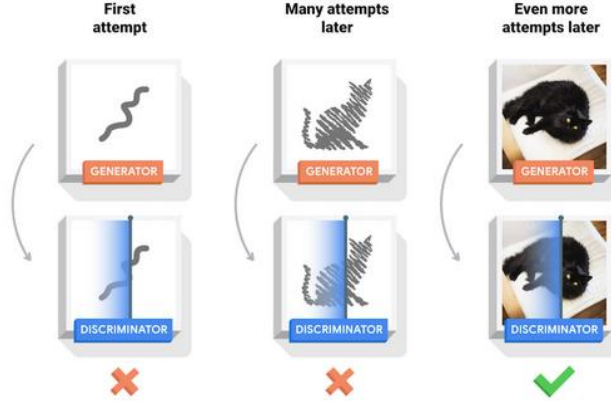
GAN'lerin eğitimi

- ▶ Discriminator ve generator iki aşamada iteratif olarak sırayla eğitilir.
- ▶ Birisi eğilirken diğeri sabit alınır.
- ▶ Her ikisinin de eğitiminde **discriminator sınıflandırma hatası** kullanılır.



GAN'lerin eğitimi

- ▶ GAN'lerde **discriminator** ve **generator** birbiriyle yarışır.
- ▶ **Generator gerçekten ayırt edilemeyen sahte veriler oluşturur.**
- ▶ Discriminator için en iyi tahmin rastgele seçimdir ve başarı oranı %50 olur (convergence).

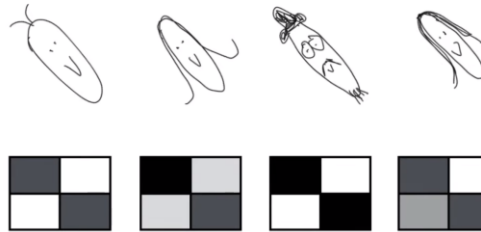


GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Gerçek ve gürültü verileri

Faces



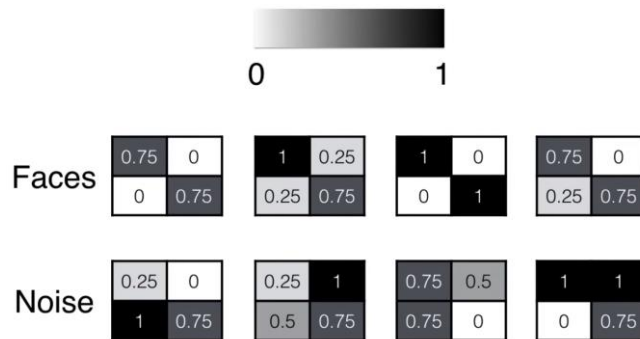
No faces (noise)



GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Gerçek ve gürültü verileri

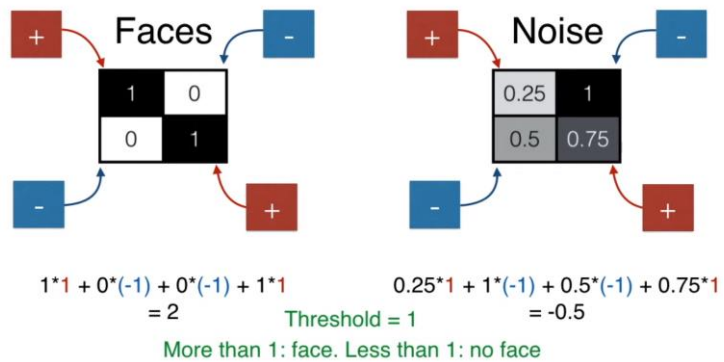


25

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Discriminator oluşturulması

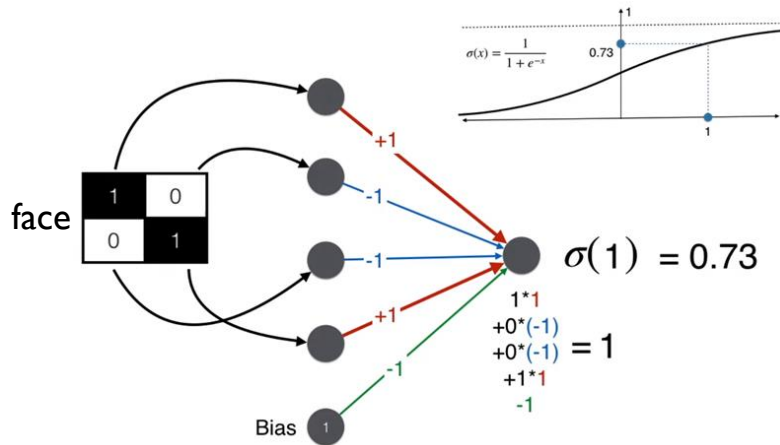


26

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Discriminator

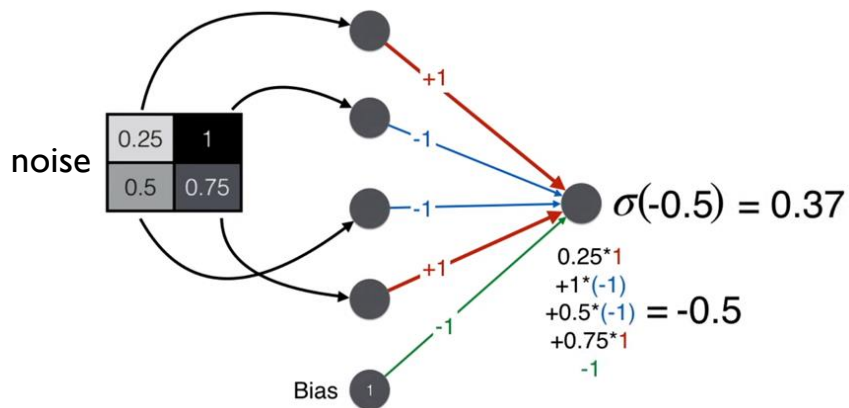


27

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Discriminator

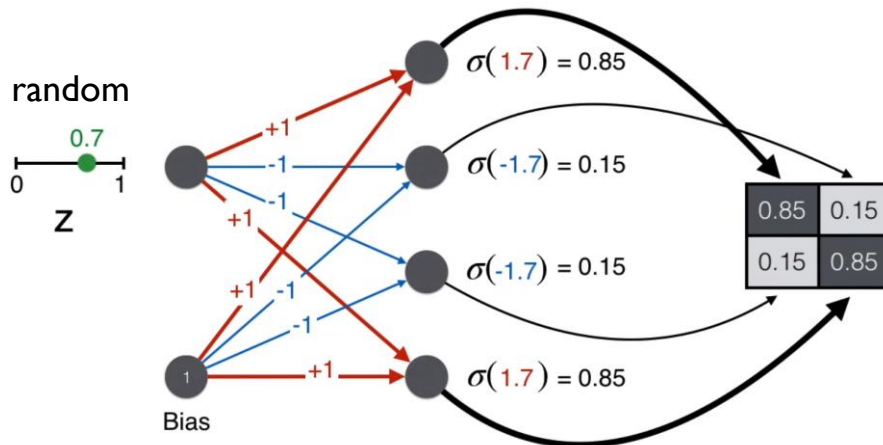


28

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Generator



29

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Log-loss error function

Error = $-\ln(\text{prediction})$

Label: 1
Prediction: 0.1 Error: large $-\ln(0.1) = 2.3$

Label: 1
Prediction: 0.9 Error: small $-\ln(0.9) = 0.1$

Error = $-\ln(1 - \text{prediction})$

Label: 0
Prediction: 0.1 Error: small $-\ln(0.9) = 0.1$

Label: 0
Prediction: 0.9 Error: large $-\ln(0.1) = 2.3$

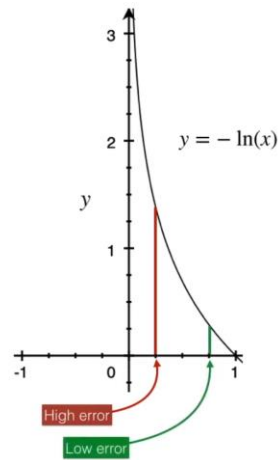
30

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Log-loss error function (generator)

