### TP1

### April 20, 2022

### 1 Trabajo Práctico 1

### 1.1 1. Entrene una red de Hopfield '82 con un conjunto de imágenes binarias.

Se encuentran 2 tamaños distintos en las imágenes de prueba, por lo que se las subdivide en 2 grupos: \* De tamaño 45x50 \* De tamaño 50x60



#### 1.1.1 a) Verifique si la red aprendió las imágenes enseñadas.

Para los subconjuntos de imágenes se calcula la matriz de pesos. Luegos se coloca utiliza como entrada al algoritmo de hopfield a las mismas imágenes de entrenamiento y se determina si las salidas es idéntica se considera que la imagen fue aprendida.

[14]: Learned Image

images/paloma.bmp	True
images/quijote.bmp	True
images/torero.bmp	True

### [15]: Learned

Image	
images/panda.bmp	True
images/perro.bmp	True
images/v.bmp	True

Se verifica que se aprendieron ambos grupos de 3 imágenes.

## 1.1.2 b) Evalúe la evolución de la red al presentarle versiones alteradas de las imágenes aprendidas: agregado de ruido, elementos borrados o agregados.

 ${\bf Ruido}~$  Se le agrega ruido digital a las imágenes. Invirtiendo cada pixel de la imágen con una probabilidad p

[18]: 0.01 0.05 0.10 0.20 0.30 0.40 0.50

Image							
images/paloma.bmp	True	True	True	True	True	True	False
<pre>images/quijote.bmp</pre>	True	True	True	True	True	True	False
images/torero.bmp	True						



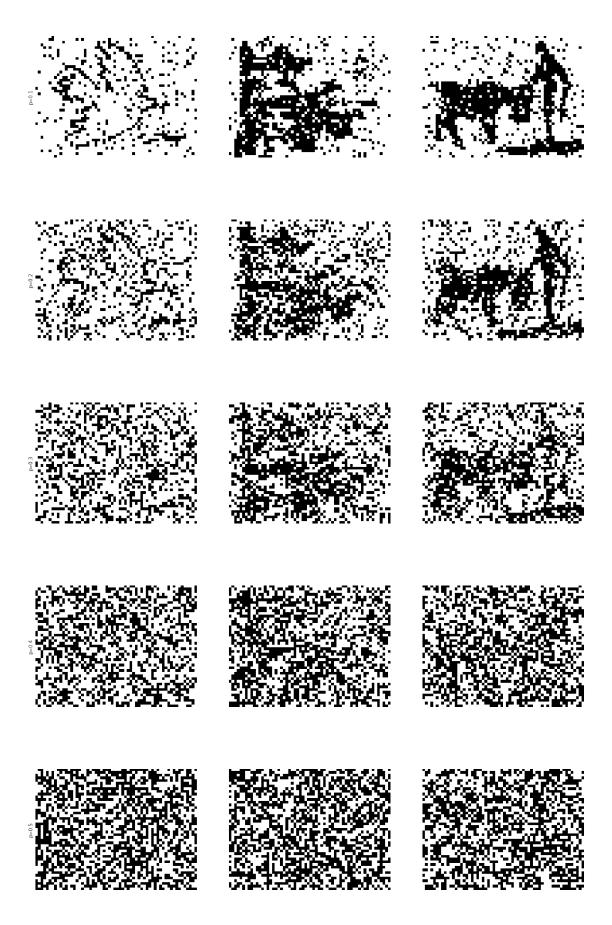












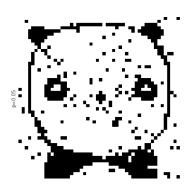
[19]: 0.01 0.05 0.10 0.20 0.30 0.40 0.50

Image
images/panda.bmp True True True True True True False
images/perro.bmp True True True True True True False
images/v.bmp True True True True True True False



