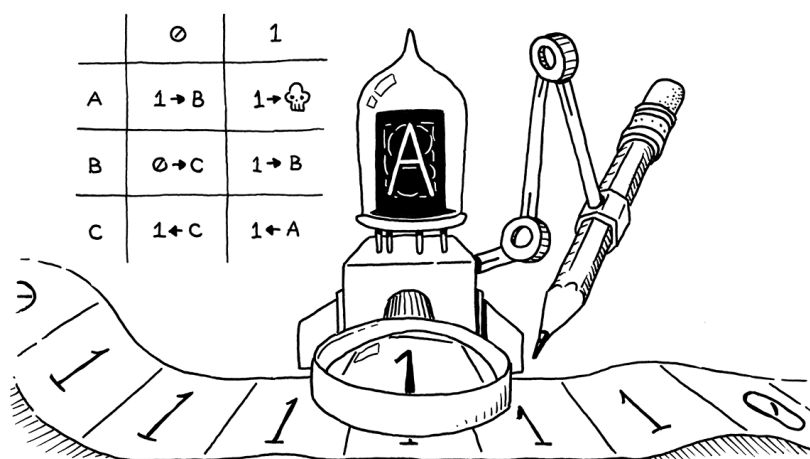


UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI TRIESTE

Marco Sgobino

Dispense del corso di

COMPLESSITÀ E CRITTOGRAFIA



Anno Accademico 2021-2022

Questo documento è stato prodotto in LaTeX. Il codice sorgente
è reperibile al seguente indirizzo,
<https://gitlab.com/sgob/compl-repo>

Un grazie va a *Matthew Butterick*, ed ai suoi preziosissimi
consigli sull'uso corretto (e responsabile) della tipografia.
<https://practicaltypography.com/>

Le immagini sono state realizzate tramite il programma *Inkscape*.

I font utilizzati in questo documento sono rilasciati con licenza SIL Open Font
License v1.10

Indice

1	La macchina di Turing	5
1.1	Descrizione della macchina	5
1.1.1	Equivalenza fra macchina di Turing e \mathcal{R}	9
1.1.2	Macchina di Turing per il calcolo della somma	10
1.2	Altre versioni della macchina di Turing	12
1.2.1	Estensioni e menomazioni	12
1.2.2	Macchina RAM per <i>accettare</i> stringhe	15
1.2.3	Macchina di Turing definita a grafo	17
2	Le macchine non deterministiche	21
2.1	Gerarchie delle potenze di calcolo	21
2.1.1	Alcune definizioni sulle stringhe	22
2.2	La macchina di Turing non deterministica	23
2.2.1	Equivalenza fra macchine non deterministiche e macchine multinastro	25
3	Le reti neurali di Hopfield	27
3.1	Il neurone reale ed il neurone simulato	30
3.2	La rete discreta di Hopfield	31
3.2.1	Gli stati stabili	34
3.2.2	La macchina di Boltzmann	36
3.3	La rete continua di Hopfield	40
3.4	Soluzione dei problemi con la rete di Hopfield	42
3.4.1	Il problema della memoria indirizzabile	43
3.4.2	Il problema delle somme parziali	44
3.4.3	Il traveling salesman problem	46
3.5	Sommario delle caratteristiche delle reti neurali	48

4 La computazione DNA

49

Capitolo 1

La macchina di Turing

1.1 - Descrizione della macchina

Una *macchina di Turing* è una macchina che è descritta da un insieme di *simboli* $\Gamma = \{\alpha, \beta, \gamma, \delta, \dots\}$ *finito* e da un insieme di *stati* $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$ anch'esso *finito*. La macchina di Turing dispone di un nastro di memoria *potenzialmente illimitato* a destra e a sinistra, avente delle celle contenenti i simboli; essa identifica il simbolo nella posizione dove la *testina* della macchina è collocata sul nastro. Ad ogni iterazione della macchina di Turing viene letto il simbolo, e a seconda dello stato q_i , viene intrapresa un'azione fra le 3 seguenti:

- spostamento della testina a destra;
- spostamento della testina a sinistra;
- riscrittura del simbolo sotto la testina con uno qualsiasi appartenente all'alfabeto di simboli.

Nello specifico, una macchina di Turing è univocamente identificata dalla sua *matrice di transizione* $\delta : Q \times \Gamma \rightarrow Q \times (\Gamma \cup \{L, R\})^1$, dove i simboli L ed R sono rappresentativi dell'azione di spostarsi, rispettivamente, a sinistra e a

¹In talune circostanze, è possibile trovare una definizione differente, cioè

$$\delta : Q \times \Gamma \rightarrow Q \times \Gamma \times \{L, R\};$$

destra del nastro di memoria. La matrice di transizione lega, dunque, ciascuno stato al simbolo collocato immediatamente sotto alla testina nel nastro di memoria, stabilendo in maniera univoca l'azione da intraprendere. Si può dire dunque che la matrice di transizione fornisce alla macchina di Turing l'elenco delle possibili azioni da intraprendere, alla lettura di un simbolo sulla cella corrente, a seconda dello stato in cui si trova. L'insieme delle azioni che la macchina di Turing compie è quindi la realizzazione del programma stesso, quello che nei termini del modello RAM si sarebbe detto essere la sequenza di istruzioni elementari.

Una macchina di Turing può anche essere accompagnata da un alfabeto *ausiliario*, ovverosia un alfabeto \mathcal{V} comprendente simboli simili a quelli di Γ , ma che vengono utilizzati qualora la macchina di Turing avesse già *processato* la cella in questione (i simboli ausiliari sono “simili” a quelli dell'alfabeto tradizionale, ma hanno una differenza che ne permette il riconoscimento). Tipicamente, l'utilizzo dell'alfabeto ausiliario è importante nel caso specifico in cui si adoperino procedure per le quali è utile ricordare se una cella sia già stata in precedenza processata dalla macchina di Turing, oppure no - in ogni caso, l'alfabeto ausiliario è meramente un sussidio che permette una semplificazione della procedura o aiuta ad interpretare il comportamento della macchina, non è in nessun modo un qualsivoglia tipo di estensione della macchina di Turing. Come sarà mostrato in seguito, ciascuna altra possibile definizione di macchina di Turing è, dal punto di vista della potenza computazionale, del tutto equivalente alla definizione già data sopra.

	q_1	q_2	\cdots	q_n
α	β/q_2	γ/q_2	\cdots	
β	L/q_1	γ/q_3	\cdots	
γ	γ/q_3	R/q_2	\cdots	
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	

Tabella 1.1: Possibile matrice di transizione per una macchina di Turing. Le righe corrispondono ai simboli dell'alfabeto Γ , mentre le colonne sono corrispondenti ai singoli stati dell'insieme Q . Ogni elemento della tabella indica il simbolo da scrivere/stato in cui la macchina dovrà trovarsi al passo successivo,

in altre parole, è una macchina che *si muove sempre sul nastro*, poiché per ogni stato è sempre definito un movimento. Per questo tipo di macchina, sono necessarie diverse regole d'ingaggio, e i programmi in essa costruiti saranno radicalmente differenti. La differenza fra i due modelli rappresenta un'evidenza della versatilità della macchina di Turing.

Diversamente dal modello RAM, la quantità di memoria destinata ad ogni cella è *limitata*, poiché vi può essere collocato soltanto un numero finito di simboli, quelli appunto dell'insieme Γ . Ciononostante, la macchina di Turing si presta meglio alla trattazione di stringhe, poiché i simboli possono rappresentare qualsivoglia tipologia di entità astratta, mentre per il modello RAM si avrebbe necessità di una codifica fra numeri reali e simboli da trattare. Non vi è più dunque la limitazione imposta dal fatto che all'interno di una cella possa risiedere esclusivamente un numero naturale, non importa quanto grande sia; nella macchina di Turing le celle possono contenere simboli di qualsiasi natura essi siano. Lo "svantaggio", tuttavia, è che all'interno di ogni cella non può essere contenuta una quantità *arbitraria* di informazione, come invece avveniva per il modello RAM, che faceva uso dei numeri naturali.

Tipicamente, assieme all'alfabeto che definisce una macchina di Turing viene definito un sottoinsieme sigma di *simboli di input*, $\Sigma \subset \Gamma$, in concomitanza al quale viene definito un simbolo vuoto, *blank*, $b \in \Gamma - \Sigma$. Il simbolo b incarna dunque l'idea di *cella vuota* - si pensi infatti al valore che una cella di memoria primaria qualsiasi di un computer reale avrebbe, al momento immediatamente successivo all'accensione: essa risulterebbe posta allo zero logico, di fatto non conterrebbe alcun valore d'interesse, dato che essa non è ancora stata "toccata" dall'esecuzione di alcun programma. Il simbolo *blank* sta a significare proprio questo, ed è l'equivalente del valore 'zero' del modello RAM, dove all'avvio del programma ogni cella di memoria fuorché quelle contenenti i valori di ingresso contiene il numero reale 0.

Ricapitolando, ogni macchina di Turing viene univocamente definita da:

- un insieme finito di simboli Γ – essi comprendono sia i simboli di input Σ che il simbolo *blank* b ;
- un insieme finito di stati Q ;
- una funzione (matrice) di transizione $\delta : Q \times \Gamma \rightarrow Q \times (\Gamma \cup \{L, R\})$.

Una diversa maniera per definire una macchina di Turing è tramite la *quaterna* o *quadrupla* q_i, s_j, α, q_k , dove q_i è lo stato in cui si trova la macchina, s_j è il simbolo letto dalla testina, α è il simbolo scritto nella matrice di transizione e q_k è lo stato successivo in cui la macchina di Turing si troverà al termine

dell'esecuzione di α . In particolare, l'operazione che la macchina di Turing effettua dipende dal simbolo α scritto nella matrice di transizione:

- se $\alpha = s_i$, sostituisci il simbolo s_j con s_i ;
- se $\alpha = R$, muovi la testina a destra;
- se $\alpha = L$, muovi la testina a sinistra.

In parole povere, una macchina di Turing può sovrascrivere un simbolo presente sulla cella con un altro presente nel suo alfabeto, Γ , può spostare la testina di un'unità a destra, e può fare altrettanto a sinistra.

Resta da scegliere il nodo relativo alla terminazione della macchina di Turing. Nel modello RAM, la terminazione avveniva qualora le istruzioni si fossero esaurite, o più precisamente qualora l'indice dell'istruzione successiva fosse quello di un'istruzione assente nella sequenza che definisce la procedura. In assenza del concetto di "istruzione", secondo quale regole dovrebbe terminare una macchina di Turing?

