

DENOISING AUTOENCODERS

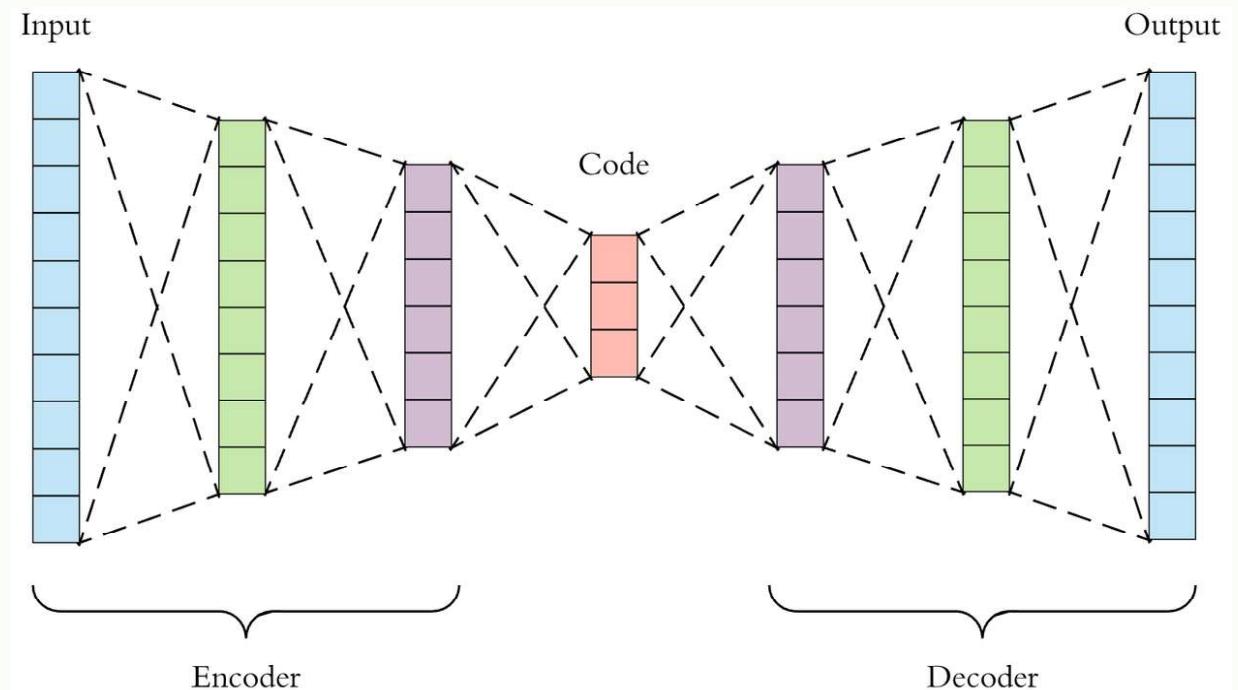
ÍNDICE

- 01. Introducción
- 02. Fundamento Matematico
- 03. Arquitectura
- 04. Denoisig con Autoencoders
- 05. Proceso de entrenamiento
- 06. Conclusiones

INTRODUCCION

Componentes principales:

- Encoder (Codificador): Comprime la entrada a una representación de menor dimensión
- Código Latente (Bottleneck): el código latente es la representación más densa y significativa que el Autoencoder ha logrado aprender sobre los datos.
- Decoder (Decodificador): Reconstruye los datos originales desde el código latente



FUNCION DE PERDIDA

La función de pérdida mide qué tan diferente es la reconstrucción respecto a la entrada original. Para autoencoders que trabajan con imágenes, se usa comúnmente Binary Cross-Entropy.

