

Curso 2005-2006

**INFORMATICA TEORICA**

**MAGUINA DE TURING UNIVERSAL**

7V7.040E

Nº250



INFORMATICA TEORICA MAGUINA DE  
TURING UNIVERSAL



Parada de la MT universal  
NO existe la Ref buscad por que  
es de una transición sin definir

*	#	*	*	*	*	*	*	*	*	*
q <sub>0</sub>	q <sub>0</sub> I	q <sub>0</sub> II	q <sub>0</sub> A I	q <sub>0</sub> B I	q <sub>1</sub> + D	q <sub>0</sub> # I				
q <sub>1</sub>	q <sub>2</sub> AD	q <sub>3</sub> BD	q <sub>4</sub> A D	q <sub>5</sub> B D	-	q <sub>6</sub> # D				
q <sub>2</sub>	q <sub>2</sub> 0 D	q <sub>2</sub> 1 D	-	-	-	q <sub>7</sub> # D				
q <sub>3</sub>	q <sub>3</sub> 0 D	q <sub>3</sub> 1 D	-	-	-	q <sub>8</sub> # D				
q <sub>4</sub>	q <sub>4</sub> AD	q <sub>5</sub> BI	q <sub>6</sub> A D	q <sub>7</sub> B D	-	q <sub>8</sub> # D				
q <sub>5</sub>	q <sub>6</sub> AI	q <sub>6</sub> BD	q <sub>7</sub> A D	q <sub>8</sub> B D	-	q <sub>9</sub> # D				
q <sub>6</sub>	q <sub>7</sub> 0 I	q <sub>7</sub> 1 I	q <sub>7</sub> A I	q <sub>8</sub> B I	q <sub>9</sub> + D	q <sub>10</sub> # I				
q <sub>7</sub>	-	-	-	-	-	q <sub>11</sub> # I				
q <sub>8</sub>	-	-	-	-	-	-				
q <sub>9</sub>	-	-	-	-	-	-				
q <sub>10</sub>	-	-	-	-	-	-				
q <sub>11</sub>	-	-	-	-	-	-				

Parada de la MT localizadora de info.  
no tiene definida transición para q<sub>9</sub>,  
q<sub>9</sub> es un estado de la MT transcipora

\* sin significación

# blanco

B memoriza l

0

A memoriza 0

# separador de registros

+ principio de información

símbolos:

Z<sub>a</sub> = {A, B, #}

Z<sub>b</sub> = {0, 1, +, #} = {binario} ∪ {+, #}

Los símbolos son:

Reg Reg Reg

Ref	Ref	Int	Ref	Int	Ref	Int
+	0010 #0000 . . . . . #0001 . . . . . #0010 . . . . . #					

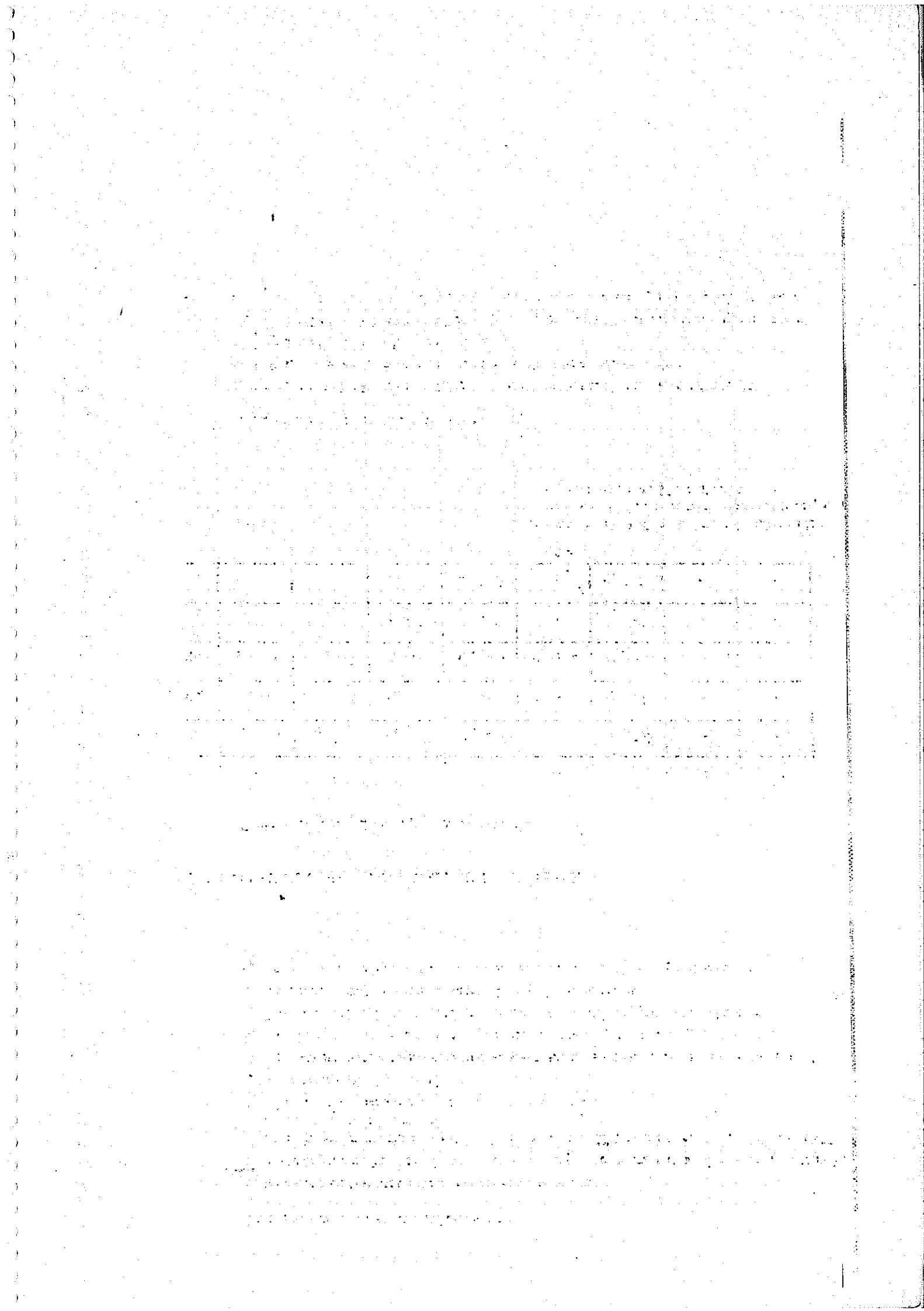
Las posiciones más a la izquierda de la cinta.

La busqueda se hace por comparación con la referencia que aparece al principio de la información, en

parte con la información del registro.

constan de dos partes: una primera parte con el código de referencia que identifica al registro y una segunda

que constan de dos partes: una primera parte con el código de referencia que identifica al registro y una segunda



- q<sub>13</sub> Si se detecta el final de Reg (‡) ya se ha transcritto toda la inf. y pasa a la MT simuladora.
- q<sub>12</sub> Escriben el simbolo memorizado y pasa a q<sub>9</sub>, en busca de mas informacion que transcribir.
- q<sub>11</sub> Ignora el contenido de dicha posicion.
- q<sub>10</sub> Retrocede hasta encontrar la primera posicion disponible de escritura.
- q<sub>9</sub> Avanza por todos los reg no validos hasta encontrar el simbolo de la inf buscada.

La memorizacion asociada a cada estado es:

son estados de la MT simuladora  
no tiene definida transicion para q<sub>11</sub> ni para q<sub>15</sub>  
Pasa de la MT transcriptora de informacion

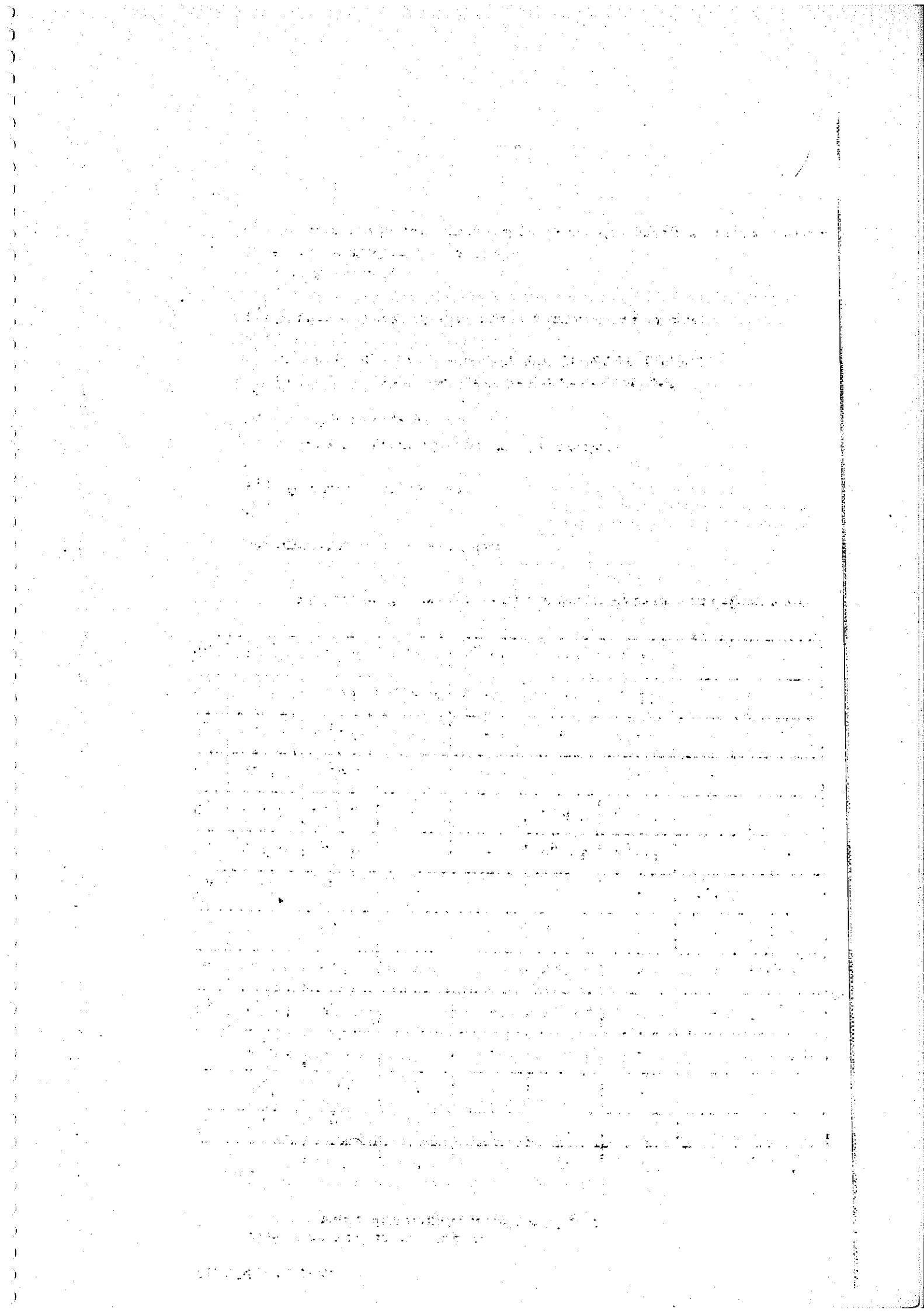
q <sub>13</sub>	-	-	q <sub>9</sub> ID	q <sub>9</sub> ID	q <sub>13</sub> ≠ I	-	-
q <sub>12</sub>	-	-	q <sub>9</sub> OD	q <sub>9</sub> OD	q <sub>14</sub> ≠ I	-	-
q <sub>11</sub>	q <sub>13</sub> OD	q <sub>13</sub> ID	q <sub>11</sub> AI	q <sub>11</sub> BI	q <sub>13</sub> + D	q <sub>11</sub> ≠ I	-
q <sub>10</sub>	q <sub>12</sub> OD	q <sub>12</sub> ID	q <sub>10</sub> AI	q <sub>10</sub> BI	q <sub>12</sub> + D	q <sub>10</sub> ≠ I	-
q <sub>9</sub>	q <sub>10</sub> AI	q <sub>11</sub> BI	q <sub>9</sub> AD	q <sub>9</sub> BD	-	q <sub>9</sub> ≠ D	-
*	*	*	A	B	+	#	*

Copia informacion de un lugar a otro de la ciula.

#### MT TRANSCRIPTORA DE INFORMACION (o copiadora).

- q<sub>8</sub> Se restaura la Ref que se busca para compararla con el siguiente registro sin explorar.
- q<sub>7</sub> Retrocede hasta donde las referencias no validas marcadas
- q<sub>6</sub> Si no hubo coincidencia se continua andando el resto del Reg por no ser el buscado
- q<sub>5</sub> Si hay coincidencia, se marca el simbolo encontrado y se pasa a q<sub>9</sub> para continuar
- q<sub>4</sub> Avanza por las referencias no buscadas y anuladas el primer simbolo no anulado
- q<sub>3</sub> Y buscan el final de la Ref
- q<sub>2</sub> Memoran el simbolo de la Ref que hay que comparar
- q<sub>1</sub> Busca el primero simbolo de la ref que es la Ref de la memoria
- q<sub>0</sub> Busca el primero simbolo de la ref que es la Ref de la memoria
- q<sub>9</sub> Recorre hasta + para buscar la referencia que comparar

La memorizacion asociada a cada estado es:



$q_{26}$	$q_0 \text{ O D}$	$q_0 \text{ I D}$	$q_0 \text{ O I}$	$q_{26} \text{ I I}$	$q_{26} \neq \text{I}$	-	-
$q_{25}$	$q_{26} \text{ O I}$	$q_{26} \text{ I I}$	$q_{25} \text{ A D}$	$q_{25} \text{ B D}$	$q_{25} \neq \text{D}$	$q_{26} \# \text{ I}$	-
$q_{24}$	$q_{25} \text{ I D}$	$q_{25} \text{ I D}$	-	-	-	-	-
$q_{23}$	$q_{25} \text{ O D}$	$q_{25} \text{ O D}$	-	-	-	-	-
$q_{22}$	$q_{22} \text{ O D}$	$q_{22} \text{ I D}$	-	$q_{22} + \text{D}$	$q_{22} \neq \text{I}$	-	-
$q_{21}$	$q_{21} \text{ O D}$	$q_{21} \text{ I D}$	-	$q_{21} + \text{D}$	$q_{21} \neq \text{I}$	-	-
$q_{20}$	$q_{21} * \text{D}$	$q_{22} * \text{D}$	-	-	$q_{21} * \text{D}$	-	-
$q_{19}$	$q_{19} \text{ O I}$	$q_{19} \text{ I I}$	-	-	$q_{19} + \text{I}$	-	$q_{20} \text{ I I}$
$q_{18}$	$q_{18} \text{ O I}$	$q_{18} \text{ I I}$	-	-	$q_{18} + \text{I}$	-	$q_{20} \text{ O I}$
$q_{17}$	$q_{17} \text{ O I}$	$q_{17} \text{ I I}$	-	-	$q_{17} + \text{I}$	-	$q_{20} \text{ I D}$
$q_{16}$	$q_{16} \text{ O I}$	$q_{16} \text{ I I}$	-	-	$q_{16} + \text{I}$	-	$q_{20} \text{ O D}$
$q_{15}$	$q_{18} \text{ O I}$	$q_{19} \text{ I I}$	-	-	-	-	-
$q_{14}$	$q_{16} \text{ O I}$	$q_{17} \text{ I I}$	-	-	-	-	-

La memorización asociada a cada estado es:

Parada de la MT simuladora,  $q_0$  es un estado de la MT localizadora de información

*	#	+	+	A	B	+	*
$q_{26}$	$q_0 \text{ O D}$	$q_0 \text{ I D}$	$q_0 \text{ O I}$	$q_{26} \text{ I I}$	$q_{26} \neq \text{I}$	-	-
$q_{25}$	$q_{26} \text{ O I}$	$q_{26} \text{ I I}$	$q_{25} \text{ A D}$	$q_{25} \text{ B D}$	$q_{25} \neq \text{D}$	$q_{26} \# \text{ I}$	-
$q_{24}$	$q_{25} \text{ I D}$	$q_{25} \text{ I D}$	-	-	-	-	-
$q_{23}$	$q_{25} \text{ O D}$	$q_{25} \text{ O D}$	-	-	-	-	-
$q_{22}$	$q_{22} \text{ O D}$	$q_{22} \text{ I D}$	-	$q_{22} + \text{D}$	$q_{22} \neq \text{I}$	-	-
$q_{21}$	$q_{21} \text{ O D}$	$q_{21} \text{ I D}$	-	$q_{21} + \text{D}$	$q_{21} \neq \text{I}$	-	-
$q_{20}$	$q_{21} * \text{D}$	$q_{22} * \text{D}$	-	-	$q_{21} * \text{D}$	-	-
$q_{19}$	$q_{19} \text{ O I}$	$q_{19} \text{ I I}$	-	-	$q_{19} + \text{I}$	-	$q_{20} \text{ I I}$
$q_{18}$	$q_{18} \text{ O I}$	$q_{18} \text{ I I}$	-	-	$q_{18} + \text{I}$	-	$q_{20} \text{ O I}$
$q_{17}$	$q_{17} \text{ O I}$	$q_{17} \text{ I I}$	-	-	$q_{17} + \text{I}$	-	$q_{20} \text{ I D}$
$q_{16}$	$q_{16} \text{ O I}$	$q_{16} \text{ I I}$	-	-	$q_{16} + \text{I}$	-	$q_{20} \text{ O D}$
$q_{15}$	$q_{18} \text{ O I}$	$q_{19} \text{ I I}$	-	-	-	-	-
$q_{14}$	$q_{16} \text{ O I}$	$q_{17} \text{ I I}$	-	-	-	-	-

\* posición de la cabeza lectora de la MT simulada  
El simbolo especial sin significación es:

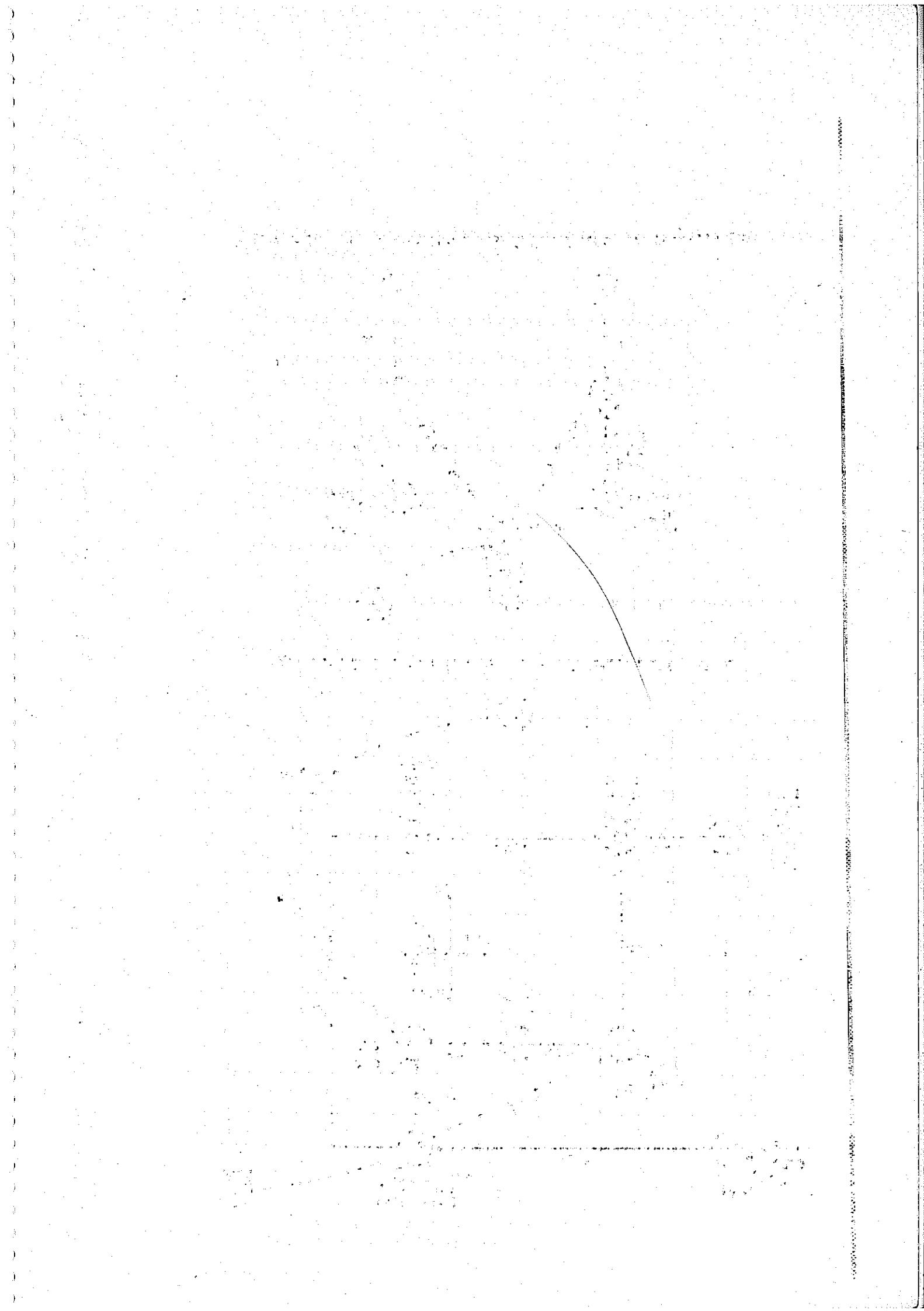


Figura 2: Módulo transcriptor de la MTU. Estados: del  $q_9$  al  $q_{12}$  o  $q_{13}$ .

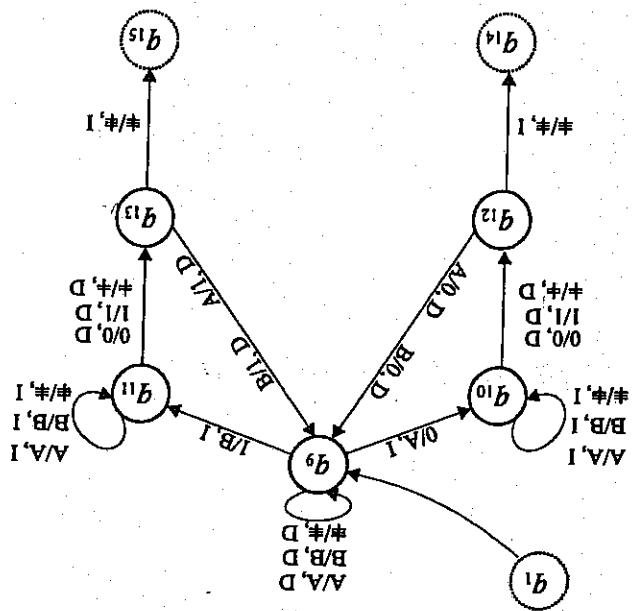
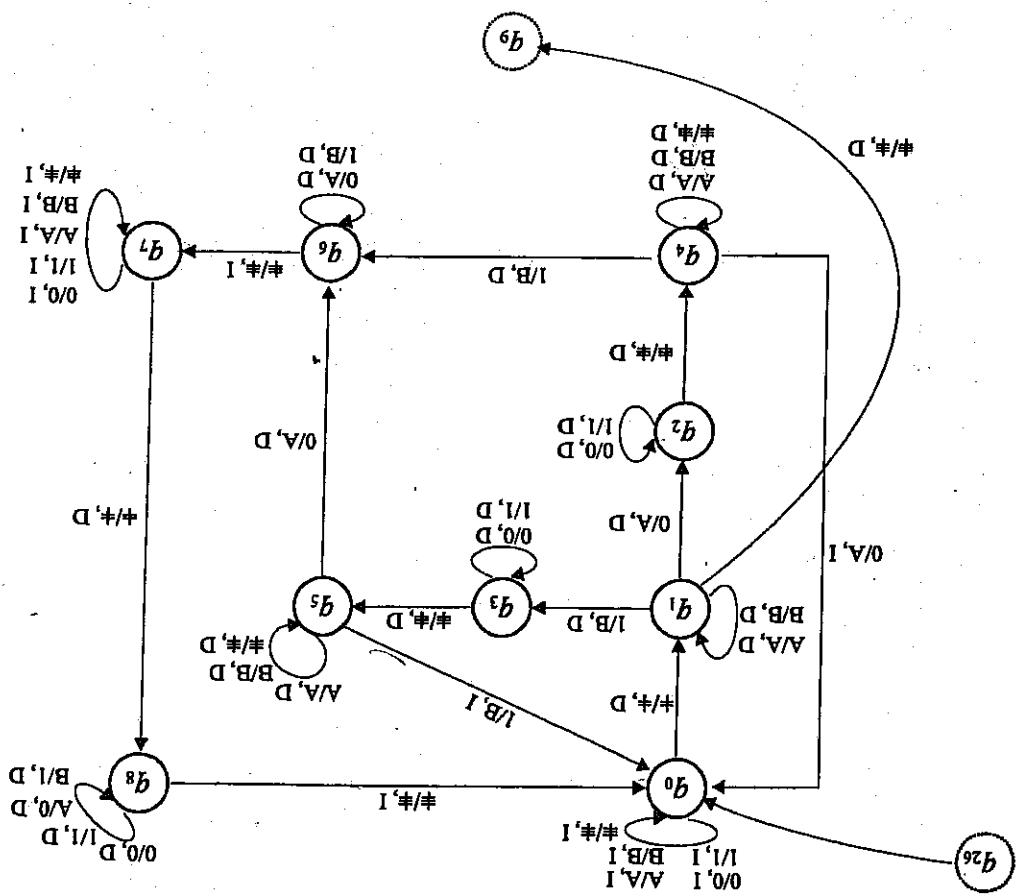
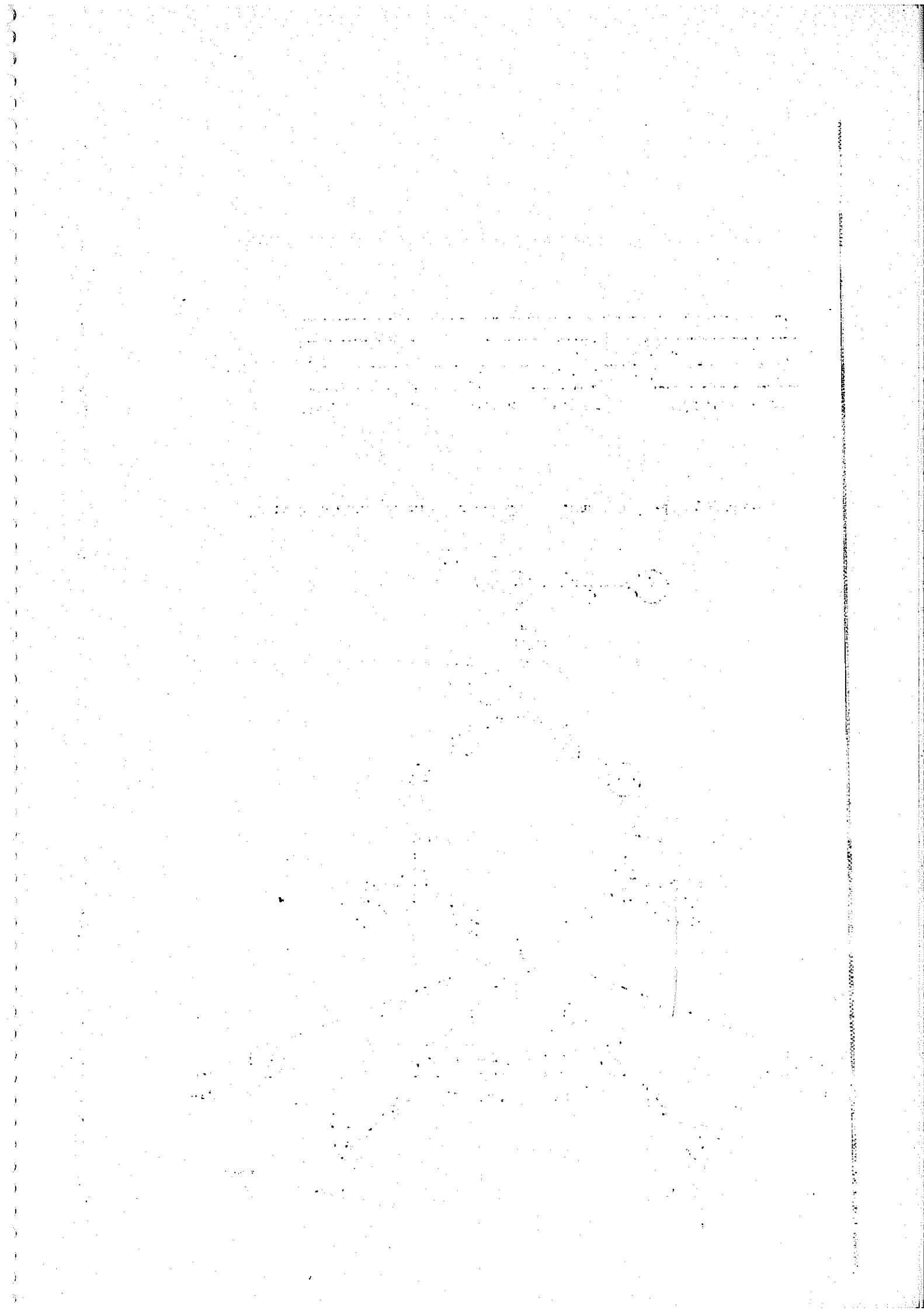


Figura 1: Módulo localizador de la MTU. Estados: del  $q_0$  al  $q_8$ .