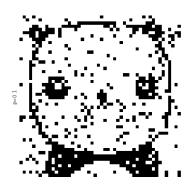






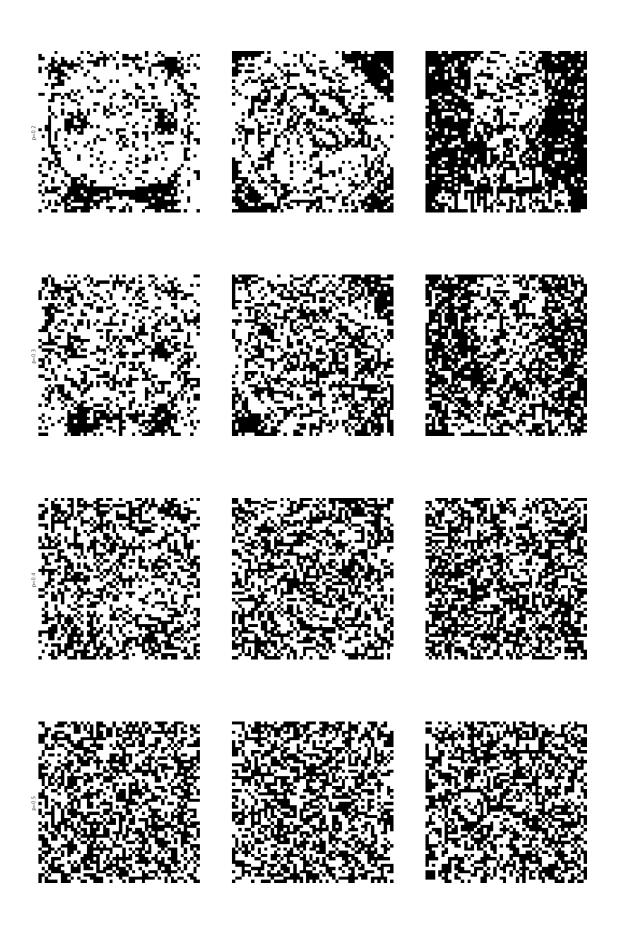








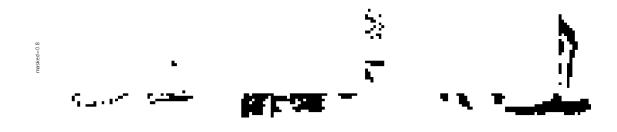




Repetidos ensayos mostraron que para 3 imágenes el algoritmo es robusto a ruido digital hasta p=0.4. Con p=0.5 el algoritmo converje a la imagen equivocada más frecuentemente de lo que acierta. Para p>0.5 el atractor cambia a la imágen inversa.

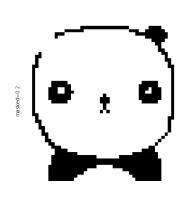
**Máscaras** Se ensayaron máscaras rectangulares que cubren distintos porcentajes de las imágenes de prueba, y se las usó como entrada en el algoritmpo de Hopfield.

<pre>[23]:</pre>	ote.bmp True	0.4 True True True	0.6 True False True	0.8 True False False		
mssked=0.2		I			}	
masked=0.4		ı			}	
mssked=0.6	معرف معدو	ı		: ÷	<u>.</u>	1



[24]: 0.2 0.4 0.6 0.8 Image

images/panda.bmp True True True images/perro.bmp True True True True images/v.bmp True True True False



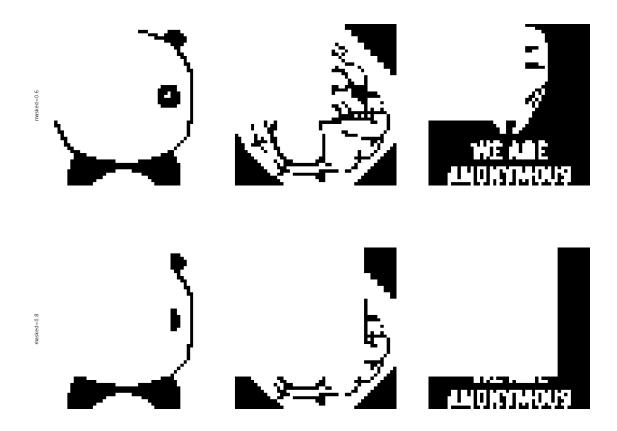












Se observa que el algoritmo tolera máscaras que cubren hasta el 60% de la imágen, pero cuando cubre el 80% algunas imágenes comienzan a fallar.

# 1.1.3 c) Evalúe la existencia de estados espurios en la red: patrones inversos y combinaciones de un número impar de patrones. (Ver Spurious States, en la sección 2.2, Hertz, Krogh & Palmer, pág. 24).

Validación de los poatrones negativos:

[26]:		Learned
	Image	
	images/paloma.bmp	True

images/quijote.bmp True
images/torero.bmp True







### [27]: Learned

Image	
images/panda.bmp	True
images/perro.bmp	True
images/v.bmp	True







Los patrones negativos fueron aprendidios correctamente. Validado esto, se arma un conjunto de patrones expandido con los patrones positivos y negativos y se evaluan todas las combianaciones suma de 3 elementos de este conjunto.

Esto volverá a evaluar los patrones positivos y negativos, ya que si se suman 3 patrones A + B + C, donde A = -B, A y B se cancelan y queda el patrón C.

