



# DEEP LEARNING

**AUTOENCODERS**

# CONTENIDOS

01

INTRODUCCIÓN

03

AUTOENCODER  
DENOISING

02

AUTOENCODER  
LINEAL

04

AUTOENCODER  
VARIACIONAL SIMPLE

# AUTOENCODER

Es un tipo de arquitectura de redes neuronales que pertenece al grupo de métodos de aprendizaje no supervisados. Son la base de algunos modelos de redes neuronales generativas.

# AUTOENCODERS IMPLEMENTADOS



LINEAL



DENOISING



VARIACIONAL



01

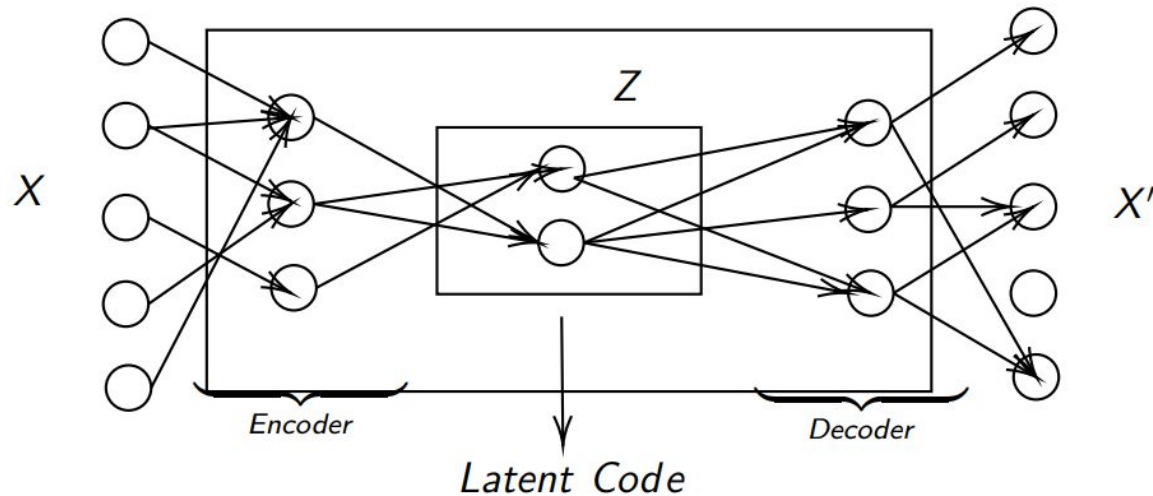
# AUTOENCODER LINEAL

# EJERCICIO 1A

Implementar un Autoencoder básico para las imágenes binarias de la lista de caracteres del archivo "font.h".

- Plantear una arquitectura de red que permita representar los datos de entrada en dos dimensiones.
- Realizar el gráfico en dos dimensiones que muestre los datos de entrada en el espacio latente.
- Mostrar cómo la red puede generar una nueva letra que no pertenece al conjunto de entrenamiento.

