

# Informe Proyecto 1

Silvina Moyano  
Franco Rodríguez Fabregues

6 de octubre de 2010

# Índice

<b>1 . Introducción</b>	<b>2</b>
<b>2 . Implementación y resultados</b>	<b>2</b>
2 .1. Determinístico . . . . .	2
2 .2. Estocástico . . . . .	2
2 .2.1. $\alpha = 0.012$ . . . . .	3
2 .2.2. $\alpha = 0.024$ . . . . .	3
2 .2.3. $\alpha = 0.036$ . . . . .	3
2 .2.4. Superposición . . . . .	4
<b>3 . Conclusión</b>	<b>4</b>
3 .1. Determinístico . . . . .	4
3 .2. Estocástico . . . . .	5

# 1 . Introducción

El objetivo de este proyecto es implementar numéricamente una red de Hopfield determinística y estocástica y analizar los resultados obtenidos. Luego se comparará con lo visto en el teórico.

## 2 . Implementación y resultados

El lenguaje de programación utilizado fue C. Debido a la complejidad que presenta este lenguaje para el manejo de memoria y para trabajar de manera ordenada se diseñó un tipo abstracto de datos (TAD) *matrix*. En el TAD se encuentran todas las operaciones necesarias para crear, modificar, acceder y destruir matrices.

En ambos casos el sistema se inicializa partiendo de la primer memoria almacenada.

### 2.1. Determinístico

Para el caso determinístico, se usaron los algoritmos dados en clase. En particular, el número de patrones  $p$  va variando en las distintas iteraciones hasta alcanzar  $PMAX$ , de acuerdo a lo pedido.

En el primer ejercicio, el número de neuronas  $N$  es 832 y  $p$  varía entre 4 y 416 incrementándose en 4. En el segundo,  $N$  es 416 y  $p$  varía entre 2 y 208 a pasos de 2. En el último,  $p$  arranca en 8 y se incrementa en 8 hasta 832 con un  $N$  igual a 1664.

El siguiente gráfico muestra el resultado obtenido para el ejercicio con  $N$  igual a 1664 y  $p$  incrementándose en 8.

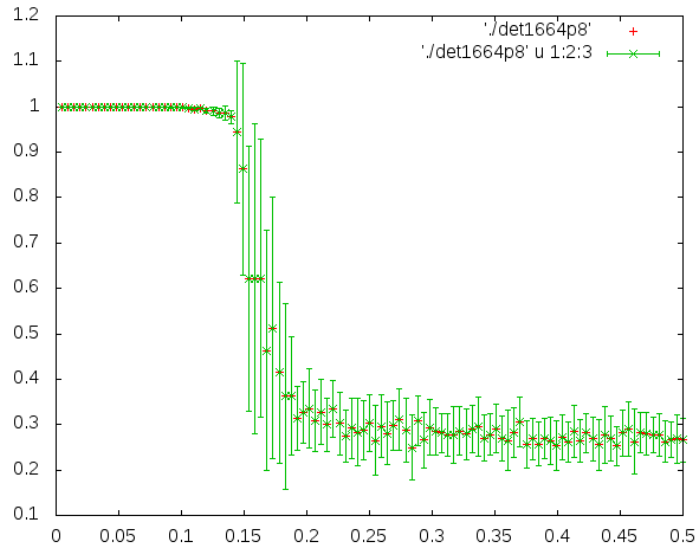


Figura 1:  $N$  igual a 1664 y  $p$  incrementándose en 8.

Se pueden ver en la figura de abajo las superposiciones entre el estado final de la red  $m_1$ , y la primer memoria almacenada en función de  $\alpha$  ( $=p/N$ ) para los tres ejercicios.

### 2.2. Estocástico

Para el caso de una red de Hopfield estocástica, se deja fija la cantidad de patrones  $p$  y se varía el nivel de ruido  $T$  entre 0.1 y 1.2 de a pasos de 0.1. Se realizaron tres ejercicios para distintos valores de  $\alpha$ , para  $\alpha$  igual a 0.012, 0.024 y 0.036. Para cada uno de esos valores de  $\alpha$ , se hicieron tres casos sobre  $p$  y  $N$  manteniendo el valor del cociente.