[31]: Comb ABC AB-C AC-A AC-B AC-C BC-A \ AB-A A-A-BA-A-C A-B-C True True Learned True True True True True True True True True

C-A-CC-B-C Comb BC-B BC-C B-A-B B-A-C B-B-C C-A-B -A-B-CTrue Learned True True True True True True True True



















[32]: Comb

ABC

AB-A

AB-B

AB-C

AC-A

AC-B

AC-C

A-A-B

A-A-C

A-B-C

BC-A

Learned

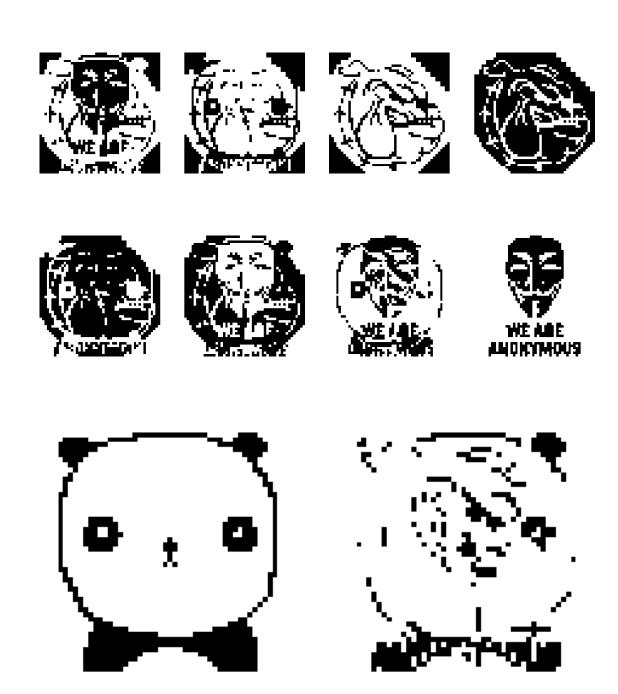
True











Todos los patrones generados como suma de 3 patrones resulta en un patrón aprendido por la red para ambos conjuntos de imágenes.

## 1.1.4 d) Realice un entrenamiento con todas las imágenes disponibles. ¿Es capaz la red de aprender todas las imágenes? Explique.

Para poder cargar todas las imágenes juntas es necesario primero homogeneizar el tamaño. Para ello se eligió extender las imágenes con un padding.o

# [35]: Learned

Image	
images/paloma.bmp	False
images/quijote.bmp	True
images/torero.bmp	False
images/panda.bmp	True
images/perro.bmp	True
images/v.bmp	True













## [36]: Learned

Image	
images/paloma.bmp	False
images/quijote.bmp	False
images/torero.bmp	False
images/panda.bmp	False
images/perro.bmp	False
images/v.bmp	True













[37]:		Learned
	Image	
	images/paloma.bmp	False
	<pre>images/quijote.bmp</pre>	True
	images/torero.bmp	True
	images/panda.bmp	True
	images/perro.bmp	True
	images/v.bmp	True









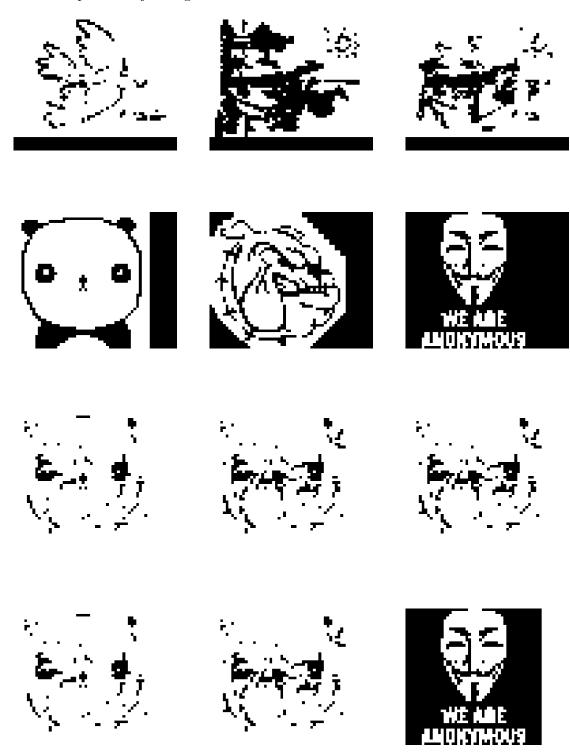




En ninguno de los casos la red pudo aprender todos los patrones, pero los resultados variaron con el tipo de padding utilizado. El padding el blanco fue el que produjo mayores solapamientos y solo aprendio un patrón. El padding en negro produjo que 2 patrones no pudieran ser aprendidos.

El padding con patrones pseudoaleatorios produje que 1 o 2 patrones nos e pudieran aprender dependiendo de la corrida.