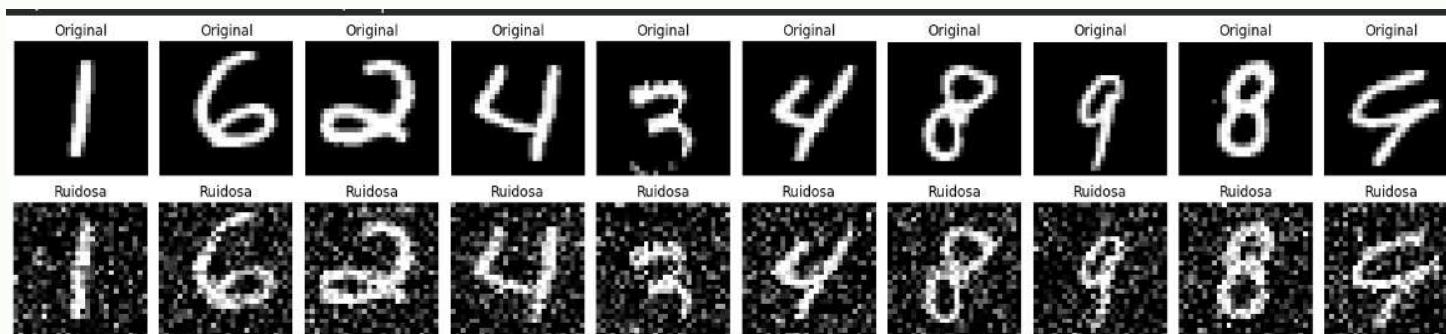
$$L_{BCE} = - \sum_{i=1}^N [x_i \log(\hat{x}_i) + (1 - x_i) \log(1 - \hat{x}_i)]$$

Donde:

- x_i : Valor del pixel original (la "**verdad fundamental**").
- \hat{x}_i : Valor del píxel reconstruido (la **predicción**).
- N : Número total de píxeles.

DENOISING CON AUTOENCODERS

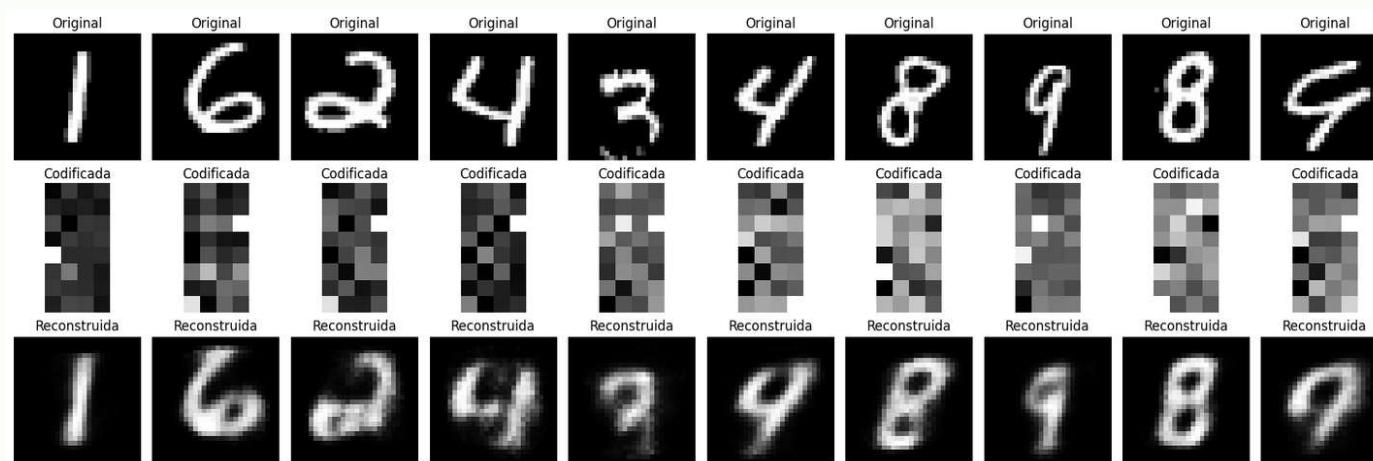
Los Denoising Autoencoders son una variante especial entrenada para eliminar ruido de los datos. La idea clave es agregar ruido artificial a la entrada durante el entrenamiento, pero pedir a la red que reconstruya la imagen limpia original.