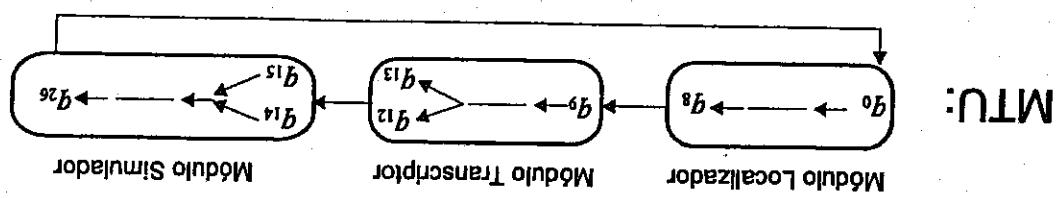
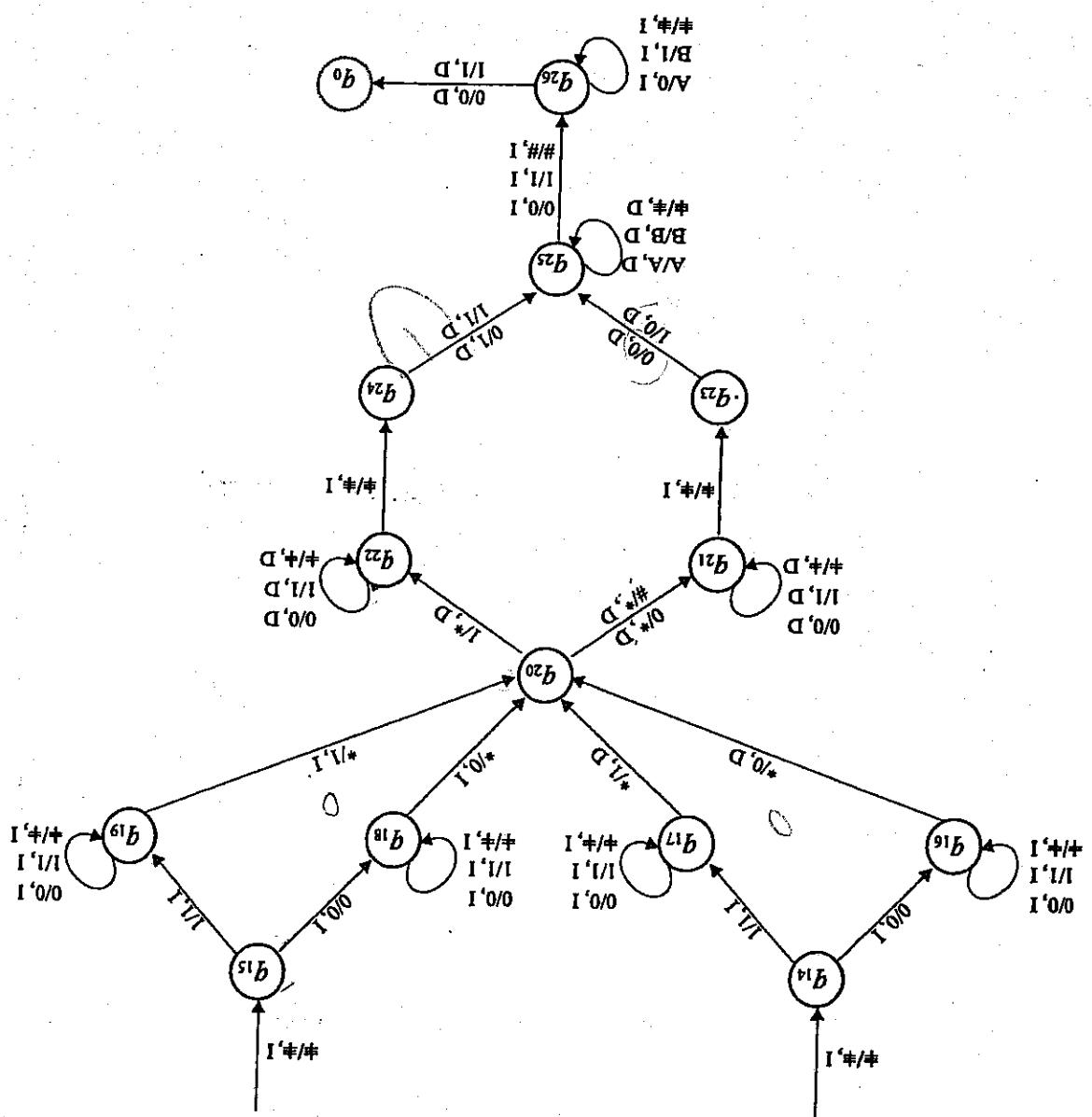
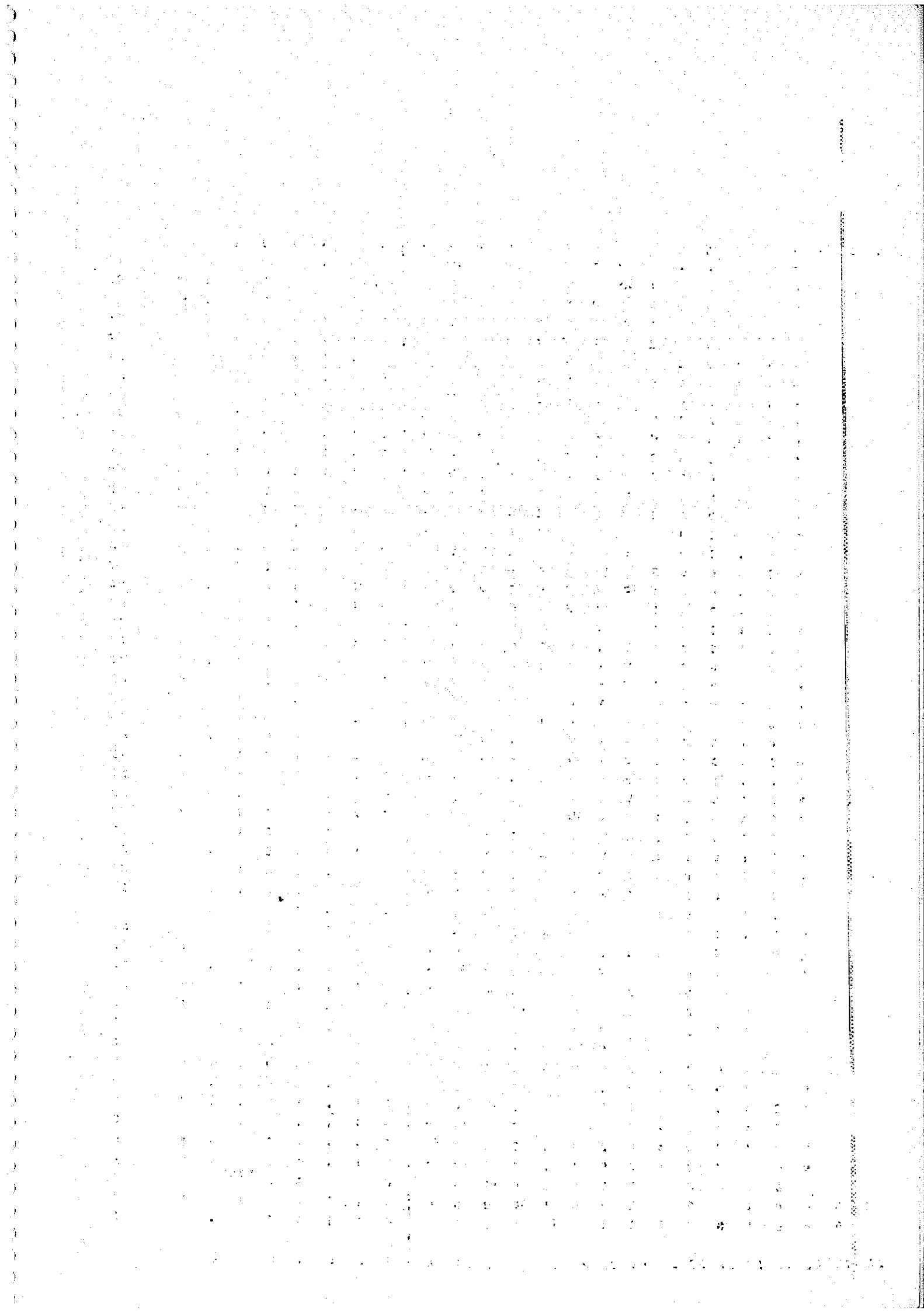
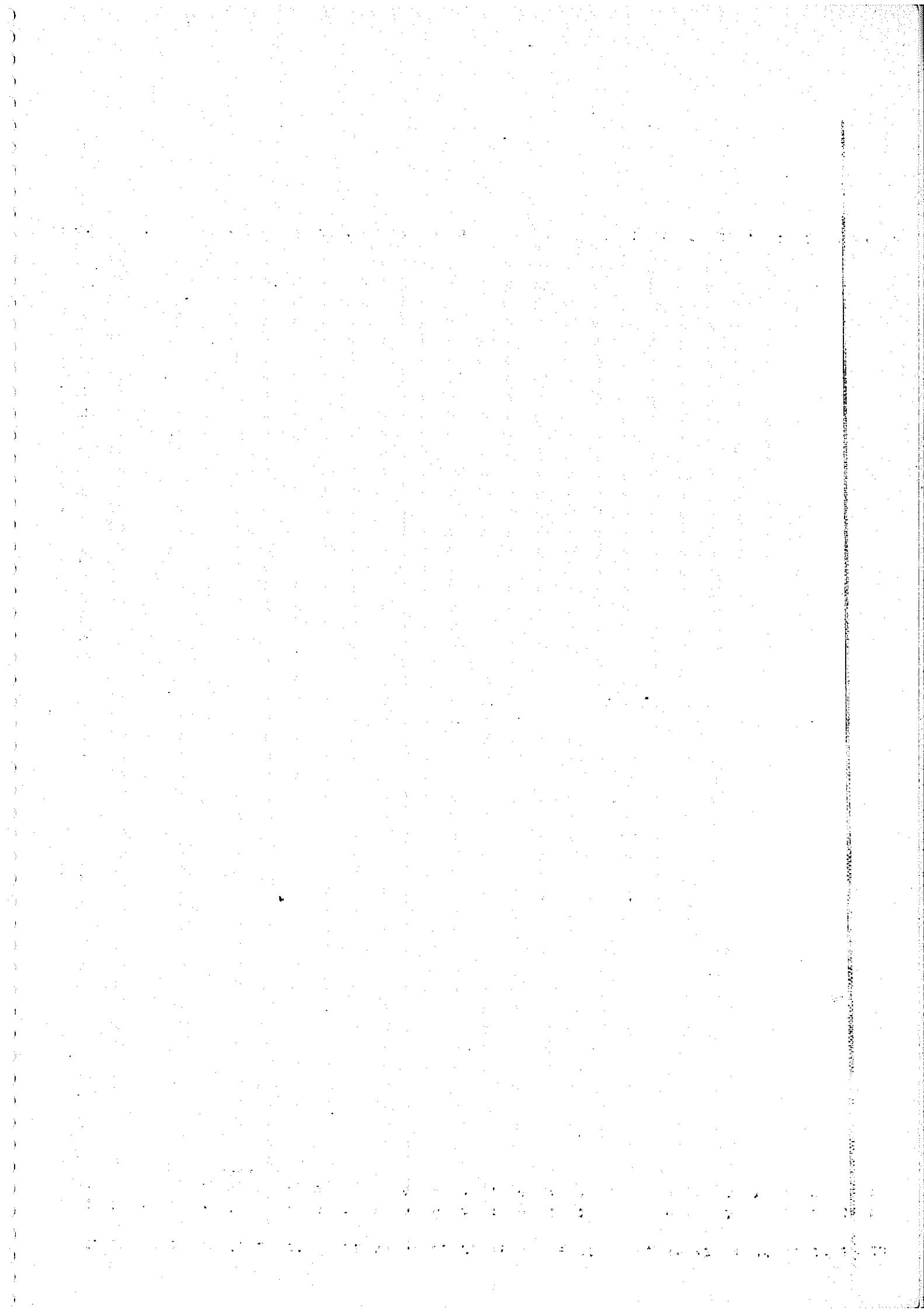


Figura 3: Módulo simulador de la MTU. Estados: del  $q_4$  ( $\neq q_{15}$ ) al  $q_{26}$ .





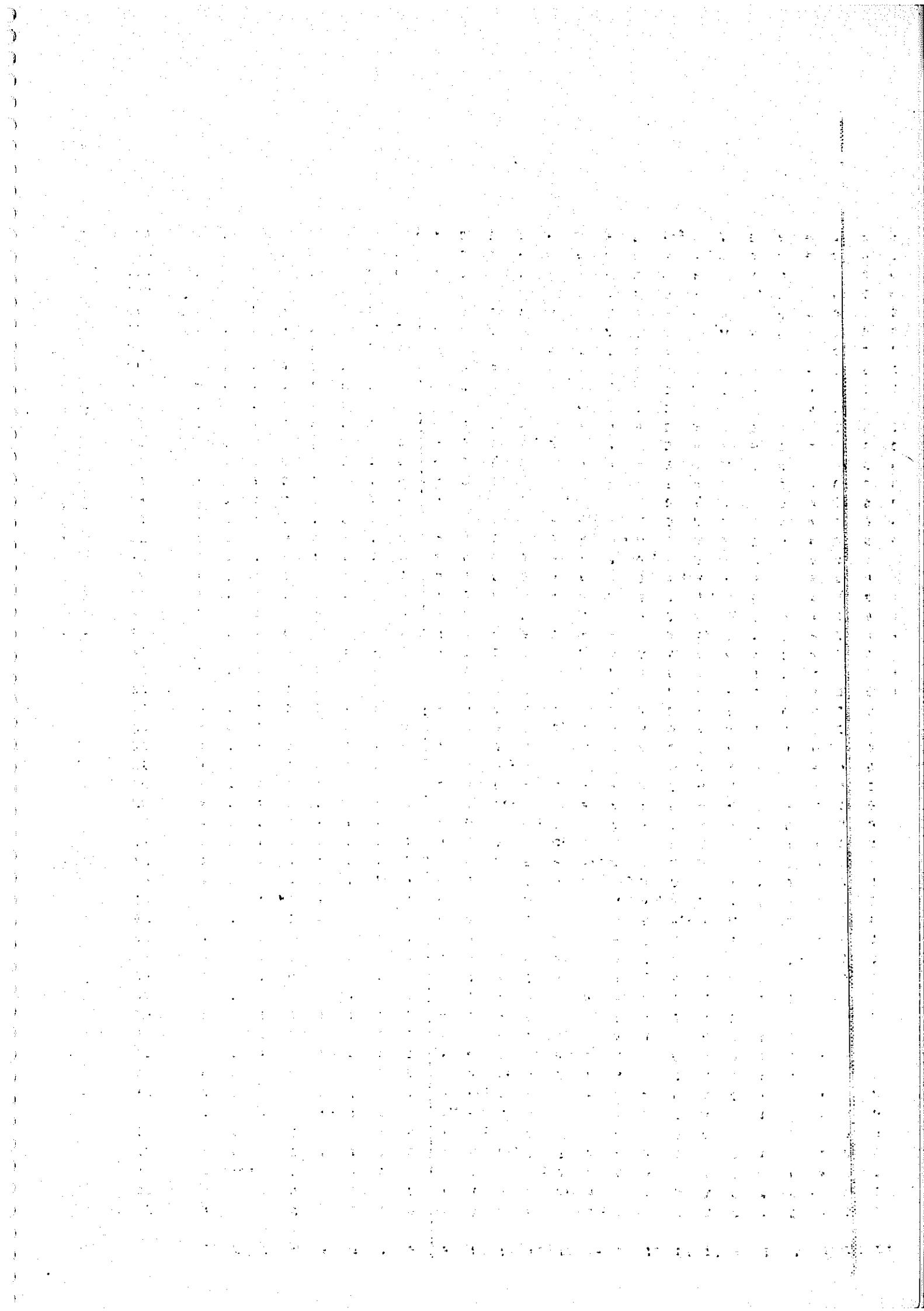




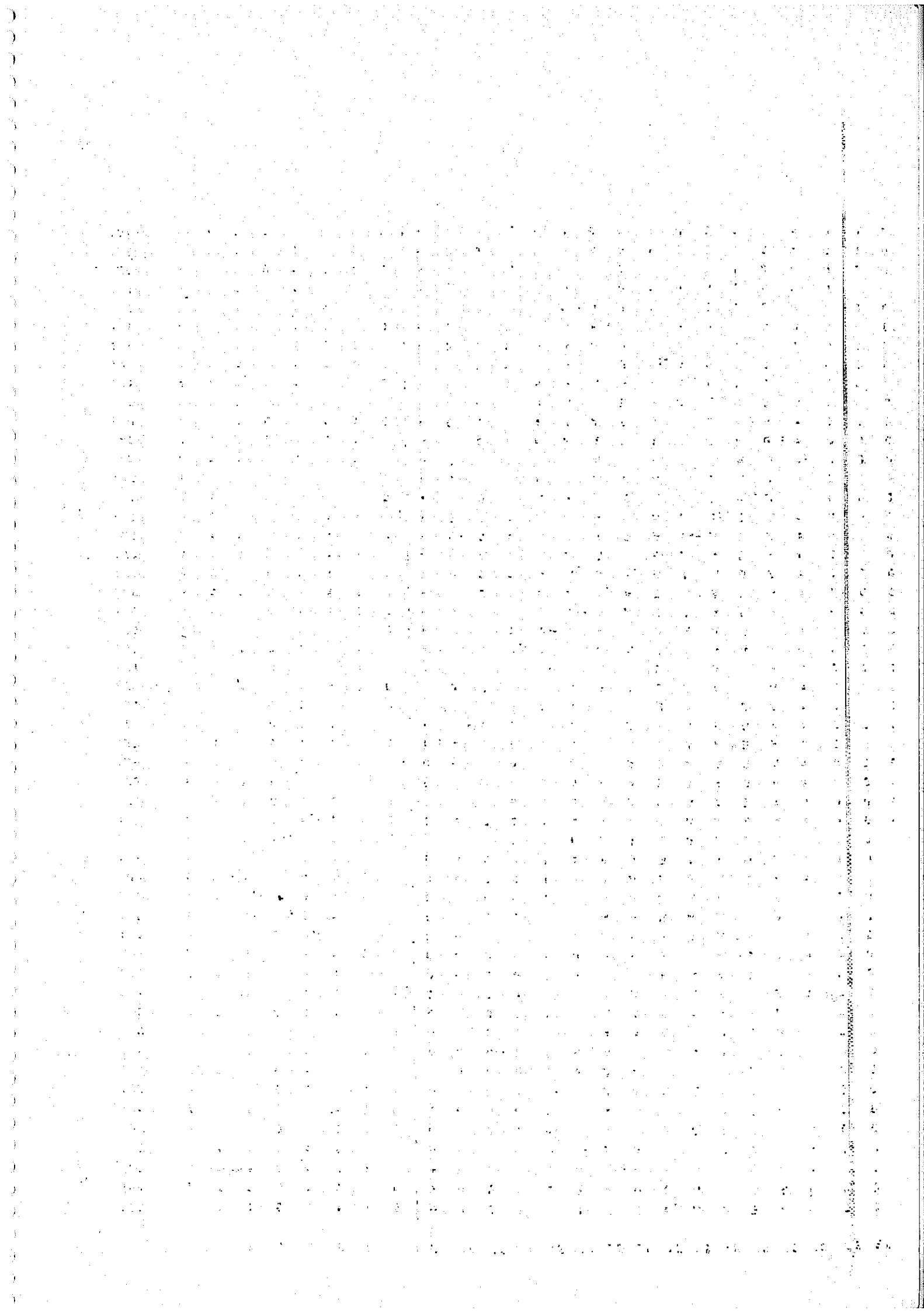
1 1 0 \* 0 1 1 0 1 \* 1 0 1 0 1 1 0 1 1 0 0 1 1 0 0 0 0

1 1 0 \* 0 1 1 0 1 1 0 \* 0 1 0 1 0 1 0 1 1 0 0 1 1 0 0 0 0

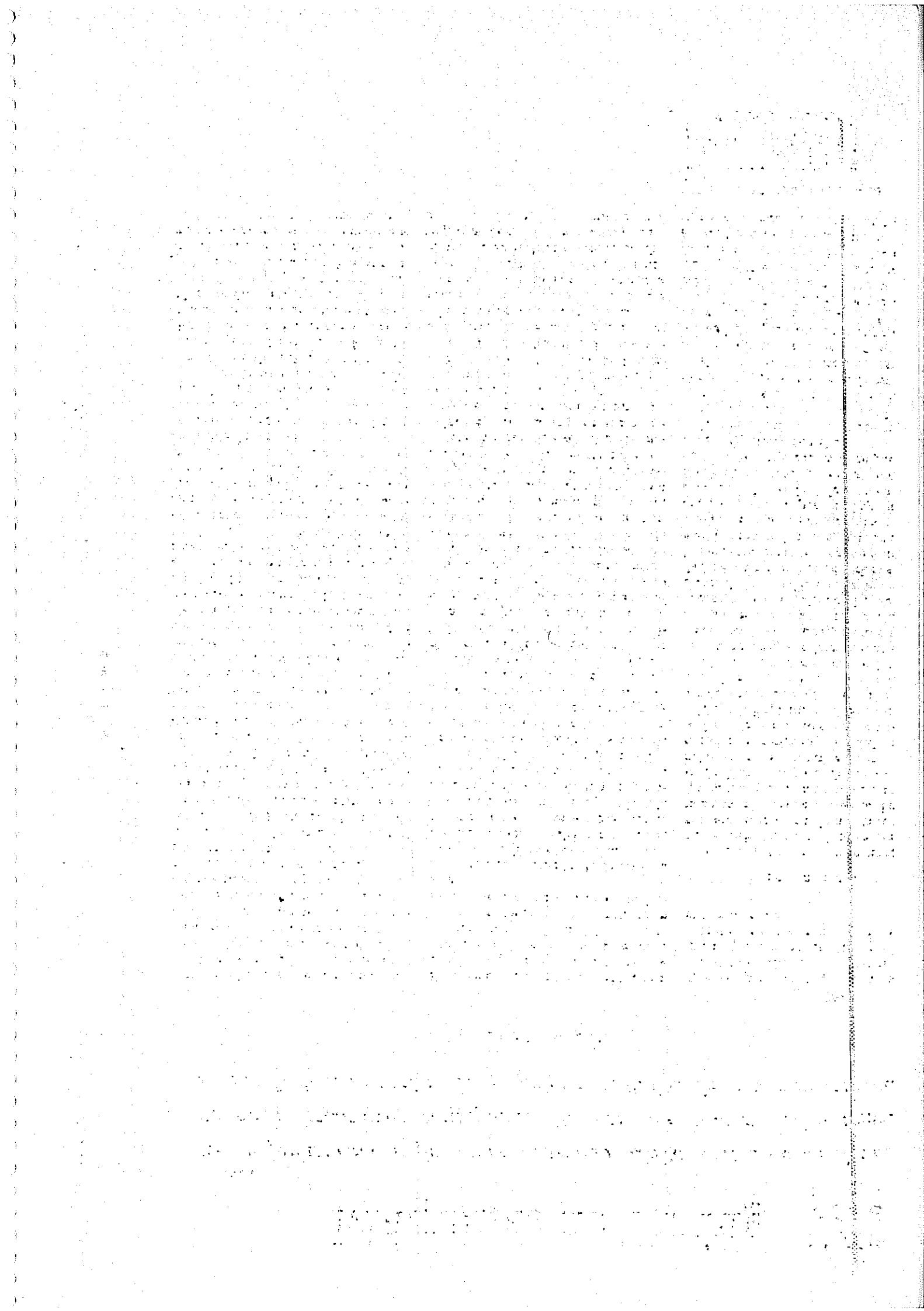
26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53



8



103	#	0	0	1	*	A	A	B	q10A	A	B	A	*	0	0
104	#	0	0	1	*	A	A	B	q10A	B	A	A	*	0	0
105	#	0	0	1	*	A	A	B	q10A	B	A	A	*	0	0
106	#	0	0	1	*	A	A	B	q10A	B	A	A	*	0	0
107	#	0	0	1	*	A	A	B	q10A	B	A	A	*	0	0
108	#	0	0	1	*	A	A	B	q10A	B	A	A	*	0	0
109	#	0	0	1	*	A	A	B	q10A	B	A	A	*	0	0
110	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
111	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
112	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
113	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
114	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
115	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
116	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
117	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
118	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
119	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
120	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
121	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
122	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
123	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
124	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
125	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
126	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
127	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
128	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
129	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
130	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
131	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
132	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
133	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
134	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
135	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
136	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
137	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
138	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
139	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
140	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
141	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
142	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
143	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
144	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
145	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
146	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
147	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
148	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
149	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
150	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
151	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
152	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
153	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0
154	#	0	0	1	*	A	A	B	q11A	*	A	A	*	0	0





¿Qué es y cómofunciona una máquina de Turing? Andrew Hodges, en su fundamental libro *La máquina de Turing*, responde que además de demostrar que otras muchas máquinas de ordenador describen el mismo tipo de procedimientos que las máquinas de Turing, la corriente biográfica de Turing, en su mayor parte, se centra en la máquina de Turing. La máquina de Turing es una máquina de ordenador que describe los mismos procedimientos que las máquinas de Turing, pero que no tiene la misma complejidad. La máquina de Turing es una máquina de ordenador que describe los mismos procedimientos que las máquinas de Turing, pero que no tiene la misma complejidad.