Lo *stop* della computazione di una macchina di Turing avviene qualora la coppia q_i, s_j **non** sia presente nella matrice di transizione. Nel caso di una coppia simbolo—stato non presente nella matrice di transizione, la macchina di Turing avrà terminazione, e vi sarà il riconoscimento del valore finale di computazione, espresso similmente al caso del modello RAM con una convenzione che permetta di identificare il valore finale del risultato della computazione.

Se lo stop della computazione è stato chiarito, ora resta da definire il metodo con cui andremo a recuperare il valore finale della computazione. Convenzionalmente, l'esito di una macchina di Turing è una particolare configurazione di memoria dello stato finale. Si è infatti scelto che il risultato $f(x)$ sia da leggersi come il numero totale di occorrenze di 1 (meno una) sul nastro nella configurazione iniziale, se la computazione è andata a convergenza - indefinito altrimenti. La sequenza di occorrenze del simbolo 1 è delimitata dal carattere *blank*. Quindi vi saranno $f(x)+1$ simboli '1', e pertanto sarà da contare un simbolo '1' in meno (lo '0' sarà indicato con la presenza di un singolo simbolo '1'). Per quanto invece riguarda i risultati di tipo *vettoriale*, cioè del tipo $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, ebbene sarà sufficiente costruire n "quadrati" in cui racchiudere gli $x + 1$ simboli 1, ciascuno delimitato dal simbolo b . In altre parole, la situazione è quella descritta dalla Figura 1.1.

Per via dell'utilizzo tramite la matrice di transizione è particolarmente difficile programmare sulla macchina di Turing - questo è principalmente dovuto al fatto che la macchina di Turing è una macchina 'a stati', dove non vi è un insieme di istruzioni da applicare direttamente, ma è necessario determinare prima di tutto la matrice di transizione relativa a ciò che bisogna calcolare, stato per stato e simbolo per simbolo.

Una macchina di Turing, non importa come sia stata definita, può essere adoperata sostanzialmente per compiere 3 operazioni:

1. per il *calcolo* di una funzione – la macchina di Turing è intesa come *calcolatore*, e lo scopo è quello di calcolare una funzione $f : \mathbb{N}^n \rightarrow \mathbb{N}$. In questo caso, la macchina di Turing risulta essere meno efficiente del modello RAM, per via dell'assenza del comodo sistema di istruzioni presente in quest ultimo;
2. per il *riconoscimento* di una stringa – la macchina di Turing è intesa come *accettore*. In questo contesto la MdT è molto più efficiente del modello RAM, poiché non è richiesta la codifica da numeri naturali a simboli;
3. per la *decisione* di un predicato – la macchina di Turing è intesa come *decisore*.

1.1.1 - Equivalenza fra macchina di Turing e \mathcal{R}

Un importante teorema definisce l'equivalenza della macchina di Turing (avente insieme delle funzioni computabili \mathcal{TC} all'insieme delle funzioni

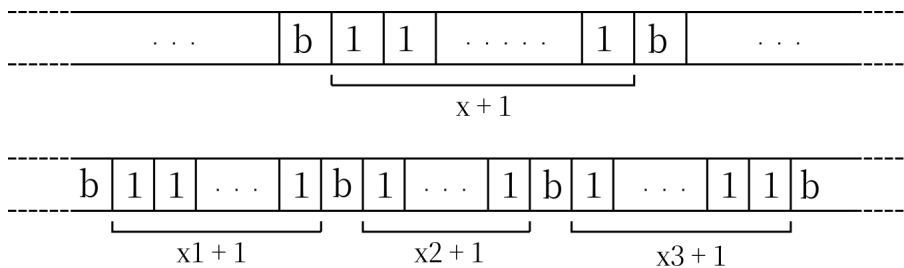


Figura 1.1: Risultato singolo (sopra) e *vettoriale* (sotto) di una macchina di Turing.

parziali ricorsive \mathcal{R} , e lo lega indissolubilmente all'insieme delle funzioni computabili dal modello RAM C .

Teorema 1 *dell'equivalenza della macchina di Turing all'insieme \mathcal{R} delle funzioni parziali ricorsive*

$$\mathcal{R} \equiv \mathcal{TC} \equiv C$$

DIMOSTRAZIONE — Un possibile spunto di dimostrazione di $\mathcal{TC} \subseteq \mathcal{R}$ si ha grazie al fatto che la configurazione e lo stato della MdT durante la computazione possono essere codificati da un numero naturale; le operazioni sulla macchina sono rappresentate da funzioni ricorsive su questi numeri. Il viceversa è invece mostrabile tenendo conto che si può verificare che \mathcal{TC} contiene le funzioni di base ed è chiusa rispetto a sostituzione, ricorsione e minimazione illimitata.

1.1.2 - Macchina di Turing per il calcolo della somma

Supponiamo di voler fare la somma fra due numeri interi naturali, x ed y . In questo caso, la macchina di Turing dovrebbe calcolare la funzione $f(x, y) = x + y$. Per fare ciò, costruiremo gli elementi fondamentali della macchina di Turing. In particolare, avremo che l'alfabeto di simboli $\Gamma = \{0, 1, b\}$, cioè avremo bisogno esclusivamente di 2 simboli eccezion fatta per il simbolo *blank*, mentre invece faremo uso di 3 stati $Q = \{q_1, q_2, q_3\}$. Lo stato iniziale è lo stato q_1 , mentre lo stato finale è q_3 . Resta ora da definire la matrice di transizione. Uno fra i tanti modi di definirla è il seguente (faremo uso delle quadruple),

q_1	1	b	q_1
q_1	b	R	q_2
q_2	1	b	q_3
q_2	b	R	q_2

Tabella 1.2: Matrice di transizione per la macchina di Turing che calcola $f(x, y) = x + y$.

L'idea è quella di togliere due simboli 1, di modo che gli 1 rimanenti corrispondano al valore del risultato finale. Infatti, provando a calcolare $f(2, 1) = 3$ avremo che

q_1	1	1	1	<i>b</i>	1	1	<i>b</i>	<i>b</i>
q_1	<i>b</i>	1	1	<i>b</i>	1	1	<i>b</i>	<i>b</i>
q_2	<i>b</i>	1	1	<i>b</i>	1	1	<i>b</i>	<i>b</i>
q_3	<i>b</i>	<i>b</i>	1	<i>b</i>	1	1	<i>b</i>	<i>b</i>

ed il numero finale di simboli 1 corrisponde proprio al valore della somma, $2 + 1 = 3$.

Possiamo anche costruire un grafo della macchina di cui sopra, mostrato in Figura 1.2.

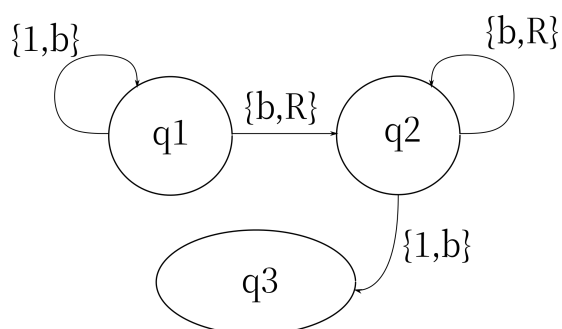


Figura 1.2: Grafo della macchina di Turing per le somme.

1.2 - Altre versioni della macchina di Turing

1.2.1 - Estensioni e menomazioni

Una macchina di Turing può essere apparentemente potenziata mediante l'estensione di essa tramite l'uso di *nastri multitraccia*. In altre parole, anziché adoperare un singolo nastro, si adoperano più nastri contemporaneamente. La macchina di Turing viene espansa tramite l'aggiunta di uno *stato della memoria suppletiva*, che ci indica il numero del nastro dove la macchina di Turing sta agendo. Dunque, ci possiamo immaginare una macchina di Turing con tanti nastri e tante testine che lavorano contemporaneamente, come illustrato in Figura 1.3.

La domanda ora è se l'introduzione della multitraccia consenta di generare una nuova macchina, con capacità di calcolo superiori a quelle della macchina di Turing. La risposta è negativa: dal punto di vista della capacità computazionale, una macchina di Turing multinastro non aumenta né diminuisce le capacità. Una macchina di Turing multinastro può essere implementata con un *sistema multitraccia* - in altre parole, vengono adoperate *tante testine quante sono i nastri*. Ci si può facilmente ricondurre alla macchina di Turing convenzionale semplicemente eliminando il sistema multitraccia e facendo agire la macchina su un nastro alla volta, o per meglio dire, una macchina di Turing multitraccia può essere *simulata* da una macchina di Turing convenzionale: essa dunque, non produce alcun tipo di miglioramento dal punto di vista della computazione, cioè le due macchine hanno **la stessa** potenza computazionale (Figura 1.4).

Tale rappresentazione, tuttavia, può avere il vantaggio di presentare una maggiore somiglianza con il tipo di computazione svolto all'interno di un computer moderno. Si pensi infatti alla memoria RAM, alla memoria cache, al disco rigido e così via; una macchina di Turing può dunque "simulare" qualsiasi computer moderno² semplicemente introducendo tanti nastri e tan-

²Un computer può a sua volta simulare da una macchina di Turing, dal momento che possono essere applicati potenzialmente infiniti banchi di memoria al computer - nella pratica,

te tracce quante sono quelle dei dispositivi fisici adoperati dal calcolatore moderno. Nella fattispecie, si avrà un nastro ed una traccia per la memoria RAM, un altro nastro ed un'altra traccia per la memoria a disco rigido, e così via. In realtà, si tratta esclusivamente di un artificio che ci consente di tracciare un collegamento fra il calcolatore moderno e la macchina di Turing, poiché una macchina multinastro, sia essa multitraccia, può essere *emulata* da una macchina di Turing a nastro singolo.

Il medesimo discorso si applica anche al tentativo di *menomare* la macchina di Turing, nel senso che potremmo pensare di rendere il nastro semi-infinito, cioè illimitato solo a destra o solo a sinistra. In tal caso, benché questa apparente limitazione venga messa in atto, la macchina di Turing menomata avrà di fatto la medesima capacità computazionale di quella “standard”, perché possiamo sempre avere a disposizione una quantità illimitata di memoria da un lato (un po' come per il modello RAM), o far uso di trucchi come quello dell'alfabeto ausiliario \mathcal{V} che comunque faciliterebbero le computazioni in una situazione simile. Comunque la si veda, una macchina di Turing non si può né potenziare né depotenziare, a meno di non effettuare operazioni che sconvolgano il suo funzionamento, oppure rimuovendo l'ipotesi della memoria illimitata da entrambi i lati.

tuttavia, sappiamo che ciò non è possibile, e i banchi di memoria non saranno mai del tutto *illimitati*.