# AUTOENCODER LINEAL

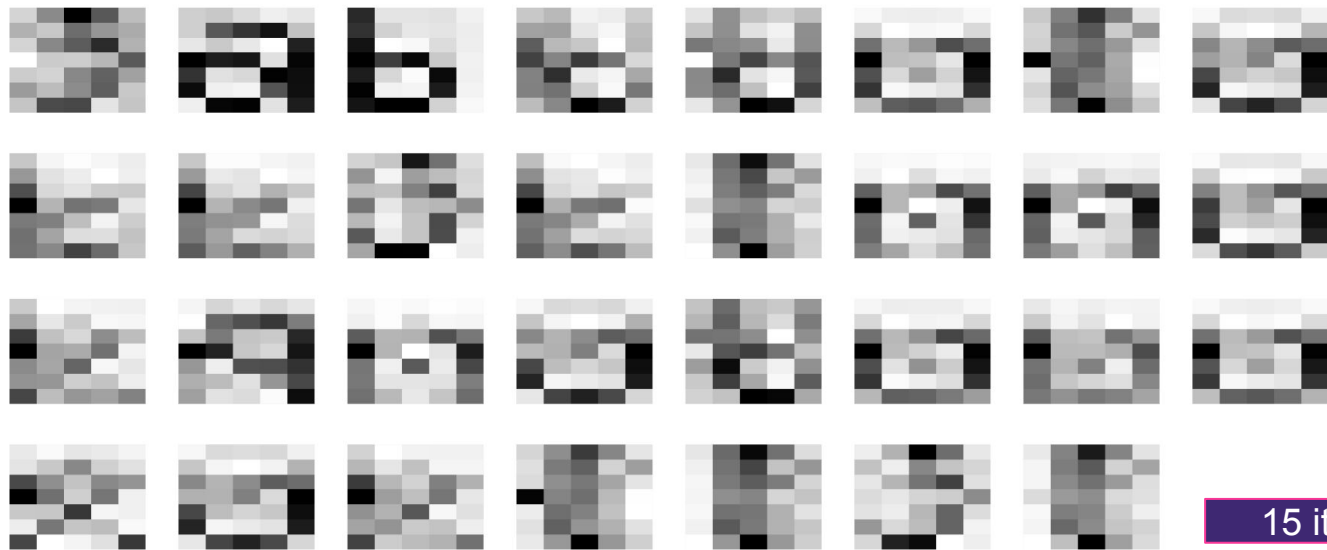


## REPRESENTACIÓN CONJUNTO DE DATOS INICIAL

'	a	b	c	d	e	f	g
h	i	j	k	l	m	n	o
p	q	r	s	t	u	v	w
x	y	z	[	]	^	~	



# AUTOENCODER LINEAL

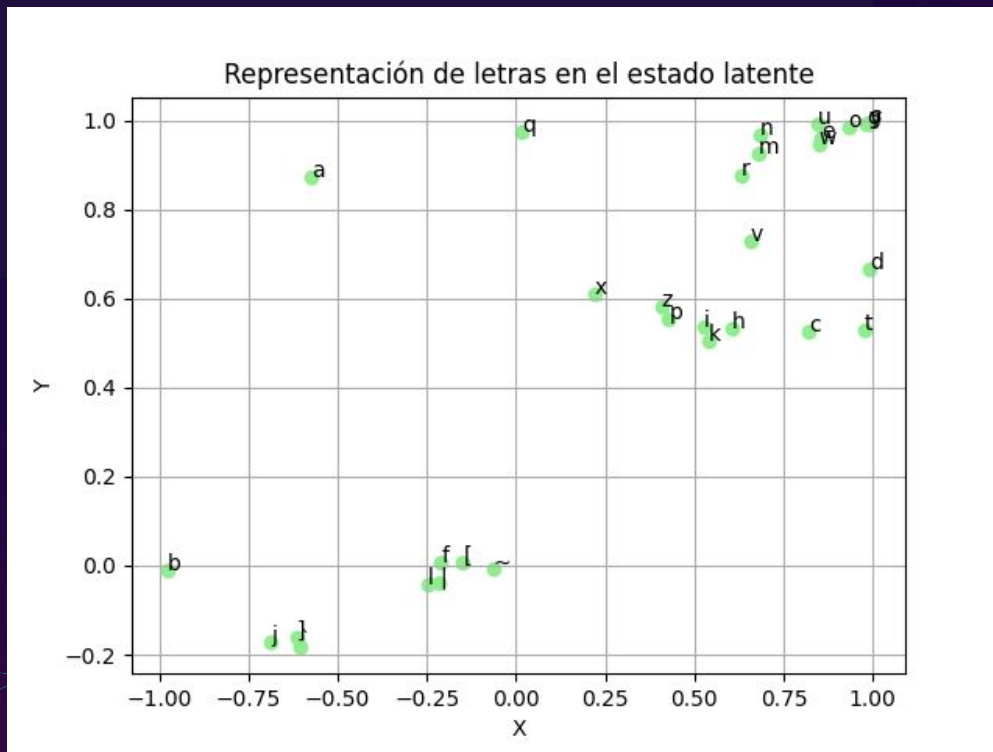


15 iteraciones

error 0.001

[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

# AUTOENCODER LINEAL



15 iteraciones

error 0.001

[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

# AUTOENCODER LINEAL

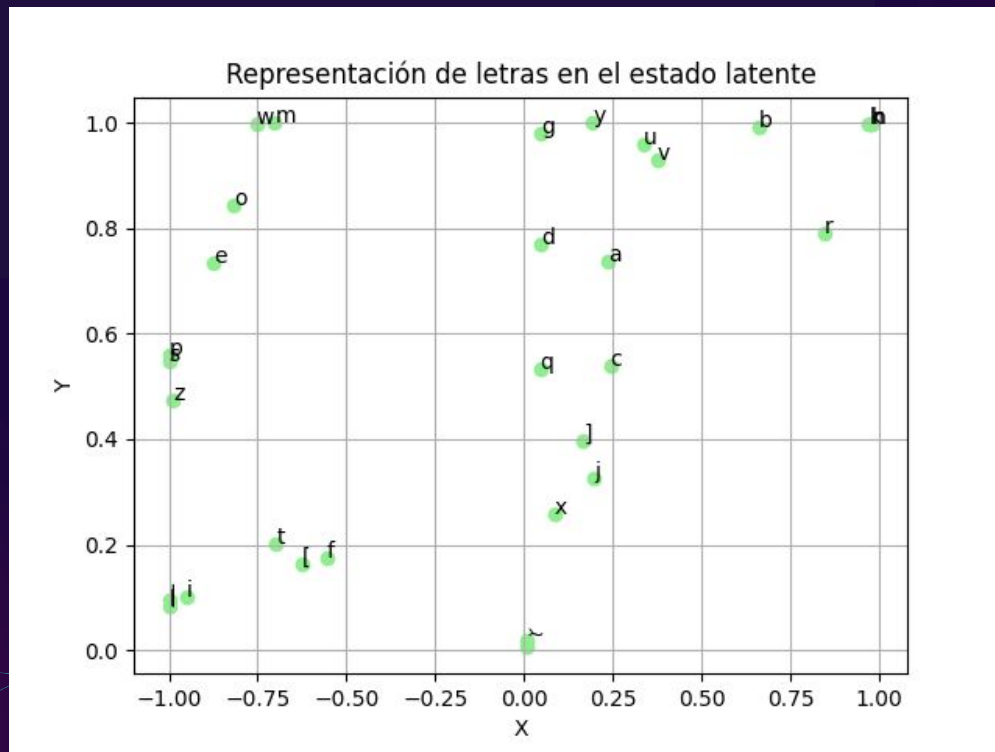