### Funcionamiento

Un problema de Turing es un algoritmo que sigue ciertas reglas para resolver un problema. Los algoritmos de Turing son procedimientos que describen los mismos procedimientos que las máquinas de Turing, pero que no tienen la misma complejidad. La máquina de Turing es una máquina de ordenador que describe los mismos procedimientos que las máquinas de Turing, pero que no tiene la misma complejidad.

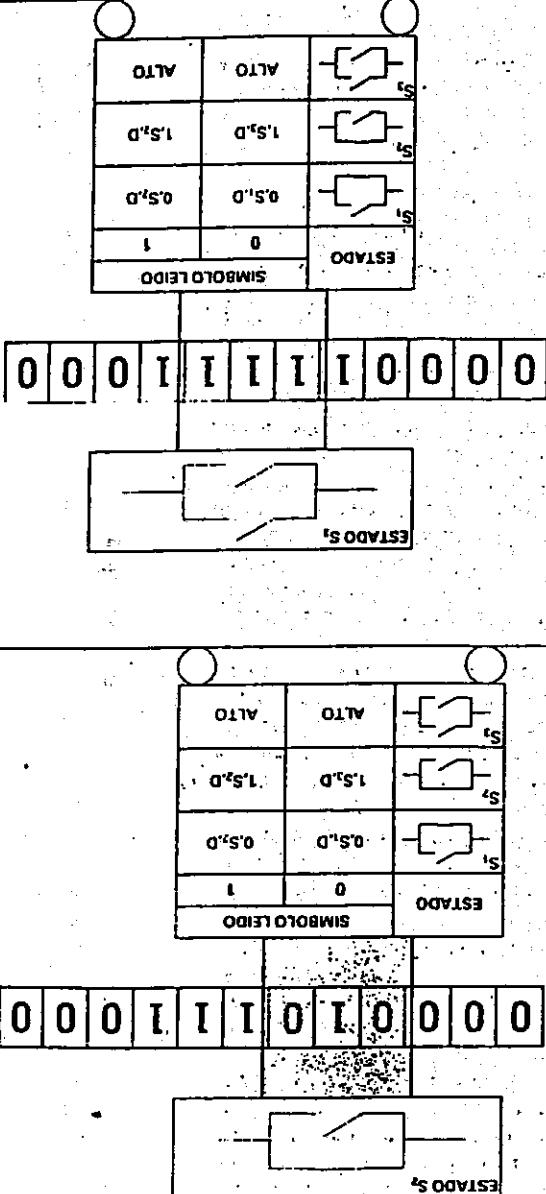
John E. Hopcroft

En su fundamental libro *La máquina de Turing*, Andrew Hodges, en su fundamental libro *La máquina de Turing*, responde que otras muchas máquinas de ordenador describen el mismo tipo de procedimientos que las máquinas de Turing, pero que no tienen la misma complejidad. La máquina de Turing es una máquina de ordenador que describe los mismos procedimientos que las máquinas de Turing, pero que no tiene la misma complejidad.

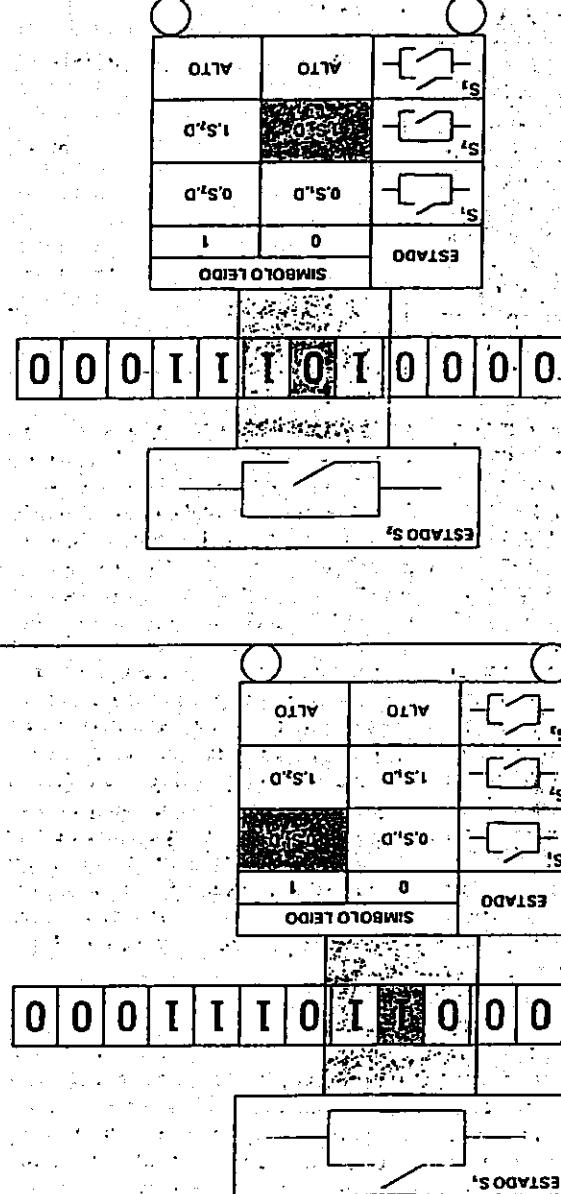
que la máquina de Turing es un artefacto que se actividad de la máquina de Turing. Una máquina de escribir puede describirse como más concretas y menos descriptivas. Algoritmos más complejos, una máquina de Turing puede ir adaptando sus descripciones más abstractas, o signos relativamente abstractas, para lo común su acción subsiguiente.

Una máquina de escribir es una combinación de componentes que tienen una función muy similar a la de la máquina de Turing. La máquina de Turing es un procedimiento para sumar dos números cualesquiera. Otra diferencia entre la máquina de Turing y la máquina de escribir es que la máquina de Turing es más simple que la de la máquina de escribir. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados. La máquina de Turing es más simple porque tiene una sola memoria que se divide en tres partes: una parte para los datos, otra para las instrucciones y otra para los resultados.

### 1. 1. A SUMA DE 2 Y 3



### 1. 1. B SUMA DE 2 Y 3



Fijémonos en cómo podríamos pro-  
ceder para diseminar una medida que  
cautilice la suma de dos números y se de-  
semga. Es costumbré, aunque en modo  
lenguaje es esencial, hacer que en la ciencia  
de impíman solamente dos símbolos,  
por ejemplo, 0 y 1. Cuadriguir número  
o en la ciencia por una serie de N simbo-  
los 1 consecutivos. Si es necesario im-  
primir en la ciencia dos números, el M  
y N, podemos representarlos por una  
serie de M "unos", seguida a la  
primera serie de N "ceros". Seguidamente  
se encuentra en la cabecera de la medida  
una serie de N dígitos que se expresa así: M.Para

se compone entrambre de pasos in-  
ternacionales y discrecional, cada  
clase; el estadio presenta de la maquinaria  
determinada por los condicionantes in-  
y el simbolo que es la simbologia en el tra-  
bajo de la maquinaria que es movimiento se  
cristaliza en la maquinaria que es movimiento  
de las condiciones hidráulicas. Dado un circulo  
que es movimiento para su proximo paso una ins-  
trucción para su proximo paso, la máquina  
toma de condiciones hidráulicas, la máquina  
se compone para la instrucción de la  
primera parte de la instrucción de-  
spresa el simbolo que es la máquina ha de  
desaparecer en el cuadro sometido a exa-  
men. Por ejemplo, si la instrucción es-  
pecifica que en el cuadro ha de quedar  
el simbolo I, la máquina impresa ese  
simbolo si el cuadro está en blanco.



que se pida el fin de la cadena una se guarda serie con igual número de "uno's", impresa en la columna, la cual es escrita a continuación del 0 que se pide.

4. MAGNINA CORRIDOR, máquina de Turing que se utiliza como una sucesión de otros dispositivos más complejos. Dada una cadena cumpliendo

ESTADO	SÍMBOLO DELA	CINTA: 0	CINTA: 1	ELEMENTOS
0.S.0	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
0.S.1	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.0	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.1	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.2	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.3	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.4	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.5	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.6	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.7	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.8	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.9	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.10	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.11	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.12	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.13	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.14	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.15	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.16	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.17	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.18	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.19	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.20	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.21	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.22	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.23	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
1.S.24	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
1.S.25	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.1	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.2	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.3	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.4	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.5	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.6	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.7	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.8	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.9	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.10	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.11	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.12	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.13	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.14	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.15	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.16	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.17	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.18	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.19	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.20	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.21	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.22	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.23	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
2.24	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
2.25	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0
3.1	S. d N	0011011000 S. d N	0011101100 S. d N	0.S.1
3.2	S. d N	0011101100 S. d N	0011011000 S. d N	0.S.0

Kurt Gödel, a la sazón en la Universidad de Viena, implicó la matemática en la resolución de la lógica matemática. El trabajo de Gödel puso verdaderos dilemas lógicos que tales sistemas son incompletos.

No puede existir un método que permita encontrar los números que cumplen con las propiedades que se establecieron. Russell y Whitehead, tal vez como resultado de la complejidad de los sistemas axiomáticos, decidieron no publicar su libro. Gödel, sin embargo, publicó su trabajo en 1931, titulado "Über die Unlösbarkeit einiger Problème der Mathematik". Su resultado fue una demostración de que el problema de la consistencia de los sistemas axiomáticos es insoluble. Gödel, en su artículo, mostró que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación.

El trabajo de Gödel puso verdaderos dilemas lógicos que tales sistemas son incompletos. Los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación. Esto significa que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación. Esto significa que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación.

Para el desarrollo de la lógica matemática, Gödel y Turing tuvieron un papel fundamental. Gödel probó que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación. Esto significa que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación.

Turing probó que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación. Esto significa que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación.

Para comprender por qué esto es así, necesitamos entender la diferencia entre el lenguaje formal y el lenguaje informal. El lenguaje formal es un sistema de reglas que permite la manipulación de símbolos. El lenguaje informal es un sistema de reglas que permite la manipulación de significados.

El lenguaje formal es un sistema de reglas que permite la manipulación de símbolos. El lenguaje informal es un sistema de reglas que permite la manipulación de significados.

El lenguaje formal es un sistema de reglas que permite la manipulación de símbolos. El lenguaje informal es un sistema de reglas que permite la manipulación de significados.

Gödel probó que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación. Esto significa que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación.

Turing probó que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación. Esto significa que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación.

Turing probó que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación. Esto significa que los sistemas axiomáticos tienen errores que no pueden ser detectados por los métodos de verificación.

THE JOURNAL OF CLIMATE

7. EL PROBLEMA DEL "CASTO ARANOSO" consiste en hallar el número máximo de "unos" que puede llenar a lompartir una magnitud de Turing de  $N$  estados que contiene a un reductor cada una cincuenta mil millones de ocupados de acuerdo a la siguiente desigualdad por (A):  $E = 1982 \cdot T(b)R(b)$ , es la Universidad estatal de California que tiene más profesores que doctores y más profesores que administrativos que se gradúan de la Universidad de California en Berkeley. Una cifra de más de 10 veces.

A continuación se presentan los resultados que obtuvo para su problema el profesor John von Neumann:

NÚMERO DE ESTADOS	NÚMERO MÁXIMO DE "UNOS". IMPRESOS	COTA INFERIOR PARA EL VALOR DE $\sigma$
3	"(3)"	6
4	"(4)"	12
5	"(5)"	17
6	"(6)"	35
7	"(7)"	22.961
8	"(8)"	$3^8 \equiv 7.9 \times 10^4$
9	"(9)"	$3^9 + 1$
		10

que muestra la respuesta de von Neumann para cada caso de los estados posibles que se han programado para calcular cada uno de dichos estados. En la figura 2 se muestra el resultado de la ejecución de un programa que calcula la cifra de Turing de los estados posibles que se han programado para calcular cada uno de los estados posibles. El resultado es que la cifra de Turing es igual a 1982, lo que significa que el resultado es correcto.

6. PARADIGMA DE RICHARD, un lenguaje de hojas de cálculo que se suscribió al superarse que los ejemplos posibles para aplicaciones de la ciencia se han programado para leerlos en su forma de Turing. Se ha implementado en sus versiones más avanzadas en un sistema operativo como la versión de Linux, de acuerdo con el ordenador que se ha programado para leerlos. Es posible desglosar estos errores en tres tipos de errores: errores de sintaxis, de semántica y de tipo. Los errores de sintaxis ocurren cuando se intenta leer un comando que no existe en el lenguaje de Turing. Los errores de semántica ocurren cuando se intenta leer un comando que no tiene sentido en el lenguaje de Turing. Los errores de tipo ocurren cuando se intenta leer un comando que no tiene tipo en el lenguaje de Turing. Estos errores se han programado para que se muestren en la salida de la ejecución de la cifra de Turing.

UN SÍMBOLO	DOS SÍMBOLOS	TRES SÍMBOLOS	CUATRO SÍMBOLOS	CINCO SÍMBOLOS	CINCO NIVELES	3 <sup>3</sup> NIVELES	3 <sup>3</sup> NIVELES
1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
UNO . 9 ; 9 . 3 ; 1 = 1x1x1x1x3x3x1 = 3! = 9! ( = 9! = 9! = 9! )	DOIS SÍMBOLOS	TRES SÍMBOLOS	CUATRO SÍMBOLOS	CINCO SÍMBOLOS	CINCO NIVELES	3 <sup>3</sup> NIVELES	3 <sup>3</sup> NIVELES
11 99 9! ( = 1x2x3x4x5x6x7x8x9 = 362.880 ) 9! ( = 362.880 )	tres símbolos	cuatro símbolos	cinco símbolos	cinco niveles	3 <sup>3</sup> niveles	3 <sup>3</sup> niveles	3 <sup>3</sup> niveles
11 99 9! ( = 1x2x3x4x5x6x7x8x9 = 362.880 ) 9! ( = 362.880 )	UN SÍMBOLO	DOS SÍMBOLOS	TRES SÍMBOLOS	CUATRO SÍMBOLOS	CINCO SÍMBOLOS	CINCO NIVELES	CINCO NIVELES

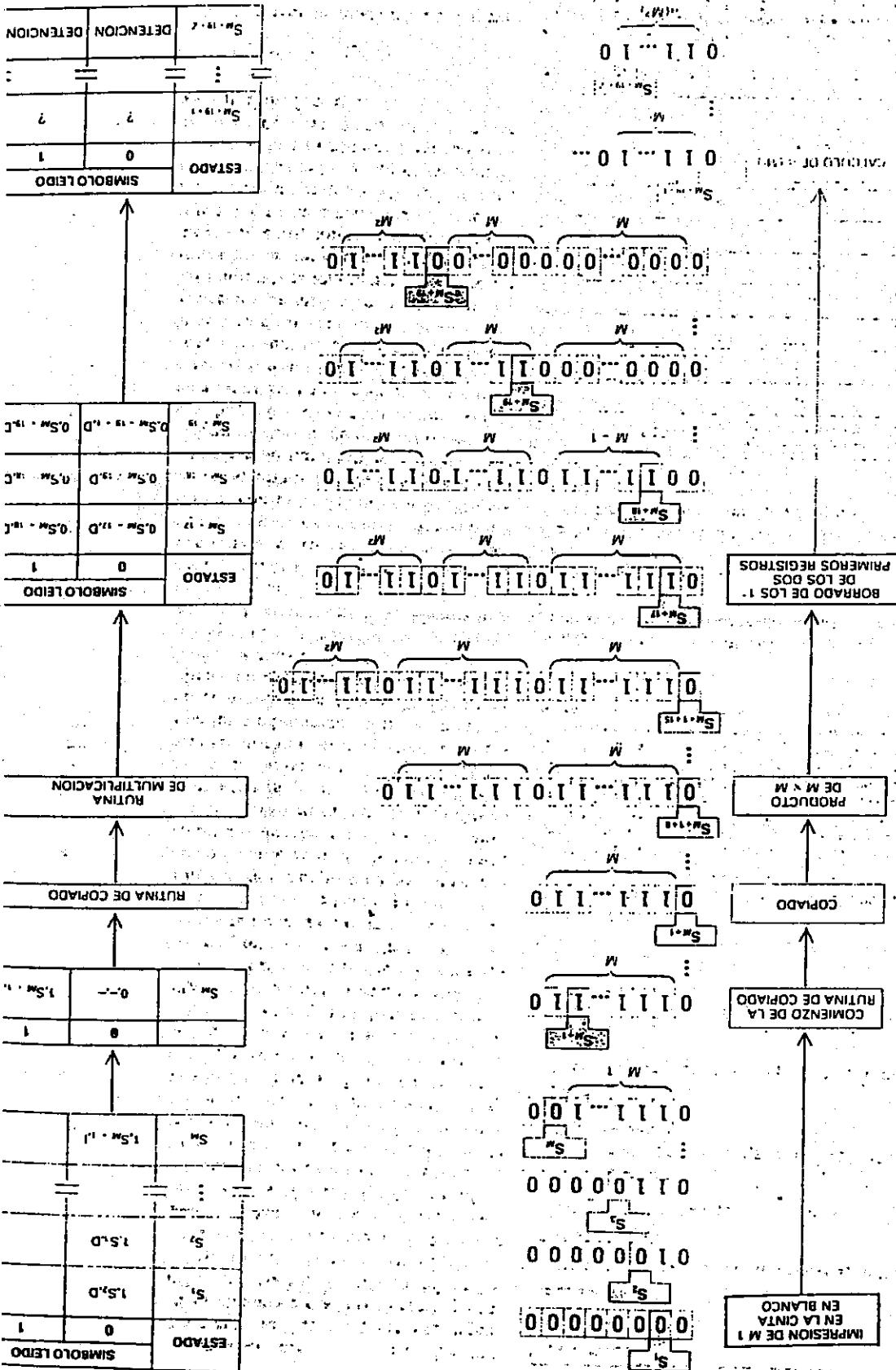
B. LA DEMOSTRACION DE NO COMPUTABILIDAD DE (n) comienza  
por calcular una estimacion del numero de estados necesarios para generar  
una cadena de  $A^k$  simbolos en una cadena interminable ocupados por "ceros". Las  
formulas dan una magnitud de  $M + 16$  estados. Dicho tres estados mas se encuen-

tra multiplicando de  $2^k$  estados capaz de generar ( $n$ ) "unos" (extra en cada

una cadena de  $M^k$  ceros). Se supone que para cada cadena de  $N$  cifras, la

gran de barrer las cadenas de "unos" simbolos a la liquididad, demanda

magnitudes de  $2^N$  para copiar y multiplicar han sido combinadas aqui.



que el problema con máquinas no determinista. Los problemas resolvibles en tiempo posiblemente sea asignado a la clase P, ningún problema se empieza por encontrarla. Sin embargo, nadie ha podido demostrar que existe una máquina capaz de solucionar más fácil comprender si algo es soluble es experimental, ordinaria sugerir que es experiencia, mejoría sobre la determinística. La determinística para considerar tener éxito no determina su sistema de la complejidad.

El tiempo requerido para resolver un problema con una máquina no determinista es igual al número de comparaciones que se hace en cada iteración, por el contrario, la máquina determinista es compuesta. Una máquina determinista tiene medida por la longitud del cálculo mínimo; por tanto, la máquina determinista viene medida por la longitud del problema con una máquina no determinista.

Un visitor, de proceder a buscar su sistema de la clase P, tiene que tratar los problemas no deterministas a la clase P. La clase P ha sido dividido cada vez mayor impunidad, el problema pertenece a la clase de problemas resolvibles, "en el tiempo polinómico", clase demotada P. La clase P ha sido dividido cada vez mayor impunidad, el problema pertenece a la clase de problemas resolvibles, "en el tiempo polinómico". Los problemas resolvibles son mucho los especialistas en ciencias de computación que consideran que es posible dividirlos en ciertas familias de problemas para resolverlos, los que tienen la misma complejidad. Por ejemplo, si se divide el problema en dos, además, que el más rápido de los métodos conocidos para resolverlo es de acuerdo a su complejidad, es decir, la máquina determinista es más rápida que la máquina no determinista.

Si se divide la máquina determinista en dos, uno de los tipos de problemas que son más difíciles de resolver es las probabilidades de los tipos de problemas que son más fáciles de resolver. Si se divide la máquina determinista en dos, uno de los tipos de problemas que son más difíciles de resolver es las probabilidades de los tipos de problemas que son más fáciles de resolver.

Si se divide la máquina determinista en dos, uno de los tipos de problemas que son más difíciles de resolver es las probabilidades de los tipos de problemas que son más fáciles de resolver.

Si se divide la máquina determinista en dos, uno de los tipos de problemas que son más difíciles de resolver es las probabilidades de los tipos de problemas que son más fáciles de resolver.

, PASOS FINALES de la denominación de no computabilizado de  $O(N)$ : extiende una contradicción de la hipótesis de que hay una máquina de Z estados tal que con una cadena de  $M^k$  claves I compuesta a  $N$ .

que el polinómico. Dicho con otras palabras, para resolver un tiempo mayor que el problema determinista determina el número de pasos para una máquina de clásicas a la máquina de la máquina determinista, en general, investigadores subordinados compilarán a establecer acotaciones muy estrechas de complejidad de computadoras que la forma de determinar la complejidad de computación.

Si bien la máquina de Turing produjo resultados en Schenckley, Newark, de

General Electric Research, a la sazón en los años 20 años, en 1965, Juri Hartman muestra que la máquina ha desempeñado un papel do-

máximo, ha sido de impacto primero en la lógica mate-

rial de  $O(N)$  que la máquina de Turing produjo.

Si bien la máquina de Turing produjo

cupo de la máquina de Turing produjo

que existe garantía de que el calcu-

lo, máquina, no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

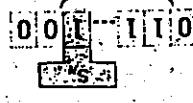
lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

lo, máquina no existe garantía de que el calcu-

ESTADO		SÍMBOLO LEIDO		DETENCIÓN		S. M.
0				1		15, M
1						0



que es la máquina de Turing de N+1 estados que lee el símbolo leído en la posición actual. Símbolos que existen en la máquina de Turing de Z estados, aparte de los que se leen.

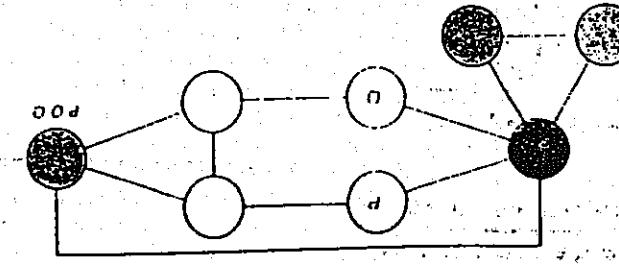
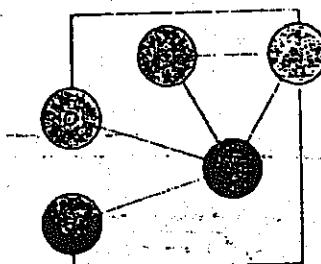
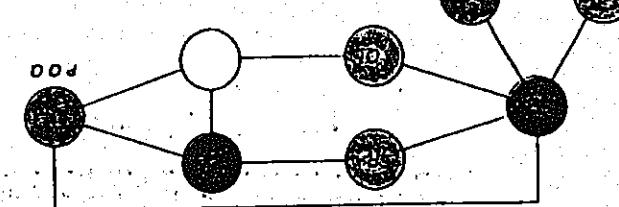
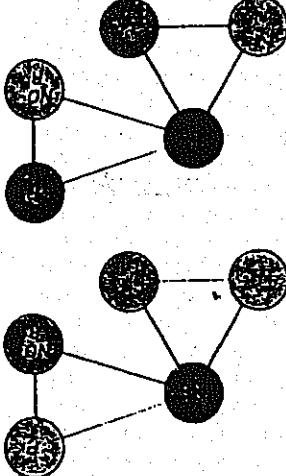
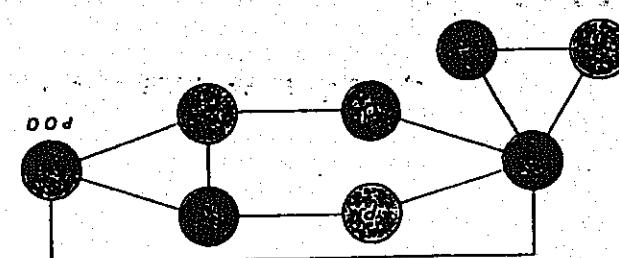
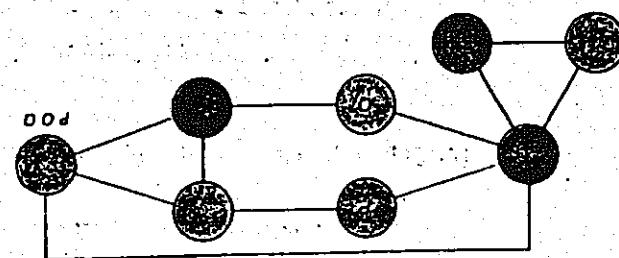
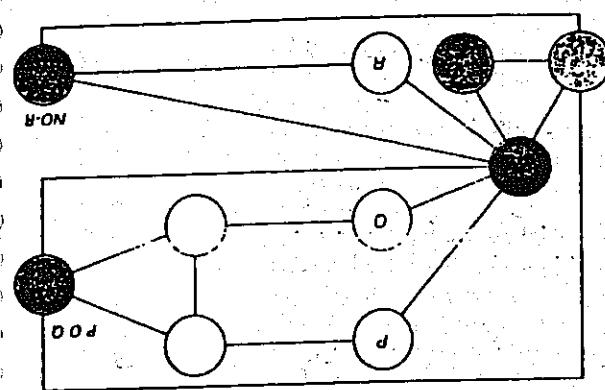
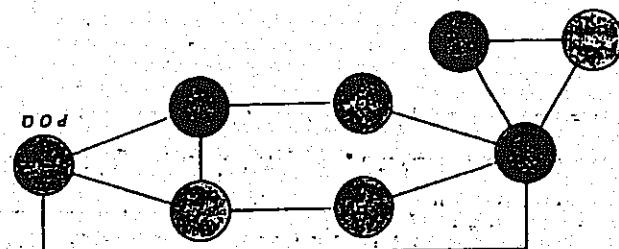
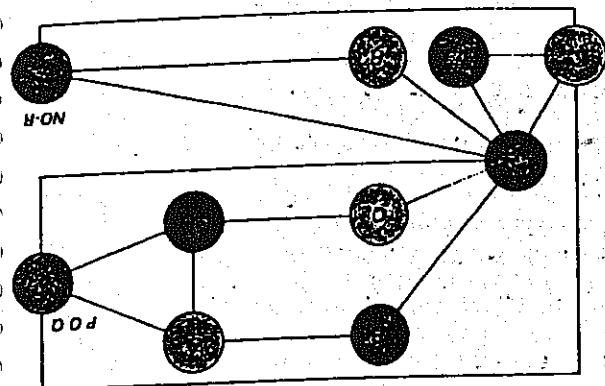
que la máquina de Turing de Z+1 estados que lee el símbolo leído en la posición actual. Es decir, si  $X > Y$ , entonces:



que es la máquina de Turing de N+1 estados que lee el símbolo leído en la posición actual. Símbolos que existen en la máquina de Turing de Z estados, aparte de los que se leen.

que la máquina de Turing de Z+1 estados que lee el símbolo leído en la posición actual. Es decir, si  $X > Y$ , entonces:





Se consideraría también la palabra vacía, que pertenece a  $\Sigma^*$  y cuya longitud es cero.