If we want a prediction to be 1:
Log-loss = $-\ln(\text{prediction})$



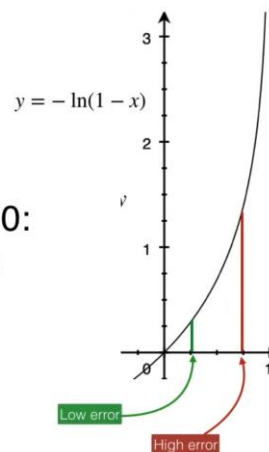
31

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Log-loss error function (discriminator)

If we want a prediction to be 0:
Log-loss = $-\ln(1 - \text{prediction})$

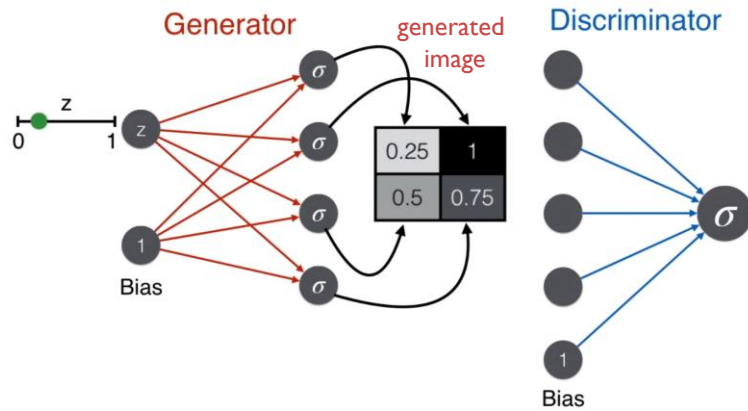


32

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Backpropagation

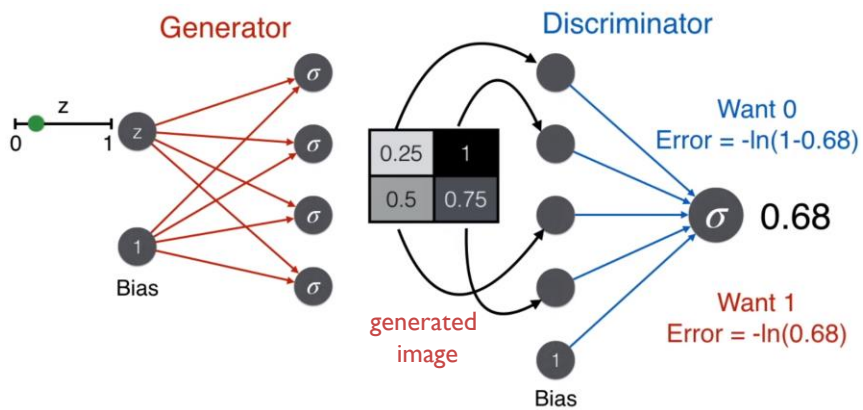


33

