

Clase 1: Introducción

MDS7203 Modelos Generativos Profundos

Felipe Tobar
Cristóbal Alcázar - Camilo Carvajal Reyes

Iniciativa de Datos e Inteligencia Artificial
Universidad de Chile

7 de agosto de 2023



Tabla de contenidos

Logística y presentación del curso

Requisitos del curso

Organización del curso

Introducción a Modelos Generativos

Modelos Discriminativos

Modelos Generativos

Ejemplos de Modelos Generativos

Taxonomía de Modelos Generativos

Aplicaciones de Modelos Generativos

Modelos generativos y problemas inversos

Generación de imagen-a-imagen

Generación de imagen-a-imagen

Aplicaciones en Industrias Creativas

Tabla de contenidos

Logística y presentación del curso

Requisitos del curso

Organización del curso

Introducción a Modelos Generativos

Modelos Discriminativos

Modelos Generativos

Ejemplos de Modelos Generativos

Taxonomía de Modelos Generativos

Aplicaciones de Modelos Generativos

Modelos generativos y problemas inversos

Generación de imagen-a-imagen

Generación de imagen-a-imagen

Aplicaciones en Industrias Creativas

Requisitos del curso

- ▶ Requisitos del curso: Aprendizaje de Máquinas (cualquier versión) o Simulación Estocástica. También es posible pedirlo por autorización.
- ▶ Se requiere manejo básico en estadística / aprendizaje de máquinas
- ▶ Necesitarán conocimiento en probabilidades y cálculo, más precisamente conocer:
 - ▶ Optimización con descenso de gradiente (y como consecuencia derivadas)
 - ▶ *Backpropagation*
 - ▶ Variables aleatorias, independencia e independencia condicional
 - ▶ Teorema de Bayes, regla de la cadena y cambio de variables
- ▶ Es importante que se manejen bien en *python*.

Organización del curso

- ▶ 2 clases por semana de 1.5 horas: lunes y viernes de 10:15 a 11:45
- ▶ En general:
 - ▶ Se espera que estudien el material de antemano
 - ▶ 2 módulos teóricos
 - ▶ 2 módulos de laboratorio (trabajo dirigido)
- ▶ Sala: por definir
- ▶ Evaluaciones:
 - ▶ Quiz para evaluar conceptos básicos
 - ▶ Laboratorios individuales, evaluación por trabajo en clases y entrega final
 - ▶ Proyecto final
 - ▶ colorred $NF = NQ * 0.15 + NL * 0.45 + NP * 0.4$
- ▶ Además de Ucursos, la página con el material del curso es:
<https://github.com/GAMES-UChile/Curso-Modelos-Generativos-Profundos>
- ▶ Canal de consultas oficial es el foro de U-cursos

Tabla de contenidos

Logística y presentación del curso

Requisitos del curso

Organización del curso

Introducción a Modelos Generativos

Modelos Discriminativos

Modelos Generativos

Ejemplos de Modelos Generativos

Taxonomía de Modelos Generativos

Aplicaciones de Modelos Generativos

Modelos generativos y problemas inversos

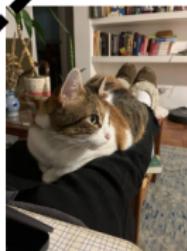
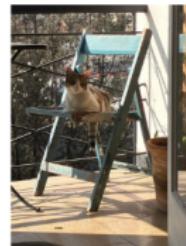
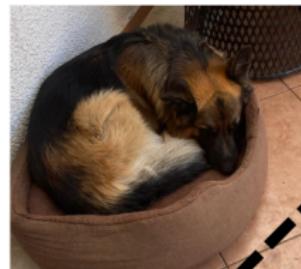
Generación de imagen-a-imagen

Generación de imagen-a-imagen

Aplicaciones en Industrias Creativas

Modelos Discriminativos

Para un modelo discriminativo el objetivo será tener una manera de decidir entre miembros de distintas clases.



Modelo Generativo

En el caso de un modelo generativo, nuestro objetivo es modelar la estructura de los datos.

$(Y = \text{michi}, x =$



$)$

$(Y = \text{zeta}, x =$



$)$

$(Y = \text{michi}, x =$



$)$

$(Y = \text{zeta}, x =$



$)$

Modelo Generativo

En el caso Gaussiano podíamos ajustar los parámetros que definen nuestra distribución de modo que se maximizara la log-verosimilitud.