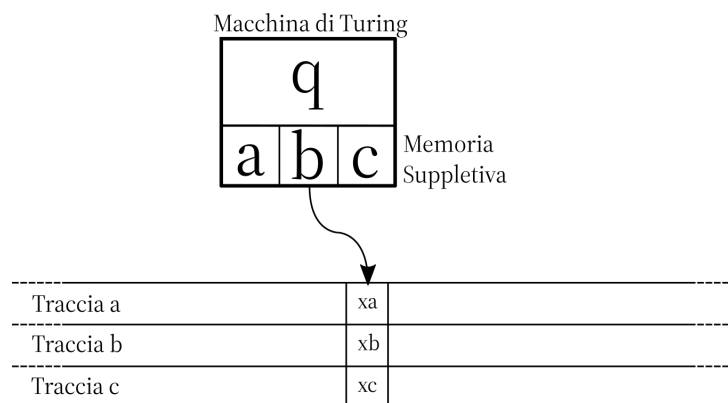


Figura 1.3: Macchina di Turing avente memoria con nastro multitraccia. La testina può collocarsi, una alla volta, su ciascuna delle nastre. La memoria suppletiva rende possibile tenere traccia di quale nastro si sta adoperando per l'esecuzione delle operazioni.

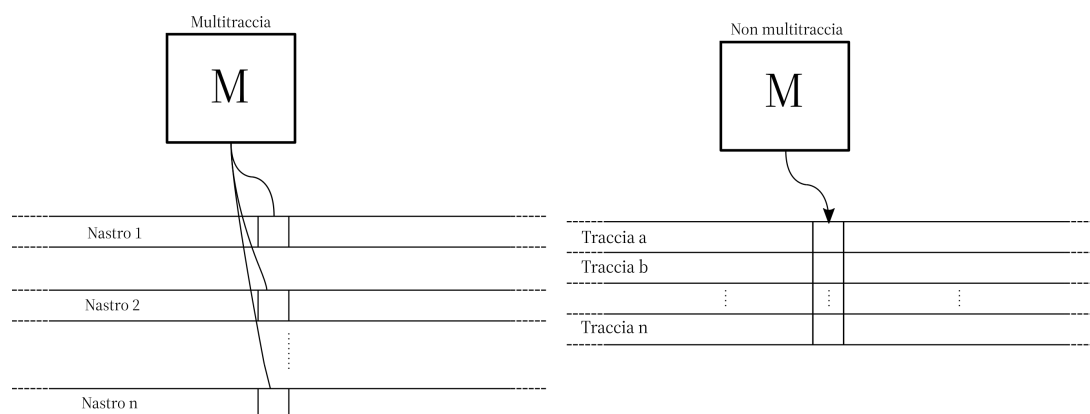


Figura 1.4: Equivalenza fra una macchina di Turing a multitraccia e una macchina di Turing a singola testina. Non importa il numero di testine: la macchina a singola testina potrà sempre percorrere un nastro dopo l'altro, simulando la macchina multitraccia.

1.2.2 - Macchina RAM per *accettare* stringhe

Uno dei possibili utilizzi per una macchina di Turing (o più in generale, per una macchina Turing-equivalente) è quello di *accettore* di stringhe: la macchina riceve in ingresso un simbolo, una *stringa*; essa si dirà *accettata* qualora la computazione risultante terminasse nello stato di ACCETTAZIONE, altrimenti si dirà *rifiutata* qualora la computazione terminasse invece in uno stato di RIFIUTO. Si osservi che, in ogni caso, una macchina di Turing potrebbe ciclare all'infinito; in quel caso saremmo di fronte ad una divergenza.

Nel modello RAM, per accettare una stringa è necessario operare una codifica. In particolare, la stringa viene codificata in un numero naturale e la macchina risponde con “1” o “0” a seconda che la stringa venga o meno accettata. Con la macchina di Turing, invece, si può far intervenire direttamente uno *stato di accettazione* ACCETTAZIONE q_Y o uno *stato di rifiuto* RIFIUTO q_N . La computazione terminerà qualora uno fra questi due stati venisse raggiunto dalla macchina - con conseguente accettazione o rifiuto della stringa a seconda dello stato finale. Un'altra possibilità è quella di accontentarci di *semi-decidere* riguardo l'accettazione di una stringa, cioè di dotarsi di una macchina in grado di riconoscere sì la stringa in questione, ma di *non poterla rifiutare*, poiché in tal caso vi sarebbe un'infinita computazione, una divergenza.

Lo stato iniziale viene di solito denotato con q_0 , e potrebbero esserci degli stati ulteriori “intermedi” fra quello iniziale e quelli terminanti. Un esempio di accettazione è dato dalla macchina illustrata in Figura 1.5. La macchina riconosce il linguaggio dato dalle stringhe con due “zeri” nelle ultime due posizioni a destra, in particolare essa riconosce tutte le stringhe che terminano con “00”.

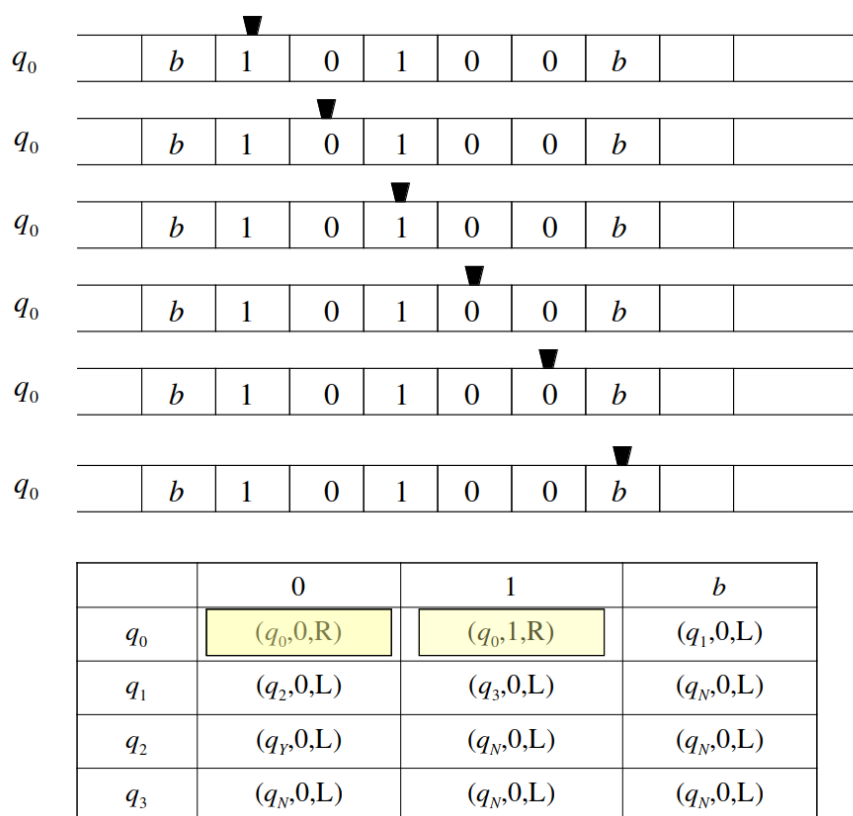


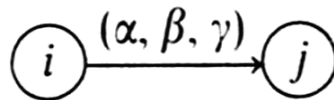
Figura 1.5: Macchina che riconosce il linguaggio dato dalle stringhe con due 0 nelle ultime due posizioni a destra, e suo funzionamento.

1.2.3 - Macchina di Turing definita a grafo

Una macchina di Turing può anche essere “definita a grafo”. In questo modello di definizione, la macchina di Turing,

- ha un *nastro semi-illimitato* a destra, diviso in celle;
- ha un alfabeto *ausiliario* \mathcal{V} ;
- ha un simbolo di spaziatura Δ , equivalente al simbolo *blank* b ;
- un puntatore, del tutto equivalente alla testina;
- un *programma*, definito come **grafo finito orientato**, con i vertici definiti come *stato*. Vi è uno stato di inizio, indicato con INIZIO, e un sottoinsieme eventualmente vuoto di stati di arresto, indicati con ACCETTAZIONE. I nodi del grafo sono collegati da *archi*.

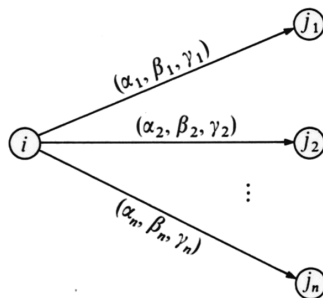
Ciascun arco è della forma



dove

$$\alpha \in \Sigma \cup \mathcal{V} \cup \{\Delta\}, \beta \in \Sigma \cup \mathcal{V} \cup \{\Delta\} \text{ e } \gamma \in \{L, R\}.$$

Dunque, siamo nello stato i ; la macchina legge α , scrive β al posto di α , e infine va a destra oppure a sinistra a seconda che il simbolo γ sia pari ad R o ad L . Una proprietà importante è che tutti gli archi che partono da un medesimo vertice devono avere α diversi.



Se così non fosse, si avrebbero più cammini possibili per uno stesso simbolo - un'ipotesi che come vedremo in seguito sarà violata assumendo che una macchina di Turing possa non essere di tipo *deterministico*.

Si possono disegnare le macchine di Turing direttamente con i grafi. Il problema espresso in Figura 1.6 è il problema del riconoscimento di una stringa avente forma $a^n b^n | n \geq 0$, ed è molto noto nella teoria della computabilità, poiché è un tipico esempio di problema che è risolubile da una macchina di Turing, ma **non risolubile** mediante una *macchina a stati finiti*. Tali macchine, infatti, non presentano alcun tipo di *memoria*, e dunque per questa particolare mancanza non sono in grado di risolvere il problema del riconoscimento. La macchina di Turing, invece, è in grado di risolverlo in virtù della sua superiore potenza di computazione.

Un ulteriore esempio dell'applicazione della macchina di Turing a grafo è mostrato in Figura 1.7, dove la macchina in questione è in grado di concatenare due stringhe a due lettere a e b .