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Backpropagation

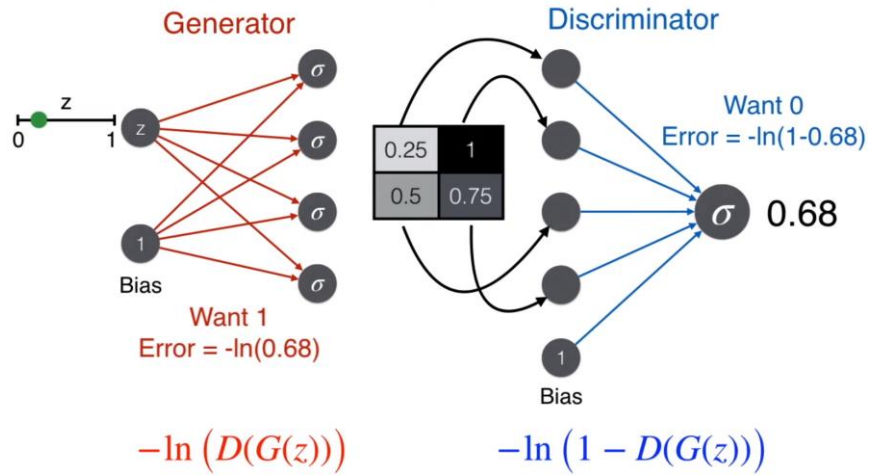


34

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Backpropagation

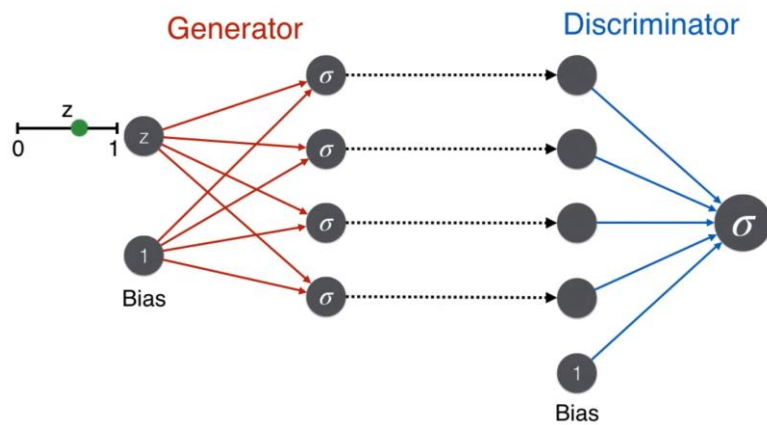


35

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Fake için hem generator hem de discriminator eğitilir.

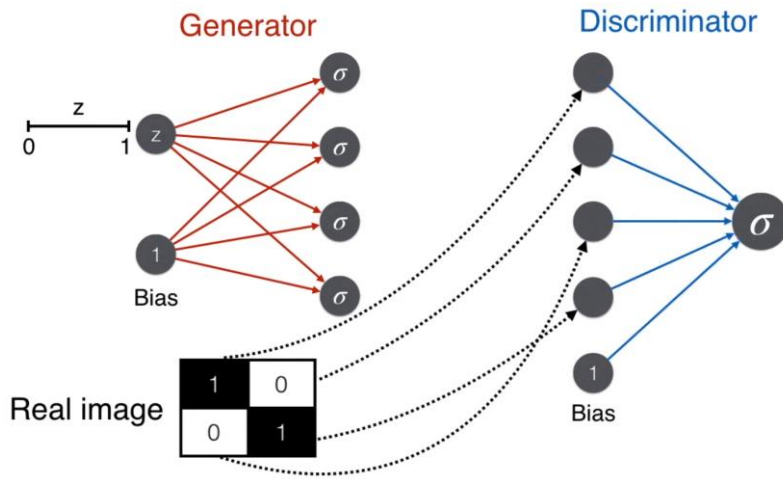


36

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Real için sadece discriminator eğilir.