Modelo Generativo

$$P(x | y) = \frac{P(y | x)}{P(y)} P(x)$$

Conditional Generative Model Discriminative Model (Unconditional) Generative Model
Prior over labels

Modelo Generativo

Modelo generativo condicional

$$p(\text{dog} | y = \text{zeta})$$



=

Modelo discriminativo

$$p(y=\text{zeta} | \text{dog}) p(\text{dog})$$



Modelo generativo
no condicional



$$p(y=\text{zeta})$$

Prior sobre los labels

Modelo Generativo

En el caso Gaussiano podíamos ajustar los parámetros que definen nuestra distribución de modo que se maximizara la log-verosimilitud. Sin embargo en general las distribuciones Gaussianas no logran reflejar la complejidad intrínseca de los datos. Muchos de los modelos que estudiaremos en este curso intentarán solucionar esta y otras limitaciones, pero manteniendo la capacidad de samplear nuevos puntos de datos.

Ejemplos de Modelos Generativos

Modelos basados en energía

En este caso trataremos de modelar la densidad al considerar:

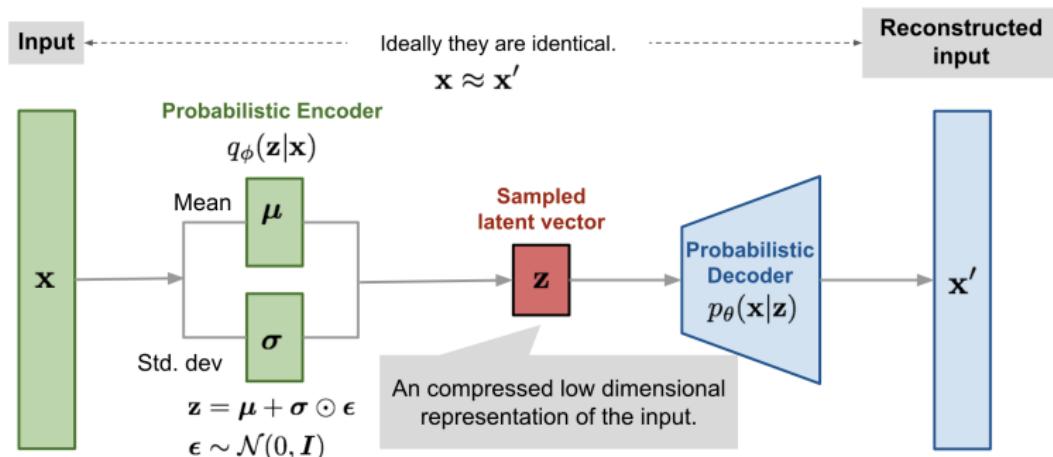
$$p_{\theta}(x) = \frac{\tilde{p}_{\theta}(x)}{Z_{\theta}} = \frac{e^{-E_{\theta}(x)}}{Z_{\theta}},$$

donde a $E_{\theta} : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ se le llama la función de energía. La analogía es: mientras menos energía tenga, más probable serán un punto de dato. Por otro lado, Z_{θ} es simplemente un denominador que normaliza, que en general se considera intratable. Este tipo de modelamiento es flexible pero samplear requiere escoger muestreros con baja energía usando métodos de MCMC, lo cual a veces lleva a una disminución en calidad.

Ejemplos de Modelos Generativos

Autoencoders variacionales (VAE)

Los VAEs modelan la distribución ajustando una red codificadora (*encoder*) que mapea los datos de input a un espacio latente, y una red decodificadora (*decoder*) que reconstruye el input usando muestras del espacio latente. Esto captura la estructura subyacente y permite el sampleo desde la distribución aprendida dentro del espacio latente.¹