130 iteraciones

error 0.001

[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

# AUTOENCODER LINEAL

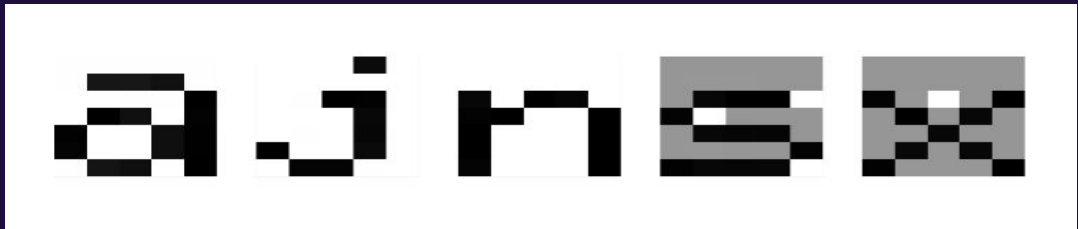


130 iteraciones

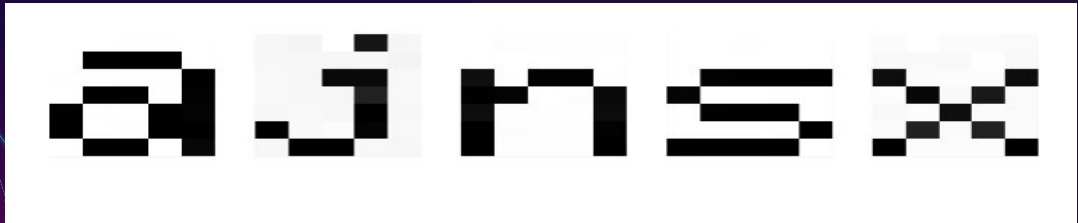
error 0.001

[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

15 iteraciones



[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

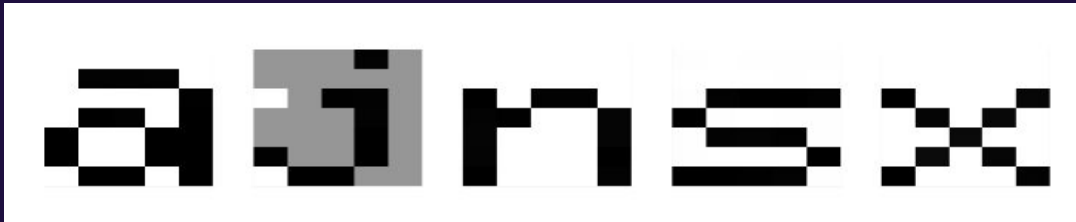


[35 25 15 2 15 25 35]

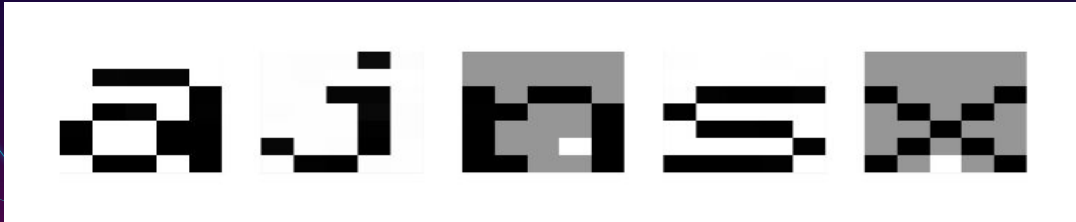


[35 25 2 25 35]