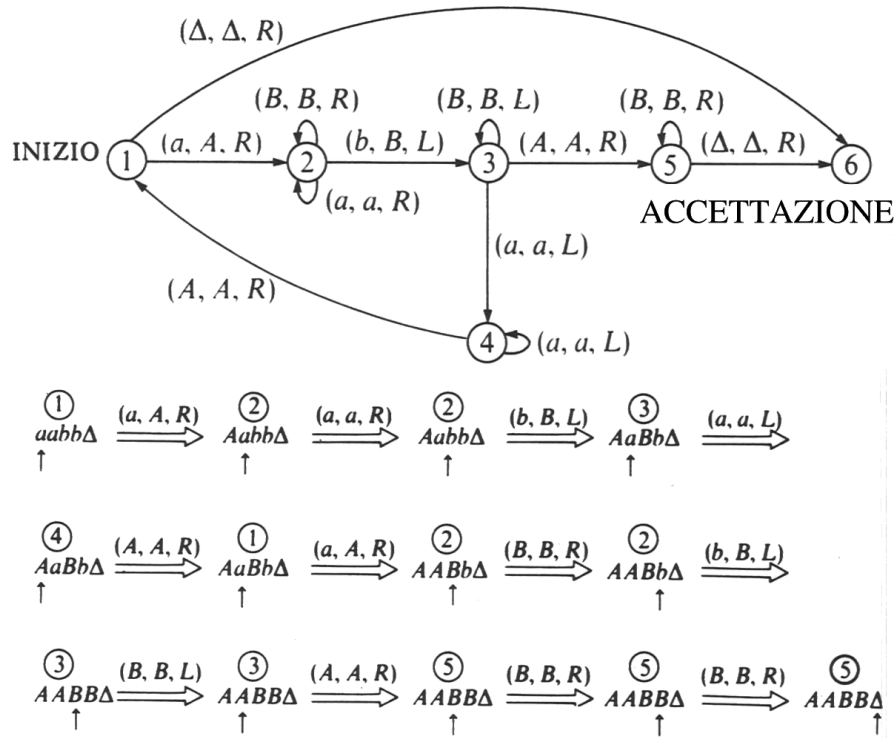


Figura 1.6: Macchina di Turing in grado di riconoscere una stringa della forma $a^n b^n | n \geq 0$.

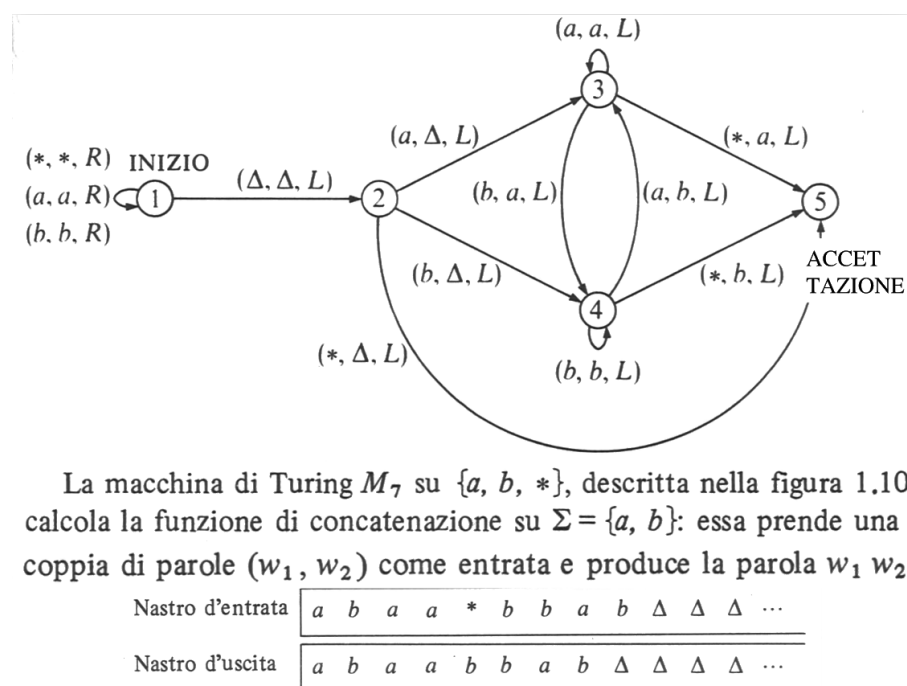


Figura 1.7: Macchina di Turing in grado di concatenare due stringhe w_1 e w_2 .

Capitolo 2

Le macchine non deterministiche

2.1 - Gerarchie delle potenze di calcolo

Oltre alla macchina di Turing nelle sue varie versioni, sono possibili altre tipologie di macchine, con vari livelli di gerarchia fra potenze di calcolo. Il seguente elenco ne illustra alcune,

- macchine a *stati finiti*: in questo caso, hanno 0 *memorie push-down* - le macchine a stati finiti sono le meno potenti in assoluto dal punto di vista computazionale, e non sono in grado di risolvere il problema del riconoscimento di stringhe $a^n b^n$, espresso in Figura 1.6;
- macchine a 1 *memoria push-down*: dotate di una memoria push-down che implementa una pila FIFO (*first in—first out*), hanno una maggiore potenza di calcolo rispetto alla macchina a stati finiti;
- macchine a 2 *memorie push-down*: dotate di 2 memorie push-down, esse sono equivalenti alla macchina di Turing.
- macchine *di Post*: sono uno speciale tipo di macchine a memorie push-down, aventi una memoria di tipo LIFO (*last in—first out*). Esse sono

equivalenti alle macchine a 2 memorie push-down e alle macchine di Turing;

- una macchina con 3 o più pile push-down non fornisce vantaggi dal livello della potenza computazionale, e sono tutte Turing-equivalenti - il vantaggio è semmai nella semplificazione di calcoli fornita dall'introduzione della pila aggiuntiva.

Perciò, la gerarchia delle potenze di calcolo è la seguente, dall'alto verso il basso:

1. Macchine non deterministiche di Turing, con due memorie push-down - — Macchine di Turing, Modello RAM, Macchine di Post, macchine finite con due memorie push-down (sono in grado di accettare $\{a^n b^n a^n | n \geq 0\}$). Si potrebbe dimostrare che le macchine di Turing deterministiche e non deterministiche hanno la medesima potenza di calcolo;
2. Macchine finite non deterministiche con una memoria push-down, sono in grado di riconoscere $\{ww^R | w \in \{a, b\}^*\}$ ¹;
3. macchine finite con una memoria push-down, riconoscono $\{a^n b^n | n \geq 0\}$;
4. Macchine finite non deterministiche senza memorie push-down — macchine finite senza memorie push-down — automi finiti.

2.1.1 - Alcune definizioni sulle stringhe

Sia dato l'alfabeto Σ^* . Faremo uso di tre fondamentali funzioni definite su Σ^* :

- l'operazione $testa(x)$, che fornisce la “testa” di una stringa, ovverosia la lettera di estrema sinistra della parola x ;
- l'operazione $coda(x)$, la quale invece fornisce la “coda” di una stringa, o la stringa privata della sua testa x ;

¹Il *nodo di decisione* che introduce il non determinismo serve per gestire la situazione data dall'incapacità di riconoscere il punto di rottura ww^R , cioè il punto in cui finisce w ed inizia w^R . Con il non determinismo, ogniqualvolta si arriva al nodo di decisione si tengono valide entrambe le possibilità - dunque, è più potente della macchina ad una memoria push-down, ma deterministica.

- l'operazione $\sigma \cdot x$, che *concatena* la lettera σ e la parola x , per formare un'unica parola nuova.

2.2 - La macchina di Turing non deterministica

La macchina di Turing effettiva è di tipo *deterministico*. Nella fattispecie, una macchina deterministica definita a grafo vede ciascun arco che parte dallo stesso vertice avere *simboli diversi*. Se ciò non fosse vero, leggendo un unico simbolo α_i e trovandosi nello stato q_j la macchina di Turing non potrebbe “scegliere” il percorso, poiché ne esisterebbe più di uno. Viceversa, una macchina *non deterministica* rompe questa assunzione, e permette alla macchina di compiere una scelta, sia essa arbitraria o del tutto casuale, riguardo quale percorso seguire fra i vari disponibili.

Il *non determinismo* viene introdotto per due ragioni:

- si desidera osservare se una macchina di Turing non deterministica sia o meno più *potente* di una macchina di Turing deterministica;
- si cerca di valutare se possano esistere differenti paradigmi di computazione (ad esempio, computazione parallela).

Una *macchina di Turing non deterministica* può avere nel suo diagramma di flusso dei *nodi di decisione* dove a fronte di un medesimo simbolo vi sono *più archi possibili* - il non determinismo viene dunque introdotto da questo fenomeno: una macchina di Turing non deterministica può scegliere il suo percorso con una legge non deterministica, ma semmai dettata dal caso o da una *scelta arbitraria*.

Una macchina non deterministica accetta l'idea che vi siano più possibilità di sviluppo di una computazione a fronte di un medesimo simbolo identificato sul nastro e associato ad un determinato stato; sono dunque possibili diversi percorsi di computazione. Questo tipo di macchina, ad esempio, potrebbe percorrere *tutti i percorsi simultaneamente*, concependo il **parallelismo** nella computazione, nel senso che più possibilità e percorsi nel calcolo sono possibili. Questa potenzialità, apparentemente di gran lunga migliorativa, **non aumenta** la potenza di calcolo della macchina di Turing. Una macchina

di Turing deterministica può, infatti, simulare una macchina non deterministica: è sufficiente compiere una ricerca per ogni diramazione dell'albero dei nodi, con un aumento esponenziale² del numero di operazioni da effettuare, ma pur sempre un'operazione realizzabile e computabile da una macchina di Turing. Una macchina non deterministica ha dunque il potenziale vantaggio di poter risolvere problemi in *tempo lineare* che dalla macchina deterministica sarebbero risolti in tempo esponenziale.

In questo caso, il parallelismo è insito nella macchina non deterministica; supponendo di voler risolvere un problema di accettazione, la stringa si considera *accettata* qualora uno qualunque fra i percorsi possibili incappa nello stato di ACCETTAZIONE. Una parola $w \in \Sigma^*$ si dice *accettata* da una macchina di Turing non deterministica se esiste una computazione della macchina M che cominci con entrata $x = w$, e che termini ad un arresto con lo stato di ACCETTAZIONE. Se w non viene accettata e lo stato di arresto è quello del RIFIUTO, allora si dice che w è *rifiutata*. In alternativa, siamo di fronte ad un ciclo infinito $w \in \text{ciclo}(M)$, cioè dinanzi ad una divergenza.

Possiamo quindi pensare ad una macchina di Turing non deterministica come ad una macchina avente per ogni cella, nella matrice di transizione, un insieme $\delta(q, s)$ di triple q_i, s_i, α_i , dove $\alpha_i \in \{L, R\}$ e ad ogni elemento dell'insieme corrisponde una possibile scelta da compiere arbitrariamente o casualmente; dunque da lì è ottenuto il non determinismo della macchina. Ogni possibile scelta genererà un diverso ramo nell'albero della computazione - per l'accettazione di un simbolo è sufficiente che uno *qualsiasi* fra i rami di computazione termini nello stato di ACCETTAZIONE. Dunque, benché una macchina di Turing non deterministica non **aumenti** la potenza di calcolo intrinseca della macchina, essa consente la **parallelizzazione** dei possibili percorsi della computazione, rendendo di fatto possibile risolvere in tempo lineare problemi che sarebbero risolubili (comunque), ma in tempo esponenziale per una macchina deterministica.