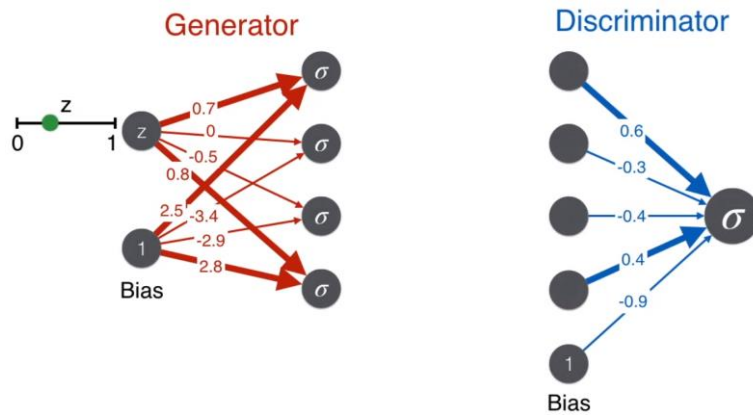


37

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Eğitim sonucunda ağırlıklar optimize edilir.

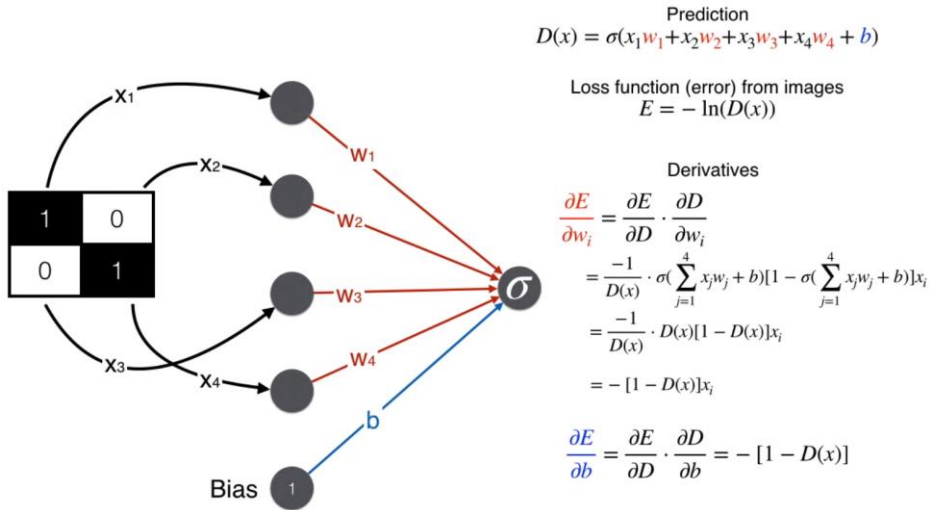


38

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Gerçek görüntü için discriminator eğitimi.

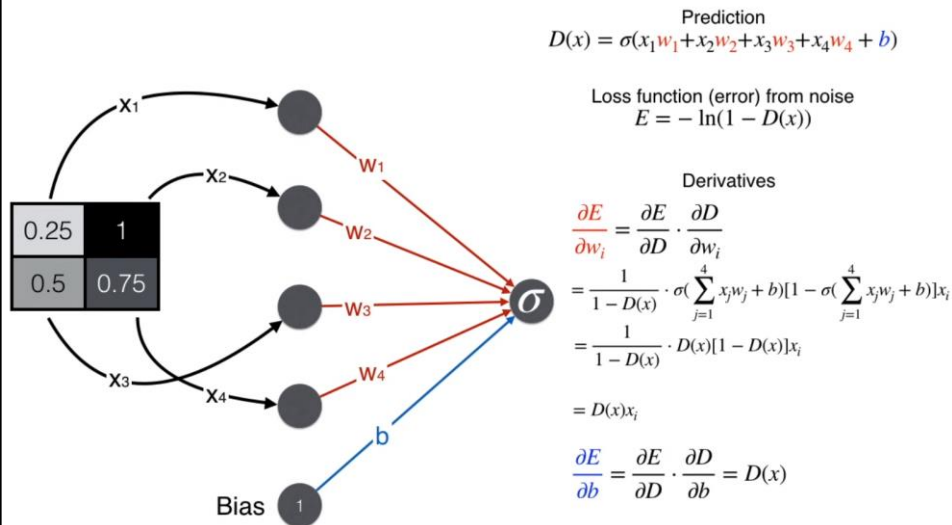


39

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Training – Fake görüntü için discriminator eğitimi.