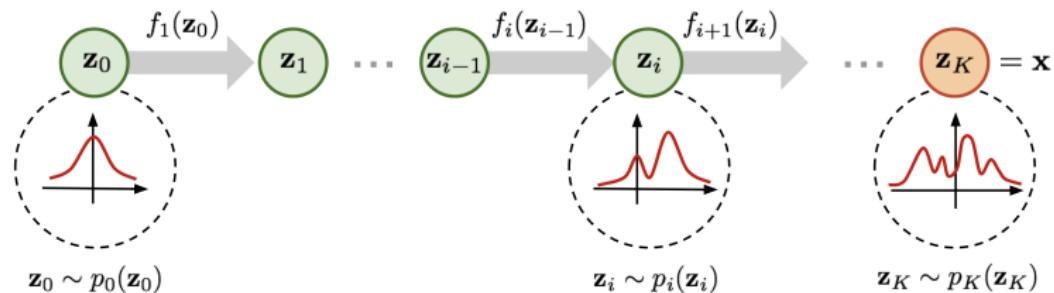


¹Fuente de la imagen: <https://lilianweng.github.io/posts/2018-08-12-vae/>

Ejemplos de Modelos Generativos

Flujos normalizantes

Un modelo de flujos normalizantes (*normalizing flows*) modela la distribución de los datos aplicando una secuencia de transformaciones invertibles a una base de distribuciones simples, como Gaussianas. Esto permite al modelo aprender y generar muestras de distribuciones complejas al transformar los datos de forma iterativa y actualizar la densidad de probabilidad usando cambio de variables.¹

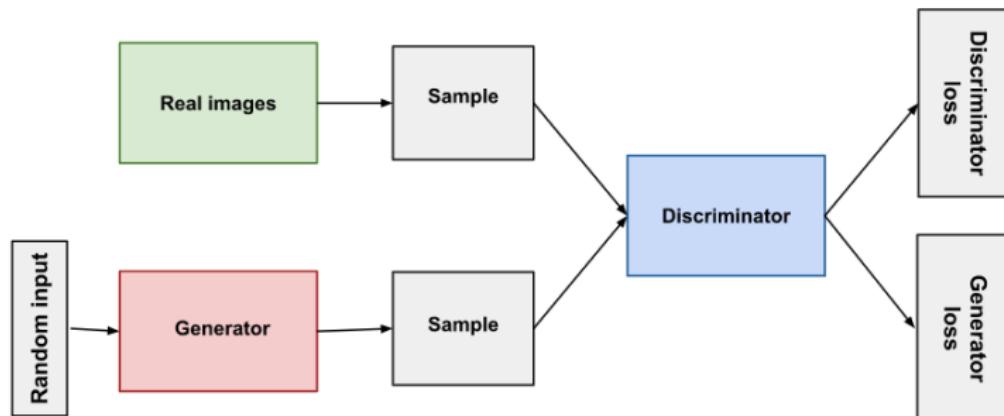


¹ Fuente de la imagen: <https://lilianweng.github.io/posts/2018-10-13-flow-models/>

Ejemplos de Modelos Generativos

Redes generativas antagónicas (GAN)

Las GANs son capaces de samplear nuevos puntos de datos al entrenar una red generadora que transforma ruido aleatorio en muestras sintéticas, al mismo tiempo que ajusta una red discriminadora que distingue entre puntos reales y generados de manera sintética. Esto induce un bucle de retroalimentación (*feedback loop*) que empuja el generador a crear puntos de datos cada vez más parecidos a los reales y más diversos.¹



¹ Fuente de la imagen: https://developers.google.com/machine-learning/gan/gan_structure

