

Informe Proyecto 1

Silvina Moyano
Franco Rodríguez Fabregues

6 de octubre de 2010

Índice

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

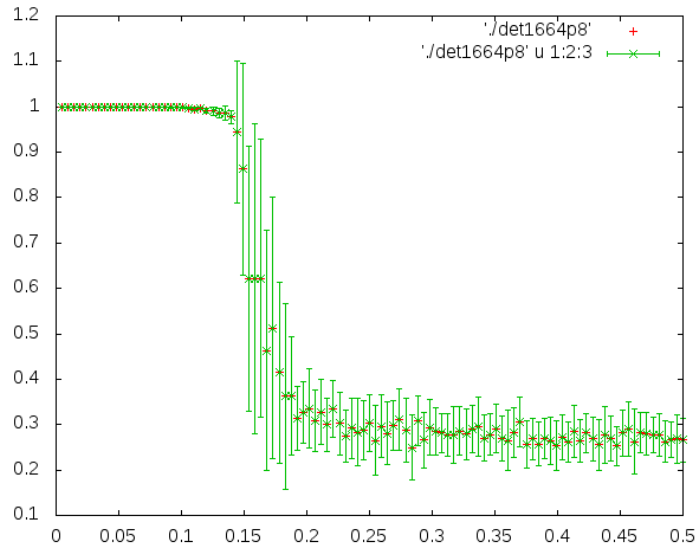


Figura 1: N igual a 1664 y p incrementándose en 8.

Se pueden ver en la Figura 2 las superposiciones entre el estado final de la red m_1 , y la primer memoria almacenada en función de α ($=p/N$) para los tres ejercicios.

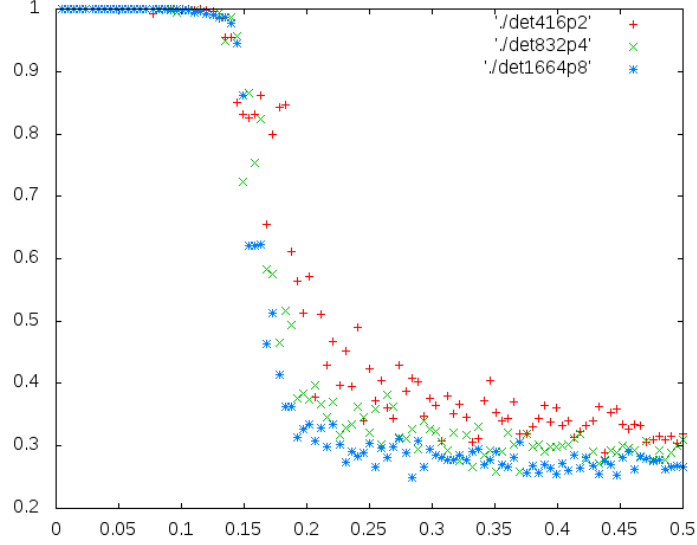


Figura 2: Superposición de los tres gráficos.

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.

Primero diremos que dejamos evolucionar la red sin tomar en cuenta estos datos, para que se acerque al estado en donde la red va a quedar rondando y luego comenzamos el registro de datos. Se realizaron tres ejercicios para distintos valores de α , para α igual a 0.012, 0.024 y 0.036. Para cada uno de esos valores de α , se hicieron tres casos sobre p y N manteniendo el valor del cociente.

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).

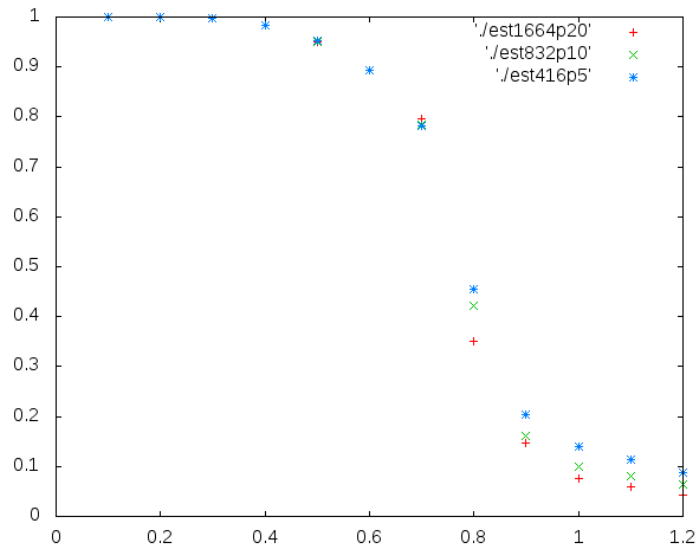


Figura 3: Red estocástica para α igual a 0.012.