²L'aumento esponenziale è dovuto al fatto che, ad ogni diramazione effettuata da una macchina di Turing non deterministica, la relativa macchina deterministica dovrà (almeno) sdoppiarsi su 2 percorsi.

2.2.1 - Equivalenza fra macchine non deterministiche e macchine multinastro

Teorema 2 *Ogni macchina di Turing non deterministica ha un equivalente macchina di Turing deterministica multinastro.*

DIMOSTRAZIONE — Una traccia della dimostrazione è una ricerca nell'albero di computazione. Con almeno due nastri, si simula con uno la macchina non deterministica mentre con l'altro si collezionano tutti i possibili k “prossimi passi” della tabella di transizione. La macchina di Turing deterministica allora controllerà tutte le configurazioni stato—simbolo, livello per livello, dell'albero di computazione. Lo stato finale di ACCETTAZIONE terminerà la computazione complessiva.

L'idea è quella, dunque, di *simulare* il non determinismo compiendo un numero crescente in modo esponenziale di passi, uno per ogni ramo dell'albero non deterministico di computazione.

Teorema 3 *Ogni macchina di Turing non deterministica $T_M(n)$ ha un equivalente macchina di Turing deterministica con ordine $2^{O(T_M(n))}$.*

DIMOSTRAZIONE — Una traccia può essere che il numero massimo di foglie è $O(b^{T_M(n)})$, dove b è il numero di figli. Il tempo per viaggiare dalla radice lungo ogni ramo è, per una macchina multinastro,

$$O(T_M(n)b^{T_M(n)}) = 2^{O(T_M(n))},$$

mentre per una macchina a nastro singolo

$$(2^{O(T_M(n))})^2 = 2^{O(2T_M(n))} = 2^{O(T_M(n))},$$

dunque l'ordine è lo stesso.

In altre parole, una macchina non deterministica è in grado di “evocare” un numero esponenziale ed arbitrariamente elevato di macchine di Turing deterministiche - tale funzionalità però è irrealizzabile, poiché corrisponderebbe a dotare la propria macchina di un numero arbitrario di unità di calcolo, ciascuna per ogni possibile passo della computazione, per farle lavorare in parallelo. Se ciò fosse invece possibile nel mondo materiale, potremmo effet-

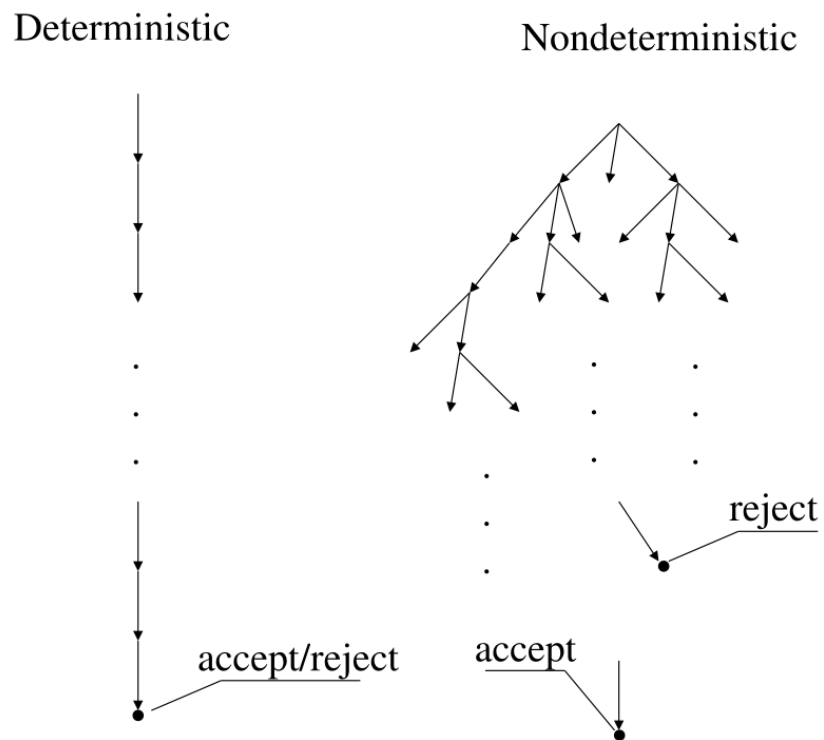


Figura 2.1: Esempio di computazione “in parallelo” effettuata dalla macchina non deterministica (a destra), e simulazione da parte della macchina deterministica (a sinistra).

tivamente risolvere problemi difficilmente trattabili in tempo polinomiale, rendendoli di fatto trattabili.

Capitolo 3

Le reti neurali di Hopfield

Le *reti neurali* incarnano un diverso paradigma di computazione rispetto a quello della computazione procedurale algoritmica. Storicamente esse prendono spunto dalla natura, in particolare dal concetto di *neurone*, inteso come singola unità di calcolo, dotata di input, di output e di una *funzione caratteristica*. Diversamente dall'idea della computazione procedurale, dove la *complessità* è definita tramite la complessità di tipo computazionale (o temporale), le reti neurali esprimono la loro complessità attraverso la **complessità strutturale**, o **complessità circuitale**. In altre parole, per risolvere un problema l'idea è quella di aumentare la complessità di tipo circuitale della rete, ad esempio aggiungendo neuroni, facendo variare le conduttanze, adoperando diverse funzioni di attivazione. La computazione è di tipo *collettivo*, ed emerge come proprietà dell'*evoluzione dinamica* della rete. Ogni decisore locale, detto *neurone*, non ha visibilità della computazione globale, e svolge il proprio compito localmente — ogni decisore locale concorre alla soluzione globale in modo sfumato, con il proprio valore in stato alto o basso: la rete è **robusta** rispetto a malfunzionamenti locali, poiché ciascun neurone singolo non è critico e non può pregiudicare l'intera rete da solo. Spesso è addirittura possibile eliminare qualche neurone senza che la rete ne risenta in maniera rilevante.

Dal punto di vista strettamente logico, il paradigma di computazione a reti neurali è l'unico paradigma radicalmente differente da quello procedurale,

mentre il paradigma *a DNA*¹ è una tipologia di calcolo che, nella realtà, non differisce sostanzialmente dal metodo procedurale.

Esistono due filoni di reti neurali; il primo associato ai **perceptron**, macchine a strati che fungono da riconoscitori di pattern e configurazioni. Le variabili di ingresso rappresentano un ente, una configurazione del sistema esterno, e il perceptron è in grado di fornire in output una risposta che consente di riconoscere tale configurazione o pattern in base a come essa sia stata configurata e ai suoi parametri. I cosiddetti *multilayer perceptron* sono particolari casi di perceptron, aventi i neuroni organizzati in *layer*. Vi sono due layer “principali” di input e di output, e dei layer “nascosti” (in gergo *hidden layer*) dove avvengono ulteriori passaggi intermedi. Tipicamente, i layer sono costituiti da neuroni aventi particolari *funzioni di attivazione*. Le funzioni di attivazione sono ciò che determina il comportamento dei singoli neuroni - in particolare, esse determinano la maniera in cui un neurone debba attivarsi o rimanere nello stato di quiete. I perceptron hanno la caratteristica fondamentale di essere *feed-forward*, cioè di avere una *direzionalità* nella rete: i neuroni non possono essere connessi in cicli, cioè il corrispondente grafo è aciclico. L'infrastruttura dei perceptron ha un comportamento di tipo euristico, cioè non esiste alcun modello di computazione associato alla struttura, non vi sono teoremi e, di fatto, manca un apparato matematico. Per modellare un perceptron, solitamente, si adottano tecniche euristiche di *machine learning*, con apprendimenti automatici.

Il secondo filone, invece, è quello della *rete di Hopfield*; tale filone sarebbe in grado, in linea di principio, di **risolvere problemi** di natura matematica. Mediante una rete di Hopfield è possibile risolvere ad esempio il *traveling salesman problem*, un problema presumibilmente intrattabile². Le reti di Hopfield, diversamente dai perceptron, possono essere modellate con grafi ciclici, dunque esistono percorsi ciclici fra neuroni.

Ambedue i modelli, tuttavia, non possono essere considerati dei veri e propri modelli alternativi a quello della macchina di Turing, in primis per l'assenza dell'apparato matematico, e in secondo luogo poiché è stato dimostrato che

¹Trattasi di un paradigma di calcolo dove si va a cercare lo spazio delle soluzioni tramite una vera e propria ricerca esauriente, e si catturano quelle più adatte. La potenza di questo metodo è quello di potersi permettere una ricerca esauriente della soluzione, poiché ciascun DNA è infinitesimamente piccolo, e dunque può essere esaminato in parallelo.

²“Presumibilmente” si riferisce al fatto che, fino ad ora, nessuno è riuscito a dimostrare né che tale problema può essere risolto in tempo polinomiale, né che non può esserlo.

nella sostanza e sotto opportune ipotesi una rete neurale ha la stessa potenza di calcolo del modello RAM. Le reti neurali quindi, non sono un modello di computazione alternativo, semmai sono un *paradigma* differente.

Le reti neurali hanno avuto grande successo in 3 periodi storici:

- all'inizio degli anni 40 - nel 1948 fu fornito il primo modello di neurone e rete neuronale. L'idea fu quella di avvalersi di una macchina fisica per simulare il comportamento dei neuroni naturali, presenti nel nostro cervello (Figura 3.1. All'epoca uscirono anche articoli su memorie a breve e lungo termine adoperando reti neurali;
- durante gli anni 80 - nei primi anni 80, Hopfield individuò un modello di reti neurali che associava le reti neurali ad un particolare modello matematico; qualità che prima era assente. Si tratta di una caratteristica fondamentale: quando si cerca di risolvere problemi con le reti neurali, l'assenza di teoremi (ad esempio, quelli asintotici) non ci permette di stabilire la *qualità* di una soluzione, oppure se la computazione andrà in qualche maniera a buon fine. Dunque, l'assenza di un buon apparato matematico che faccia da base alle reti neurali è il principale svantaggio di tale paradigma. Hopfield riuscì a fornire la soluzione di alcuni fra questi problemi matematici, suggerendo la possibilità di risolvere problemi, come ad esempio quello sopra citato del *travelling salesman problem*. Ci fu allora una corsa dal punto di vista scientifico riguardo la possibilità di risolvere in maniera efficiente i problemi presumibilmente intrattabili. Si può dimostrare, tuttavia, che la potenza di computazione di una macchina di Hopfield **non è superiore** alla capacità di computazione della macchina di Turing. Con una macchina di Hopfield non è dunque possibile risolvere in tempo polinomiale problemi che non sono risolubili in tale maniera già dalla macchina di Turing - vi è dunque l'*equivalenza* fra le due macchine. Le reti di Hopfield caddero pertanto ben presto in disuso;
- il terzo ed ultimo periodo d'oro delle reti neurali è il giorno d'oggi, dove la potenza di calcolo superiore delle macchine moderne apre la strada ad un ampio uso delle reti neurali in applicazioni concrete, che si avvalgono della pura potenza computazionale di gran lunga maggiore rispetto al passato per produrre risultati in tempo apprezzabili.

