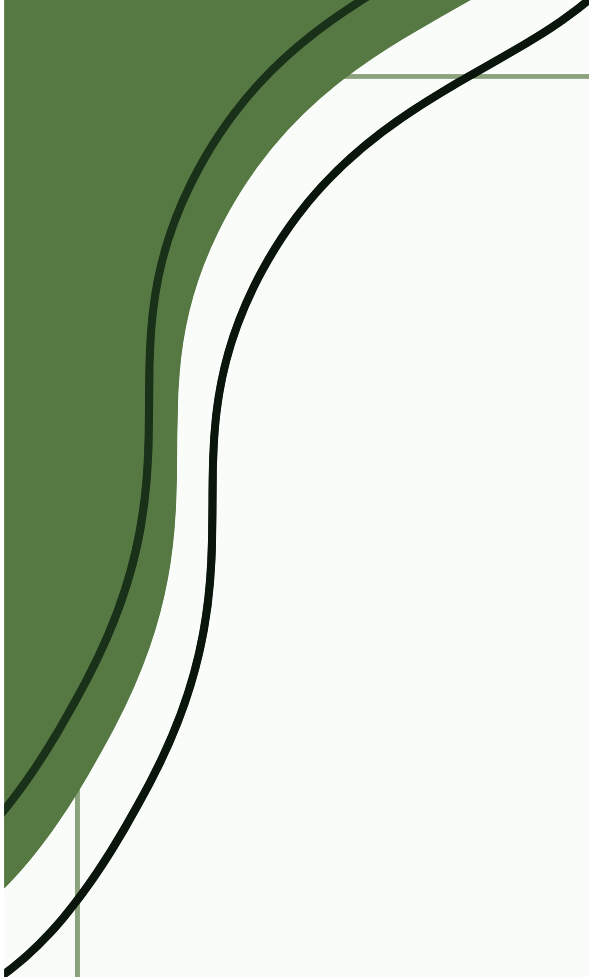




DENOISING AUTOENCODERS



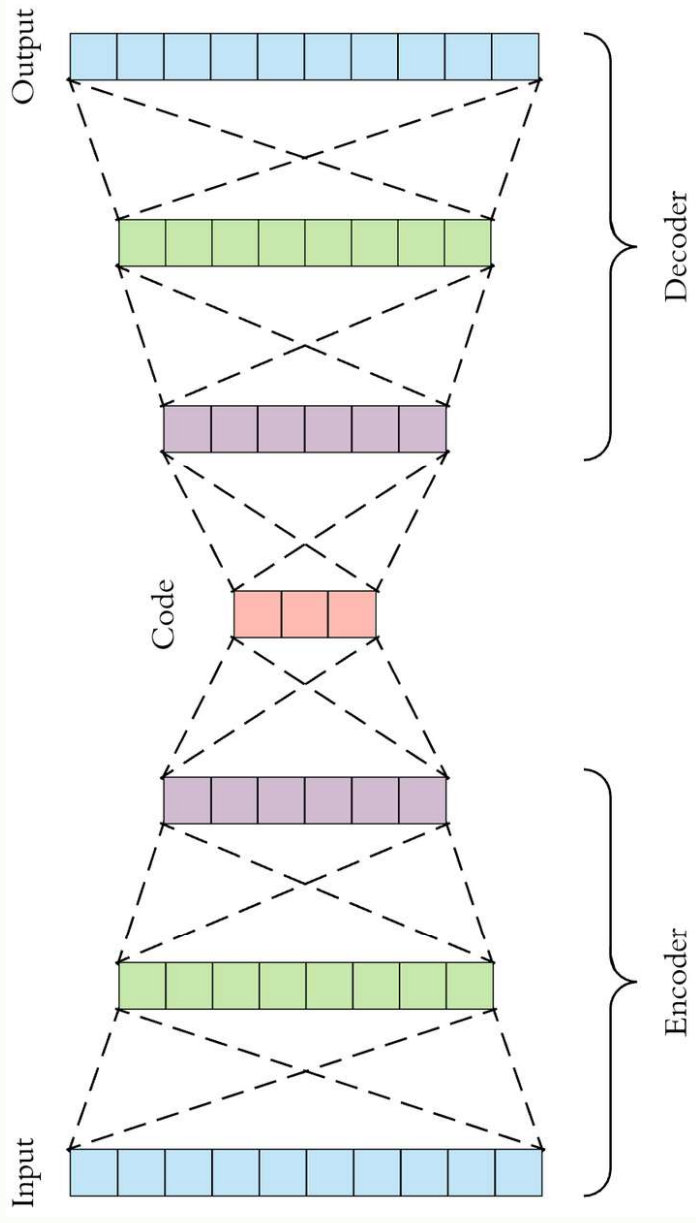
ÍNDICE

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



FUNCIÓN DE PÉRDIDA

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.

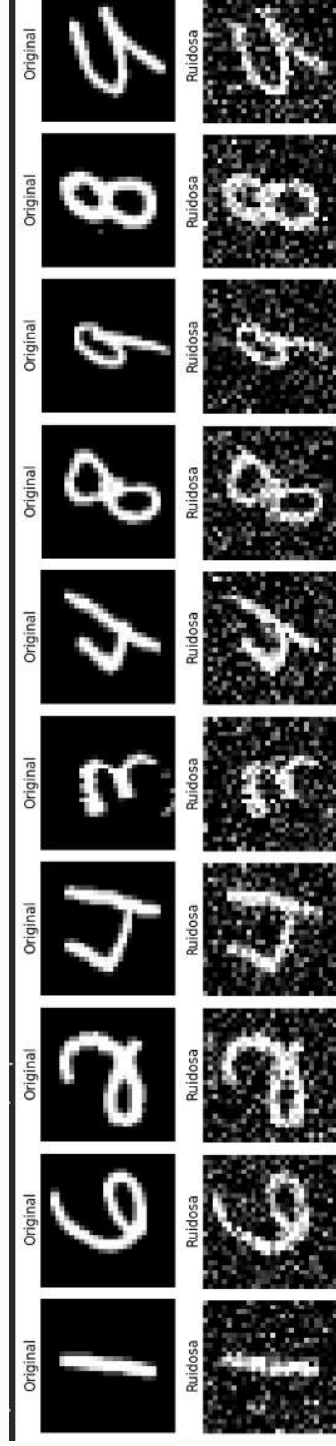
$$L_{BCE} = - \sum_{i=1}^N [x_i \log(\hat{x}_i) + (1 - x_i) \log(1 - \hat{x}_i)]$$