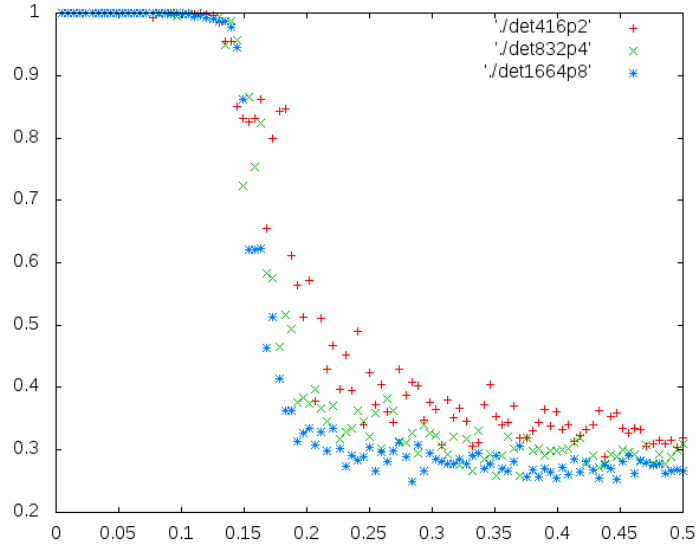


Figura 2: Superposición de los tres gráficos.

### 2 .2.1. $\alpha = 0.012$

En este gráfico se ven las tres curvas para  $N$  1664 y  $p$  20 (rojo),  $N$  832 y  $p$  10 (verde) y con  $N$  416 y  $p$  5 (azul).

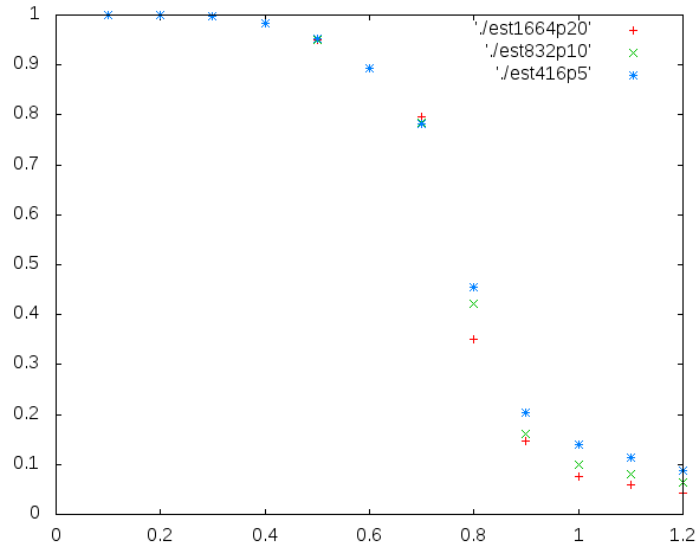


Figura 3: Red estocástica para  $\alpha$  igual a 0.012.

### 2 .2.2. $\alpha = 0.024$

Aquí se muestran las curvas para  $N$  1664 y  $p$  40 (rojo),  $N$  832 y  $p$  20 (verde) y para  $N$  416 y  $p$  10 (azul).

### 2 .2.3. $\alpha = 0.036$

Por último, se ven los resultados para  $N$  1664 y  $p$  60 (rojo),  $N$  832 y  $p$  30 (verde) y con  $N$  416 y  $p$  15 (azul).

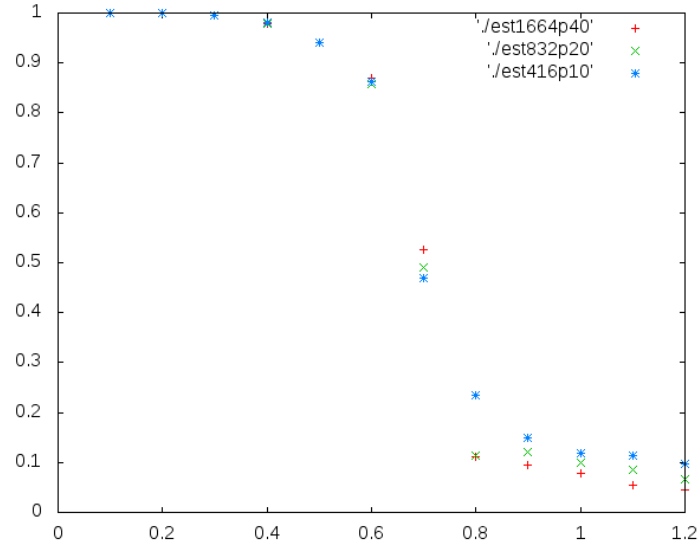


Figura 4: Red estocástica para  $\alpha$  igual a 0.024.