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).

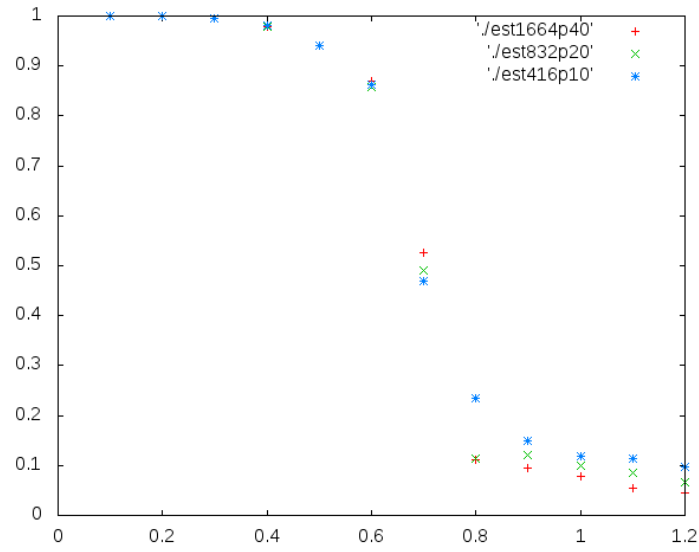


Figura 4: Red estocástica para α igual a 0.024.

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).

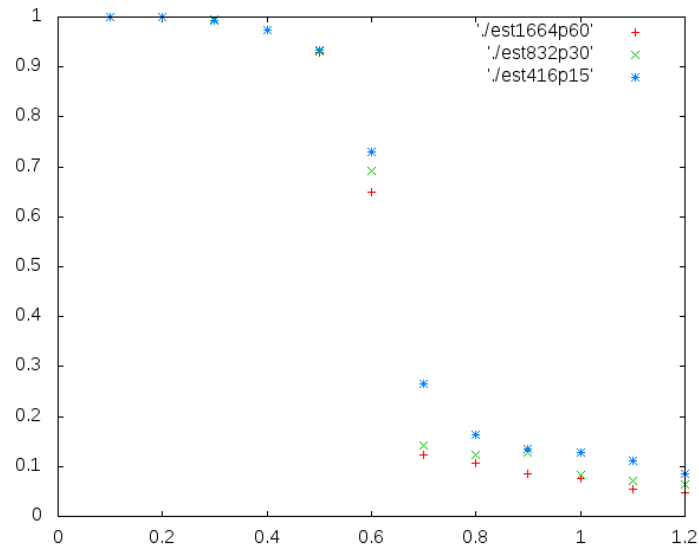


Figura 5: Red estocástica para α igual a 0.036.

2.2.4. Superposición

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

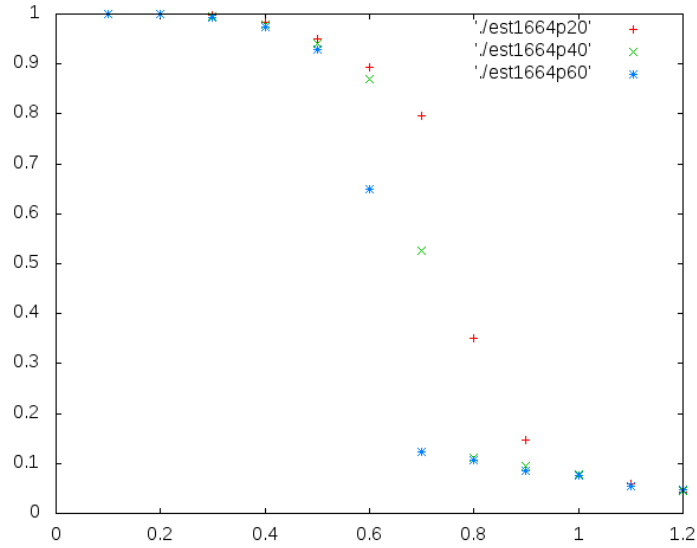


Figura 6: Superposición de los tres valores de α .

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 α 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 .

3.2. Estocástico

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

A medida que α y T se incrementan, el área de reconocimiento es cada vez menor como muestra el diagrama de fase visto en clase. Puede verse en la Figura 6 este efecto, cuanto mayor es α , más abrupta es la caída del m_1 por lo que se deja de reconocer.