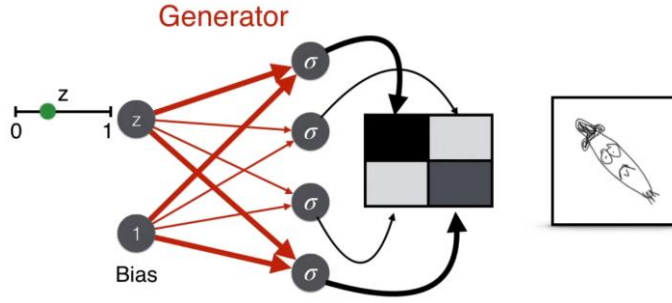


40

GAN'lerin eğitimi

Örnek:

Generator kullanılarak verilen bir girişe karşılık yeni bir görüntü üretilebilir.



41

İçerik

- ▶ Generative adversarial networks
- ▶ GAN'lerin yapısı
- ▶ Loss functions
- ▶ GAN'lerin eğitimi
- ▶ GAN uygulamaları

42

GAN uygulamaları

Hiperrealistik görüntü

- ▶ GAN'ler çok gerçekçi görüntüler oluşturabilmektedir.
- ▶ Aşağıdaki görüntülerin hiçbirisi gerçek bir insana ait değildir.
- ▶ GAN'ler fotoğraf gerçekliğinde görüntü oluşturabilir.



43

GAN uygulamaları

Görüntü-görüntü dönüşümü

- ▶ GAN'ler boyama resimden gerçek fotoğraf üretebilir.
- ▶ GAN'ler zebra görüntüsünü ata dönüştürebilir veya tersini gerçekleştirebilir.



44

GAN uygulamaları

Görüntü-görüntü dönüşümü

- ▶ GAN'ler eskizlerden gerçek fotoğraf görüntüsü üretebilir.

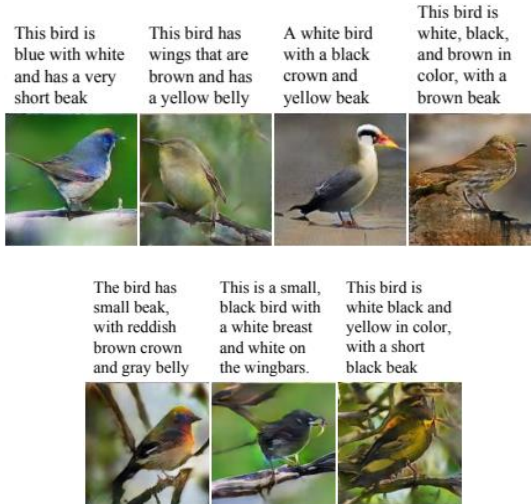


45

GAN uygulamaları

Metinden görüntü sentezleme

- ▶ GAN'ler girilen bir metin için görüntü üretebilir.



46

GAN uygulamaları

Mekan tasarımları için görüntü sentezleme

- ▶ GAN'ler mekan tasarımı için görüntü üretebilir.
- ▶ <https://arxiv.org/pdf/1511.06434v2.pdf>



47

GAN uygulamaları

Text-to-speech

- ▶ GAN'ler girilen bir metin için doğal konuşma sesi üretebilir.
- ▶ <https://arxiv.org/pdf/1707.01670.pdf>

Face inpainting

- ▶ GAN'ler bir resimdeki kayıp kısmın yeniden oluşturulmasında kullanılabilir.
- ▶ <https://arxiv.org/pdf/1607.07539.pdf>

Super-resolution

- ▶ GAN'ler görüntüde çözünürlük artırmak için kullanılabilir.
- ▶ <https://arxiv.org/pdf/1609.04802.pdf>

48