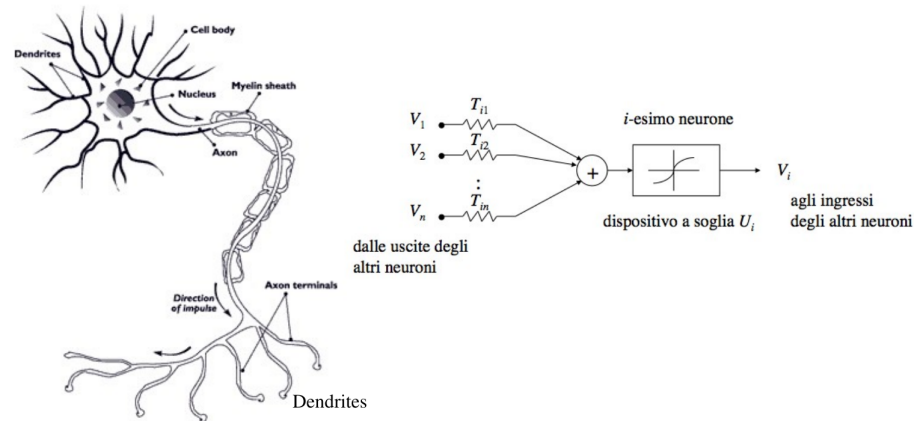


Figura 3.1: Paragone fra neurone naturale e neurone di Hopfield. Si osservino innanzitutto le somiglianze fra le due strutture. La somiglianza principale è il fatto che anche i neuroni naturali presentano vari input e vari output, collegati con diversi altri neuroni. Tipicamente, anche un neurone naturale presenta una vera e propria funzione di attivazione, che ne determina il comportamento “a soglia”. La stimolazione del neurone naturale è stimolata da segnali continui, sebbene il *firing* (eccitazione del neurone) avvenga in maniera discreta.

3.1 - Il neurone reale ed il neurone simulato

Una macchina di Hopfield simula un neurone reale. Vi sono all'incirca 10^{11} neuroni (cento miliardi) nel cervello, i quali formano una rete neuronale di una complessità strabiliante. Il cervello è in grado di svolgere una quantità di compiti enorme, in modo molto efficiente - il cervello è infatti la struttura più complessa che esista nell'universo noto, non paragonabile ad alcun altro tipo di struttura, sia essa già esistente in natura o creata artificialmente. I segnali elettrici nel cervello si sviluppano nell'ambito dei *segnali continui*, tuttavia il funzionamento di un neurone si svolge, in realtà, propriamente nell'ambito dei *segnali discreti*. Vi sono infatti i cosiddetti *spike*: un neurone si “eccita” o si “rilassa”, manifestando dunque un comportamento discreto secondo questo punto di vista, anche se il sottostante segnale è, di fatto, un segnale elettrochimico di natura continua.

3.2 - La rete discreta di Hopfield

La **rete discreta di Hopfield** è composta da singoli neuroni, modellati tramite le tensioni elettriche. Ciascun i -esimo neurone ha la forma illustrata in Figura 3.1: esso è dotato di n ingressi V_j collegati ad altri neuroni, delle “conduttanze” dal valore $T_{i,j}$ che simulano i contatti fra neuroni³; ciascuno degli ingressi si sommerà e la somma verrà valutata dalla *funzione di attivazione*, collocata nella parte centrale. Il neurone di Hopfield è un dispositivo dal comportamento a *soglia* (sigmoide): la funzione di attivazione pesa la somma degli ingressi, producendo un output V_i **pressoché discreto** da dirigere agli ingressi di altri neuroni. Nel caso discreto, la soglia si dice essere *rigida*: stabilita la soglia U_i del neurone, avremo due possibilità,

- o $V_i = 1$ se $\sum_{j \neq i} T_{ij} V_j > U_i$;
- oppure $V_i = 0$ se $\sum_{j \neq i} T_{ij} V_j < U_i$;

cioè la soglia determina il comportamento che l'uscita del neurone presenta a seconda dei valori dell'ingresso (o più precisamente, a seconda di quanto vale la loro somma pesata dalle conduttanze T_{ij}).

In un certo senso quindi, si può affermare che un neurone di Hopfield si comporta “discretamente”, nel senso che il suo valore di uscita può assumere valori o prossimi allo 0, o prossimi all'1, con possibili valori intermedi dipendenti esclusivamente dalla forma che la funzione di attivazione presenta (si assume che essa difficilmente possa avere la forma di un perfetto gradino, e che esistano porzioni di essa in cui il valore è compreso fra 0 ed 1 con valori continui. Ciononostante, è sufficiente interpretare il segnale continuo in senso discreto, cioè valutando con un'opportuna soglia il valore dell'output di un neurone, un po' come avviene nei circuiti digitali). Nella fattispecie, consideriamo un comportamento a soglia di tipo ideale, cioè nel quale la funzione di attivazione è un gradino ideale.

Per quanto concerne le reti di Hopfield, è importante fare due osservazioni. La prima è che se $V_i = 1$, in ogni caso (sia che fosse già in 1 o che fosse in

³Il valore di tali conduttanze *varia* in funzione del tempo, in particolare in base a quanto frequentemente il neurone viene sollecitato - questo modello artificiale è basato su quello reale, dove i dendriti variano a seconda della frequenza con cui il neurone viene sollecitato.

0) si ha che $\Delta V_i \geq 0$. Viceversa, se $V_i = 0$, in ogni caso si avrà che $\Delta V_i \leq 0$: questa cruciale osservazione ci permette di stabilire che

$$\Delta E = -\Delta V_i \left(\sum_{j \neq i} T_{ij} V_j - U_i \right) \leq 0,$$

cioè la variazione di energia, ovvero la potenza, è *sempre minore di zero*. La **variazione dell'energia della rete**, dunque, è **sempre negativa**. Questo fatto è di fondamentale interesse, poiché ci definisce la maniera in cui la rete tende ad evolversi, riducendo ad ogni passo la quantità di energia totale.

La seconda importante osservazione è che nel caso in cui si assuma una simmetria della rete (cioè quando il neurome i -esimo incide sul neurone j -esimo tanto quanto il neurone j -esimo incide su quello i -esimo), l'energia E_i del neurone i -esimo sarà pari a

$$E_i = -V_i \left(\sum_{j \neq i} T_{ij} V_j - U_i \right),$$

e sotto ipotesi $T_{ij} = T_{ji}$, si ha infine che l'**energia della rete di Hopfield** E è pari a

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i,j \neq i} T_{ij} V_i V_j + \sum_i V_i U_i, \quad (3.1)$$

un termine corrispondente ad una *forma quadratica*.

Dunque, per come è stata impostata la rete e per le due osservazioni effettuate sopra, l'energia della rete è associata ad un funzionale che decresce sempre: tenendo conto di tale risultato fondamentale, si può costruire una rete di Hopfield.

I neuroni possono, almeno secondo una particolare configurazione iniziale, non presentare un valore dell'uscita adeguato ai valori presenti all'ingresso. In ogni istante discreto, ciascun neurone ha la medesima probabilità di essere eccitato (firing), cioè si può verificare la compatibilità del suo valore di uscita sulla base della somma pesata degli ingressi. Potrebbe darsi che la somma degli ingressi sia maggiore della soglia U_i , ma che il valore d'uscita sia basso, o viceversa che la somma degli ingressi presenti un valore basso, con uscita alta - in tal caso, avremo che il neurone *non è soddisfatto*, cioè è

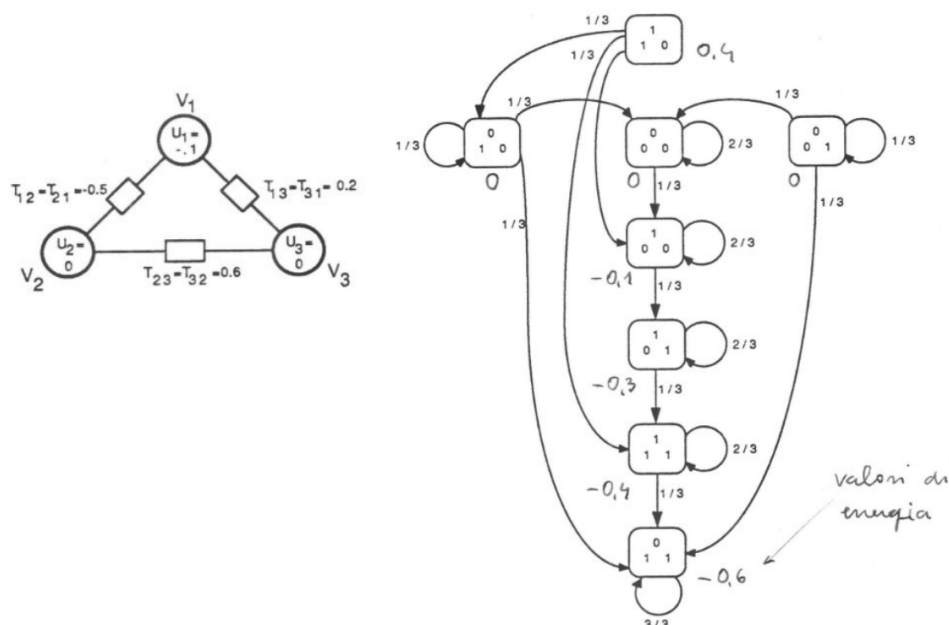


Figura 3.2: Rete di Hopfield costituita da 3 neuroni, collegati ad anello. Ciascun neurone è collegato ad ogni altro mediante una particolare conduttanza T_{ij} , che soddisfa la relazione di simmetria $T_{ij} = T_{ji}$. Si osserva, sulla destra, l'evoluzione probabilistica della rete, con decremento dell'energia. Non sono ammessi incrementi energetici.

in una condizione di disagio. Esso vorrebbe vedere la propria coerenza soddisfatta: tanto più i neuroni di una rete di Hopfield sono soddisfatti, tanto minore sarà l'energia associata allo stato che produrrà tale soddisfacimento.