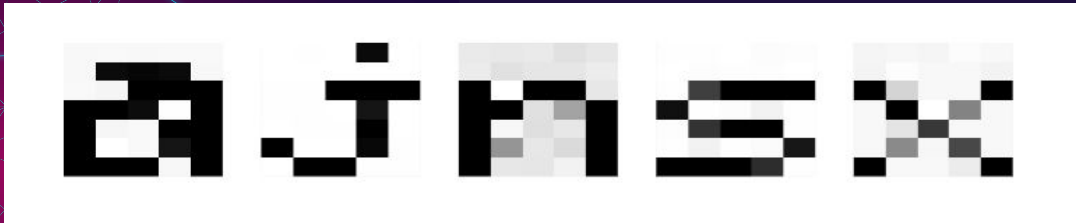
50 iteraciones



[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

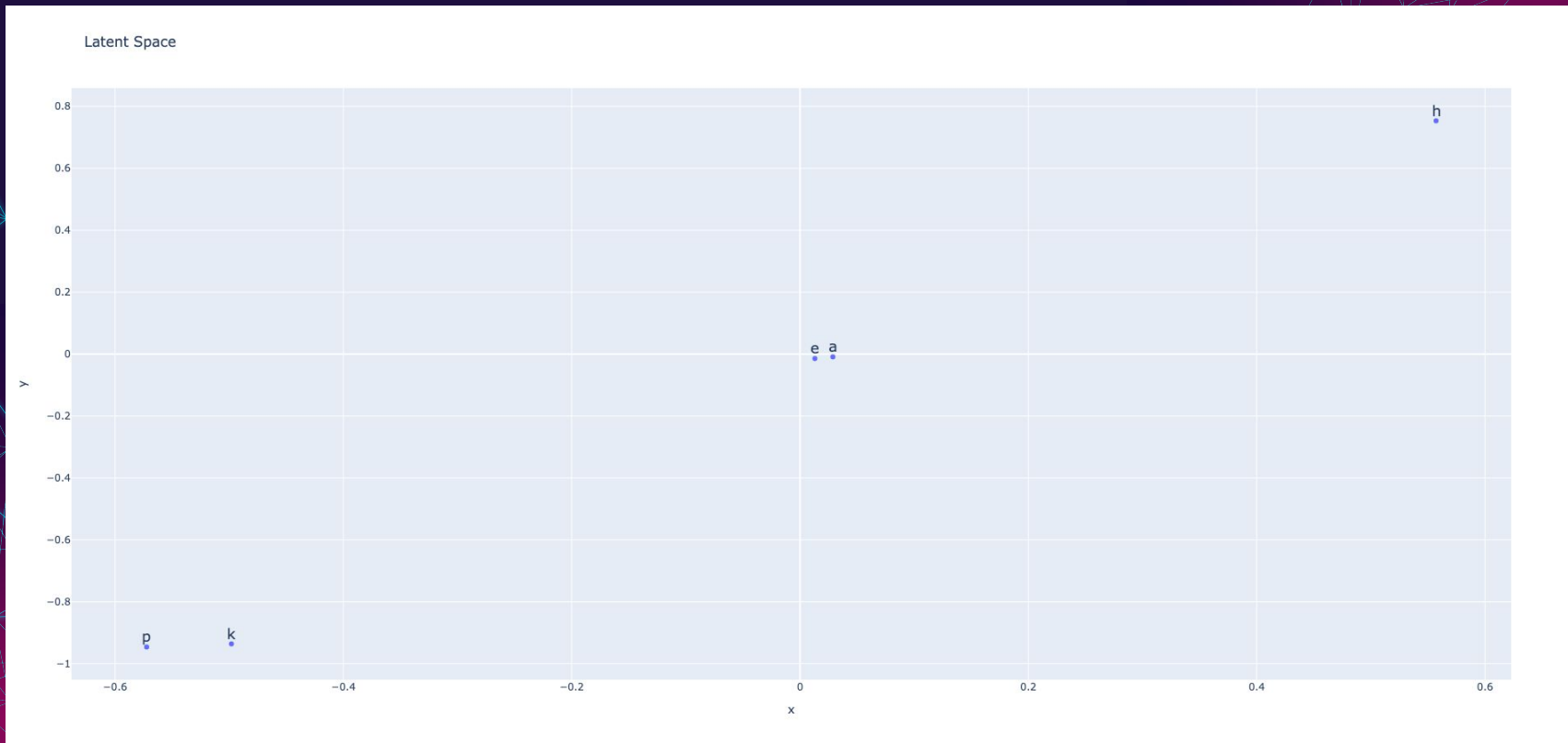


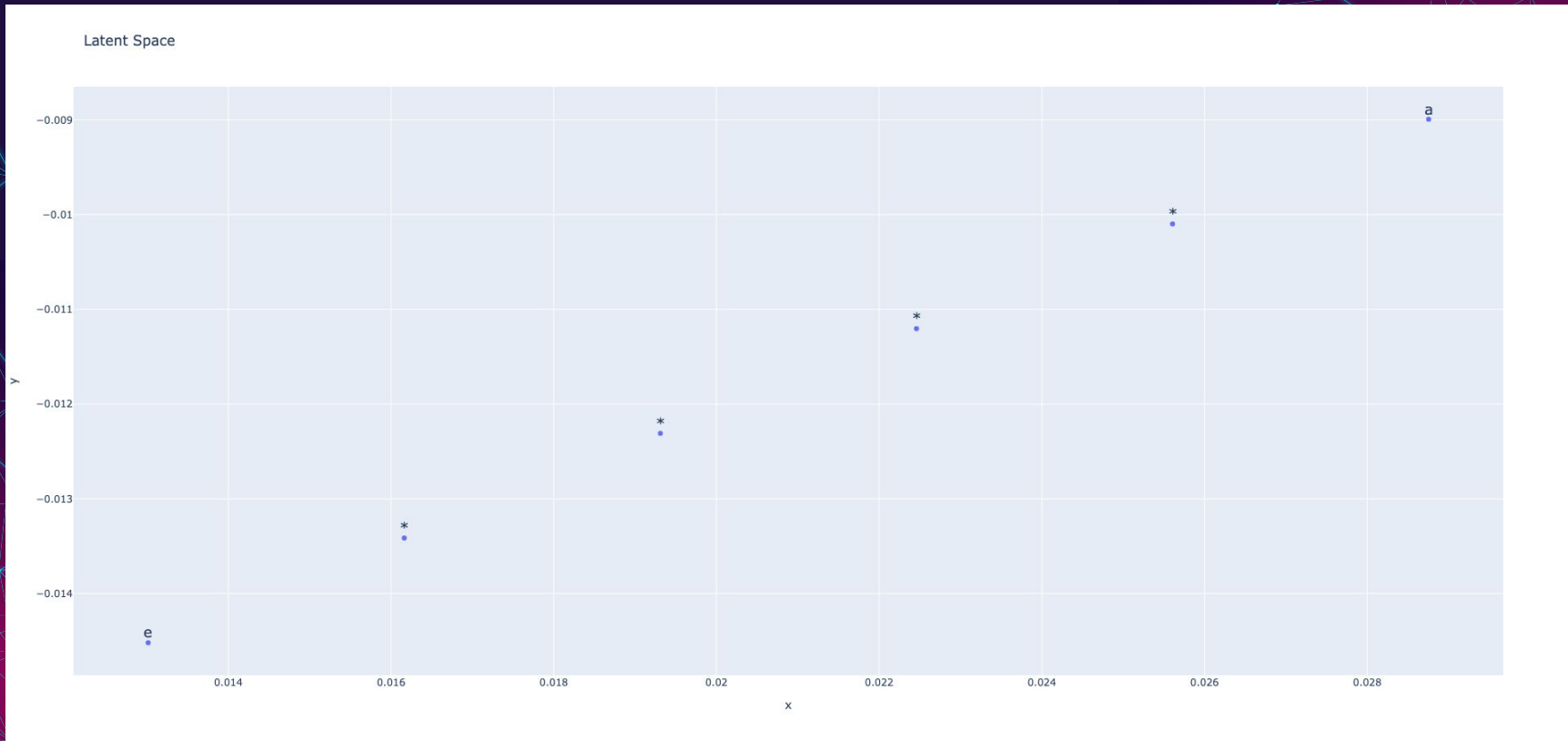
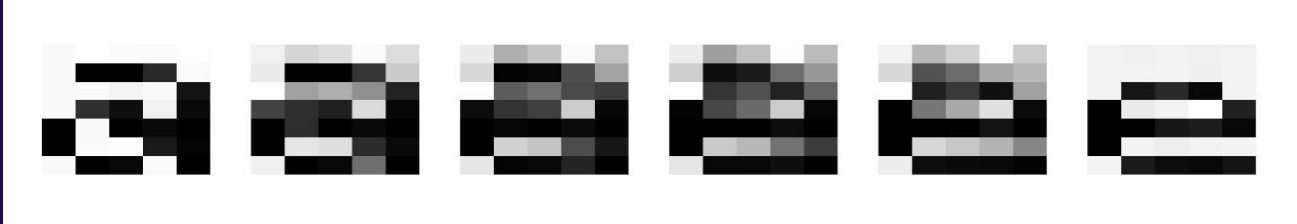
[35 25 15 2 15 25 35]