La Taxonomía de Modelos Generativos

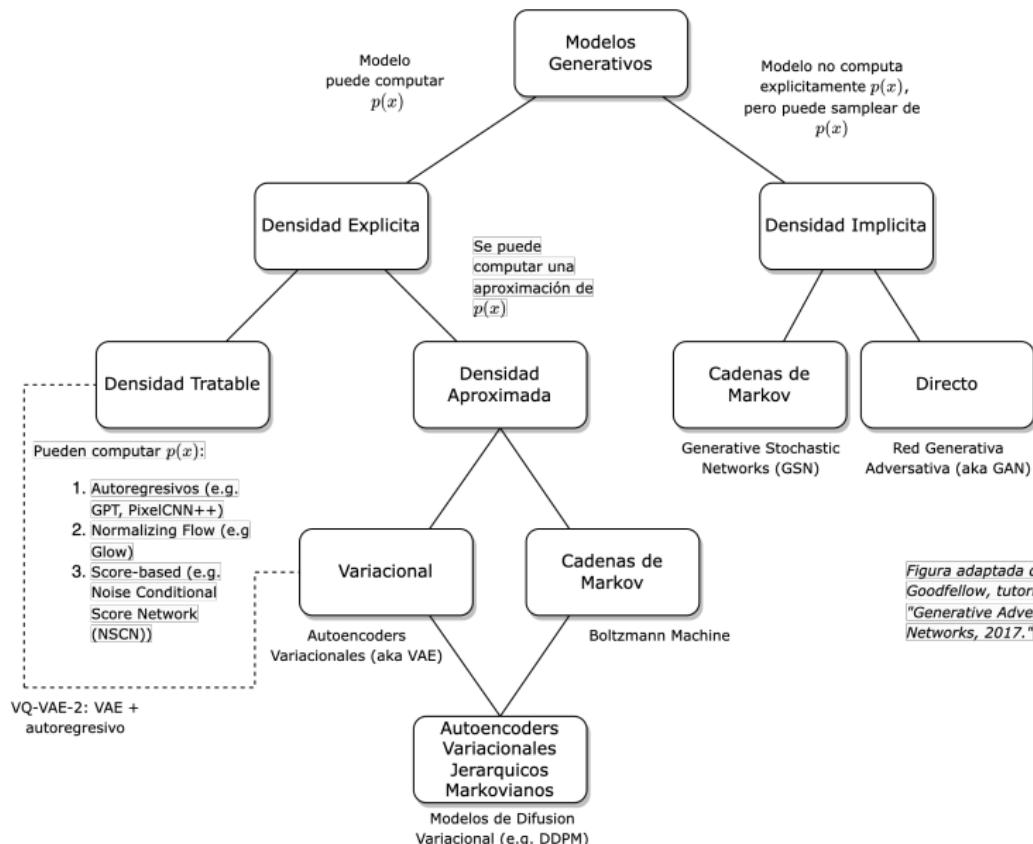


Tabla de contenidos

Logística y presentación del curso

Requisitos del curso

Organización del curso

Introducción a Modelos Generativos

Modelos Discriminativos

Modelos Generativos

Ejemplos de Modelos Generativos

Taxonomía de Modelos Generativos

Aplicaciones de Modelos Generativos

Modelos generativos y problemas inversos

Generación de imagen-a-imagen

Generación de imagen-a-imagen

Aplicaciones en Industrias Creativas

Modelos generativos y problemas inversos

P(Imagen RGB | imagen escala de grises)



<https://github.com/jantic/DeOldify - Antic 2020>

P(Imagen alta resolución | imagen baja resolución)