Donde:

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

DENOISING CON AUTOENCODERS

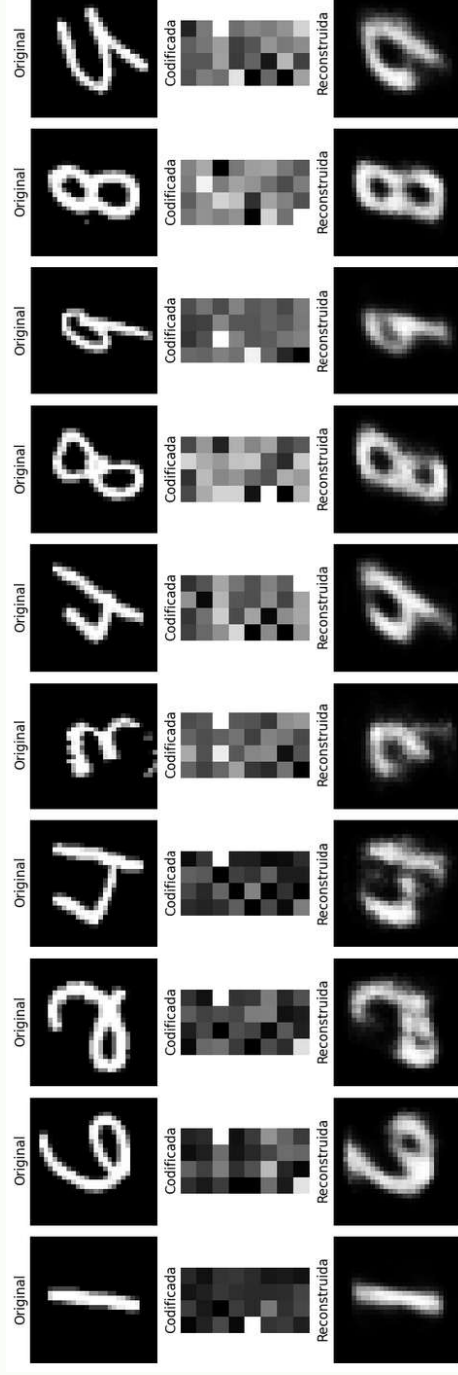
Los Denoising Autoencoders son una variante especial entrenada para eliminar ruido de los datos. La idea clave es agregar ruido artificial a la entrada durante el entrenamiento, pero pedir a la red que reconstruya la imagen limpia original.