Il modello che Hopfield suggerisce per superare tale difficoltà è quello di *verificare*, neurone per neurone, la coerenza fra i valori ai suoi ingressi e il suo valore d'uscita, con una verifica che avviene in tempo discreto. Qualora non ci fosse coerenza, il neurone andrà modificato, ottenendo un nuovo stato della rete. In ogni caso, il fenomeno a cui si assiste è quello per cui ad ogni variazione l'energia della rete cala complessivamente. Il procedimento di verifica proposto da Hopfield è del tutto aleatorio, e consiste nell'aggiustamento progressivo dei pesi, calando di volta in volta di energia. Secondo la legge dei grandi numeri, la rete si evolverà percorrendo i vari passi, fino a terminare in una configurazione a minima energia: la configurazione di *minimo locale* dell'energia della rete. Una volta raggiunta la configurazione di minimo locale dell'energia, non si può più uscire dalla configurazione. Il minimo

dell'energia della rete, dunque, dovrà corrispondere in qualche maniera alla soluzione cercata.

Risolvere un problema con una rete di Hopfield, dunque, necessita di un passo iniziale di *codifica*, cioè che il procedimento di minimazione dell'energia della rete, cioè la minimazione di una forma quadratica, abbia un corrispettivo con la soluzione del problema desiderato. In linea di principio, avendo a disposizione una valida codifica, è possibile risolvere il problema semplicemente minimizzando l'energia della rete corrispondente, con il procedimento di verifica in tempi discreti visibile in Figura 3.2.

3.2.1 - Gli stati stabili

Specialmente per le macchine a topologia più complessa, possono esistere configurazioni di minimo locale dell'energia della rete che però non sono configurazioni di *minimo globale*.

A volte potrebbe risultare comodo imporre la stabilità di uno stato, per esempio per l'applicazione delle reti al concetto di *memoria indirizzabile*. Per fare ciò, si impongono delle equazioni alla rete, di modo da eleggere determinati neuroni della rete come stabili. Un esempio di ciò è mostrato in Figura 3.3.

Tipicamente, per reti aventi n neuroni è possibile eleggere $\log(n)$ stati come stabili, esibendo dunque una crescita di tipo logaritmico.

Se si vuole imporre uno stato stabile, è necessario determinarlo con l'opportuna equazione. Supponiamo di voler imporre lo stato stabile $V_1 = 0$; per fare ciò, bisogna imporre

$$T_{12}V_2 + T_{13}V_3 - U_1 < 0,$$

relativo al sistema di equazioni

$$\left\{ \begin{array}{l} T_{12} - U_1 < 0 \\ U_2 < 0 \\ T_{23} - U_3 < 0 \end{array} \right. ,$$

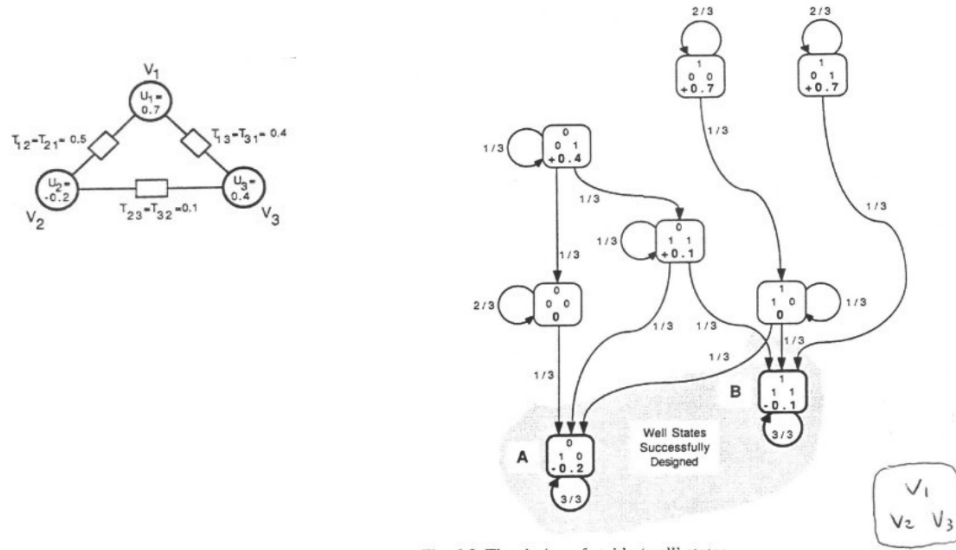


Fig. 6.3 The design of stable 'well' states.

Figura 3.3: Reti di Hopfield, dove i neuroni al livello di energia più basso sono eletti *stati stabili*.

che corrisponde all'imposizione dello stato stabile A in Figura 3.3. Sempre facendo riferimento alla stessa rete, imporre lo stato stabile B significherebbe vedere soddisfatto il sistema di equazioni

$$\begin{cases} T_{12} + T_{13} - U_1 < 0 \\ T_{12} + T_{23} - U_2 > 0 \\ T_{23} + T_{13} - U_3 > 0 \end{cases}$$

Infatti, avendo definito le quantità nella seguente maniera,

$$T_{12} = T_{21} = 0,5 \quad U_1 = +0,7$$

$$T_{13} = T_{31} = 0,4 \quad U_1 = -0,2$$

$$T_{23} = T_{32} = 0,1 \quad U_1 = +0,4$$

si ha che, per l'equazione di stato A (a sinistra), e l'equazione di stato B (a destra)

$$\left\{ \begin{array}{llll} 0,5 - 0,7 < 0 & \leftrightarrow & \text{Sì} & 0,5 + 0,4 - 0,7 > 0 \leftrightarrow \text{Sì} \\ -0,2 < 0 & \leftrightarrow & \text{Sì} & 0,5 + 0,1 + 0,2 > 0 \leftrightarrow \text{Sì} \\ -0,1 - 0,4 < 0 & \leftrightarrow & \text{Sì} & 0,1 + 0,4 - 0,4 > 0 \leftrightarrow \text{Sì} \end{array} \right.$$

ed ambedue gli stati sono, di conseguenza, soddisfatti. In Figura 3.3 essi corrispondono agli stati stabili 010 e 111.

3.2.2 - La macchina di Boltzmann

Può capitare che per una data rete di Hopfield vi siano alcuni minimi locali, detti anche *falsi minimi*; come ad esempio mostrato in Figura 3.4; la soluzione corrispondente al minimo globale potrebbe quindi non corrispondere a quella trovata mediante l'evoluzione, se la rete è incappata in un minimo locale. Ciascun minimo locale è, di fatto, uno stato stabile, dal quale nel caso vi si incappasse, non si potrebbe uscire, poiché il livello di energia non può mai aumentare.

Di solito, si desidera che l'evoluzione converga verso gli stati stabili scelti, oppure verso un minimo globale — i minimi locali, tuttavia, risulterebbero essere alla stregua di “falsi” stati stabili, che andrebbero a minare il comportamento desiderato della rete, per il quale sarebbe desiderabile ottenere una soluzione unica, e corrispondente al minimo globale (o comunque a stati stabili dal valore sufficientemente basso di energia).

Con un po' di fortuna, i minimi locali possono avere un valore prossimo al minimo assoluto; tuttavia ciò non è per nulla garantito, e non esistono criteri matematici per stabilire la qualità della soluzione ottenuta. In altre parole, *non possiamo sapere a priori se la qualità della soluzione ottenuta, incappando in uno stato stabile artificiale o di minimo locale, è sufficientemente buona oppure non lo è.*

Ciò rappresenta in ultima analisi un evidente difetto delle reti neurali di Hopfield, poiché diversamente al paradigma della computazione procedurale dove è sempre e comunque possibile ricondursi in qualche maniera al modello di Turing o al modello RAM, e dunque ai teoremi studiati in tale ambito,

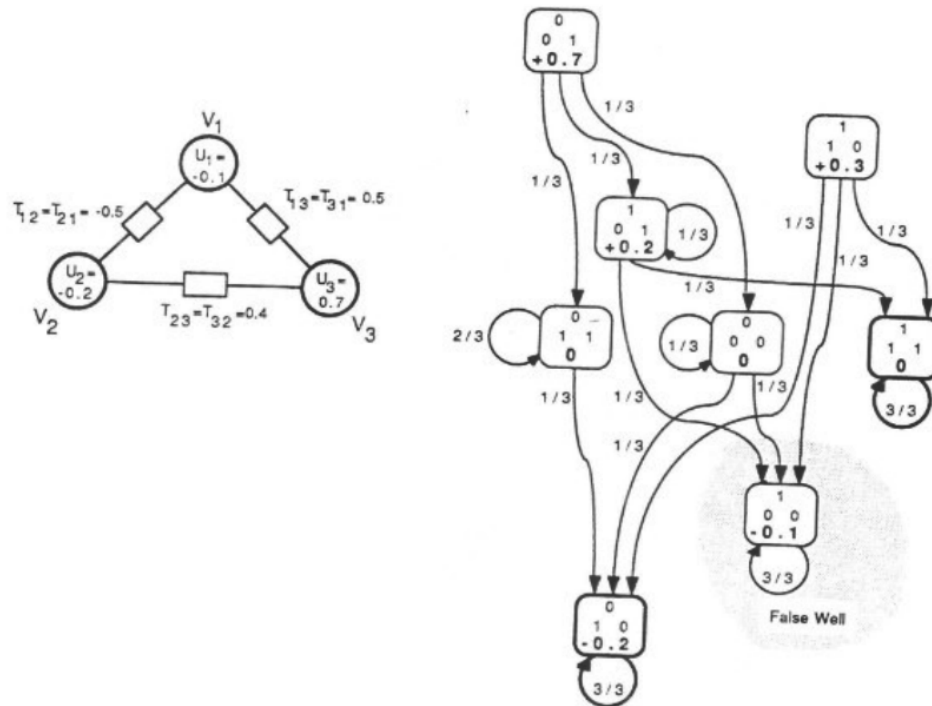


Figura 3.4: Il problema dei *falsi minimi*, anche detti minimi locali.

nel paradigma di computazione delle reti di Hopfield non c'è alcun criterio matematico in grado di stabilire **a priori** la qualità di una determinata soluzione.

Una soluzione al problema dei minimi locali imprevisti arrivò a cavallo degli anni 80, quando si cercò di superare il problema evocando la cosiddetta **Boltzmann machine**, un modello della rete di Hopfield dove uno stato può vedere *aumentata la propria energia secondo una legge probabilistica*, violando dunque l'assunzione di base tale per cui l'energia complessiva della rete può soltanto diminuire. Ciò viene attuato riscaldando in maniera *probabilistica* la rete, introducendo cioè una funzione *sigmoidale* dipendente da un parametro T , detto *temperatura del neurone*; le funzioni sigmoidali della macchina di Boltzmann sono progettate in modo tale che una temperatura più elevata corrisponda a sigmoidi meno rigide, e temperature che tendono allo 0 termico corrispondono a sigmoidi molto simili al tradizionale gradino.