[35 25 2 25 35]

# Desplazamiento dentro de la capa latente







# CONCLUSIONES

- A mayor cantidad de capas, más tarda el algoritmo.
- No hay un número correcto de capas.
- El gráfico bidimensional de la capa latente nos muestra qué letras tienen sus componentes principales similares.
- Con un conjunto de entrada muy grande (todo el alfabeto), el algoritmo no logra entender. Ni 15 ni 130 iteraciones son suficientes.
- Con conjuntos de datos más reducidos tiene éxito.
- La nueva letra generada se parece más a la letra que tiene más cerca.



01

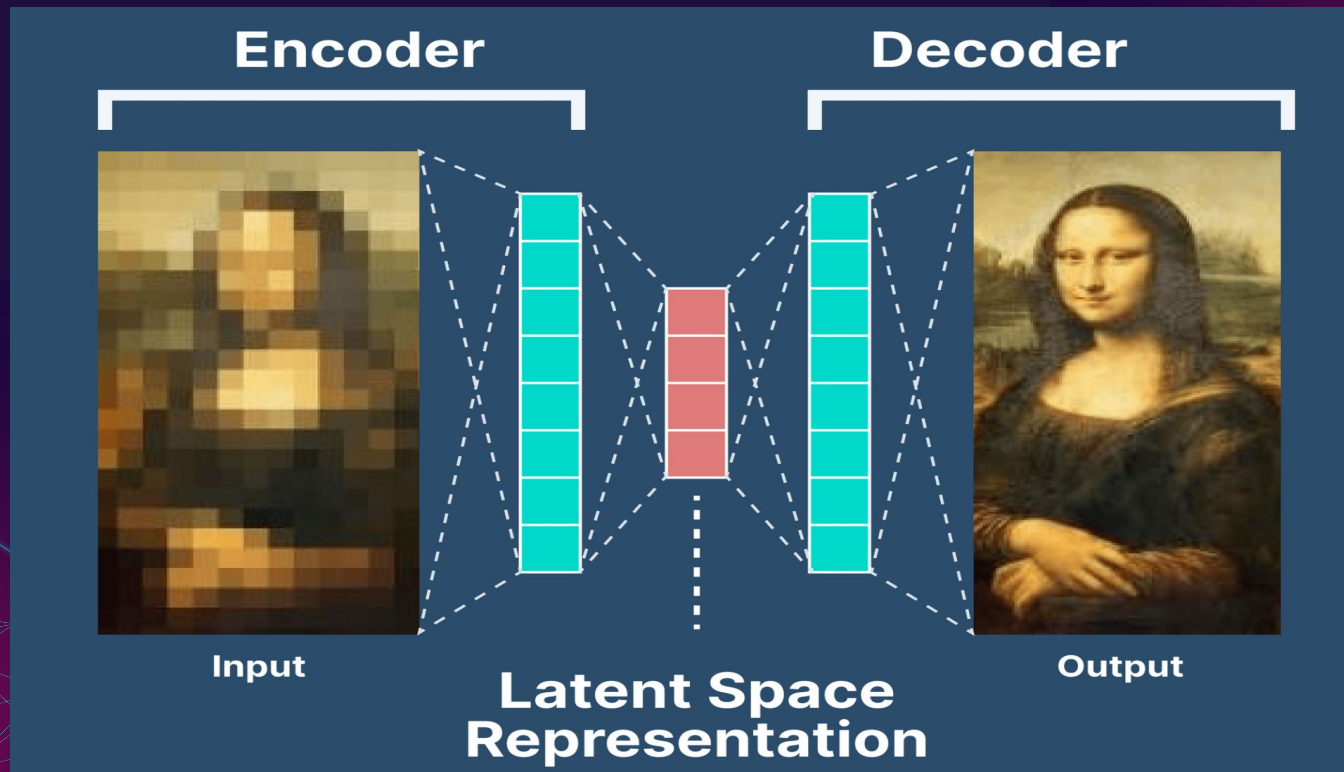
# AUTOENCODER DENOISING

# EJERCICIO 1B

Sobre el mismo dataset, implementar una variante que implemente un "Denoising Autoencoder".

- Plantear una arquitectura de red conveniente para esta tarea. Explicar la elección.
- Distorsionen las entradas en diferentes niveles y estudien la capacidad del Autoencoder de eliminar el ruido.

