Redes generativas adversativas

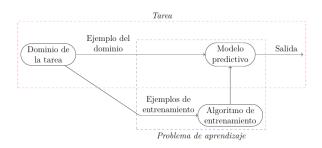
Eduardo Chamizo Fernández

June 12, 2025

Introducción

- Aprendizaje automático y aprendizaje profundo
- Redes neuronales y redes neuronales convolucionales
- Modelado discriminativo frente a generativo
- Autocodificadores
- Redes generativas adversativas
- O Aplicaciones prácticas

Aprendizaje automático



Aprendizaje profundo (representatividad)

Evitar el subajuste y sobreajuste

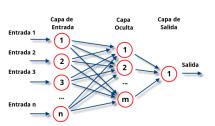
Aprendizaje supervisado y no supervisado

Redes neuronales

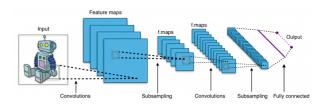
Modelo fundamental del aprendizaje profundo

Aplica suma ponderada a los datos de entrada (pesos)

Las redes aprenden mediante descenso por gradiente, minimizando la función pérdida gracias a la retropropagación



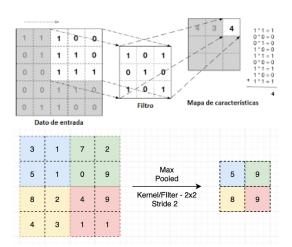
Redes neuronales convolucionales



Compuestas de parte convolucional y parte densa

Eficaces gracias al aprendizaje de patrones locales, invariantes frente a traslaciones y jerarquías espaciales

Capas convolucionales, pooling

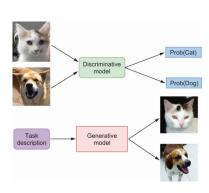


Modelado discriminativo frente a generativo

El modelado discriminatorio estima $\mathbb{P}(y|x)$. Es aprendizaje supervisado

El modelado generativo estima $\mathbb{P}(x)$ y toma muestras a partir de esta. También puede estimar $\mathbb{P}(x|y)$

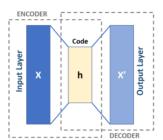
Se busca máxima verosimilitud de los datos bajo los parámetros (pesos)

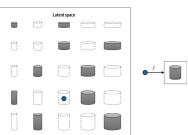


Autocodificadores (variacionales) y espacio latente

Los autocodificadores conforman la primera "intuición" hacia las redes adversativas

En el espacio latente se codifican las características con normalidad multivariante



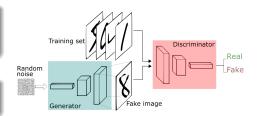


Redes generativas adversativas

Retroalimentación bidireccional entre generador y discriminador

Imágenes reales con etiqueta 1 y falsas con etiqueta 0

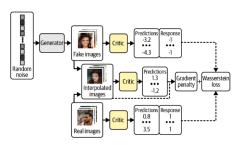
Entrenamiento desafiante



Redes generativas adversativas - Pérdida Wasserstein con penalización por gradiente

Las etiquetas serán 1 para reales y -1 para falsas porque el *crítico* puntúa, no proporciona probabilidades

Penalizar pérdida en crítico si la norma del gradiente se desvía de 1



Aplicación práctica - GAN con conjunto de datos *Dog Breed Identification*



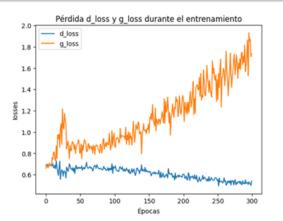
Tamaño 128x128x3, evitando baja resolución y alto coste de memoria

Aplicación práctica - GAN con conjunto de datos *Dog Breed Identification*



Se evidencia una ¿notable? mejora, aunque no se distinguen animales.

Aplicación práctica - GAN con conjunto de datos *Dog Breed Identification*



El discriminador domina sobre el generador, que no parece evolucionar hacia la estabilidad



Aplicación práctica - WGAN con conjunto de datos *Dog Breed Identification*

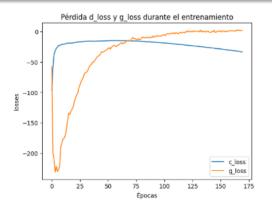


Épocas iniciales

Épocas intermedias

El conjunto es exactamente el mismo que antes. Se observa un "óptimo local" en las épocas intermedias.

Aplicación práctica - WGAN con conjunto de datos *Dog Breed Identification*



Notable mejoría en la estabilidad y convergencia con respecto a la GAN. No se consigue, sin embargo, evitar la inestabilidad del generador al final

Conclusión

Profundización en un nuevo lenguaje de programación, y una nueva aplicación práctica de la estadística

Resultados satisfactorios dada la limitación de recursos

Los desafíos encontrados han servido como motor para seguir aprendiendo y explorando enfoques más prometedores