- b) Escribir el proceso que realiza la máquina de Turing construida para la palabra  $w = \text{turing}$  finalizar el proceso, deberá mantenerse en el lugar que ocupa más a la longitud de una palabra  $w \in \Sigma^*$ , escriba, a la izquierda de  $w$  dejando un espacio de separación, la constuir una máquina de Turing que con la cabecera situada en el símbolo más a la izquierda

$$\Sigma = \{a, b, c, \dots, k, l, m, n, \#, \dots, t, s, \dots, x, y, z\}$$

8.1.2.- Sea el alfabeto de la lengua castellana

La cabecera se encuentra iniciablemente sobre el primer blancho a la derecha del número  $x$ .

$$\#y\#x\# \longleftrightarrow \#x\#y\#\#$$

siguientes:

8.1.1.- Multiplicador nario. Dados dos números  $x$  e  $y$  sobre el alfabeto  $\Sigma = \{\}$ , diseñar una máquina de Turing que los multiplique. Los contenidos iniciales y finales de la cinta son los siguientes:

### Práctica 8.1: Construcción de Máquinas de Turing.

## MÁQUINAS DE TURING

### Prácticas Tema 8

Cursos 2005 - 2006

## INFORMATICA TEORICA



INFORMATICA TEORICA PRACTICAS

TEMA 8

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE MADRID

DEPARTAMENTO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

DEPARTAMENTO DE INFORMATICA



0,20 €  
Nº 246



8.1.3.- a) Construir una Máquina de Turing tal que coloquada en el dígito más a la izquierda de un número natural  $w$ , imprime el funciónamiento con  $w=1111$ .  
izquierda de un número  $w$  expresado en natural ( $w \in \{1\}^*$ ) y distinto de cero, calcula  $2^w$ , también se imprime a la derecha del número dado, sin dejar ninguna separación entre el original y la copia.

8.1.3.- b) Construir una Máquina de Turing tal que coloquada en el dígito más a la izquierda de un número natural  $w$ , imprime el funciónamiento con  $w=1111$ .  
izquierda de un número  $w$  expresado en natural ( $w \in \{1\}^*$ ) y distinto de cero, calcula  $2^w$ , también se imprime a la derecha del número dado, sin dejar ninguna separación entre el original y la copia.

8.1.4.- a) Construir una Máquina de Turing tal que transforma un número entero expresado en sistema natural en el correspondiente número en sistema decimal. Dicha máquina, con la cabecera situada en el dígito más a la izquierda de una palabra sobre el alfabeto  $\{a\}$ , escribirá un número natural ordenados de menor a mayor y de izquierda a derecha y sobre el mismo en un solo espacio de la cinta en que se encuentran los números imprimiéndole.

8.1.4.- b) Construir una Máquina de Turing tal que transforma un número entero expresado en sistema decimal en el correspondiente número en sistema natural, separando los dígitos por asteriscos, y en la situación final desa la cinta con los mismos en un solo espacio de la cinta en que se encuentran los números imprimiéndole.

8.1.5.- a) Construir una Máquina de Turing que transforma un número decimal en el dígito más a la izquierda de un número decimal de acuerdo con la siguiente separación. Probar el funcionamiento con  $n=3$ , i.e.,  $n=111$ . (Indicación:  $2^n$  en número natural se expresa como  $11111111 = 2^2 = 11111111$ ).

8.1.5.- b) Construir una Máquina de Turing tal que coloquada en el dígito más a la izquierda de un número decimal tal y como estable y en su mismo sitio y el número natural a la derecha y separado por un blanco.

(Examen Junio 2005)

8.1.6. Se  $n$  un número natural tal que  $n = 2^x$ ,  $x \geq 1$ . Constituir una máquina de Turing que

derecta a  $n$ , y designando una celda en blanco intermedia, el valor en unaryo de  $\log_2 n$ .

Indicación: Se acosa de utilizar la relación recursiva  $\log_2 2n = \log_2 n + 1$ ,  $\log_2 2 = 1$ .

(Examen Febrero 2002)

8.1.7. Constituir una máquina de Turing que decide el predicado mayor ( $x, y$ ), donde  $x$  e  $y$

son números naturales mayores que cero, expresados en unaryo.

Es decir que, dados dos números  $x$  e  $y$ , escriba a continuación de ellos y designando un

blanco de separación un 1, si  $x > y$ , y un 0 en caso contrario.

(Examen Junio 2005)

empieza a similar la transición correspondiente.

2) Cierta de la MTU cuando M se encuentra en la configuración 1 q4 # 111 # 11 y la MTU

1) ¿Cuál es el resultado que produce M sobre la entrada representada en la cierta de la MTU?

SE PIDE:

q3	011
q2	010
q1	001
q0	000

M tiene 7 estados que se han codificado de la siguiente forma:

01110111#000010110#101110110#101011001#110111000#...

01000111#011010001#100110011#100000010#0101010...

..##\*111000000#0001#000100100#001100110#001001000#...

M.

8.2.2. Las 3 líneas siguientes, llevadas una a continuación de otra, forman la cierta inicial de la máquina de Turing Universal (MTU) cuando simula una determinada máquina de Turing.

(Examen Junio 1997)

b) Escribir las ciertas inicial y final de la máquina de Turing Universal cuando simula la máquina M con la computación correspondiente al apartado a), así como la posición de la cabecera de lectura-escritura de la MTU en ambas situaciones.

↓q0

...	#	1	1	1	1	1	#	...
-----	---	---	---	---	---	---	---	-----

de lectura-escritura son las siguientes:

a) Que función aritmética sobre el alfabeto {1} realiza esta MTU. Mostar el funcionamiento de la MTU cuando la situación inicial de la cierta y la posición de la cabecera de lectura-escritura son las siguientes:

#	q0,#,1	-	q1,#,1	q2,#,1	q12,#,1	q11,1,1	-	q12,1,1	q112,1,1	-
1	-	q1,1,1	q2,1,1	q0,1,1	-	-	-	-	-	-

8.2.1. Se la máquina de Turing M definida por su función de transición:

Práctica 8.2: Máquina de Turing Universal

- NOTA: Se sugiere que se utilice el propio enumorado -las 3 líneas de la cinta de la MTU- en la constucción del apartado 1))
- 3) Cinta de la MTU al final de cada uno de los procesos localización, transcripción y simulación, cuando la MTU simula la transición del apartado 2).

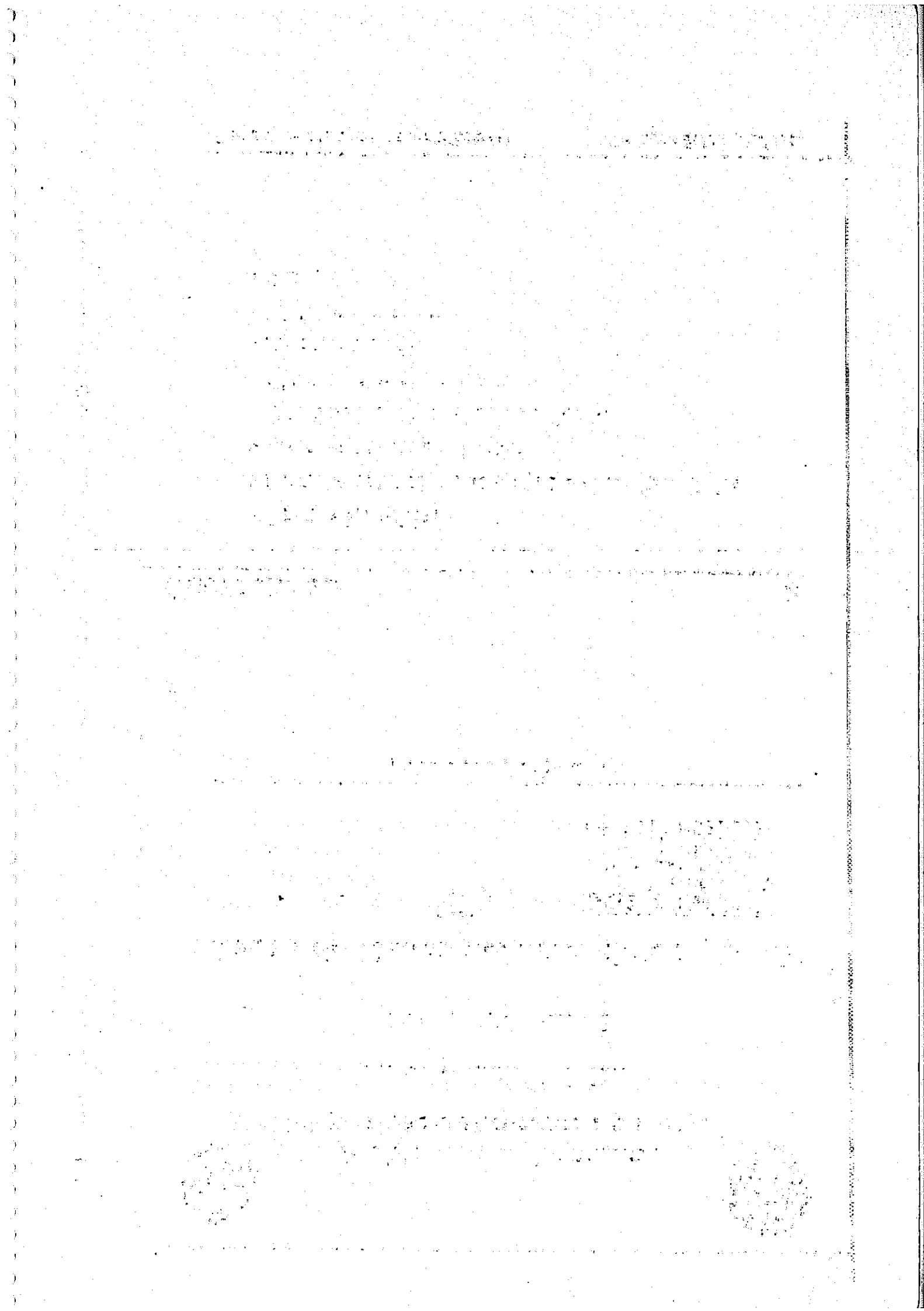
(Examen Junio 2000)

Construir sendas máquinas de Turing que reconozcan los siguientes lenguajes:

- (a)  $\{a^n b^n \mid n > 0\}$
- (b)  $\{vw \mid w \in \{a,b\}^*\}$

(c)  $L = \{x \in \{0,1\}^* \mid N_0(x) = 2N_1(x)\}$  (Examen Febrero 2005)

### Práctica 8.3: MT como reconocedor de lenguajes.



- ♦ **Introducción**
- ♦ **Fundamentos biológicos de las RNA**
- ♦ **La neurona artificial**
- ♦ **Componentes de una RNA**
- ♦ **Clases de neuronas**
- ♦ **Aprendizaje**
- ♦ **El Perceptrón**
- ♦ **ADALINE**

2

## **Contenido**

jmbarrero@it.upm.es



1 111110 020693  
NEURONAS ARTIFICIALES  
INFORMÁTICA TEÓRICA. REDES DE

447 E  
Nº 249

## **Redes de Neuronas Artificiales (RNA)**

**Curso 2004-2005**

**Informática Teórica**

**Universidad Politécnica de Madrid**

**Facultad de Informática**



- ◆ Enfoque de "Emulación"
- » Epistemológico o paradigma del conocimiento
- » Heurístico o paradigma del poder
- Considerando a este como un procesador de información
- Pretendiendo simular como es el funcionamiento del cerebro,
- ◆ Enfoque "Simbólico"
- » Biológicos con comportamiento considerado intelectual
- Imita la estructura y el funcionamiento de los sistemas
- » RNA

## Sistemas basados en la IA (Inteligencia Artificial)

4

## Introducción

- ◆ Diferentes denominaciones
  - Inteligencia Artificial Conexionista
  - "redes neuronales", "sistemas conexionistas", "sistemas neumáticos", "sistemas paralelos", etc
- ◆ Carácter multidisciplinario → Interdisciplinarias
  - neurociencias (medicina), ciencias de la computación, matemáticas, la cibernetica, etc

## Redes de Neuronas Artificiales

3

## Introducción

- Computadoras Secuenciales Binarias
- ◆ Von Neumann (1958)
- Colossus (descifrado de mensajes)
- ◆ Turing (1936)
- Computadora Analítica
- ◆ Babbage

## Pillares Tecnológicos

- Modelos Inteligentes
- ◆ Computacionales
- Sistema Nervioso
- ◆ Biológicos
- Computadoras
- ◆ Tecnológicos

## Pillares en la evolución de las RNA

## Pillares Computacionales

### Introducción

8

- ◆ **McCulloch y Pitts (1943)**
  - Redes senecillas binarias
  - Regla de Aprendizaje de Hebb (variación en las "sinapsis")
- ◆ **Hebb (1949)**
  - Regla de Aprendizaje de Hebb (variación en las "sinapsis")
- ◆ **Widrow y Hoff (1959)**
  - Regla Delta: ADALINE (Neurona Adaptativa Lineal) Y MADALINE
- ◆ **Rosenblatt (1962)**
  - Perceptrón: máquina adaptativa capaz de reconocer patrones

## Pillares Biológicos

### Introducción

7

- ◆ **Cajal**
  - Identificación (Reazione Nera)
  - "Sinapsis" o unidades funcionales → Todas las sinapsis se realizan en la sinapsis.
  - (Teoría de la Neurona)
- ◆ **Golgi**
  - Identificación (Reazione Nera)
  - "Sinapsis" o unidades funcionales → Todas las sinapsis se realizan en la sinapsis.
  - (Teoría de la Neurona)
- ◆ **Evolución de los axones estableciendo nuevas sinapsis**
  - (Teoría Neurotrópica)
- ◆ **Transmisión de la corriente nerviosa unidireccional**
  - (Teoría de la Polarización Dinámica)
- ◆ **Regla de los axones estableciendo nuevas sinapsis**
  - (Teoría Neurotrópica)

- ◆ Rumelhart, McClelland & Group
  - Editan los famosos libros PDP (Parallel Distributed Processing)
  - "Mapulina Conexionista"
- ◆ Daniel Hillis
  - "Feature Map"
- ◆ Carpenter y Kohonen (1988)
  - Adaptativa (ART)
  - "Memoria Lineal Asociativa" y Teoría de la Resonancia
- ◆ Hopfield y Grossberg (1982)
  - Algoritmo de aprendizaje
  - Retropropagación del gradiente

## **Resurgimiento**

**10**

## **Introducción**

- ◆ Las investigaciones se paralizan durante 15 años
  - No hay nuevos algoritmos de aprendizaje
  - No se soluciona el problema del Perceptrón
  - La comunidad científica se vuelve en el enfoque simbólico

## **Decíve (estancamiento)**

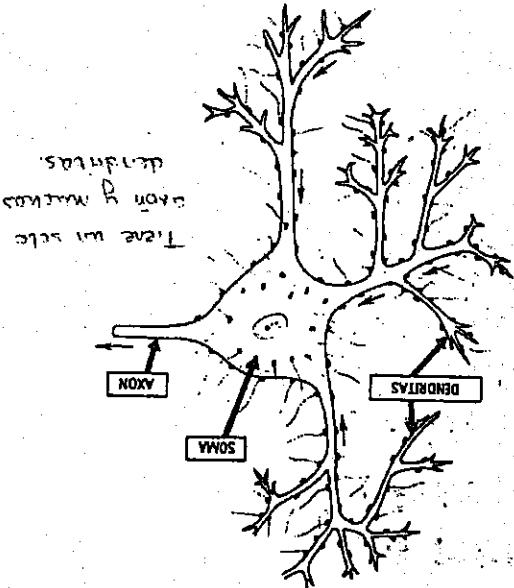
**9**

## **Introducción**

- ♦ ADALINE
- ♦ El Perceptrón
- ♦ Aprendizaje
- ♦ Clases de neuronas
- ♦ Componentes de una RNA
- ♦ La neurona artificial
- Fundamentos biológicos de las RNA
- ♦ Introducción

- ♦ Similitud con modelos neurofisiológicos del cerebro
- ♦ Posibilidad de construir computadores paralelos
- ♦ Sistemas tolerantes a fallos → Si falla una neurona predice segun la redresta
- ♦ Capacidad de filtrar ruidos: Generalización → Le pedimos dar información en un rango, que se acuerda bien
- ♦ Capacidad para aprender automáticamente

## Características de las RNA



Posseen axón y dendritas

Son multipolares:

- Dendritas "prolongaciones"
- Soma o pericarion "cuerpo celular"
- Sinapsis o "botones terminales"
- Axón o neurina terminal en las "axón y su vaina myelínica"

## La Neurona

- Ejecutan las respuestas

♦ Órganos Efectores

- Procesa la información

♦ Sistema Nervioso (SNC)

- Recoge la información del exterior

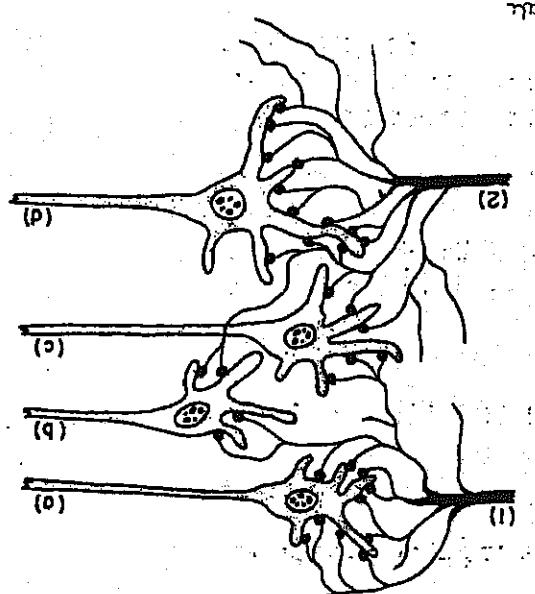
♦ Órganos Receptores

## Fundamentos biológicos de las RNA

- Zona de transmisión
- Trayecto de conducción (distribución)
- Superficie receptora (región generadora)
- ♦ Desde un punto de vista funcional:
  - Los impulsos pasan a las neuronas subsiguientes
  - La transmisión codificada a través de su axón
  - La integra en un código de activación propio
- ♦ Con la información que llega:

### La Neurona (3)

## Fundamentos biológicos



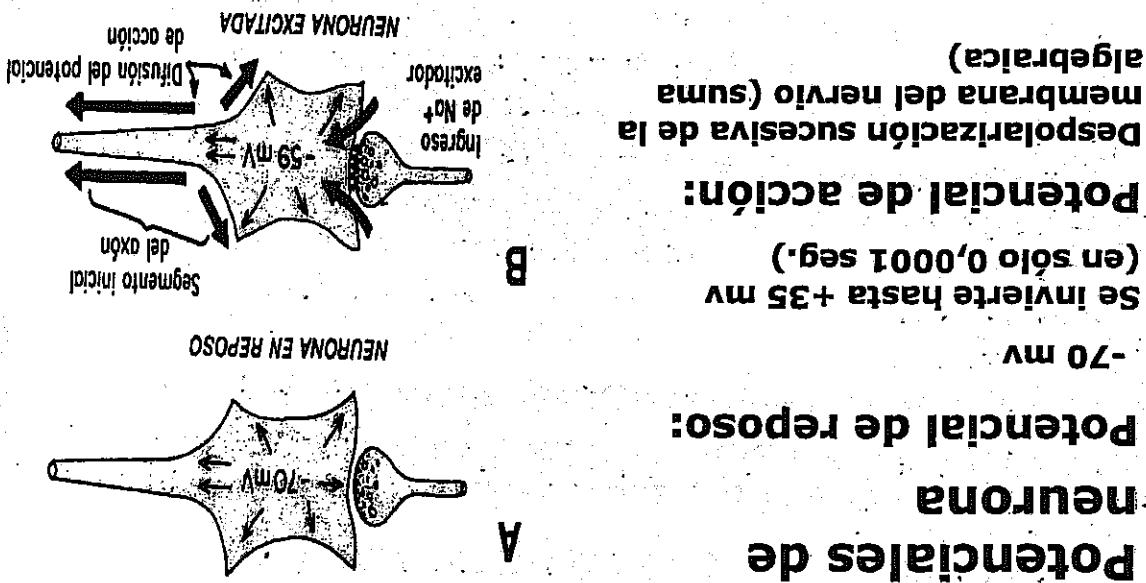
RESULTANTE  
Su estructura es la  
de prolongaciones que forman  
REDES (elaboran y  
almacenan información)  
PROLONGACIONES que forman  
UNA Y SÓLO UNA rama  
(axón) se encarga de la  
conducción de los impulsos  
especiales de su función  
de las exigencias generales y  
RESULTANTE

### La Neurona (2)

## Fundamentos biológicos

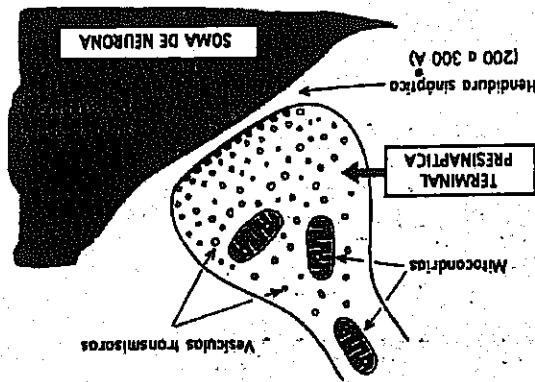
- La rápida y precisa transmisión y desaparición de la señal
- Los cambios de instalación lenta y de larga duración en la recepción postsináptica
- ♦ Mensajeros intercelulares diferentes y especializados
- ♦ Velocidad de conducción intracelular e intercelular
- ♦ Flujo de corriente unidireccional
- ♦ Aislamiento de la membrana

## Neurotransmisión: Capacidad del SN



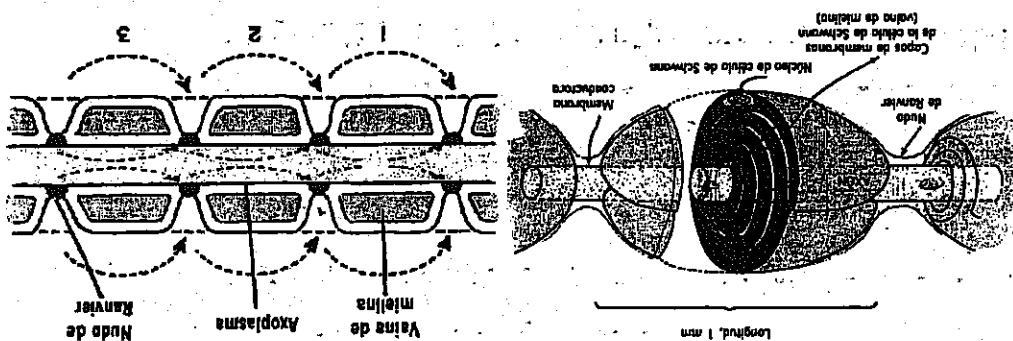
- Vesículas sinápticas se acercan a la membrana postsináptica
- liberan su contenido
- La membrana presináptica se despolariza
- Transmite la señal a la membrana postsináptica

### Potencial de acción:



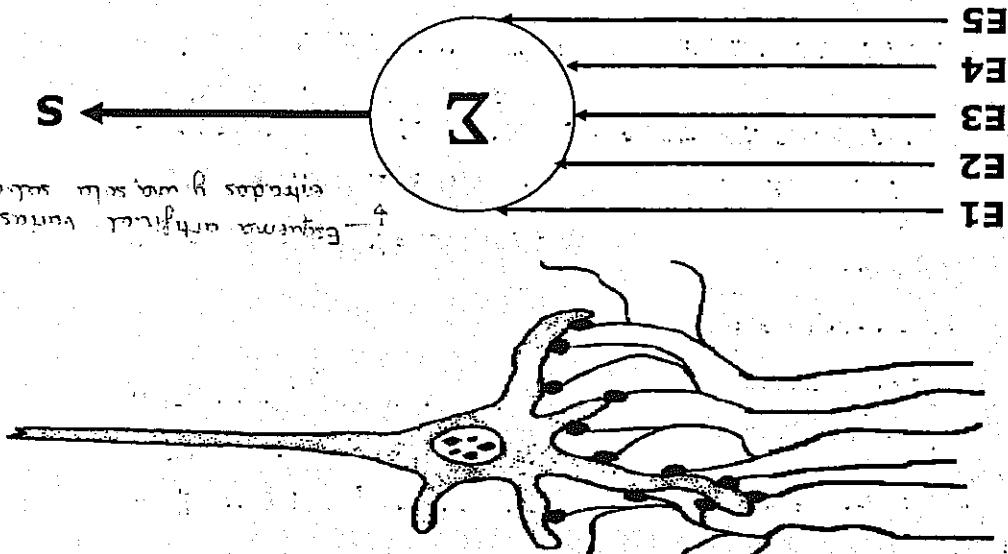
- Espacio intersináptico
- Elemento postsináptico
- Elemento presináptico

### Sinapsis: Anatomía



Conducción saltatoria, que ↓ su velocidad 5-7 veces, con saltos o interrupciones (Nodos de Ranvier) poseen axón central y vaina de mielina que lo rodea,

### Neurotransmisión: Fibras mielinicas



## Neurona Biológica versus Artificial (I)

## Fundamentos biológicos 22

- **Su superficie de contacto ( $> 10.000$  contactos)**
- **Cambio de codificación (E-Q-E)  $\rightarrow$  Electrónico - Químico - Electrónico.**
- **El efecto valvula**  $\rightarrow$  Flujo en una dirección  $\rightarrow$  Sintetiza que puede establecer una retroalimentación.
- **La plasticidad**  $\rightarrow$  Capacidad para desarrollar conexiones entre las unidades cerebrales. Aprendizaje.
- **Permite la intervención externa**  $\rightarrow$  Medicinas.

## PREDOMINIO (químicas):

- **Eléctrica: Bidireccional (conductos directos)**
- **Química: Unidireccional (neurotransmisores)**

## Sinapsis: Tipos

## Fundamentos biológicos 21

- ◆ Introducción
- ◆ Fundamentos biológicos de las RNA
- ⇒ La neurona artificial
- ◆ Componentes de una RNA
- ◆ Clases de neuronas
- ◆ Aprendizaje
- ◆ El Perceptrón
- ◆ ADALINE

## Contenido

Biológica Artificial	Conexiones aferentes	Entradas (inputs)	Potenciales sinápticos	Activación	Umbrales de excitación	Suma de potenciales	Función de transferencia	Pesos de conexión	Mediadores sinápticos	Aprendizaje	Plasticidad
----------------------	----------------------	-------------------	------------------------	------------	------------------------	---------------------	--------------------------	-------------------	-----------------------	-------------	-------------

## Fundamentos biológicos

## Definiciones previas

## La Neurona Artificial

25

**Neurona:** Unidad básica de la Red. Recibe múltiple información, la elabora y emite una única respuesta.

**Sinapsis:** Conexión de una neurona con otras. Son unidireccionales; inhibidores y excitadores  $\rightarrow$  Negatividad / Positividad.