# AUTOENCODER DENOISING



Entrada con ruido ( $p=0.05$ ):



Salida esperada:



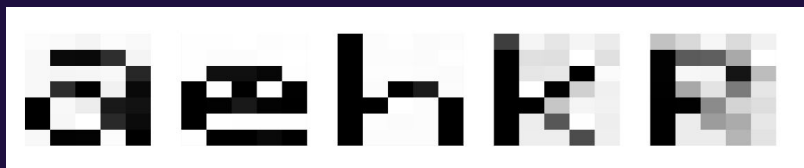
15 iteraciones

error 0.001



[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

[35 25 15 2 15 25 35]



[35 25 2 25 35]



Entrada con ruido ( $p=0.15$ ):

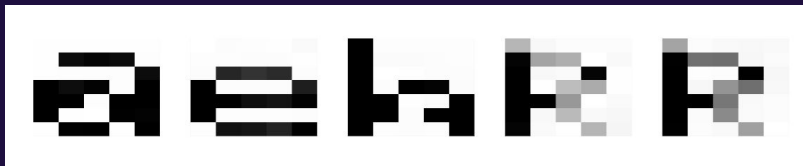


Salida esperada:



15 iteraciones

error 0.001



[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

[35 25 15 2 15 25 35]



[35 25 2 25 35]



Entrada con ruido ( $p=0.15$ ):



Salida esperada:



15 iteraciones

error 0.001



[35 25 15 10 5 10 15 25 35]

[35 25 15 5 15 25 35]



[35 25 5 25 35]



Entrada con ruido ( $p=0.15$ ):



Salida esperada:



50 iteraciones

error 0.001



[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

[35 25 15 2 15 25 35]



[35 25 2 25 35]





Entrada con ruido ( $p=0.15$ ):



Salida esperada:



100 iteraciones

error 0.001



[35 25 15 10 2 10 15 25 35]

[35 25 15 2 15 25 35]



[35 25 2 25 35]



# CONCLUSIONES

- Se logra asociar el valor ruidoso al valor original.
- Los valores con más ruido no se corresponden al valor original.
- A mayor cantidad de iteraciones, el resultado mejora notablemente.
- A mayor cantidad de neuronas en la capa latente, el resultado mejora.