ARQUITECTURAS DE AUTOENCODERS

AUTOENCODER SUPERFICIAL

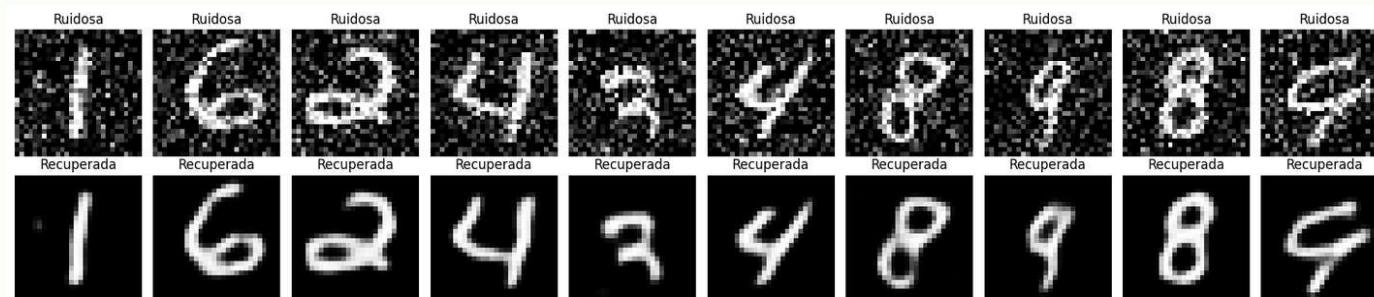
Es la arquitectura más simple, con una sola capa en el encoder y una en el decoder.



ARQUITECTURAS DE AUTOENCODERS

AUTOENCODER PROFUNDO

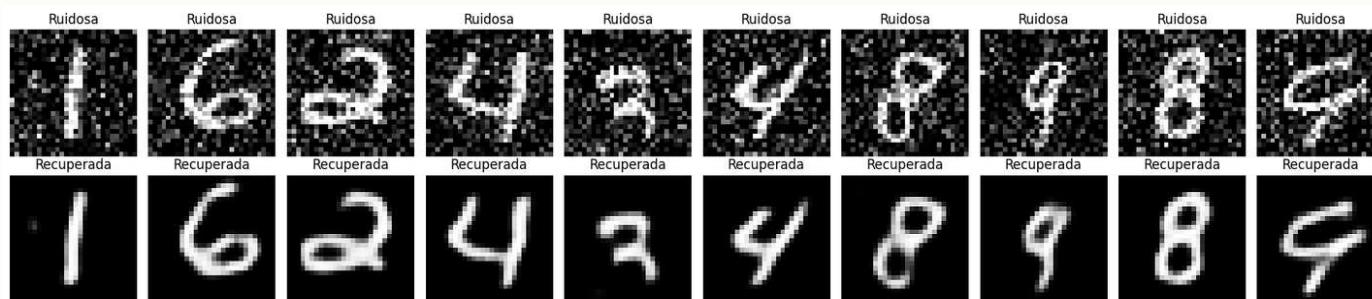
Utiliza múltiples capas en el encoder y decoder, permitiendo aprender representaciones más complejas y jerárquicas.



ARQUITECTURAS DE AUTOENCODERS

AUTOENCODER CONVOLUCIONAL

Utiliza capas convolucionales (Conv2D), ideales para imágenes ya que preservan la estructura espacial de los datos. Es el más efectivo para tareas de visión computacional



APLICACION 1

Detección de Anomalías:

- Identificar defectos en manufactura
- Detectar fraudes en transacciones
- Monitoreo de sistemas industriales

APLICACION 2

Preprocesamiento de Datos:

- Limpiar datasets ruidosos antes de entrenar otros modelos
- Mejorar señales biomédicas (ECG, EEG)
- Filtrado de señales de audio

APLICACION 3

Generación de Datos:

- Aumentación de datasets (data augmentation)
- Interpolación entre imágenes
- Síntesis de nuevas muestras

APLICACION 4

Compresión de Imágenes:

- Reducir el tamaño de archivos manteniendo calidad
- Transmisión eficiente de imágenes en redes

CONCLUSIONES

- Extractor de Esencia: El entrenamiento con ruido obliga al DAE a aprender patrones robustos, descartando el ruido y aislando la verdadera estructura de los datos.
- Versatilidad Arquitectónica: Las arquitecturas Convolucionales (para imágenes) y Profundas (para datos abstractos) ofrecen flexibilidad para la restauración de datos y la compresión en diversas aplicaciones.
- Detección de Anomalías: El alto error de reconstrucción en datos "sucios" o inusuales es el principio fundamental para una detección de anomalías altamente sensible.
- Representación Robusta: El Código Latente generado es una codificación de alta calidad y baja dimensión, útil para la inicialización y la reducción efectiva de dimensionalidad.



MUCHAS
GRACIAS