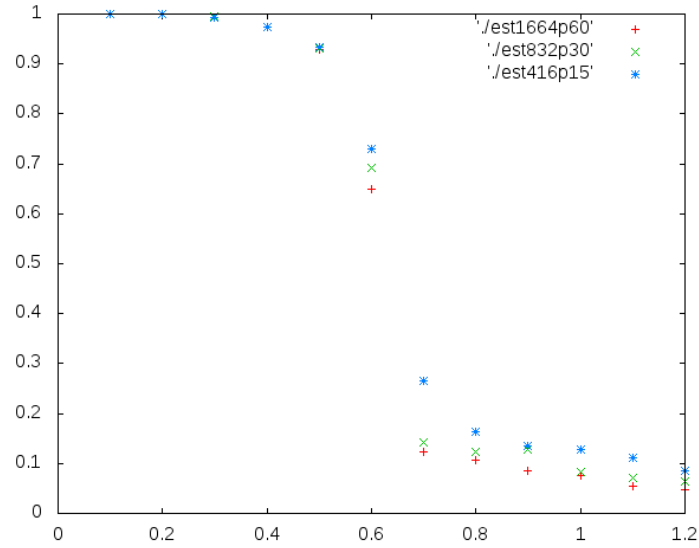


Figura 5: Red estocástica para  $\alpha$  igual a 0.036.

## 2 .2.4. Superposición

Graficamos ahora las curvas para los distintos valores de  $\alpha$  superpuestos, tomando los tres gráficos con  $N$  igual a 1664 para cada uno de los valores de  $\alpha$ .

## 3 . Conclusión

### 3 .1. Determinístico

Como se puede ver en la Figura 2, en los tres gráficos el valor de  $m_1$  empieza a caer cuando  $\alpha$  se aproxima a 0.138 como se vio en el teórico. También se puede observar, que cuanto mayor es el valor de  $N$ , más abrupta es la caída y antes se estabiliza. Esto nos dice que cuando el número de neuronas  $N$  crece, la red deja de reconocer más fuertemente cuando el número de patrones se aproxima al 13.8 % de  $N$ .

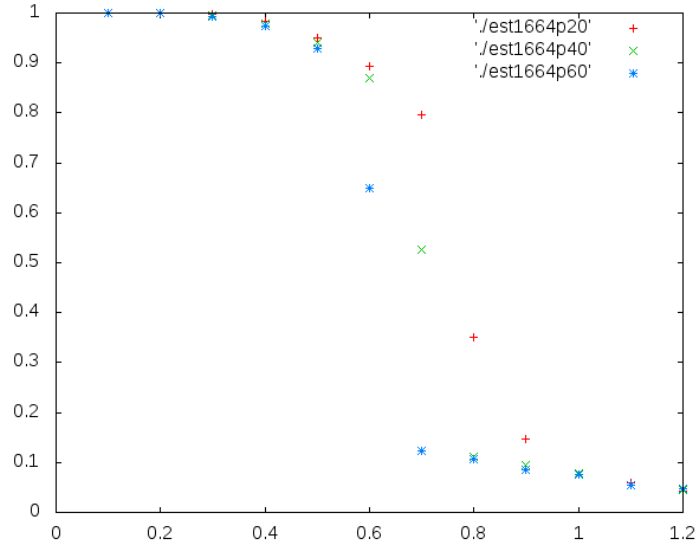


Figura 6: Superposición de los tres valores de  $\alpha$ .

### 3.2. Estocástico

Para el caso de la red de Hopfield estocástica, analizaremos los distintos casos de  $\alpha$  en función de las regiones del diagrama de fase.

En el primer caso, cuando  $\alpha$  es 0.012, se ve que el reconocimiento de la red va bajando cuando el nivel de ruido  $T$  pasa el 0.5.

A medida que  $\alpha$  y  $T$  se incrementan, la caída del  $m_1$  es más fuerte, como lo indica el diagrama de fase visto en clases. Puede verse en la Figura 6 este efecto, cuanto mayor es  $\alpha$ , más abrupta es la caída del  $m_1$ .