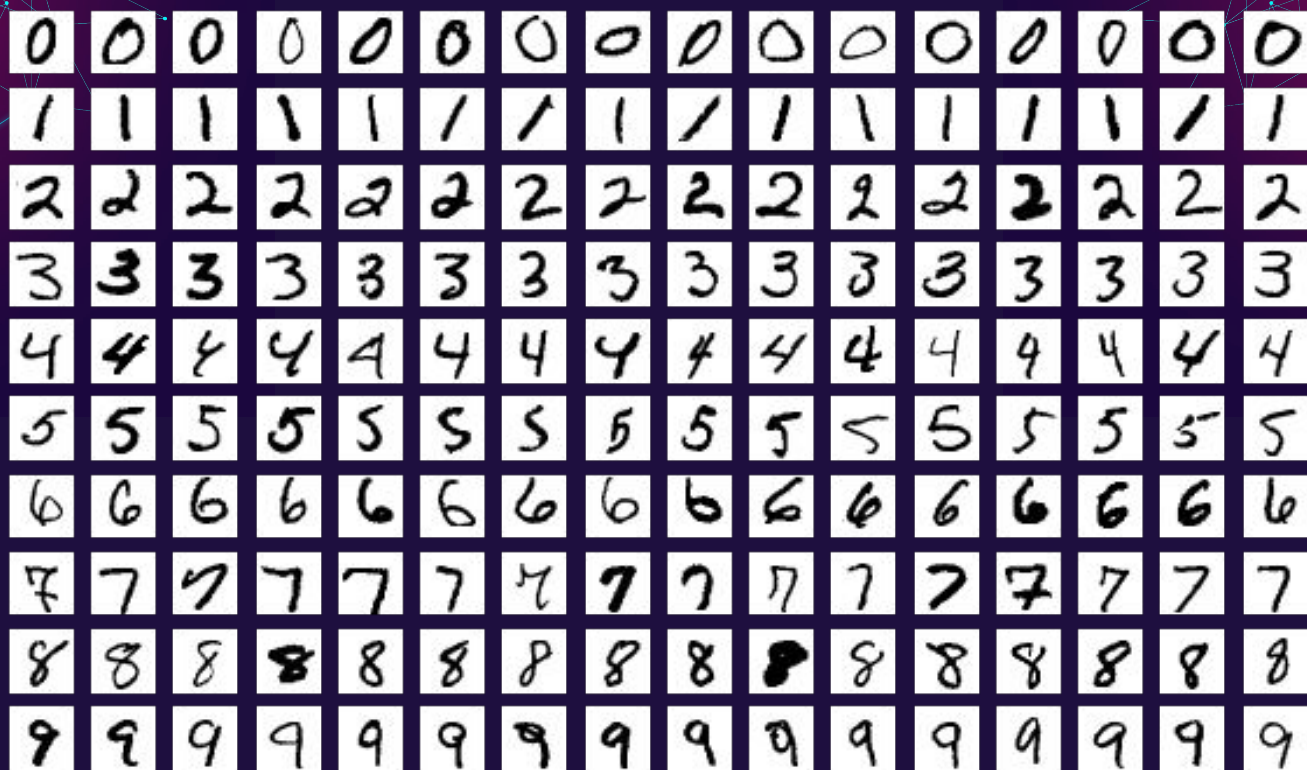
02

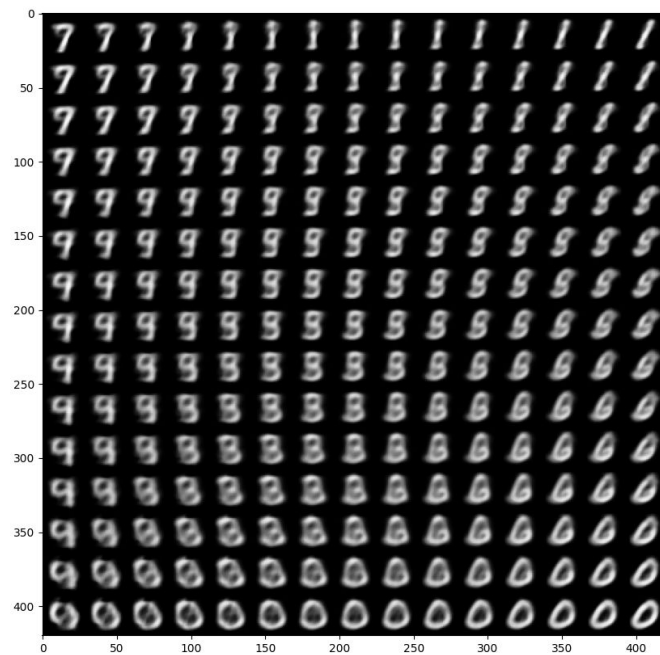
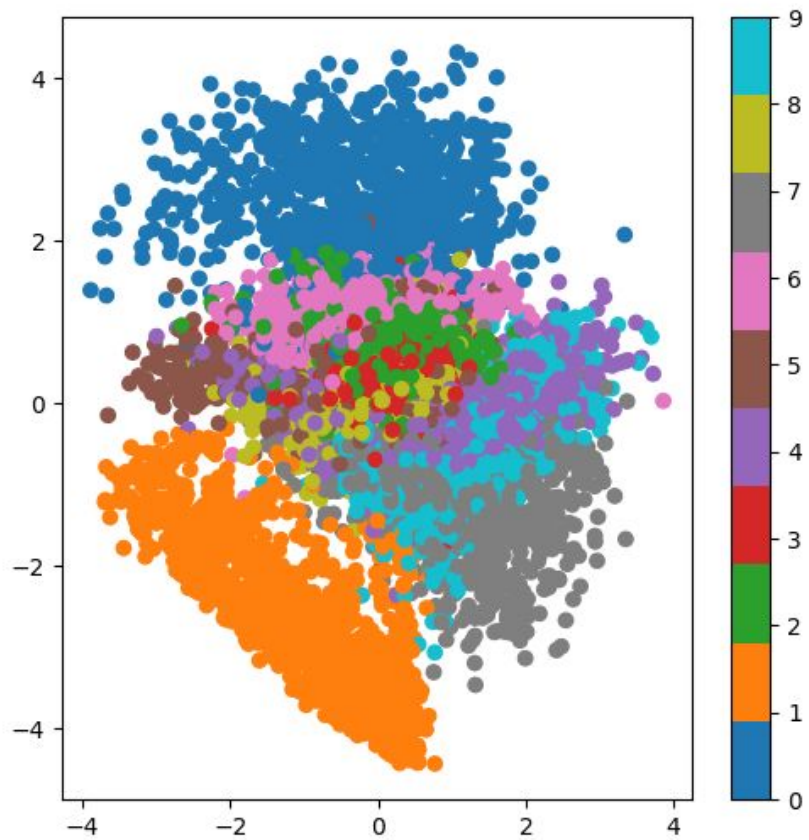
# AUTOENCODER VARIACIONAL SIMPLE

## EJERCICIO 2

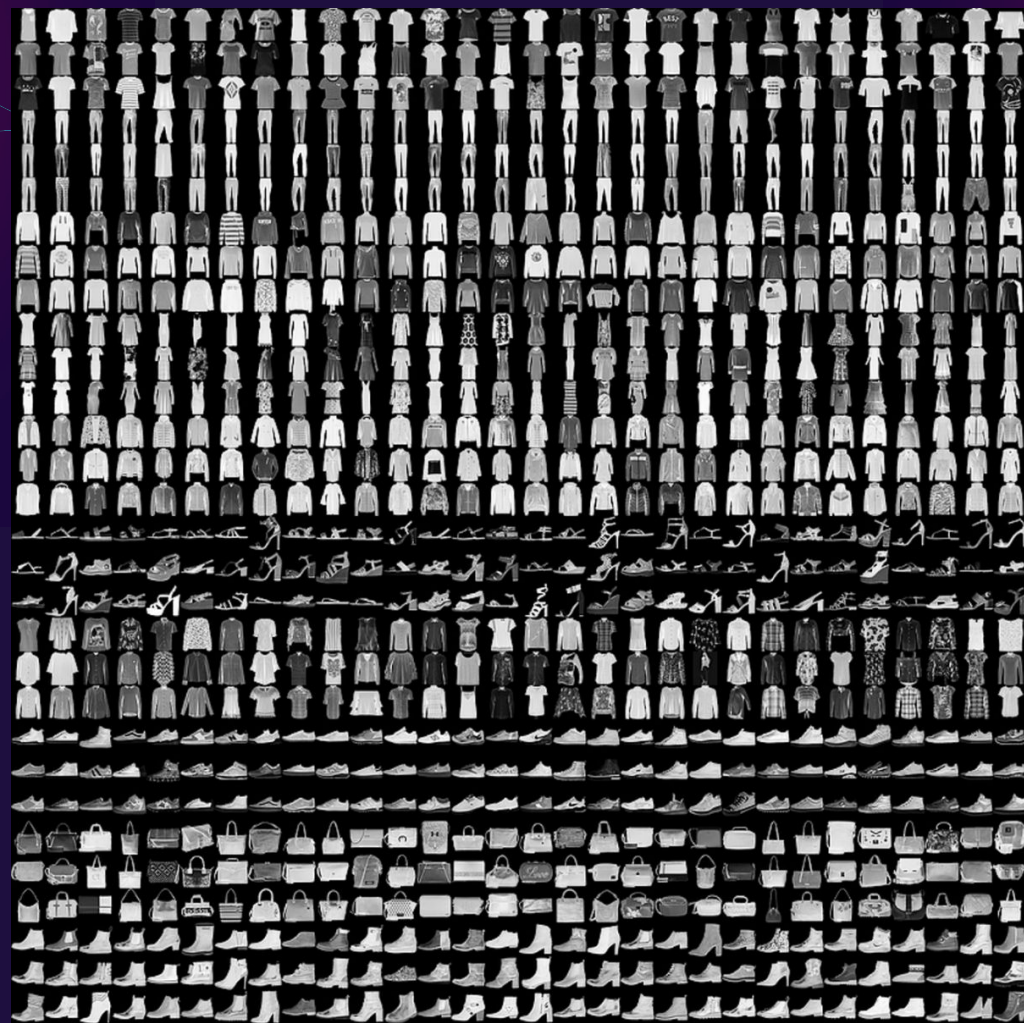
Elegir un conjunto de datos e intentar utilizar el Autoencoder para generar una nueva muestra que ustedes puedan juzgar que pertenece al conjunto de datos que le presentaron al autoencoder.