Patrones a los que converje el algoritmo:















Observando a dónde convergen los patrones que fallaron, se observa que los patrones de salida contienen parte de la información del patrón de entrada por ejemplo las alas de la paloma y las patas del toro todavía pueden apreciarse para el caso del padding negro.

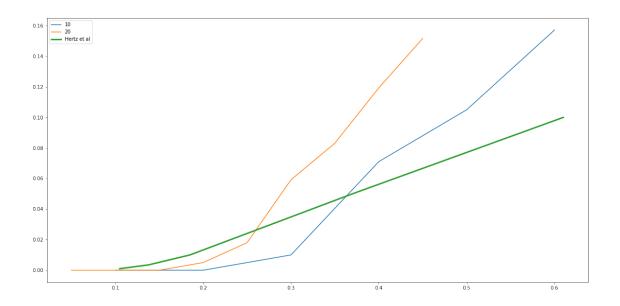
Se concluye que los patrones no son lo suficientemente ortogonales entre sí para ser aprendidos todos.

- 1.2 2. Comprobar estadísticamente la capacidad de la red de Hopfield '82 calculando la cantidad máxima de patrones pseudo-aleatorios aprendidos en función del tamaño de la red.
- 1.2.1 a) Obtener experimentalmente los resultados de la siguiente tabla (los valores de la tabla corresponden a una iteración con actualización sincrónica).

Capacidad de la red para Hopfield Asíncrono:

[49]: N 10 20 \
P 1 2 3 4 5 6 1 2 3 4
PError 0.0 0.0 0.01 0.071071 0.105 0.157193 0.0 0.0 0.0 0.005

N
P 5 6 7 8 9
PError 0.018 0.059167 0.083158 0.119338 0.151704



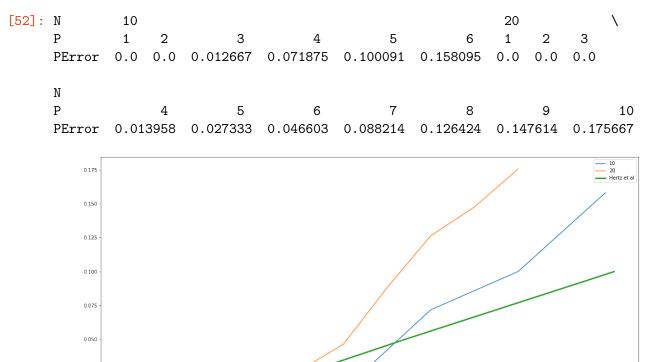
Capacidad de la red para Hopfield Síncrono:

0.025

0.000

0.1

0.2



No se pudo reproducir la tabla. Se calculó la Probabilidad de error con un intervalo de confianza

0.4

0.3

del 99% Se observa que la probabilidad de error para un dado factor Pmax/N aumenta conforme incrementa N. Se repitió el experimento utilizando hopfield con actualización sincrónica. El procesamiento fue considerablemente mas lento pero no se observaron cambios en los resultados

## 1.2.2 b) Analice cómo cambia la capacidad de una red en función de la correlación entre patrones

Si definimos nuestra correlación como:

$$\rho = \mathbb{E} \frac{\sum_{j} \xi_{j}^{\mu} \xi_{j}^{\nu}}{N}$$

Si N es la cantidad de neuronas, las imágenes se correlacionaron de la siguiente manera:

- La primer imágen  $(\nu = 1)$  es pseudo aleatoria
- La  $\nu$ -ésima imágen con  $\nu > 1$  se compone de los valores de  $(\nu 1)$  para algún K < N posiciones elegidas al azar. El resto de los posiciónes toma valores aleatorios.

Esto producirá que para 2 patrones consecutivos

$$\rho = \mathbb{E} \frac{\sum_{j=1}^{N} \xi_{j}^{\nu} \xi_{j}^{\nu-1}}{N} = \frac{\mathbb{E} \sum_{j=1}^{K} \xi_{j}^{\nu} \xi_{j}^{\nu-1} + \mathbb{E} \sum_{j=K+1}^{N} \xi_{j}^{\nu} \xi_{j}^{\nu-1}}{N} = \frac{K}{N}$$

La sumatoria de la derecha corresponde a patrones pseudo-ortogonales por lo que su media es nula.

La sumatoria de la izquierda corresponed a patrones idénticos, por lo que el producto es siempre 1 y la sumatoria vale K

Con éste metodo podemos generar patrones con la correlación deseada.

Se valida que las correlaciones den el resultado correcto, para pares de patrones con N=10000 Se realiza el cálculo de capacidad para N=30

[88]: 9000.0