**Peso sináptico:** Noción biológica de fuerza de unión de una sinapsis.

**Entrada (Input Total):** Se denomina NET, ( $t$ )

**Activación:** Grado o nivel de excitación de una neurona A( $t$ )

**Respuesta neuronal:** Señal que emite una neurona

## Redes de Neuronas Artificiales

26

## Neurona Artificial

Máquina neuronal que elabora la información de ENTRADA para obtener una salida o RESPUESTA.

**Clasificación:**

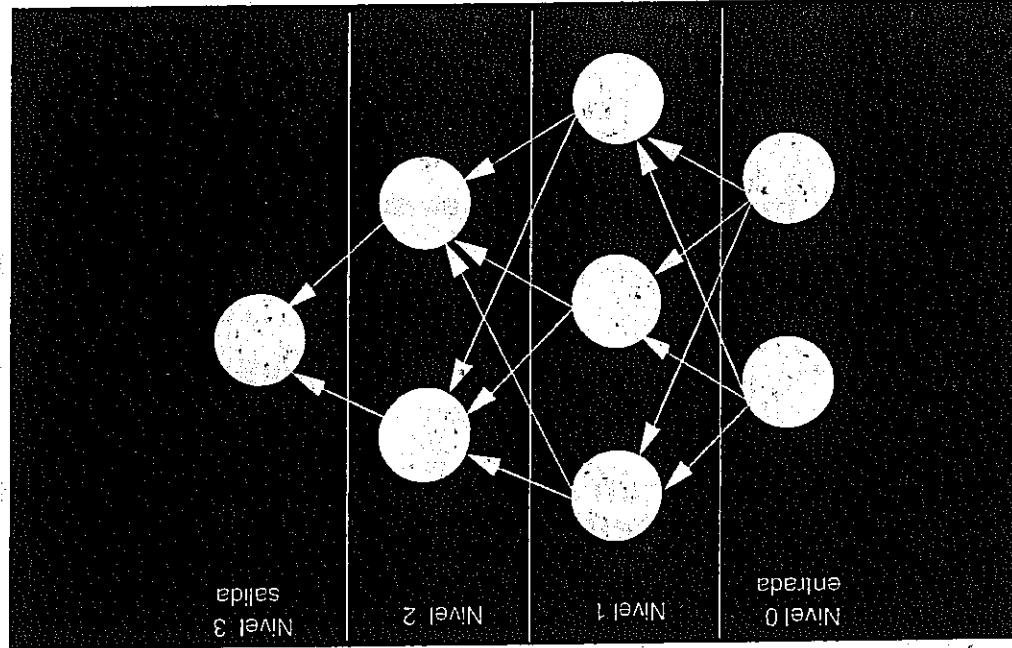
- Redes con retroalimentación

- Redes alimentadas hacia delante

**Se organizan en REDES.**

## Redes de Neuronas Artificiales

27



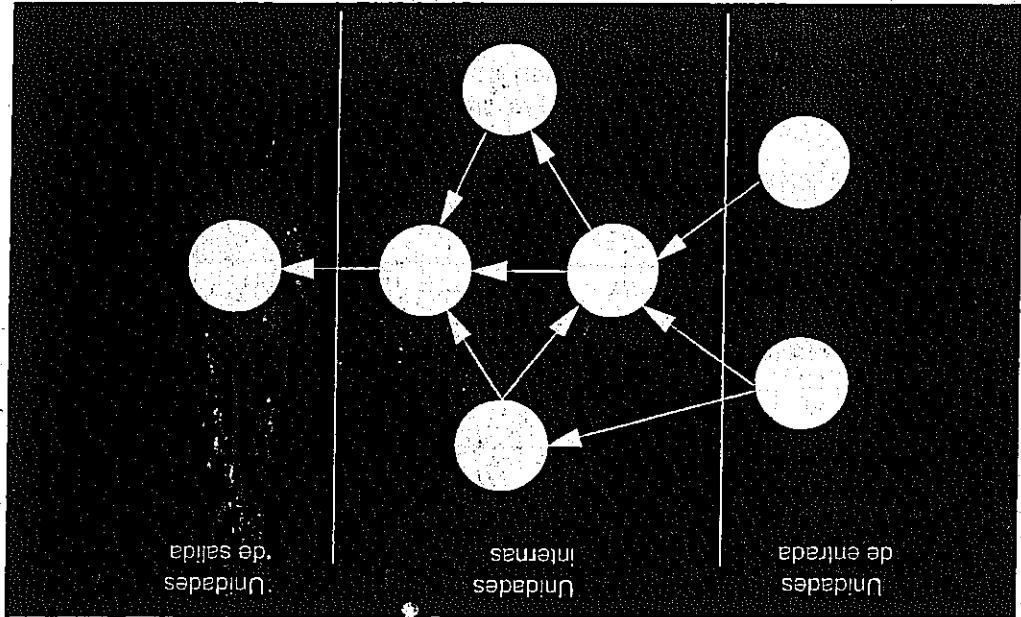
## La Neurona Artificial

28

- Organizadas en CAPAS:
- La información va en un solo sentido: ATRAZ HACIA ADELANTE
- Redes alimentadas hacia delante
- Cada capa agrupa neuronas que reciben sinapsis de neuronas de la capa anterior y emiten salidas a la siguiente capa
- Entre las neuronas de una misma capa no hay sinapsis
- Existe al menos una capa de entrada y una de salida
- Existen una o más capas intermedias
- Cada capa calcula en PARALELO su estado de activación
- Pasa su respuesta a la siguiente, que hará lo mismo
- Son REDES RÁPIDAS en sus cálculos

## La Neurona Artificial

27



## **La Neurona Artificial**

**30**

- **Estadio Estable** = no cambios en salida de ninguna neurona
- Una neurona recibe una señal, se activa y emite una respuesta que actúa sobre otra(s) neurona(s), que podrán influir sobre la neurona inicial, cambiando su estadio de activación
- Entradas serán también constantes (ESTADO GLOBAL ESTABLE)
- NO SE SABE CUÁNTO tardará en almacenar un estado estable - EMULAN MÁS FIELEMENTE LA ESTRUCTURA DEL CEREBRO HUMANO
- donde la retroalimentación es fundamental

## **Redes con retroalimentación**

**29**

**La Neurona Artificial**

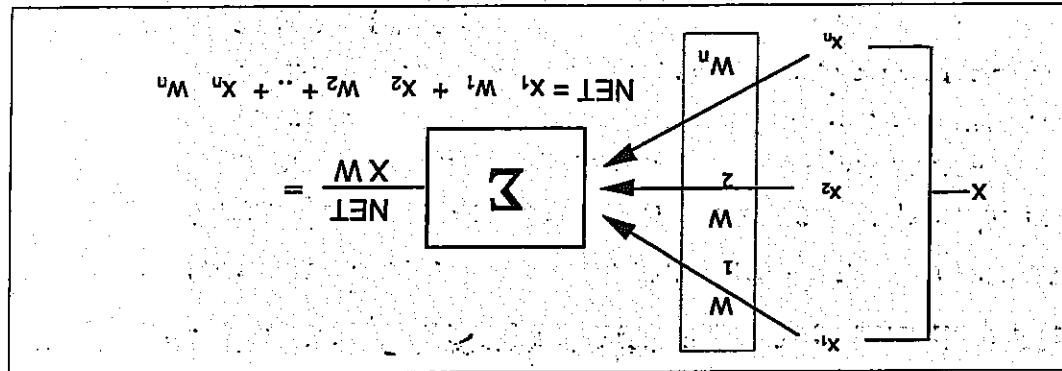
$$\text{NET} = \text{SUMA} (\text{SENALES} \times \text{PESOS asociados}) = \sum x_i w_i = \mathbf{x} \cdot \mathbf{w}$$

◆ Fuerza de conexión sináptica

◆ Vector W de Pesos:  $w_1, w_2, \dots, w_n$

◆ Señales de Entrada a la red

◆ Vector x de Entradas:  $x_1, x_2, \dots, x_n$



- Función de transición de estado o función de activación F

◆ Recibe señales que le permiten combinar de estados:

$S = \{0, 1\}$	O estado inactivo
$S = \{0, 1, 2, \dots, n\}$	Imagen con $n+1$ niveles de gris
$S = [0, 1]$	Intervalo continuo de valores

Ejemplos:

-  $S = \{0, 1, 2, \dots, n\}$  el conjunto de estados posibles:

◆ Elemento que posee un estado interno:

Neurona artificial, célula o automata:

- $w_i < 0$  = sinapsis inhibidoras
- $w_i > 0$  = sinapsis excitadoras
- $NET \geq 0$  => Responde
- $OUT(t+1) = 1$  si y solo si  $\sum_i w_i x_i(t) \geq \theta$
- $OUT(t+1) = 0$  en caso contrario

• La NET => suma ponderada de los pesos de las entradas

### FUNCIONAMIENTO:

- m valores restantes: pesos ( $w_1, w_2, \dots, w_m$ ), asociados a las entradas  $x_1, x_2, \dots, x_m$
- ASOCIADAS a  $m + 1$  valores, de los cuales uno era su UMbral  $\theta$
- ENTRADAS ( $m \geq 1$ ) ( $x_1, x_2, \dots, x_m$ ) Y una sola SALIDA  $y$
- Dispositivos binarios (solo 2 estados posibles)
- Modelo simplificado de las neuronas del cerebro

## El Modelo de Neuronas: McCulloch y Pitts (1943)

### La Neurona Artificial

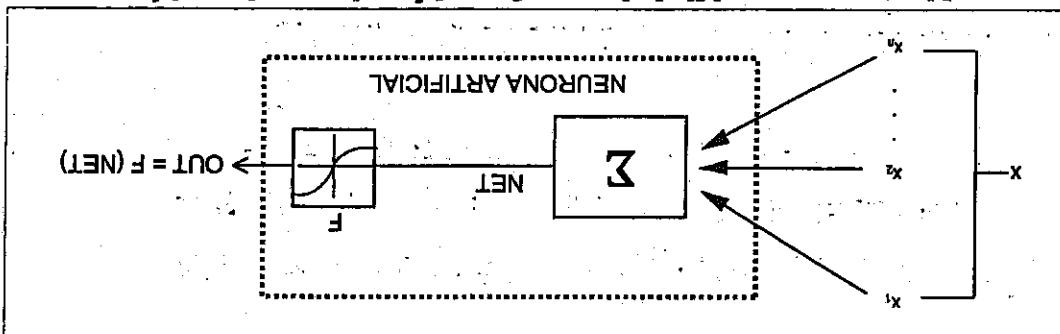
34

### Redes de Neuronas Artificiales Informática Técnica

- Cuadricular otra función ( $S, TH$ )
- $F(NET) = 0$  en otro caso
- Umbral:  $F(NET) = 1$  si  $NET \geq \theta$ , con  $\theta = \text{cte.}$
- Lineal:  $F(NET) = k \cdot NET$ , con  $k = \text{cte.}$

### Funciones de activación

#### Neurona artificial con función de activación



### La Neurona Artificial

33

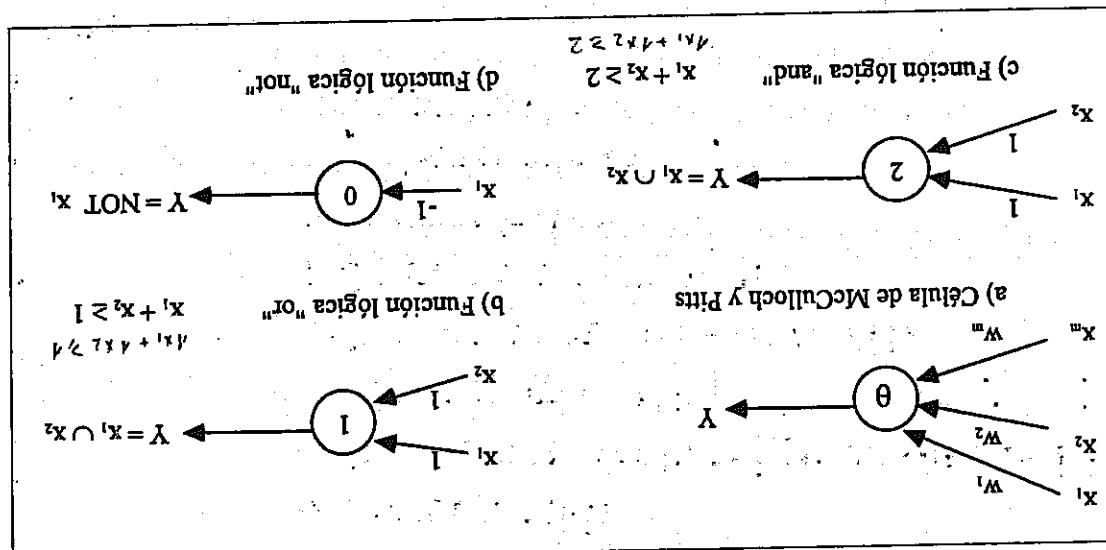
- La red contacta con el exterior a través de líneas de entrada y de salida
- Una entrada viene a lo sumo de una salida
- Una salida puede actuar sobre varias entradas
- Una salida procede de una o todas las neuronas de la red
- Las líneas de salida proceden de una o todas las neuronas de la red
- La red contacta con el exterior a través de líneas de entrada

## Primer modelo de Red de Neuronas Artificiales

36

## La Neurona Artificial

Ejemplos de células de McCulloch Y Pitts para las funciones lógicas AND, OR Y NOT



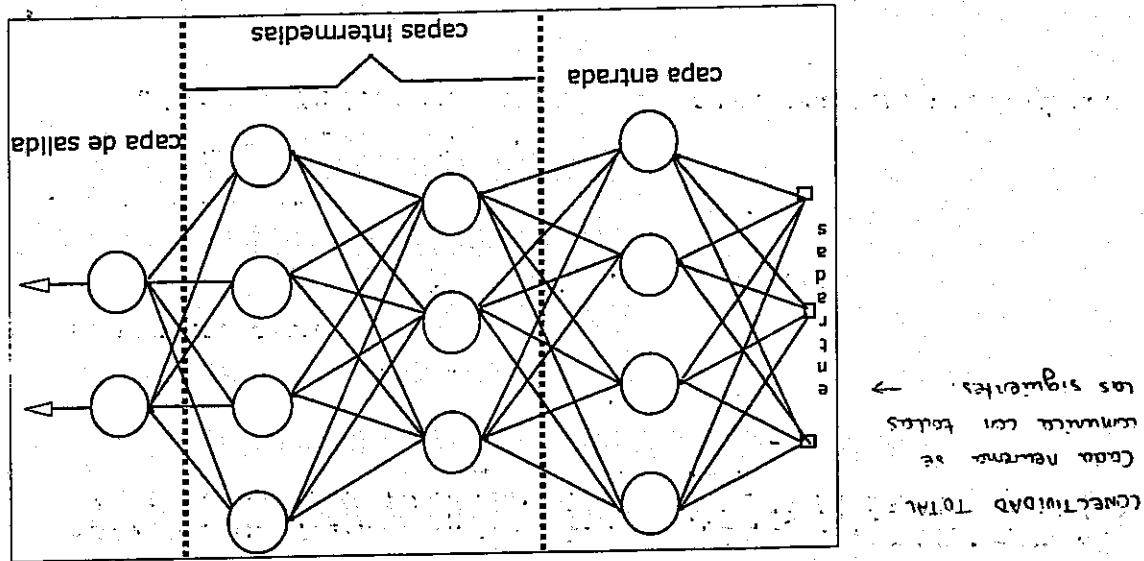
35

## La Neurona Artificial

- ◆ Conjunto de unidades de proceso
- ◆ Función de salida para cada unidad
- ◆ Patrón de conexiones
- ◆ Regla de propagación
- ◆ Función de activación
- ◆ Estadio de activación
- ◆ Conjunto de unidades de proceso

## **Componentes de una RNA**

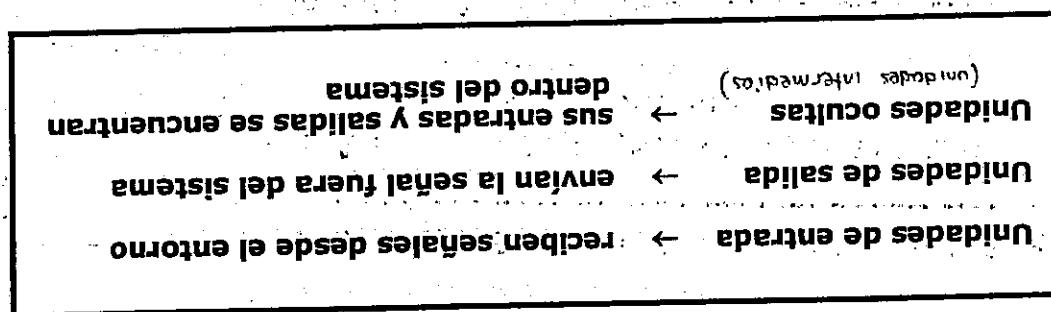
- ◆ Introducción
- ◆ Fundamentos biológicos de las RNA
- ◆ La neurona artificial
- ◆ Componentes de una RNA
  - ◆ Clases de neuronas
  - ◆ Aprendizaje
  - ◆ El perceptrón
  - ◆ ADALINE



## Unidades de Proceso (2)

## Componentes de una RNA

40



TIPOS:

- ◆ Forman un Sistema de Procesamiento Distribuido
- ◆ Con  $n$  unidades, se designa la misma como  $U_i$
- ◆ Unidades de Proceso

## Componentes de una RNA

39

La Función de Salida  $f$ , no tiene que ser necesariamente distintas

$$\mathbf{O}(t) = (a_1(t), a_2(t), \dots, a_n(t))$$

Si la función  $f$  es la función identidad,  $f(x) = x$

$$\mathbf{O}(t) = (f_1(a_1(t)), f_2(a_2(t)), \dots, f_n(a_n(t)))$$

En notación vectorial:

$$\mathbf{O}_i = f_i(a_i(t))$$

Función asociada a cada unidad  $f_i(a_i(t))$ . Transforma el estado actual de activación  $a_i(t)$  en señal de salida  $O_i(t)$

## Función de Salida

## Componentes de una RNA

42

- es continuo y coincide con un intervalo de activación
- infinito:  $S = [0, 1]$  (NEURONAS ANALÓGICAS)
  - estado 1 = activación
  - estado 0 = desactivación
- finito:  $S = \{0, 1\}$  (NEURONAS DIGITALES)

Conjunto de estados de activación ( $S$ ) que tiene cada unidad:

$$a_i(t) = \text{activación de la } i^{\text{a}} \text{ neurona}$$

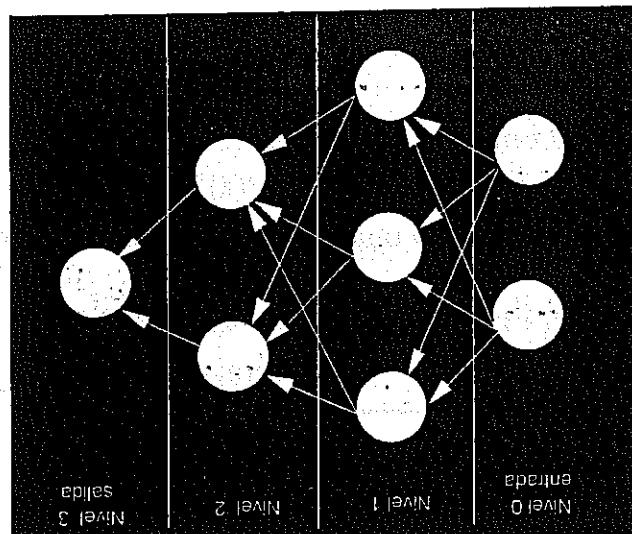
$$a(t) = (a_1(t), a_2(t), \dots, a_i(t), \dots, a_n(t))$$

Son los estados de cada unidad en el tiempo  $t$ .

## Estado de Activación

## Componentes de una RNA

41



Unidades estructuradas en capas con un esquema bottom-up

Patrón de Conexiones: esquema jerárquico

## Componentes de una RNA

44

- El elemento  $l_{ij}$  ( $w_{ij}$ ) es el peso de conexión entre la unidad  $u_i$  y la  $u_j$ .
- Se representa por una matriz  $W$  (n filas y m columnas)
- Cada arco se asocia con un valor: peso de la conexión
- Arcos orientados son los canales de comunicación entre unidades
- Nodos constituyen las unidades de procesamiento

Arquitectura de la red (grafo-orientado)

## Patrón de Conexiones

## Componentes de una RNA

43

$$Net_i = \sum_j w_{ij} O_j$$

- La regla de propagación más usada: se multiplican las señales de salida ( $O_j$ ) que pasan por un canal por el peso a él asociado ( $w_{ij}$ )

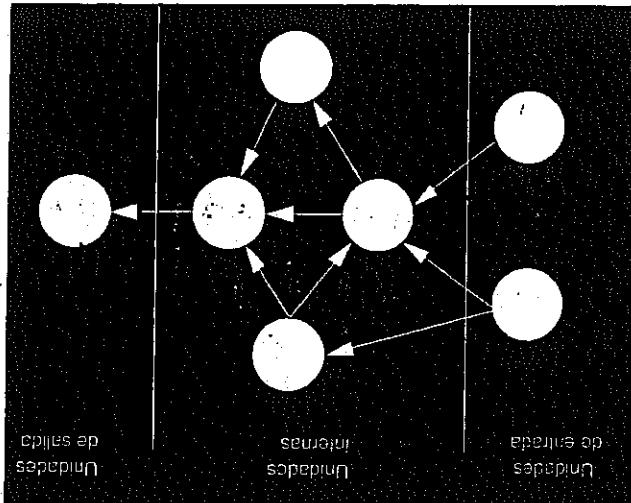
- Denominando  $Net_i(t)$  la entrada total de tipo i que llega a la unidad  $i$ , en el instante  $t$ :

Dado el vector de salida  $O(t)$  y las matrices de conexiónes

Determina los inputs totales Net<sub>i</sub> para cada tipo de conexión

## Regla de Propagación

## Componentes de una RNA



No existe ninguna limitación en los esquemas de conexión entre células

**Patrón de Conexiones: esquema jerárquico**

## Componentes de una RNA

$F = \text{vector de las funciones de activación } F_i, \quad F = (F_1, F_2, \dots, F_n)$

$a(t+1) = F(a(t), Net_{11}, Net_{21}, \dots, Net_{m1})$

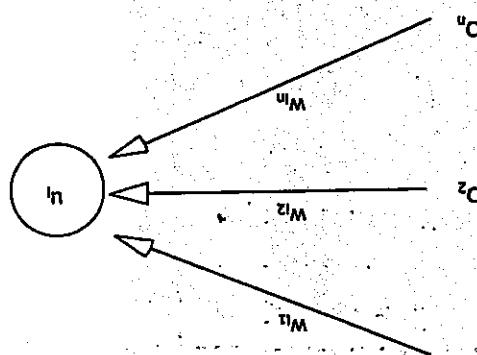
- En notación vectorial:

$$a_i(t+1) = F_i(a_i(t), Net_{1i}(t), Net_{2i}(t), \dots, Net_{mi}(t))$$

Dado el estado de activación  $a_i(t)$  de la unidad  $i$ , y los input que llegan a ella,  $Net_{1i}(t), Net_{2i}(t), \dots$ , el estado de activación siguiente  $a_i(t+1)$  se obtiene aplicando una función  $F_i$ , llamada de activación o transición:

### Función de Activación

## Componentes de una RNA



$$Net_i(t) = W_i \cdot O(t)$$

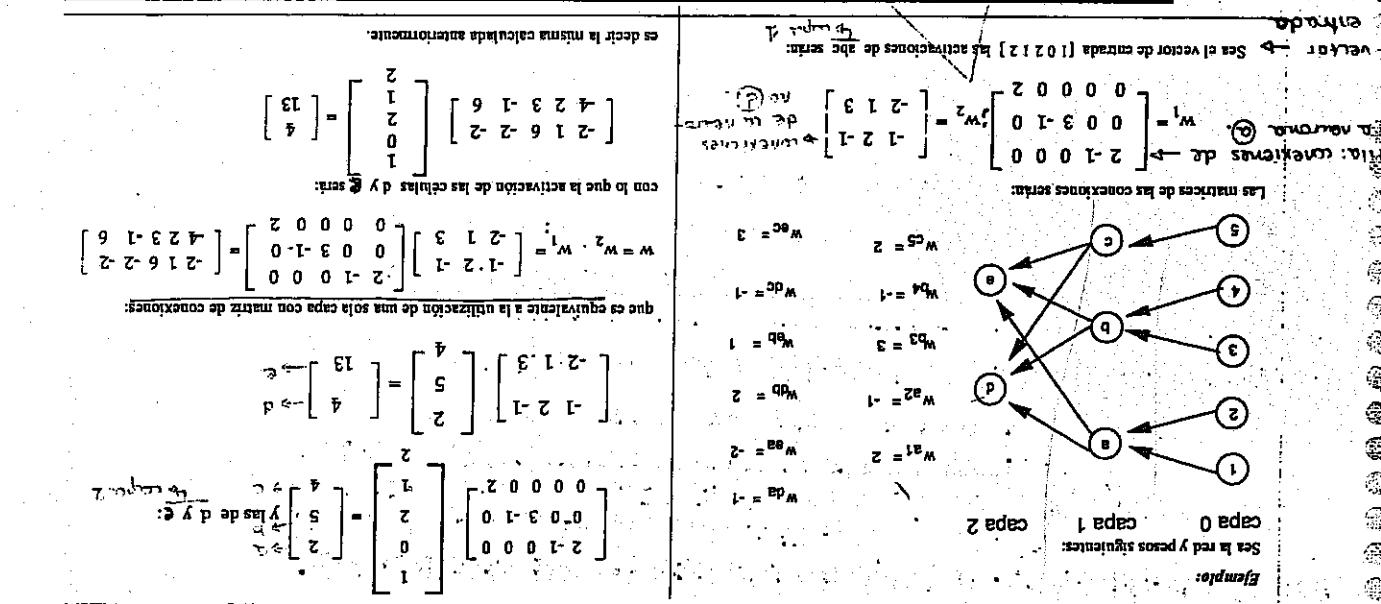
$$Net_i(t) = W_i \cdot O_i(t)$$

Si hay dos matrices de conexiones, una para la conexión inhibidora ( $W_i$ ) y otra para la excitadora ( $W_o$ ), habrá dos vectores de input  $Net_i(t)$  y  $Net_o(t)$ :