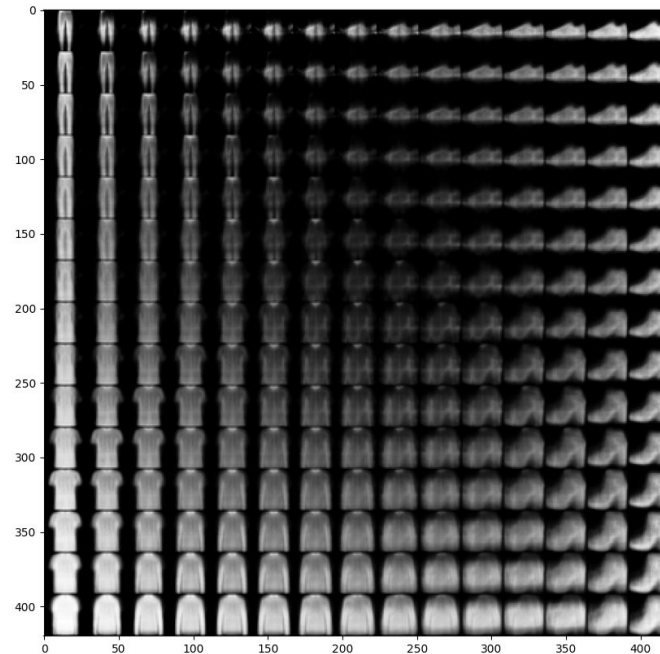
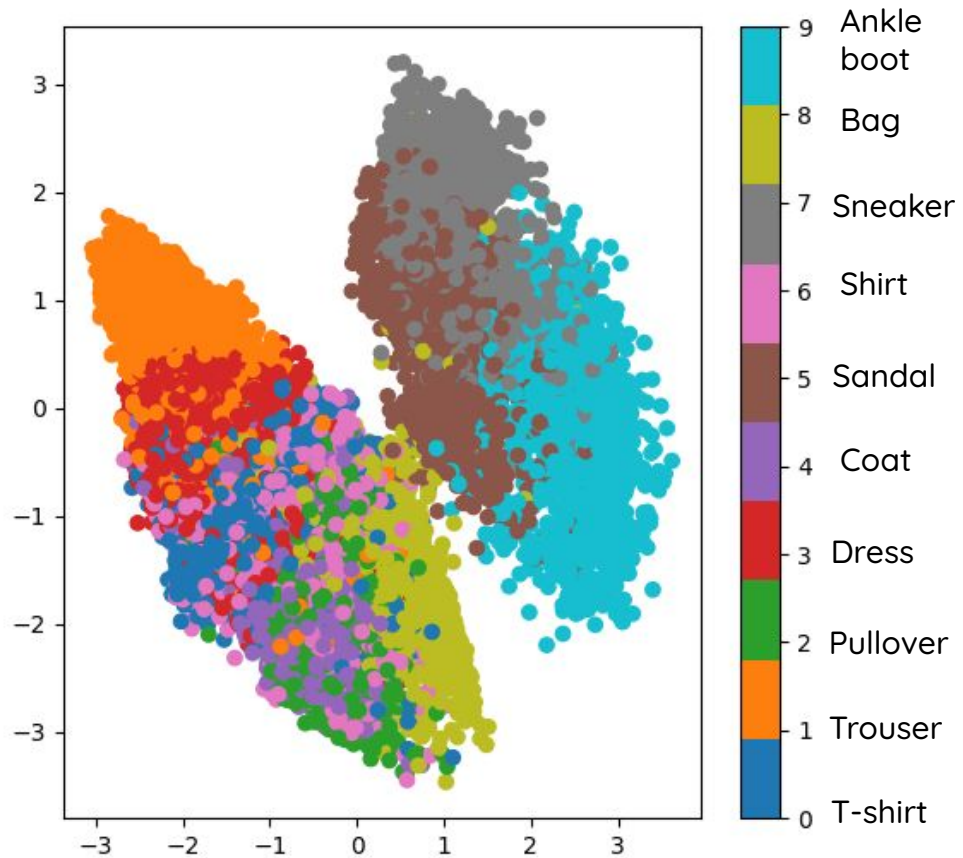
- Modificar el autoencoder planteando un esquema para poder solucionar el problema de la representación en el espacio latente.













# CONCLUSIONES

- Los datos con características similares se agrupan juntos en el espacio latente.
- En el espacio latente se generan nuevas figuras, que son mezcla de los inputs.
- En el caso del conjunto numérico, si bien se puede distinguir cada número no hay una separación notable entre todos.
- En el caso del conjunto de indumentaria se puede ver que hay dos grupos muy marcados.



**MUCHAS GRACIAS**