ARQUITECTURAS DE AUTOENCODERS

AUTOENCODER SUPERFICIAL

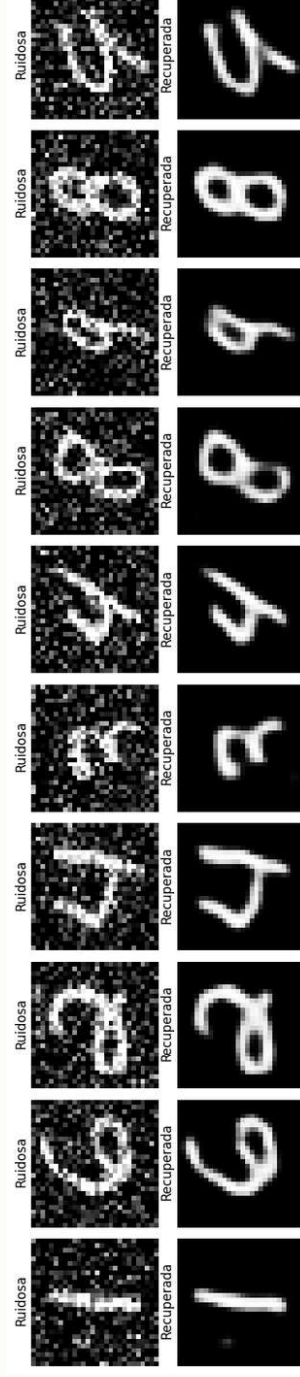
Es la arquitectura más simple, con una sola capa en el encoder y una en el decoder.



ARQUITECTURAS DE AUTOENCODERS

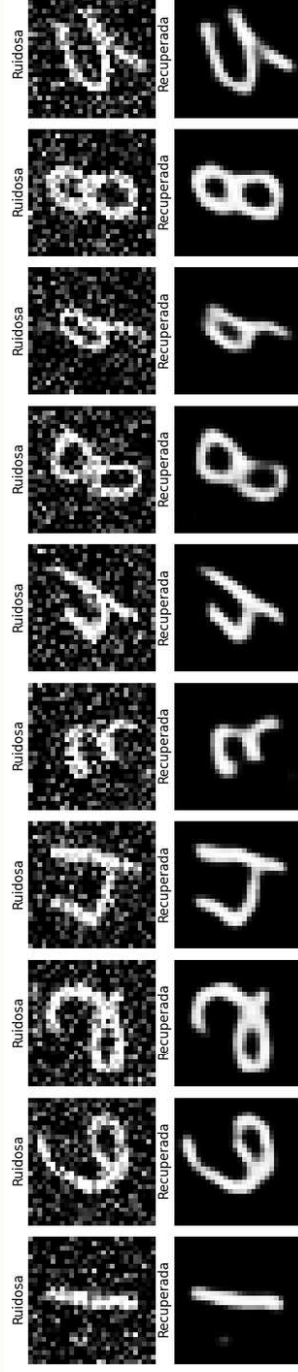
AUTOENCODER PROFUNDO

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**