### Regla de Propagación (2)

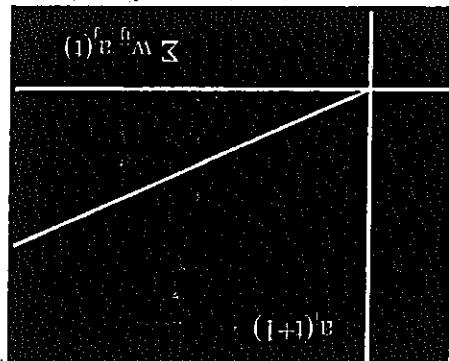
## Componentes de una RNA

## Redes de Neuronas Artificiales



## Componentes de una RNA

### Redes de Neuronas Artificiales



$$a(t+1) = \sum w_j a_j(t)$$

$$a(t+1) = \sum w_j a_j(t)$$

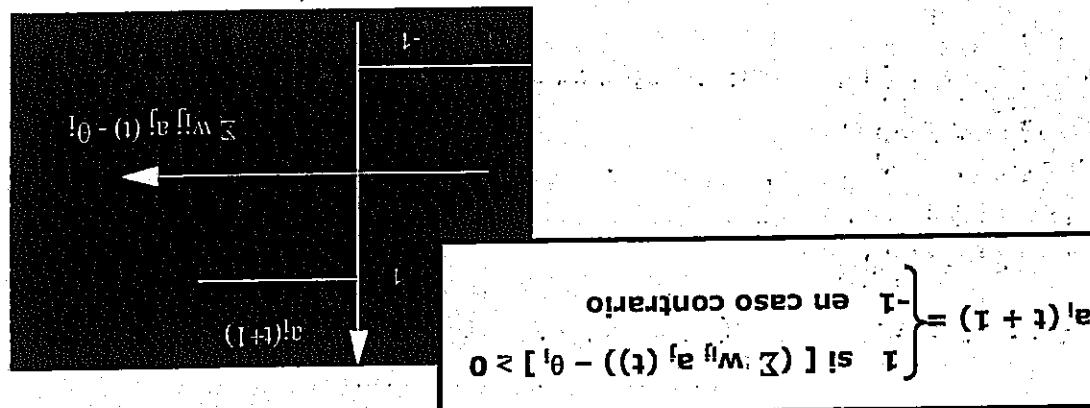
- Estado de activación coincide con el input total (Net) de la unidad:

- Conjunto de estados S puede contener cualquier número real

a) Lineal

### Función de Activación: Tipos

## Componentes de una RNA



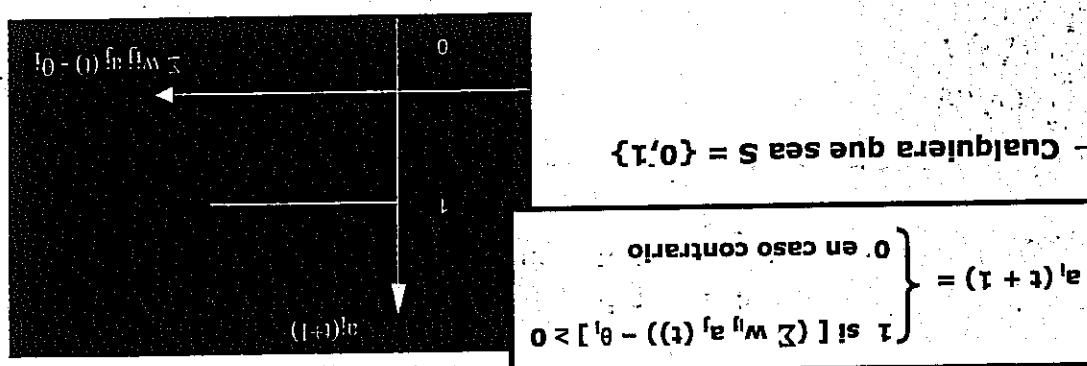
- si  $S = \{-1, 1\}$  tendríamos que:

b) No lineal con función de activación binaria a umbral (2)

### Función de Activación: Tipos

52

## Componentes de una RNA



- Cuadrigüera que sea  $S = \{0, 1\}$

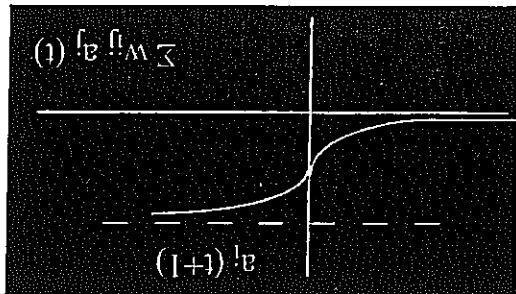
- El conjunto de estados de activación  $S$  es binario y cada unidad  $a_i$ , esta caracterizada por un umbral  $\theta_i$  (número real)

b) No lineal con función de activación binaria a umbral (1)

### Función de Activación: Tipos

51

## Componentes de una RNA



Ejemplo: la función sigmoidal

Se denomina "semilinear" si es no decreciente y diferenciable

siendo  $F$ , una función continua

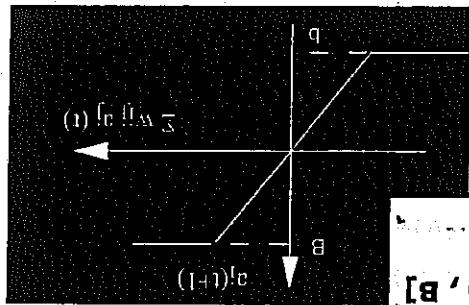
$$a_i(t+1) = F(\sum w_j a_j(t))$$

Input:  $w_j, a_j$  →  $a_i(t+1)$

- El espacio de los estados de activación es un intervalo del eje real
- d) No lineal con función de activación continua

### Función de Activación: Tipos

## Componentes de una RNA



$$a_i(t+1) = \begin{cases} b & \text{si } \text{net}_i > b \\ b & \text{si } \text{net}_i \leq b \end{cases}$$

- Llamando  $\text{net}_i = \sum w_j a_j(t)$ , la activación de la unidad es:

- El conjunto  $S$  es un intervalo del eje real, por ejemplo  $S = [b, b]$

c) No lineal con función de activación a saturación

### Función de Activación: Tipos

## Componentes de una RNA

$O_j = \text{señal (entrada) que recibe de la unidad } j$

$a_i(t) = \text{activación actual}$

Donde:  $\mu = \text{Tasa de Aprendizaje}$

$$\Delta w_{ij} = \mu a_i(t) O_j$$

$\Delta w_{ij} = \mu a_i(t) O_j$

$\Delta w_{ij} = \mu a_i(t) O_j$

Regla de Hebb sin Instructor (Aprendizaje por supervisión)

Si una unidad  $u_i$  recibe señal de otra  $u_j$  y si ambas están activas, entonces, el peso  $w_{ij}$  de sus conexiones aumenta

Regla de Hebb

La RNA se caracteriza por su entrenabilidad. 3 tipos:

- Modificación de intensidades en las conexiones existentes

- Eliminación de conexiones existentes → Se pierde una estructura de red y se eliminan las unidades que no sirven.

- Desarrollar nuevas conexiones → Redes con múltiples.

3 métodos:

Modificación de patrones de conectividad: Regla de aprendizaje

Conectividad de patrones de aprendizaje

- ◆ ADALINE
- ◆ El Perceptrón
- ◆ Aprendizaje
- Clases de neuronas
- ◆ Componentes de una RNA
- ◆ La neurona artificial
- ◆ Fundamentos biológicos de las RNA
- ◆ Introducción

Percepción para la cual se probó el teorema de convergencia  
Esta es la generalización de la regla de aprendizaje del

$$\Delta w_j = \eta (t) (a_i(t) - a_i(t)) o_j(t)$$

La cual se suele implementar (es la respuesta correcta).

Supervisión  $t_i(t)$

El aprendizaje es proporcional a la diferencia (DELTA) entre la activación actual  $a_i(t)$  y la del patrón de

Regla de Widrow-Hoff (regla delta)

- 2. Falta de adecuación simultánea a señales grandes y pequeñas
- 1. Fluctuación en las respuestas
- Primeras redes. Tienen 2 grandes problemas:
  - La respuesta no está acotada y podrá tomar cualquier valor
  - Tienen funciones de activación y de transferencia lineales por lo que su composición da lugar a otra lineal que regirá las respuestas
  - Su salida es linealmente dependiente de sus entradas O:

## Neuronas Lineales

# Clases de neuronas

- NO lineales  $\Rightarrow$  Neuronas NO lineales
- FUNCIONES LINEALES  $\Rightarrow$  Neuronas lineales
- La linealidad o no linealidad de las funciones define el COMPORTAMIENTO de la neurona
- Existe VARIEDAD DE FUNCIONES de activación y de transferencia que pueden implementarse en una red
- CRITERIO de clasificación (2 grandes grupos):
  - FUNCIONES LINEALES Y NO LINEALES

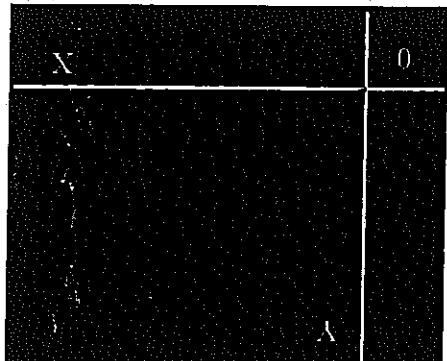
## Neuronas: Clases

# Clases de neuronas

- Dos tipos: Digitales y analógicas
- Si alcanza uno de los límites pequeñas variaciones no alteran la respuesta
- Las respuestas solo varían entre los dos niveles de saturación
- Con función sigmoidal o tangente-hiperbólica tienen
  - Límites de saturación superior e inferior
  - Adecuación a señales grandes o pequeñas
  - No problemas de fluctuación de la respuesta
- Producen respuestas acotadas
- Comprensión: En estas, la función de activación, la de transferencia o ambas, son funciones no lineales y también su composición

## Neuronas No Lineales

### Clases de neuronas



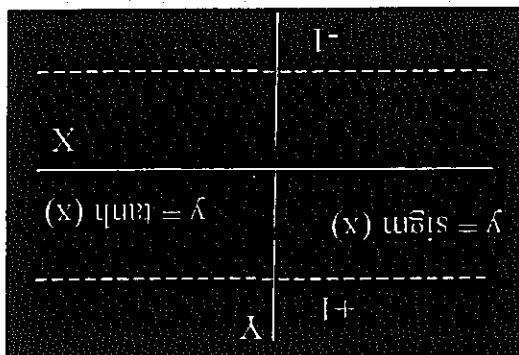
Donde  $K$  es constante

$$F(\text{net}) = K \text{ net}$$

- La función de activación: Lineal
- Las salidas pueden tomar cualquier valor

## Neuronas Lineales (2)

### Clases de neuronas



$$F(\text{net}) = \tanh(\text{net})$$

$$F(\text{net}) = \text{sigm}(\text{net})$$

- ◆ La función de activación: Continua

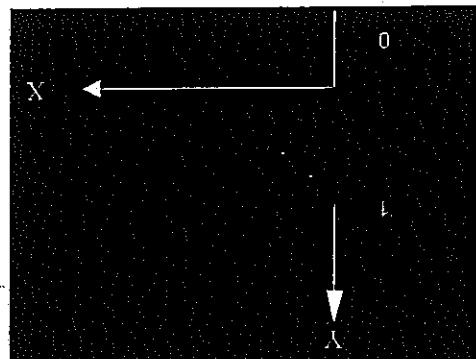
Generalmente con valores en un intervalo:  $[0, 1] \cup [-1, +1]$

- ◆ Las salidas son continuas:

## Neuronas Analógicas

### Cases de neuronas

64



Donde  $\theta$  es el umbral

$$F(\text{net}) = \begin{cases} 0 & \text{si } \text{net} < \theta \\ 1 & \text{si } \text{net} \geq \theta \end{cases}$$

- ◆ La función de activación: Tipo Umbral

Generalmente:  $(0 \vee 1) \wedge (-1 \vee +1)$

- ◆ Las salidas son discretas:

## Neuronas Digitales

### Cases de neuronas

63

- ◆ Proceso en el que la red va modificando sus respuestas ante sus entradas para irse adaptando a un funcionalismo considerado correcto
- ◆ Ajuste de Pesos de conexión
- ◆ Algoritmo de aprendizaje

## Aprendizaje: Definición en RNA

- ◆ Introducción
- ◆ Fundamentos biológicos de las RNA
- ◆ La neurona artificial
- ◆ Componentes de una RNA
- ◆ Clases de neuronas
- ◆ Aprendizaje
- ◆ El perceptrón
- ◆ ADALINE

- Algoritmo converge: red entrena (finaliza fase aprendizaje)
- Los pesos se estabilizan en torno a valores óptimos
- Cuando se termina con el último patrón del JE, se vuelve a emplear con el primero
- En virtud de ello se reajustan los pesos
- La respuesta a cada patrón se compara con respuesta correcta
- En el JE debe de estar representada toda la información
- JE son parajes de patrón de estimulos-respuesta correcta repetida a la red patrones de entrada: juicio de ensayo (JE)
- En este el entrenamiento consiste en presentar de forma

## Aprendizaje supervisado

## Ejecución: Generalización

- Reconocimiento de regularidades

## Aprendizaje no supervisado

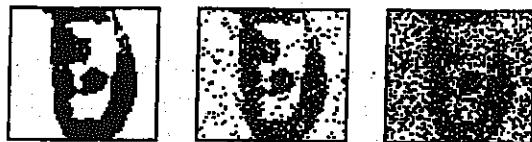
- Clasificación

- Asociación de patrones

- Autoasociación

## Aprendizaje supervisado

## Tipos de Aprendizaje



- Al final al presentar un patrón devolverá el output que ha aprendido
- Para patrón de input presentado, se enseña el output correspondiente
- El objeto del aprendizaje es la memorización del patron

### **Asociación de patrones**

## **Aprendizaje supervisado (3)**



- El objeto del aprendizaje es la memorización del patron
- En el entrenamiento al presentar parte del patron se reconstruye lo que falta

### **Autosociación**

## **Aprendizaje supervisado (2)**

- Necesita muchos más patrones en el entrenamiento para que la red ajuste correctamente sus pesos
- Hay que suministrar grandes cantidades de datos para que la red realice asociaciones
- No existe influencia extrema a la red, no se le informa si un resultado es correcto o no
- No hay una comparación entre la respuesta de la red y la deseada
- No se le especifica a la red cuál debe ser la respuesta correcta

## Aprendizaje no supervisado

72

## Aprendizaje



categorías predefinidas

- El objeto de aprendizaje es la clasificación del input en

## Clasificación

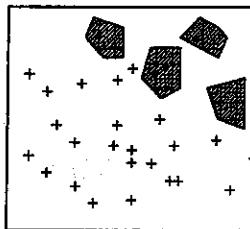
## Aprendizaje supervisado (4)

71

## Aprendizaje

- Ahora no conoce respuesta correcta Y NO PUEDE COMPARARLA
- La red RECONOCERÁ O EVALUARÁ Y dará una respuesta en los pesos
- El proceso con una red entrenada, es el mismo que en el entrenamiento, solo que ahora no se realizará ningún ajuste
- La red deberá generalizar Y ante entradas similares a las del ejercicio
- En la fase de ejecución la red responderá a estímulos diferentes a los de entrenamiento
- El esquema de fase de entrenamiento Y fase de ejecución es común en las redes con aprendizaje supervisado

## Ejecución: Generalización



- Es la base para detectores de cualidades o características
- Aprenden a responder a patrones en la entrada

- No hay categorías prefijadas Y no se supervisa con un ensamblante

## Reconocimiento de regularidades

## Aprendizaje no supervisado (2)

- Se aplica cualquier método conocido de optimización de funciones
- Se considera dicho error como una función de los pesos
- El objetivo de métodos de ajuste es hacer mínimo el error de la red

$$E = \sum E_p$$

♦ Error total de la red

Sip: Salida real de la misma unidad de respuesta

Dip: Salida deseada de la misma unidad de respuesta

$$E_p = \frac{1}{2} \sum (Dip - Sip)^2$$

♦ Error en la red para cada patrón de entrada

**Métodos iterativos**

**Aprendizaje**

♦ Constructivos

- Heurísticos

- Lineales

♦ No iterativos

- Aleatorios

- Deterministas

♦ Métodos iterativos

**Aprendizaje: Métodos de ajuste de RNA**

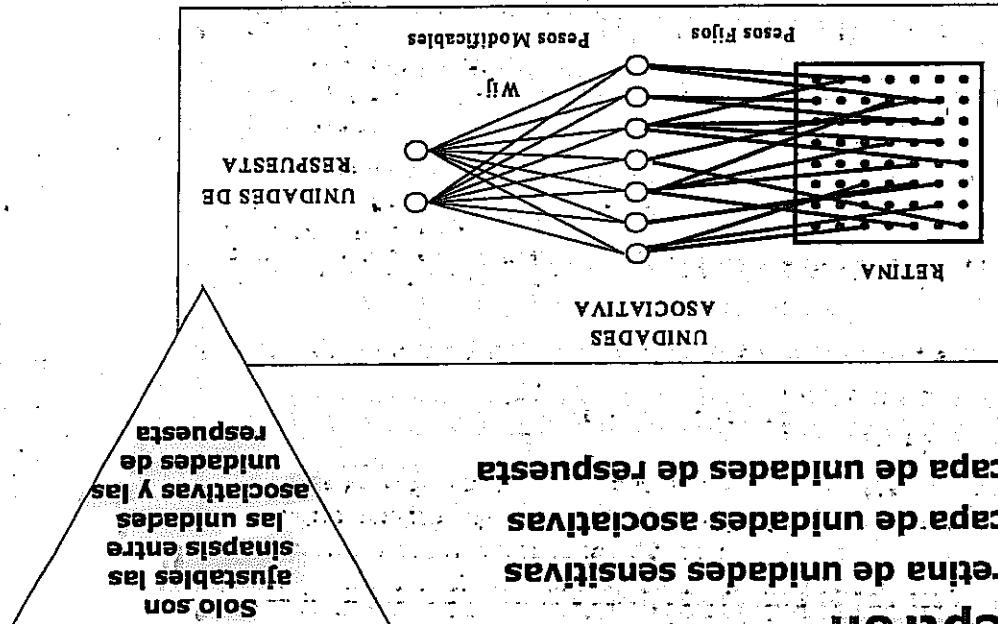
**Aprendizaje**

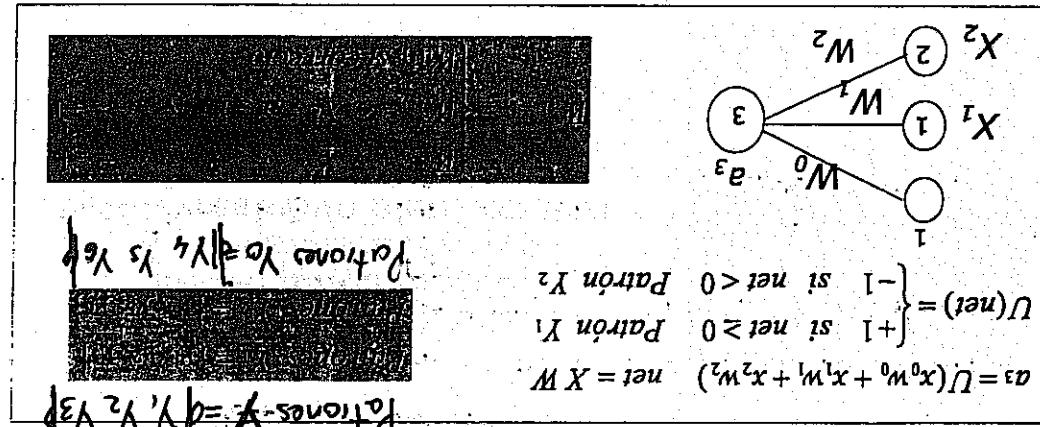
- ◆ **Introducción**
- ◆ **Fundamentos biológicos de las RNA**
- ◆ **La neurona artificial**
- ◆ **Componentes de una RNA**
- ◆ **Clases de neuronas**
- ◆ **Aprendizaje**
- **El Perceptrón**
- ◆ **ADALINE**

1. Asignar valores iniciales a los pesos
    - Sinapticos
  2. Repetir los siguientes pasos hasta que el error total sea inferior a cierta cantidad prefijada
    - 2.1. Para todos los patrones de entrada hacer lo siguiente
      - 2.1.1. Hallar las salidas de la red
      - 2.1.2. Comparar las salidas reales con las deseadas
      - 2.1.3. Calcular incrementos de pesos:  $\Delta W_i$
    - 2.2. Actualizar los pesos
    3. Fin
- La actualización de los pesos se hace así:  $W_i = W_i + \Delta W_i$

- ◆ Para construir y utilizar un Perceptrón hay que responder a una serie de preguntas:
  - a) ¿Cuál es el número de unidades de la retina?
  - b) ¿Cuál es el número de unidades de respuesta?
  - c) ¿Cuál es el número de unidades asociativas?
  - d) ¿Qué valor tienen las conexiones entre la retina y las unidades asociativas?
  - e) ¿Qué unidades y las unidades de respuesta?
- ### Algoritmo de aprendizaje del Perceptrón

## El Perceptrón





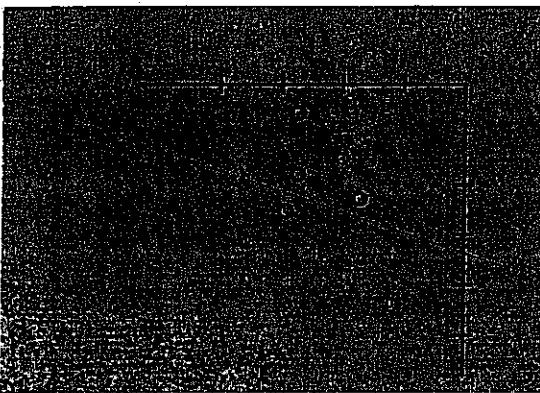
Ejemplo: Perceptrón sin capa de unidaddes de asociación, Y con todos las neuronas de salida conectadas con todos las de entrada

#### Calculo del Perceptrón:

### El Perceptrón y la Separabilidad Lineal

- Fijar de alguna manera los pesos de la capa asociativa
- Inicializar aleatoriamente los pesos de la capa de salida
- Introducir patrón de entrada, copiando datos en células  $x$ , de la retina
- Calcular la activación  $a_j$ , de las unidades de salida usando la ecuación de la neurona:
- Calcular la activación  $y_i$ , de las unidades de salida con:
- Para cada uno de los pesos  $w_{ij}$  que conecta una neurona asociativa  $j$ , con una neurona de salida  $i$ , para el peso del sesgo de esta neurona  $i$ :
- 6.1.  $y_i = \text{correcta}, \text{no hacer nada}$
- 6.2.  $y_i = -1 \text{ y debía ser } +1, \text{ entonces cambiar valor del peso con:}$
- 6.3.  $y_i = +1 \text{ y debía ser } -1, \text{ entonces cambiar valor del peso con:}$
7. Repetir pasos 3 a 6 con todos los patrones hasta que el Perceptrón calcule correctamente la salida

### Algoritmo de aprendizaje del perceptrón



Los problemas  
linealmente  
separables los  
resuelve bien con una  
recta, plano o un  
hiperplano

El problema de la generalización: La red funciona muy bien para los patrones de Entrenamiento (con los que se ha entrenado a la red y se han calculado los pesos)

## Limitaciones del perceptrón

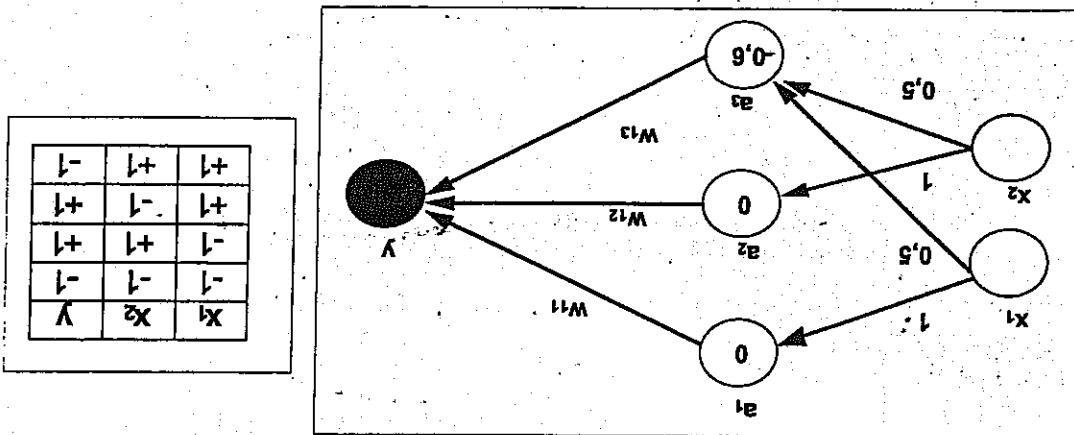


El algoritmo lo que hace es  
mover la recta (plano o  
hiperplano) hasta que divide  
a los patrones en dos

- $x_1 \wedge x_2$  es esta por encima o por debajo de esa recta
- La salida  $a_3$  indica si el patrón representado por los datos
- $a_3$  será -1 si ocurre lo contrario
- $a_3$  será +1 si el valor de  $x_2$  es mayor que el valor de la recta en  $x_1$

◆ Esta ecuación nos dice que:

## El Perceptrón y la Separabilidad Lineal(2)

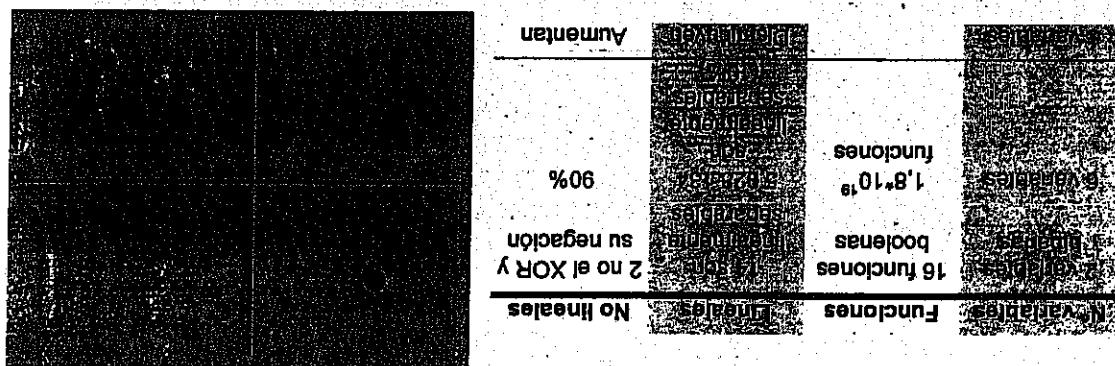


Solución al problema del XOR lógico: con un Perceptrón con una capa asociativa sería posible resolverlo

### Limitaciones del perceptrón (3)

86

## El Perceptrón

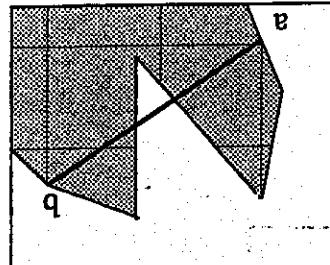


El problema del XOR lógico: No es un problema  
linealmente separable

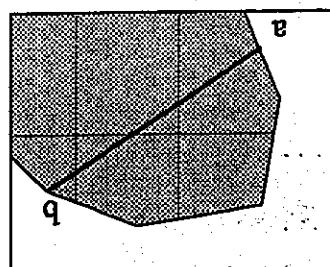
### Limitaciones del perceptrón (2)

85

## El Perceptrón



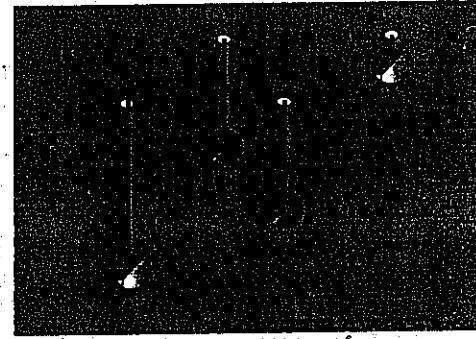
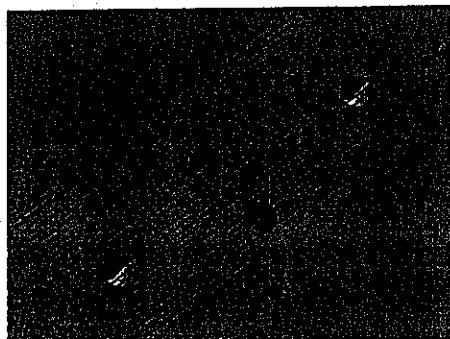
La región no es convexa porque para ir de  $a$  a  $b$  mediante una linea salimos de la región



La región es convexa porque para ir de  $a$  a  $b$  mediante una linea solo pasamos por puntos de la misma región

Superficies convexas y no convexas

## Percepción Multicapa

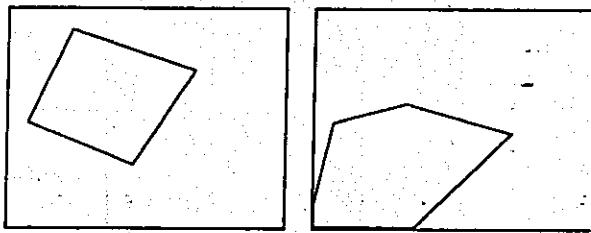
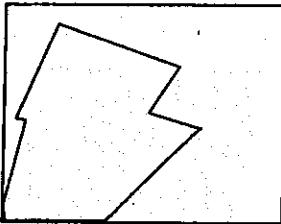


- Problema de 2 dimensiones lo ha convertido en uno tridimensional: neurona de salida y tiene 3 entradas  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $a_3$ , en vez de solo las 2 entradas  $x_1$  y  $x_2$
- Las 3 entradas tienen un valor distinto para los 4 valores del XOR

Solución al problema del XOR lógico: ¿Cómo lo ha hecho?