Input:
64x64

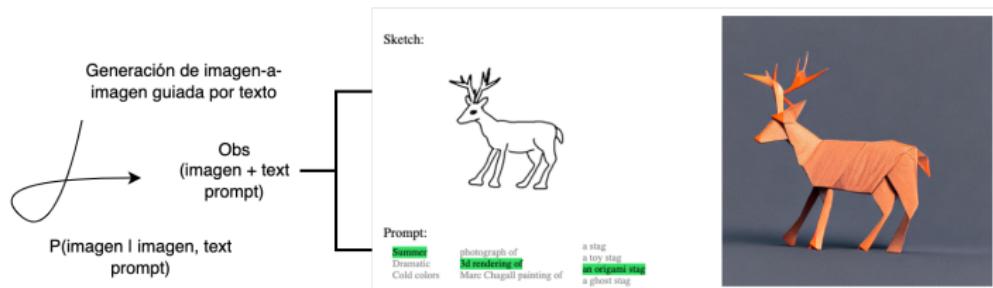
Output:
1024x1024

"Image Super-Resolution via Iterative Refinement" - Saharia et al. 2022

Generación de imagen-a-imagen

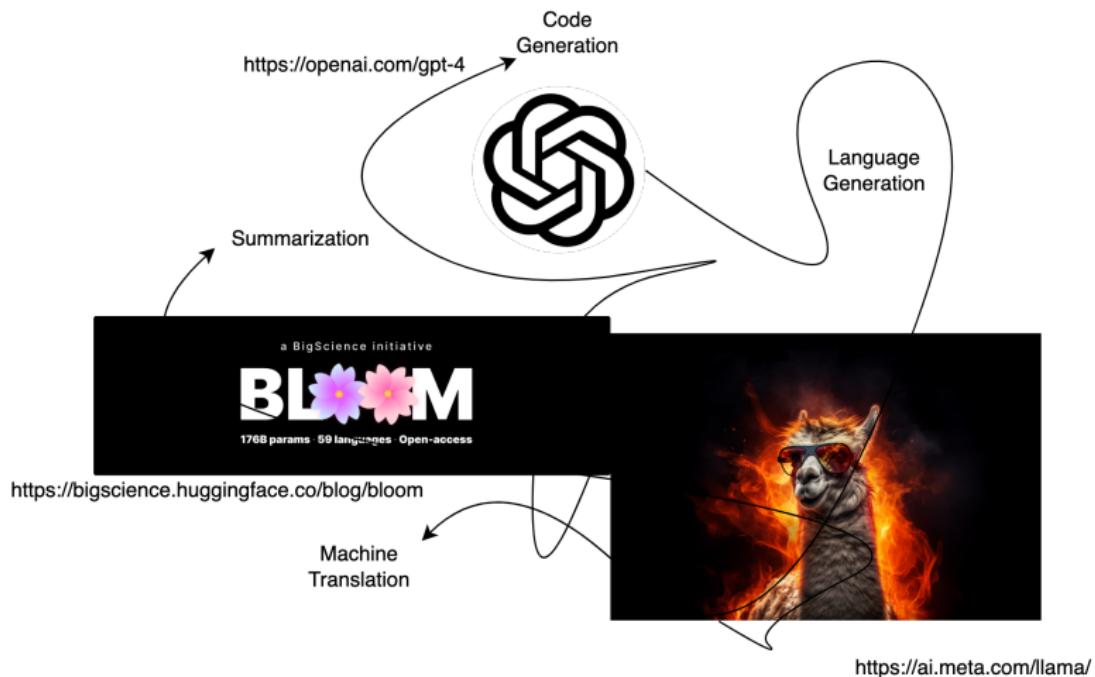


"Paint by Example: Exemplar-based image Editing with Diffusion Models" - Yang et al. 2022



"Sketch-Guided Text-to-Image Diffusion Models" - Voynov et al. 2022

Generación de secuencias

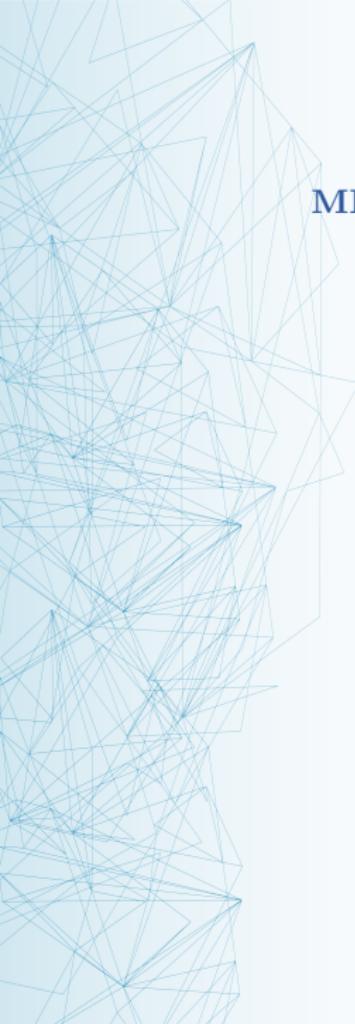


Aplicaciones de Modelos Generativos: Industrias Creativas

*"No luz, no cámara, solo acción",
Runway, GEN-2*

- ▶ *Text-to-Video*
- ▶ *Text + Image-to-Video*
- ▶ *Image-to-Video*
- ▶ *Stylization*
- ▶ *Storyboard*
- ▶ *Mask*
- ▶ *Render*





Clase 1: Introducción

MDS7203 Modelos Generativos Profundos

Felipe Tobar
Cristóbal Alcázar - Camilo Carvajal Reyes

Iniciativa de Datos e Inteligencia Artificial
Universidad de Chile

7 de agosto de 2023



Iniciativa de Datos e
Inteligencia Artificial