## Limitaciones del Perceptrón (4)

Dos regiones  
convexas se unen  
para formar una  
región no convexa

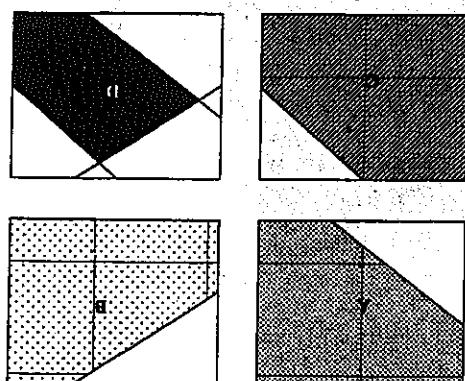


**Superficies convexas Y no convexas**

## Perceptrón Multicapa

## El Perceptrón

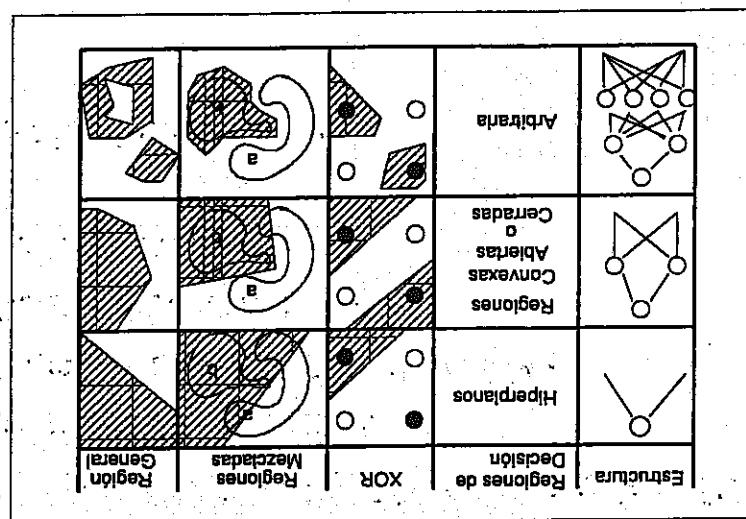
- Las regiones convexas se interseccionando medianos planos
- Los medianos planos que forman la región convexa de un Perceptrón de tres capas están determinados por las neuronas de la capa de asociación
- Cada una de estas neuronas se activará sólo si la entrada cae en el lado correcto del hipoplano limitado por sus pesos
- La región convexa oscura (D) se forma uniendo las regiones A, B y C que dividen cada una el plano en dos



**Superficies convexas Y no convexas**

## Perceptrón Multicapa

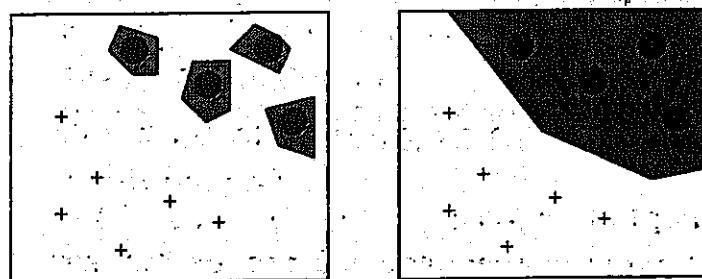
No todo depende de las capas sino también el número de neuronas por capa.  
A medida que se dota a un perceptor de más y más capas gana capacidad de resolución de problemas.



## Perceptrón Multicapa

La solución de la izquierda es más general que la de la derecha, donde se han generado regiones particulares para cada cruce.

### Separación de cruces Y crudos:



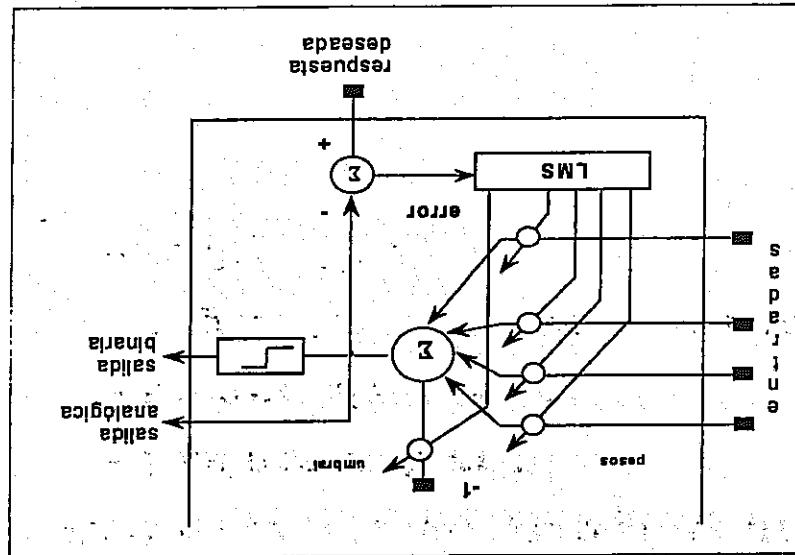
### Superficies convexas y no convexas

## Perceptrón Multicapa

- ADALINE
- ♦ El Perceptrón
- ♦ Aprendizaje
- ♦ Clases de neuronas
- ♦ Componentes de una RNA
- ♦ La neurona artificial
- ♦ Fundamentos biológicos de las RNA
- ♦ Introducción

- Encuentrar el Juego de pesos necesario
- El algoritmo de aprendizaje del Perceptrón NO es capaz de la vida real
- Problemas no lineales que aparecen más habitualmente en un Perceptrón con 3 capas o más podrás resolver los
- Encuentrar los pesos
- Problema lineal y el algoritmo de aprendizaje permite separables o no
- Los problemas de clasificación pueden ser linealmente separables o no
- Los problemas que resultan son siempre de clasificación
- Dispone de un algoritmo de aprendizaje iterativo
- Red constuida por 3 capas

## **PERCEPTRÓN: CONCLUSIONES**



ADALINE: Esquema

96

## EL ADALINE

$$\text{Salida } y = \text{NET (input total)} \quad y = x_0w_0 + x_1w_1 + x_2w_2 = \sum w_i x_i$$

- Analogica:

$$\text{Salida } q = \text{Neurona umbral } q = \begin{cases} -1 & \text{si } y < 0 \\ +1 & \text{si } y \geq 0 \end{cases}$$

- Binaria:

- Tienen 2 salidas:

cuadrados para ajuste de un ADALINE

• Algoritmo: LMS (Least Mean Squares) o minimos

• Adición de estos elementos: MADALINE

• Desarrollado por Widrow y Hoff (U. Stanford)

## ADALINE: (ADAPTATIVE LINEAR NEURON)

95

## EL ADALINE

- Clasificación de imágenes
  - Diagnóstico de electrocardiogramas
  - Reconocimiento de voz
  - Predicción del tiempo
- Widrow y Col. (1963-64) estudiaron su aplicación a:

## **ADALINE: Aplicaciones de Adaline/Madaline**

**98**

## **EL ADALINE**

$$\Delta w_j = \mu (t_i - s_i) x_j \quad \text{REGLA DELTA}$$

$$E = \frac{1}{2} (t_i - s_i)^2 = \frac{1}{2} (t_i - \sum w_j x_j)^2$$

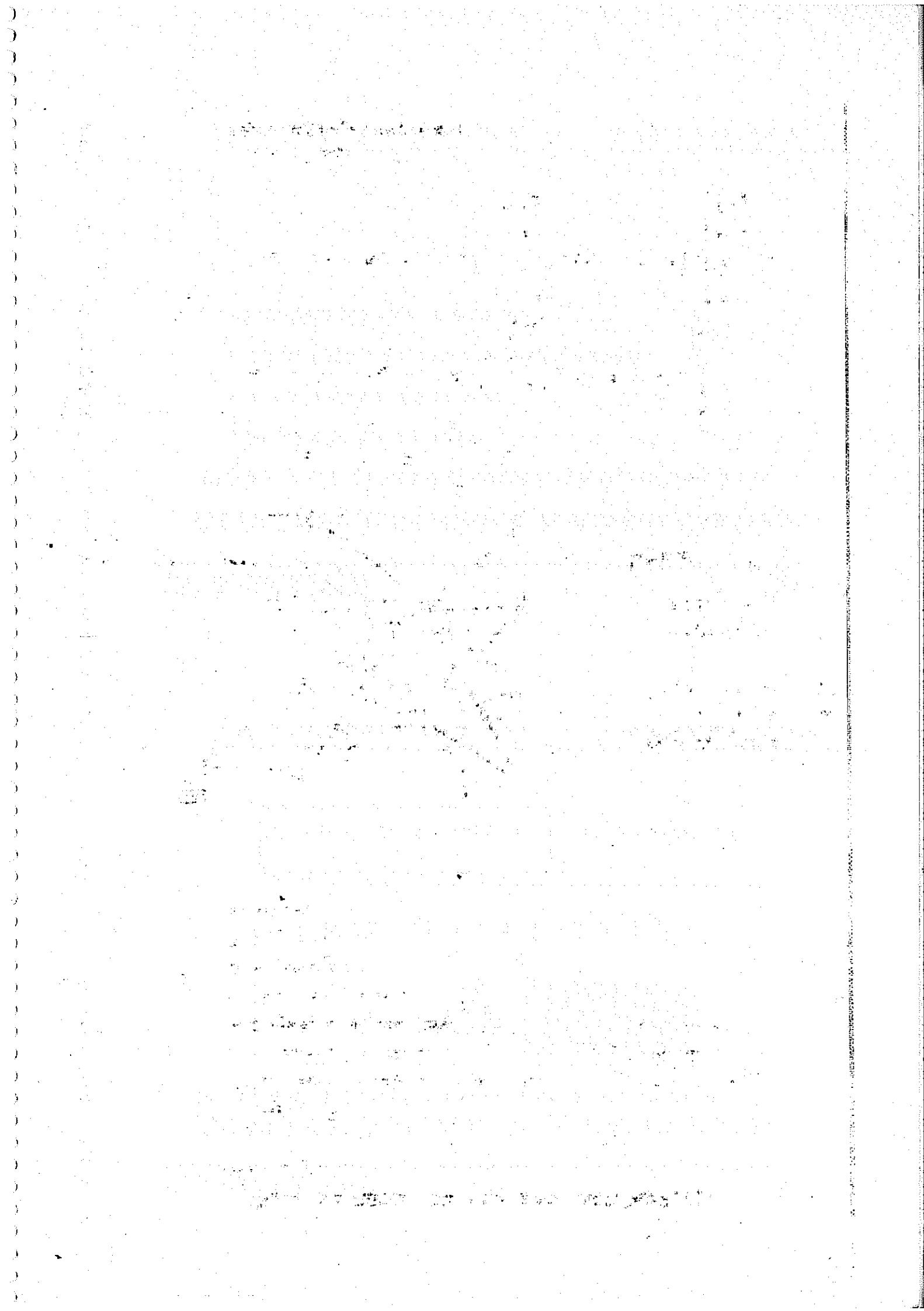
$$\text{Net}_i = S_i = \sum w_j x_j$$

En las MADALINE la función de transferencia es lineal:

## **ADALINE: Neurona Adaptativa Lineal**

**97**

## **EL ADALINE**

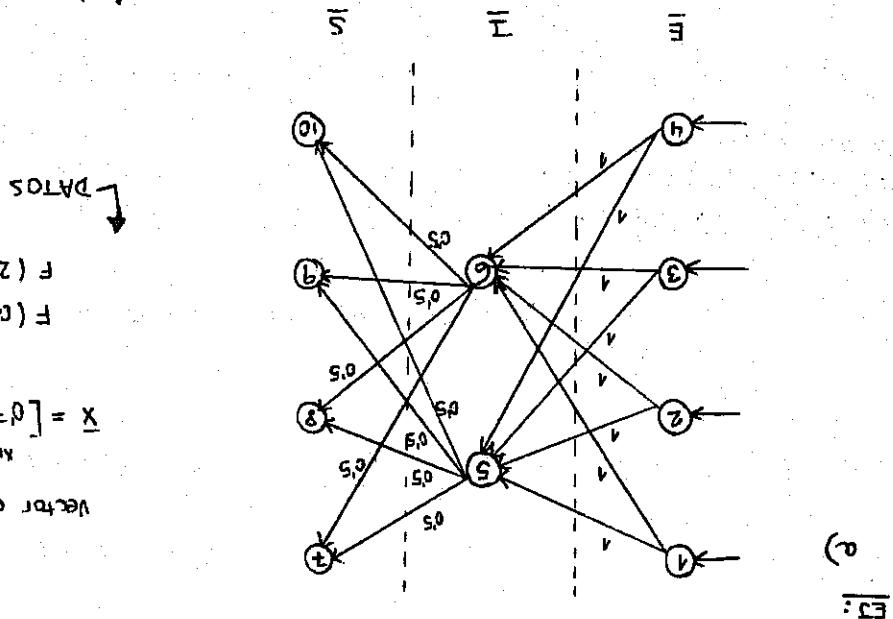


$$O_6 = F(\text{Net}_6) = F(2) = 0.88$$

$$O_5 = F(\text{Net}_5) = F(2) = 0.88$$

$$\begin{bmatrix} 0.6 \\ 0.4 \\ 0.3 \\ 0.2 \\ 0.1 \end{bmatrix} = Z = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \text{Net}_6 = [w_{61}, w_{62}, w_{63}, w_{64}]$$

$$\begin{bmatrix} 0.6 \\ 0.4 \\ 0.3 \\ 0.2 \\ 0.1 \end{bmatrix} = Z = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \text{Net}_5 = [w_{51}, w_{52}, w_{53}, w_{54}]$$



TRANSPARENCIAS

1. Introducción.
2. Fundamentos biológicos de las RNA.
3. La neurona artificial.
4. Componentes de una RNA.
5. Clases de neuronas.
6. Aprendizaje.
7. El perceptrón.
8. ADALINE.

## TEMA 9: REDES DE NEURONAS ARTIFICIALES.

$$\begin{array}{l}
 \text{Net} = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_1 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_2 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_3 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_4 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_5 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_6 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_7 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_8 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_9 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5] \\
 \text{Net}_{10} = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5]
 \end{array}$$

Si es lineal, el estimado de activación

combinada con el input total (net)

da la función de activación que se tiene:

$$O_1 = F(\text{Net}_1) = F(0.5) = 0.7$$

$$O_2 = F(\text{Net}_2) = F(0.5) = 0.7$$

$$\text{Net}_1 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5]$$

$$\text{Net}_2 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5]$$

$$\text{Net}_3 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5]$$

No es neither de entrada inicial.

neuronas con las que comienza

la salida de las

$$\text{Net}_1 = [w_{10} \ w_{11}] \cdot [0.5 \ 0.5] = [0.5 \ 0.5]$$

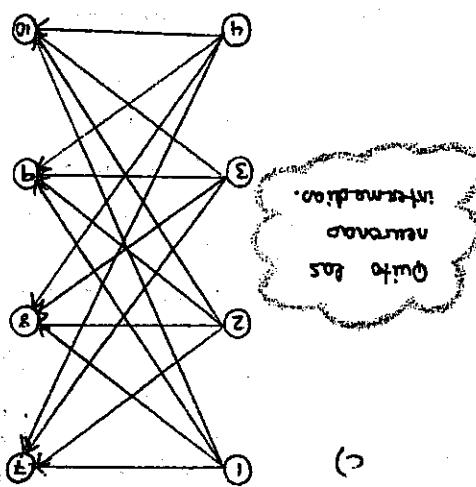
$$\begin{bmatrix} 2 \\ 2 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0.0 \\ 0.4 \\ 0.3 \\ 0.1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ W_3 \\ W_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} W_{111} & W_{112} & W_{113} & W_{114} \\ W_{121} & W_{122} & W_{123} & W_{124} \\ W_{131} & W_{132} & W_{133} & W_{134} \\ W_{141} & W_{142} & W_{143} & W_{144} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.10 \\ 0.9 \\ 0.8 \\ 0.1 \end{bmatrix}$$

$$W = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad W_1 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$W_1 \cdot W_2 = W$$

$$\begin{bmatrix} 0.6 \\ 0.5 \\ 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{115} & W_{116} \\ W_{125} & W_{126} \\ W_{135} & W_{136} \\ W_{145} & W_{146} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_{111} & W_{112} & W_{113} & W_{114} \\ W_{121} & W_{122} & W_{123} & W_{124} \\ W_{131} & W_{132} & W_{133} & W_{134} \\ W_{141} & W_{142} & W_{143} & W_{144} \end{bmatrix} = W$$



$$\left\{ \begin{array}{l} r = 0 + 1 = 1 \\ r = 0 + (-1) = -1 \\ w_{32} = -1 + 0 = 0 \\ w_{31} = 2 + 0 = 2 \\ \text{pesos nulos} \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} \Delta w_{42} = 0, 1, 0, 0 = 0 \\ \Delta w_{41} = 0, 1, 0, 1 = 0 \\ \Delta w_{32} = 0, 1, 1, 0 = 0 \\ \Delta w_{31} = 0, 1, 1, 1 = 1 \\ w_{43} = 0, 1, 1, 1 = 1 \end{array} \right.$$

+ A continuación hay que calcular los incrementos de peso y pesos nulos.

Lvector entrada.

$$Net_4 = [-1 \ 0] = -1 \quad a_4 = U(Net_4) = U(-1) = 0$$

$$(+) \quad \left\{ \begin{array}{l} Net_3 = [2 - 1] = 1 \\ a_3 = U(Net_3) = U(2) = 1 \quad (\text{período } < 4) \\ \text{pesos nulos} \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} 0_2 = 0 \\ 0_1 = 1 \end{array} \right. \quad \text{Parametro} \leftarrow$$

+ Lo primero es calcular el NET:

$$\left\{ \begin{array}{l} r = 20 \\ r = 10 \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} 0_2 = 0 \\ 0_1 = 0 \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} 0_2 = 0 \\ 0_1 = 1 \end{array} \right.$$

números 3 y 4. Para ello considera las posibles salidas de r y 2:

Para aplicar la Regla de Hebb vemos a ver lo que pasa en las

$$\underbrace{\text{NET}}_{\text{si } Z_{Wij} Q_j < 1} = \begin{cases} 1 & \text{if } Z_{Wij} Q_j > 1 \\ 0 & \text{if } Z_{Wij} Q_j < 1 \end{cases}$$

Función de activación umbral:  $a_i =$

$$w_{42} = 1$$

$$w_{41} = -1$$

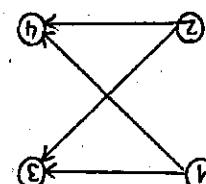
$$w_{32} = -1$$

DATOS. - Pesos:  $w_{31} = 2$      $u = 0,1,0$

o Best vector to have a clear diagram

$$\Delta w_{ij} = \mu a_i Q_j$$

Incremento de los pesos



Ej: REGLA DE HEBB

que la red ha aprendido usando no se modifica la los pesos para distinguir de neuronas 3 y 4 que tienen similitud entre sus pesos. Tendrámos que luchar el efecto pasandole hasta que los pesos no cambien, es decir, hasta que los pesos son iguales para todos los patrones. Esto es aplicable no supuesto que los pesos no cambien, es decir, hasta que los pesos son iguales para todos los patrones.

$$\begin{array}{ll}
 \text{LOS 3 PATRONES} & \Delta w_{42} = 0,1 \cdot 0 \cdot 1 = 0 \\
 \text{DE PARES} & \Delta w_{41} = 0,1 \cdot 0 \cdot 1 = 0 \\
 \text{CONEXION DESESUPER} & \Delta w_{32} = 0,1 \cdot 1 \cdot 1 = 0,1 \\
 \text{NEBOS PESOS DE} & \Delta w_{31} = 0,1 \cdot 1 \cdot 1 = 0,1 \\
 \boxed{\begin{array}{l} w_{42} = 1,1 + 0 = 1,1 \\ w_{41} = 0 + 1 - 1 = 0 \\ w_{32} = -1 + 0,1 = 0,1 \\ w_{31} = 2,1 + 0,1 = 2,2 \end{array}} & \Delta w_{42} = 0,1 \cdot 0 \cdot 1 = 0 \\
 & \Delta w_{41} = 0,1 \cdot 0 \cdot 1 = 0 \\
 & \Delta w_{32} = 0,1 \cdot 1 \cdot 1 = 0,1 \\
 & \Delta w_{31} = 0,1 \cdot 1 \cdot 1 = 0,1
 \end{array}$$

$$a_4 = U(0) = 0 \quad \text{Net}_4 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} [1, 1, 1] = 0$$

$$a_3 = U(1) = 1 \quad \text{Net}_3 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} [1, 1, 1] = 1$$

$$\left\{ \begin{array}{l} r_2 = 1 \\ r_1 = 1 \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} \text{patrón} \\ \text{igual} \end{array}$$

$$\left\{ \begin{array}{ll}
 \text{NEBOS NUEVOS} & \Delta w_{42} = 0,1 \cdot 1 \cdot 1 = 0,1 \\
 & \Delta w_{41} = 0,1 \cdot 1 \cdot 0 = 0 \\
 & \Delta w_{32} = 0 \cdot 1 \cdot 1 = 0 \\
 & \Delta w_{31} = 0 \cdot 1 \cdot 0 = 0
 \end{array} \right.$$

$$a_4 = U(1) = 1 \quad a_3 = U(-1) = 0$$

$$r = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} [1, 1, 1] = 1 \quad \text{Net}_4 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} [-1, 1, 1] = 0$$

$$r = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} [1, 1, 1] = -1 \quad \text{Net}_3 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} [2, 1, -1] = 0$$

se piden los pesos  
que forman los  
patrones de entrada

$$\left\{ \begin{array}{l} r_2 = 1 \\ r_1 = 0 \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} \text{patrón} \\ \text{diferente} \end{array}$$

4 puentes

Procesos para que  
aparición sea

$$\Delta w_{31} = 0,5 (-0,6 - 0) (r) = -0,3 \quad w_{31} = 0,1 + (-0,3) = -0,2$$

$$a_3 = w_{31} 0_1 + w_{32} 0_2 = 0,1(+1) + 0,1(-1) = 0 \quad A. deseada = -0,6$$

$r - r *$

$$\Delta w_{32} = 0,5 (-0,2 - (-2)) (-r) = -0,9 \quad w_{32} = 0,1 + (-0,9) = -0,8$$

$$a_3 = w_{31} 0_1 + w_{32} 0_2 = 0,1(r) + 0,1(-r) = -2 \quad A. deseada = -0,2$$

$r - r *$

A. INTERACCIÓN

Lo que deseamos

Aplicando la función de los sacos

		[1, 1]	0,2	
1	9,0	[-1, 1]		
-1	-0,6	[1, -1]		
-1	-0,6	[-1, -1]	-0,2	
				-1
		Estimulos	A. deseada E.	Sacada de

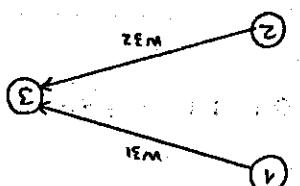
de entrada

$$\Delta w_{ij} = \mu (t_i - a_i) 0_j \quad \mu = 0,5$$

$$\begin{cases} 1 & \text{si } a_3 \geq 0 \\ -1 & \text{si } a_3 < 0 \end{cases}$$

$$F.A. : a_3 = \sum w_{ij} 0_j = \text{Neto}$$

función de activación



Aplicando la supervisión.

$$\Delta w_{ij} = \mu (t_i - a_i) 0_j$$

EJ: REGLA DELTA

\* P[14]

$$a_3 = -d_2 \cdot 1 + d_4 \cdot 1 = d_2 \quad AD = d_2 \quad \text{No modificar pesos.}$$

Si la salida es  
correcta no hay que  
hacer nada.

$$a_3 = -d_2 \cdot 1 + d_4 \cdot 1 = d_6 \quad AD = d_6 \quad \text{No modificar pesos.}$$

\* P[-14]

$$a_3 = -d_2 \cdot 1 + d_4 \cdot 1 = d_2 \quad AD = d_2 \quad \text{No modificar pesos.}$$

\* P[-1-14]

$$a_3 = -d_2(2) + d_4(-1) = -d_6 \quad AD = -d_6 \quad \text{No modificar pesos.}$$

\* P[1-14]

$$a_3 = -d_2(-1) + d_4(2) = -d_2 \quad AD = -d_2 \quad \text{No modificar pesos.}$$

\* P[-1-2]

$$a_3 = -d_2(2) + d_4(-1) = -d_6 \quad AD = -d_6 \quad \text{No modificar pesos.}$$

\* P[1-2]

$$a_3 = d_6 \quad AD = d_6 \quad \text{No modificar pesos.}$$

$$a_3 = d_2 \quad AD = d_2 \quad \text{No modificar pesos.}$$

$$y_5 = u(\text{Net}_5) = u(0) = 1 \quad \text{B.C.}$$

$$y_4 = u(\text{Net}_4) = u(0) = 1 \quad \text{been calculated}$$

$$\text{Net}_5 = w_{50} \cdot x_0 + w_{51} \cdot x_1 + w_{52} \cdot x_2 + w_{53} \cdot x_3 = 0$$

$$\text{Net}_4 = w_{40} \cdot x_0 + w_{41} \cdot x_1 + w_{42} \cdot x_2 + w_{43} \cdot x_3 = 0$$

$$w_{54} = (w_{50}, w_{51}, w_{52}, w_{53}) = (0, 0, 0, 0)$$

$$w_{45} = (w_{40}, w_{41}, w_{42}, w_{43}) = (0, 0, 0, 0)$$

$$\text{Solidad } (y_4, y_5) = (1, 1)$$

$$+ p_A(x_0, x_1, x_2, x_3) = (1, 1, 1)$$

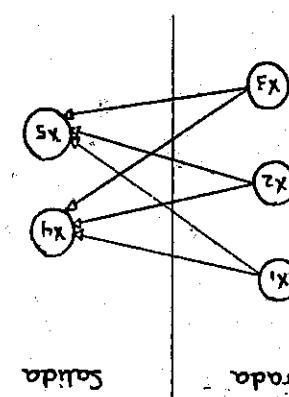
$$(r - n) \left\{ \begin{array}{l} w_6 \\ w_7 - \alpha x \\ w_8 + \alpha x \end{array} \right\} = 0 \quad \text{if } y_6 = 1 \quad (\text{Debita } 5 \text{er} + 1) \\ \text{if } y_6 = 0 \quad (\text{Debita } 3 \text{er} + 1) \quad \alpha = \alpha_1$$

Peso  $w_5$  a cero

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{cellular + pesos conexión} \\ \text{duplicado} \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} \text{a} \quad \text{if } \text{Net}_1 > 0 \\ 1 \quad \text{if } \text{Net}_1 \leq 0 \end{array} \right. \quad y_i = u(\text{Net}_i)$$

	-1	-1	1	1	1	-1	1
1	1	-1	1	-1	1	1	1
-1	1	1	(-1)	1	1	(1)	1
	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	(1)	1
$x_0$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$		

pA  
pB  
pC  
pD



Solidad

aprendizaje los pesos despus de la 19 iteración.

Seá el percepcion de la figura. Calcular utilizando el algoritmo de

PERCEPTEON

E:

Este es lo que se pide

$$(0 \ 2 \ -1 \ 0 \ 2) = (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1) - (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1) = 5m$$

$$Net5 = (-1)(1) + 0 = r + r - r + r - = (1)(1) + (1)(r) + (-1)(1) + (1)(1) = U(0) = r \quad MC(-1)$$

Este es lo que se pide

$$(0 \ 2 \ -1 \ 0 \ 2) = (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1) - (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1) = 5m$$

$$Net4 = (-1)(1) + (-1)(-1) + (1)(r) + (1)(1) + (1)(-1) = U(0) = r \quad MC(-1)$$

Solida (-1 -1)

$$P4 (1 \ 1 \ 1 \ 1)$$

$$BC \quad r = (0)0 = 5k \quad 0 = r + 1 + r - r - = (1)(1) + (-1)(1) + (1)(-1) + (1)(-1) = 5m$$

$$(1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1) = (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1) - (0 \ 0 \ 0 \ 0) = 5m$$

$$Net4 = 0 \quad r = (0)0 = U(0) = 0 \quad MC(\text{debe a ser } -1)$$

Solida (-1 1)

$$P3 (1 \ 1 \ 1 \ 1)$$

pasos de W5j

$$Hemos combinado los (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1) = (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1) - (0 \ 0 \ 0 \ 0) = 5m$$

$$(0 \ 0 \ 0 \ 0) = 5m$$

$$BC \quad Net5 = 0 \quad r = (0)0 = 5k \quad r = U(Net5) = 1 \quad MC(\text{debe a ser } -1)$$

$$Net4 = 0 \quad r = (0)0 = 5m \quad (0 \ 0 \ 0 \ 0) = 5m$$

Solida ((r4 - r5) = (1 -1)

$$*P2 (x_0 \ x_1 \ x_2 \ x_3) = (1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1)$$

$$\text{Net}_4 = 0 \quad y_4 = U(0) = 1 \quad BC$$

$$P_2 (1111) \quad \text{Solido} = 1$$

$$\text{Net}_4 = [0000] \quad y_4 = U(0) = 1 \quad BC$$

$$P_4 (1111) \quad \text{Solido} = 1$$

• 15 INTERAGIÓN

$$\left. \begin{array}{l} w_6 - ax \\ w_6 + ax \end{array} \right\} = \left. \begin{array}{l} w_6 - ax \\ w_6 + ax \end{array} \right\} \quad (BC)$$

$$\text{Net}_4 = w_{40}x_0 + w_{41}x_1 + w_{42}x_2 + w_{43}x_3$$

$$\left. \begin{array}{l} r- \\ r+ \end{array} \right\} = U(\text{Net}_4) \quad \text{Net}_4 < 0$$

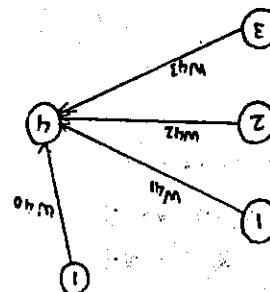
$$0000 = m$$

$\leftrightarrow$

cosa nulastra

		Partes				Partes					
		izquierda		derecha		izquierda		derecha			
		X1	X2	X3	X4	X1	X2	X3	X4	P4	P5
		-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	P4	
		-1	-1	1	1	-1	-1	1	1	P5	
		1	1	1	1	-1	-1	-1	1	P2	
		1	1	-1	-1	1	1	-1	-1	P1	
		1	-1	-1	1	1	-1	-1	-1		

segundo



$$k = 0 \quad 0 = 0$$

$$y_2 = y_3 = 1, \quad y_4 = 1$$

$$y_1 = \{1, 1, 1\}, \quad y_2 = \{1, 1, 1\}$$

conservar un percepcion que clasifique correctamente los signos partes:

-2S INTERACTION

$$N_{E4} = (-1)(1) + (1)(1) + (1)(-1) + (1)(-1) = -1 + 1 + 1 - 1 = 0$$

$$W = (-2 \ 0 \ 0 \ 2) + 2(-1 \ 1 \ -1 \ 1) = (-1 \ -1 \ -1 \ 1)$$

$$y_4 = U(0) = 0 \quad MC$$

P4 (1 0 1 -1) Solida = -1

$$(r \ r \ r \ r) = (r \ r \ r \ r) r - (0 \ 0 \ 0 \ 0) r = y_4 = 0 \quad MC$$

$$y_4 = U(0) = 0 \quad MC$$

P3 (1 1 1 -1) Solida = -1

$$N_{E4} = 0 + 0 + 0 + (2)(-1) = -2 \quad y_4 = U(-2) = -1 \quad BC$$

$$P4 (1 1 1 1) \quad Solida = -1$$

$$N_{E4} = 0 + 0 + 0 + (2)(-1) = -2 \quad y_4 = U(-2) = -1 \quad BC$$

$$P3 (1 1 1 1) \quad Solida = -1$$

$$W = (-1 \ -1 \ -1 \ 1) + (1 \ 1 \ 1 \ 1) = (0 \ 0 \ 0 \ 2)$$

$$y_4 = U(-4) = -1 \quad MC$$

$$N_{E4} = (-1)(1) + (-1)(1) + (1)(1) + (1)(1) = 1 - 1 + 1 + 1 = 2$$

P2 (1 1 1 1) Solida = -1

$$N_{E4} = (-2)(2) + 0 + 0 + (2)(-1) = -4 \quad y_4 = U(-4) = -1 \quad MC$$

$$W = (-2 \ 0 \ 0 \ 2) + 2(-1 \ 1 \ -1 \ 1) = (-1 \ -1 \ -1 \ 1)$$

P4 (1 -1 -1 -1) Solida = 1

$$N_{E4} = (1)(1) + (1)(1) + (1)(-1) + (1)(-1) = 1 + 1 - 1 - 1 = 0$$

$$W = (-2 \ 0 \ 0 \ 2) + 2(-1 \ 1 \ -1 \ 1) = (-1 \ -1 \ -1 \ 1)$$

$$y_4 = U(0) = 0 \quad MC$$

P4 (1 0 1 -1) Solida = -1

$$(r \ r \ r \ r) = (r \ r \ r \ r) r - (0 \ 0 \ 0 \ 0) r = y_4 = 0 \quad MC$$

$$y_4 = U(0) = 0 \quad MC$$

$$r = (80) \alpha = u(0.8)$$

$$r = (10) \alpha_3 = u(1.0) = 1$$

$$a_4 = u(-0.2) = 0$$

$$a_3 = u(0.6) = 1$$

$$Net_4 = -0.2 + 1 + 0 = 0.8$$

$$a_4 = u(-0.2) = 0$$

$$Net_3 = -0.4 + 1 + 0 = 0.6$$

$$a_3 = u(0.6) = 1$$

$$a_3 = u(Net_3) = u(-0.4x_0 + 4x_1 + 4x_2) = u(-0.4)$$

$$Net_4 = w_{40}x_0 + w_{41}x_1 + w_{42}x_2 \quad w_{40} = -0.2$$

$$Net_3 = w_{30}x_0 + w_{31}x_1 + w_{32}x_2 \quad w_{30} = -0.4$$

$$\left. \begin{array}{l} 0 \text{ si } Net_4 > 0 \leftarrow Net_4 - \theta > 0 \\ 1 \text{ si } Net_4 \leq 0 \leftarrow Net_4 - \theta \leq 0 \end{array} \right\} a_4 = u(Net_4)$$

$$\left. \begin{array}{l} 0 \text{ si } Net_3 < 0 \leftarrow Net_3 - \theta > 0 \\ 1 \text{ si } Net_3 \geq 0 \leftarrow Net_3 - \theta \leq 0 \end{array} \right\} a_3 = u(Net_3)$$

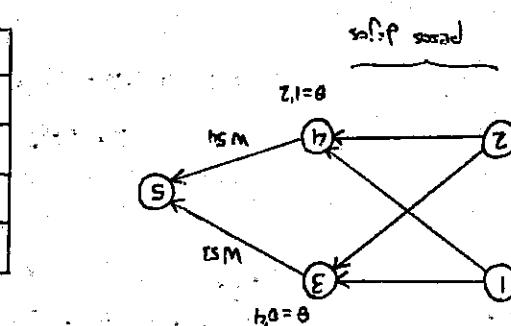
0	1	1	1
1	0	1	1
1	0	1	1
0	0	0	1
x <sub>0</sub>	a <sub>3</sub>	a <sub>4</sub>	y <sub>5</sub>

$$(0 \ 0 \ 0) = W^0$$

0	1	1	1
1	1	0	1
1	0	1	1
0	0	0	0
x <sub>0</sub>	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	y <sub>5</sub>

Calcular los pesos  $w_{30}, w_{31}, w_{32}$ , para resolver el problema del XOR.

PERCEPTRON CON CAPA ASOCIATIVA.



$$bm = 5w$$

$$\text{NetS} = \begin{pmatrix} 0 \\ -0.5 \\ 0 \end{pmatrix} \quad y_5 = u(-0.5) = 0 \quad BC$$

P1 (100)

### • 2<sup>nd</sup> ITERATION

$$w_4 = [0, -0.5, 0] = [0, 0.5, 1] = [-0.5, 0, -0.5]$$

$$\text{NetS} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0.5 \\ 0 \end{pmatrix} \quad y_5 = u(0.5) = 1 \quad MC$$

P4 (111)

$$\text{NetS} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.5 \end{pmatrix} \quad r = (0.5) = 1 \quad BC \quad y_5 = u_3 = w_2$$

P3 (110)

$$w_2 = (-0.5, 0, 0) + 0.5(1, 1, 0) = (0, 0.5, 0)$$

$$\text{NetS} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -0.5 \end{pmatrix} \quad y_5 = u(-0.5) = 0 \quad MC$$

P2 (110)

$$w_1 = (0, 0, 0) - 0.5(1, 0, 0) = (-0.5, 0, 0)$$

$$u(\text{NetS}) = \begin{cases} 0, & \text{if } \text{NetS} < 0 \\ 1, & \text{if } \text{NetS} \geq 0 \end{cases}$$

$$\text{NetS} = [w_5 \ w_3 \ w_4] = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = 0 \quad r = (0) = 0 \quad MC$$

P1 (100)

### • 3<sup>rd</sup> ITERATION

$$w_{10} = 10$$

$$r = (s, 0) \cup = s \quad sp = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad NetS = (0 \ 0 \ 1) \quad BC \quad y_s = U(s) = 0$$

P3 (110)

$$(1 - sp \ 0) = (0 \ 1 \ 1)sp + (1 - 0 \ sp -) (0 \ 0 \ 1)$$

$$sp - = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad NetS = (-ds \ 0 \ -1) \quad BC \quad y_s = U(ds) = 0 \quad MC$$

P2 (110)

$$sp - = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad NetS = (-ds \ 0 \ -1) \quad BC \quad w_9 = 9 \quad y_s = U(ds) = 0 \quad MC$$

P1 (010)

- 3<sup>rd</sup> iteration.

$$(1 - 0 \ sp -) = (1 \ 1 \ 1)sp - (sp - \ sp \ 0) = 8m$$

$$sp - = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad NetS = (0 \ ds \ 0) \quad BC \quad r = (0) \cup = s \quad y_s = U(0s) = 0$$

P4 (111) b

$$w_8 = 8m$$

$$sp = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad NetS = (0 \ ds \ 0) \quad BC \quad r = (0s) \cup = s \quad y_s = U(0s) = 0$$

P3 (011) a

$$(sp - \ sp \ 0) = (0 \ 1 \ 1)sp + (sp - \ 0 \ sp -) = 9m$$

$$sp - = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad NetS = (ds \ 0 \ 0) \quad BC \quad r = (0s) \cup = s \quad y_s = U(0s) = 0 \quad MC$$

P2 (110)

Net wsm

$$w = (-0.5 \ 0 \ -1)$$

$$r = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} (r - 0.5 \ 0 \ -1) = 0 \quad BC$$

PA (111)

$$NetS = \dots \quad BC \quad w1S = w1W$$

PA (110)

$$w1S = w1W$$

$$r = (0)0 = 0 \quad 0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} (r - 0.5 \ 0 \ -1) = 0 \quad BC$$

PA (111)

$$(1 - 0.5 \ 0 \ -1) = (0 \ 0.5 \ -1) - (1 - 0.5 \ 0) = (-0.5 \ 0 \ -1)$$

$$r = (0)0 = 0 \quad 0 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} (r - 0.5 \ 0 \ -1) = 0 \quad MC$$

PA (100)

• 43 ITERACION

$$0 = (0.5)0 = 0 \quad 0.5 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} (r - 0.5 \ 0 \ -1) = NetS$$

PA (111)

唐昭宗皇帝



### Ejercicio 1:

40 minutos - 15 puntos

- Dado el lenguaje:  $L = \{a^n b^m / m = n \wedge n \leq 2n \wedge n, m \geq 0\}$
- a) Obtener una Gramática independiente de Contexto (G) que genere dicho lenguaje (solo son necesarios tres símbolos no-terminalés incluido el axioma).
- b) Despuar dicha gramática G.
- c) Obtener una gramática equivalente en Forma Normal de Greibach (FNG).
- d) Obtener una gramática equivalente en Forma Normal de Chomsky (FNC).

Nombre: \_\_\_\_\_ Apellidos: \_\_\_\_\_

**Ejercicio 2:**

Apellidos:

Nombre:

EXAMEN 1º PARCIAL - Febrero 2005

INFORMATICA TEORICA - GRUPO 21-M.

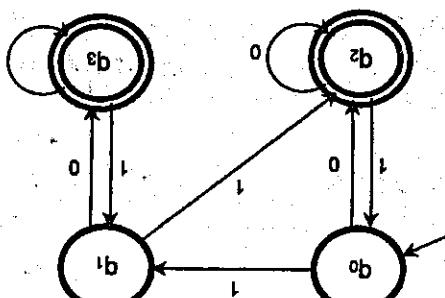
Facultad de Informática de Madrid

- a) Demostar si se verifica o no la siguiente implicación:  
Sean  $p$  y  $q$  dos estados de un autómata finito determinista.  
 $A \in \Sigma^+, f(p, x) \Rightarrow p \in A$       b) Construir un autómata finito  $A$ :
- b.1) Que acepte los números naturales (codificados en sistema decimal) múltiplos de 4.  
(Se aceptan como válidos los números que comienzan por 0; por ejemplo, 04, 08, 012, etc. y se valorarán positivamente los más simples).
- b.2) Minimizar dicho autómata.

**50 minutos - 20 puntos**

40 minutos - 15 puntos

- a) Una Gramática Lineal Izquierda (GLI) que genere el mismo lenguaje que acepta el AF, justificando las producciones obtenidas (explicando, paso a paso, la aplicación del algoritmo).
- b) Una Gramática Lineal Derecha (GLD) que genere el mismo lenguaje que acepta el AF, justificando las producciones obtenidas (explicando, paso a paso, la aplicación del algoritmo).
- Obtener, utilizando los algoritmos explicados en clase:



Dado el siguiente Autómata Finito (AF) describir mediante el siguiente diagrama de estados:

Ejercicio 3:

Apellidos: \_\_\_\_\_ Número: \_\_\_\_\_



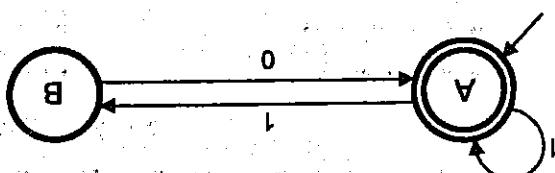
Apellidos:

Nombre:



Ejercicio 1:

Sea A un Autómata Finito que acepta un lenguaje  $L_1$ .



Se pide:

- a) Obtener una Expressión Regular que describa el lenguaje  $L$  (utilizar ecuaciones características)  
b) Construir un autómata  $A'$  que acepte  $L_1$ , esto es, el lenguaje inverso de  $L$ .  
c) Lo mismo del apartado a) pero ahora para el lenguaje  $L_1$  y el automata  $A'$  del apartado b).  
d) Construir, utilizando combinación paralela de automatas, un automata que acepte el lenguaje  $L \cup L_1$ .

50 minutos - 20 puntos



Apellidos:

Nombre:

Ejercicio 2:

$$E_1: \text{Para } W = 11111 \rightarrow W/2 = 111 = 3$$

Constuir una MAGUINA DE TURING (MT), que recibeendo en su cinta un numero entero positivo par  $w$ , codificando en unaryo, se para, conteniendo en la cinta  $w/2$ , codificando tambien en unaryo:

C.I. # 1 1 1 1 1 #      C.F. # 1 1 1 #



$q_0$

45 minutos - 15 puntos

NOTA: Se valoraran positivamente los diseños más simples (5 estadios son suficientes). No se considerarán, como válidos, los diseños con más de 12 estadios.

Sugerencia: Para el Diseño de la MT es útil pensar que, en unaryo, la mitad del número  $ww$  es  $w$ . Esto es, si  $ww = 11111$ , entonces,  $ww/2 = w = 111$ .

Comprobación describir el funcionamiento de la máquina para  $w = 11$  y  $w = 11111$ .

C.I. # 1 1 1 1 1 #      C.F. # 1 1 1 #



$q_0$

EXAMEN 2º PARCIAL - Junio 2005

INFORMATICA TEORICA - GRUPO 21-M

Facultad de Informática de Madrid



Ejercicio 3:

Dado el lenguaje:  $L = \{x \in (a, b)^* \mid N^a(x) = N^b(x)\}$

- a) Construir un Autómata a Pila (AP), con un único estado, que por vaciado de pila acepte el lenguaje  $L$ .  
b) Construir a partir de dicho AP una Gramática Independiente de Contexto (G) que genere el mismo lenguaje  $L$ .

35 minutos - 15 puntos



Apellidos:

Nombre:

Ejercicio 1:

Dada la expresión regular

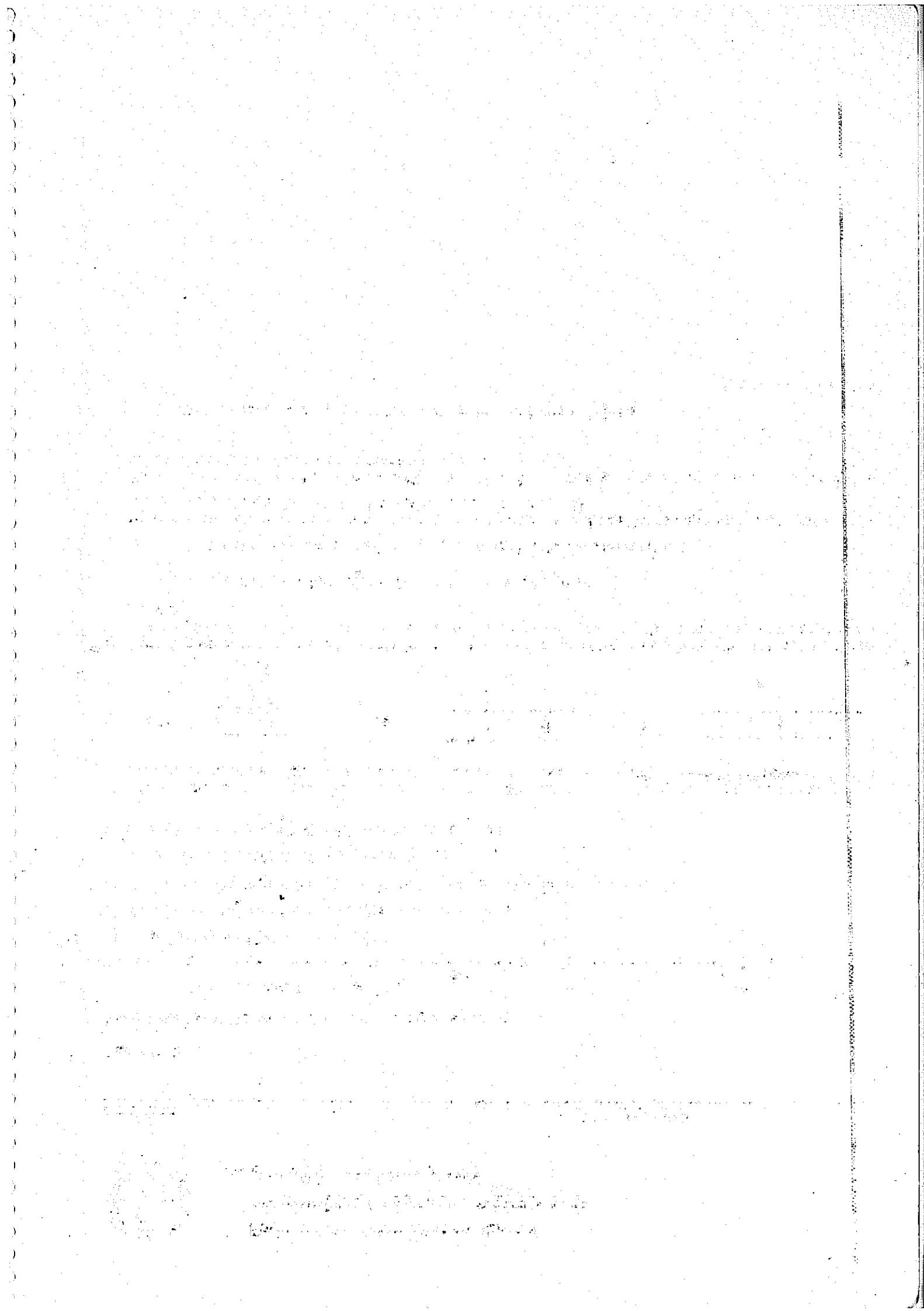
$$L = A + aa'b (aa'b)^* + aa^*$$

Se pide:

- Gramática G que genera L.
- Construir un automata finito determinista A que reconozca L.
- Construir un automata finito A' que acepte L<sup>r</sup>, esto es, el lenguaje inverso de L.
- Construir un automata finito A que reconozca L.

Razonar todos las respuestas y mostrar el algoritmo utilizado.

40 minutos - 10 puntos





Ejercicio 2:

Apellidos:

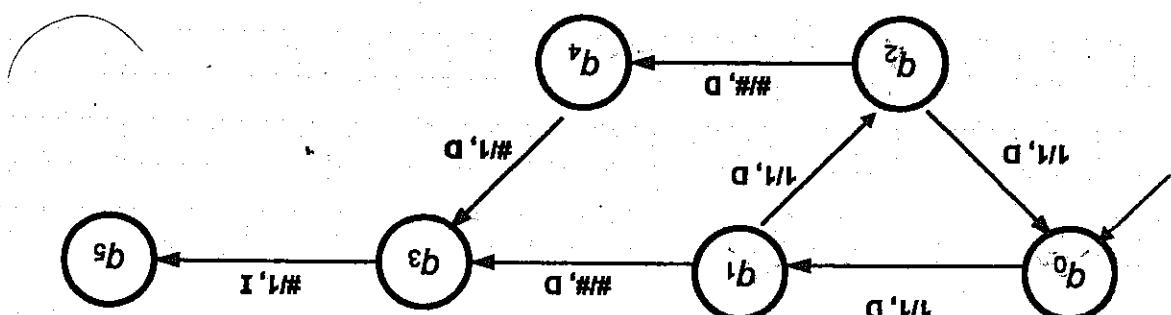
Nombre:

EXAMEN - Septiembre 2005

INFORMATICA TEORICA - GRUPO 21-M

Facultad de Informática de Madrid

Sea la Máquina de Turing M definida según el siguiente gráfico:



Número:

- a) ¿Qué función aritmética sobre el alfabeto {1} calcula M? Mostrar las diferentes configuraciones a las que accede cuando la situación inicial de la cinta y la posición de la cabeza describen las siguientes:
- M cuando la situación inicial de la cinta y la posición de la cabeza describen una palabra naria del apartado a.2). Utilizar la siguiente codificación binaria:
- a.1) # 1 #      a.2) # 1 1 #      a.3) # 1 1 1 #
- Despalcamiento a la izquierda  $I = 0$ ; Desplazamiento a la derecha  $D = 1$
- $q_0 = 000; q_1 = 001; q_2 = 010; q_3 = 011; q_4 = 100; q_5 = 101$
- b) Escribir (y describir brevemente) el contenido inicial de la cinta de una Máquina de Turing Universal cuando simula a la máquina M con la entrada del apartado a.2).

- c) Escribir (y describir brevemente) el contenido de la cinta de esa Máquina de Turing Universal tras simular la máquina M con la entrada del apartado a.2).
- d) Escribir (y describir brevemente) el contenido de la cinta de la Máquina de Turing Universal cuando se adjunta:
- NOTA: Los apartados b), c) y d) se responderán en la hoja que se adjunta.

45 minutos - 10 puntos

**NOTA:** Descríbala lo escrito en las clímatas de los apartados b), c) y d) en la carilla de atrás de esta hoja.

...

...

...

**Apartado d)**

...

...

**Apartado c) (sólo es necesario escribir lo que haya cambiado en la cláma respecto al apartado b) anterior)**

...

...

...

**Apartado b)**

**Continuación ejercicio 2.**

Apellidos: \_\_\_\_\_ Número: \_\_\_\_\_





Apellidos:

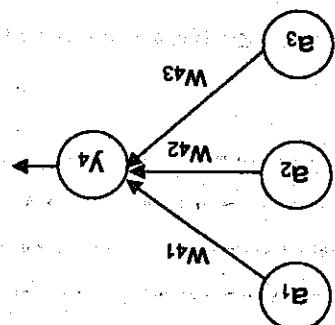
NOMBRE:

Ejercicio 3:

Sea el Perceptrón de la figura con 3 neuronas en la capa de salida Y 1 en la de salida.

Aplicar el algoritmo de aprendizaje para encontrar los valores de los pesos  $w_{ij}$  que conectan a las neuronas de la capa de entrada con la neurona de salida, de modo que sea capaz de resolver el problema mostrado en el siguiente cuadro:

$a_1$	$a_2$	$a_3$	$y_4$
-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1
+1	+1	+1	+1
+1	+1	+1	+1
+1	+1	+1	+1
-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1



Aplicar el algoritmo inicializando los pesos  $w_{ij}$  a cero y con  $\alpha = 1$ .

35 minutos - 10 puntos