Dunque, con il modello della macchina di Boltzmann, temperature della rete molto basse e prossime allo zero termico produrrebbero un comportamento della rete di Hopfield del tutto simile a quanto incontrato sino ad ora, cioè ad un'evoluzione nella quale non sono ammessi aumenti del livello dell'energia — viceversa, ad alte temperature del neurone si assiste mano a mano a potenziali fenomeni in cui, al passaggio successivo, la rete si è evoluta verso uno stato avente una maggiore energia rispetto a quello precedente. L'idea di base della macchina di Boltzmann è quella di poter “sfuggire” all'attrazione dovuta ai minimi locali, introducendo la possibilità probabilistica di poter “tornare indietro” e tentare una strada evolutiva differente. La probabilità con cui un determinato stato possa sfuggire dal minimo locale in cui risiede dipende dalla temperatura T - più essa è alta, maggiore sarà la probabilità per lo stato di aumentare la propria energia e percorrere un'evoluzione differente.

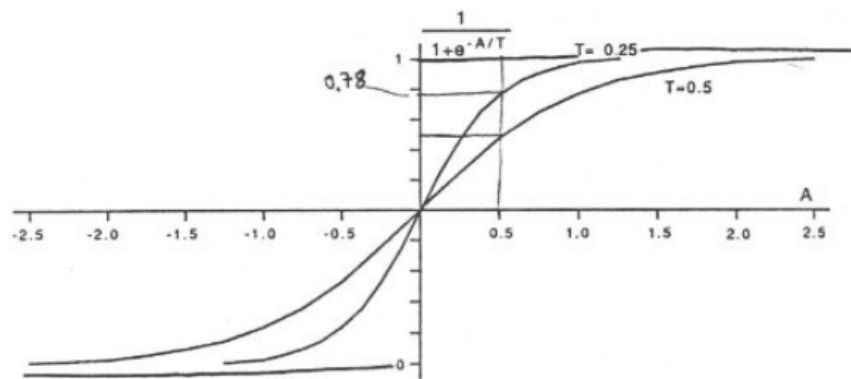


Figura 3.5: La funzione di attivazione probabilistica, con la sua tipica forma “ad esse” e comportamento dipendente dalla temperatura T . La sua forma sarà tanto più simile al gradino ideale quanto la sua temperatura sarà tendente allo 0.

Supponendo di disporre di un valore di attivazione $A = \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j - U_i$ pari a $A = +0.5$, e una temperatura di $T = 0,25$, avremo che la probabilità di eccitazione del neurone sarà pari a 0,78 invece che pari ad 1, come espresso in Figura 3.5. Dunque, si dà la possibilità al neurone di *risalire la china dell'energia*, violando il comportamento originale che invece aveva nella rete di Hopfield - con questo stratagemma, la rete può probabilisticamente “scappare” dagli stati di minimo locali non desiderati. Si aggiungono dunque nuovi percorsi che con una certa probabilità dipendente dalla temperatura T au-

mentano l'energia della rete: valori più alti di temperatura garantiscono una maggiore probabilità di aumento dell'energia.

Questo procedimento è chiamato **simulated annealing**, termine tratto dalla metallurgia (ricottura), dove variazioni di temperatura di un materiale sono adoperate per ottenere determinate caratteristiche dal materiale in questione. In particolare, la rete di Hopfield sarà inizialmente molto calda, per poi raffreddarsi progressivamente. La Figura 3.6 illustra un esempio di rete dove esiste una possibilità di "risalire la china", o più precisamente c'è una probabilità non nulla di ritornare ad un livello di energia superiore.

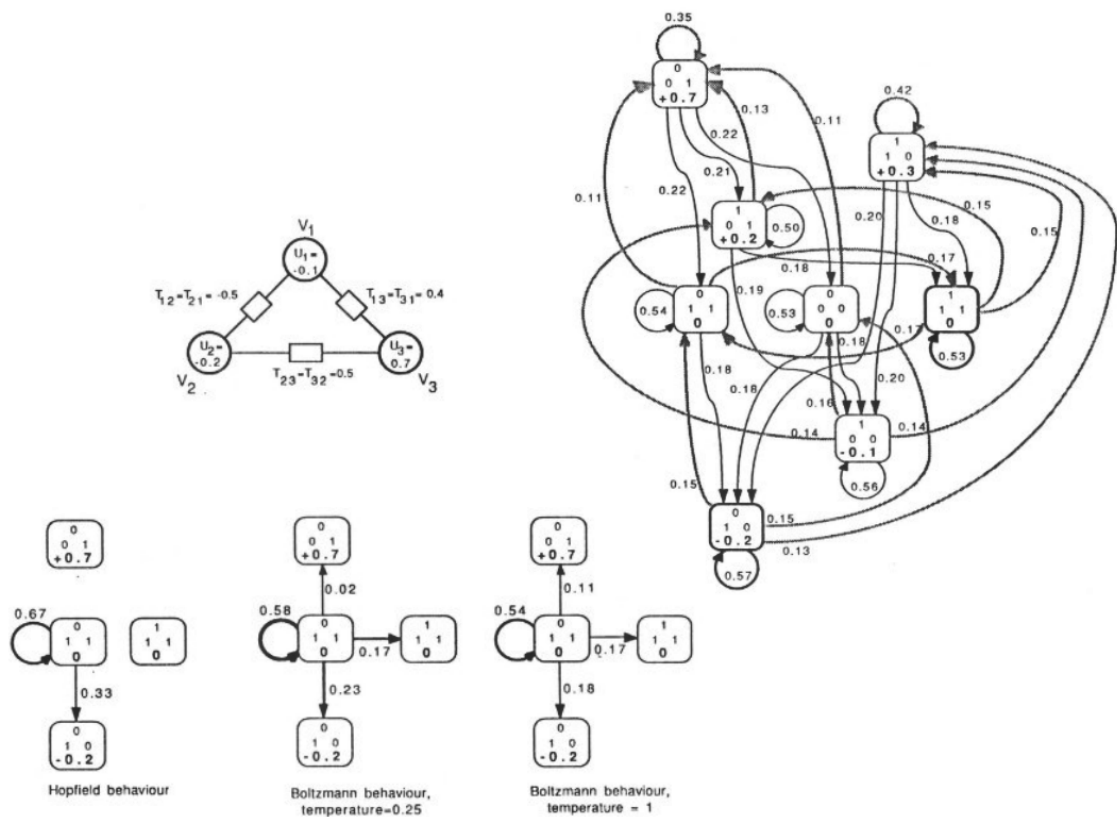


Figura 3.6: Probabilità di transizione a differenti temperature T (in basso); rete di Hopfield con estensione a macchina di Boltzmann (sopra).

E dunque grazie allo stratagemma della macchina di Boltzmann è possibile progettare una rete di Hopfield che sia quantomeno robusta al problema dei minimi locali, introducendo di fatto una sorta di *perturbazione* alla funzione di attivazione, che rende concretamente e probabilisticamente possibile

percorrere strade nuove e che consentono alla rete di “fuoriuscire” dalla situazione di stallo causata dallo stato di minimo locale in cui si troverebbe imprigionata.

3.3 - La rete continua di Hopfield

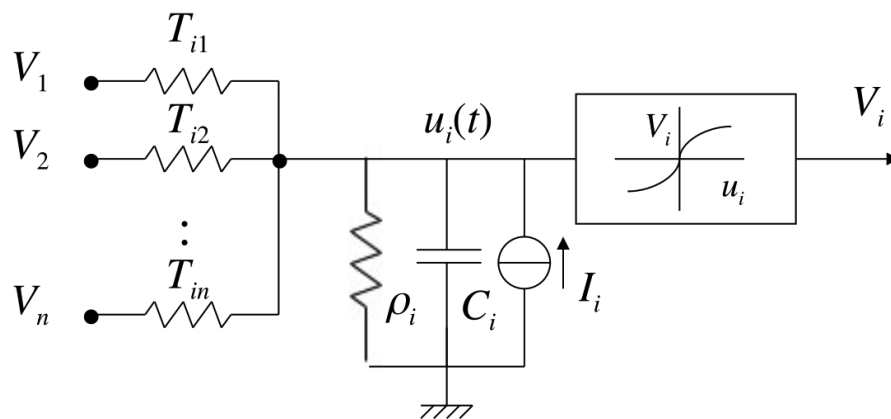


Figura 3.7: La rete continua di Hopfield.

La **rete continua di Hopfield** rappresenta un cambio di paradigma: mentre prima la verifica sullo stato veniva fatto in tempi discreti, assumendo una certa probabilità di interrogazione di un neurone, nella rete continua ogni neurone è, con continuità, connesso ad ogni altro neurone e la verifica della loro coerenza avviene istante per istante, mediante un *circuito analogico*, con un amplificatore operazionale posto a produrre la funzione di attivazione.

L'idea quindi è quella di lasciar evolvere il sistema composto dalla rete neurale, facendo sì che le grandezze elettriche in questione sviluppino il loro transitorio completamente: il risultato finale sarà la rete a minor energia.

Il valore d'uscita dipende da una funzione sigmoidale, ad esempio

$$V_i = g_i(u_i(t)) = \tanh\left(\frac{u_i(t)}{u_0}\right).$$

Alle conduttanze d'ingresso, viene aggiunto un gruppo circuitale resistenza-condensatore-generatore di corrente che produce correnti parallele-

te a quelle di ingresso, cioè che si somma a quelle di ingresso. La totale conduttanza di neurone sarà pari a

$$\frac{1}{R_i} = \frac{1}{\rho_i} + \sum_j \frac{1}{R_j},$$

e tramite le leggi di Norton, si ottiene l'equazione al nodo d'ingresso del neurone,

$$\sum_j (V_j - u_j(t))T_{ij} + I_i = C_i \frac{du_i(t)}{dt} + \frac{u_i(t)}{\rho_i}$$

mentre l'energia della rete sarà

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{ij, j \neq i} T_{ij} V_i V_j + \sum_i \frac{1}{R_i} \int_0^{V_i} g_i^{-1}(V) dV - \sum_i I_i V_i. \quad (3.2)$$

Calcolando la variazione dell'energia,

$$\frac{dE}{dt} = \sum_i \frac{dE}{dV_i} \frac{dV_i}{dt},$$

pertanto si avrà che

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dV_i} &= -\sum_j T_{ij} V_j + \frac{u_i}{R_i} - I_i = -C_i \frac{du_i}{dt} \\ \frac{dE}{dt} &= -\sum_i \left(\sum_j T_{ij} V_j + \frac{u_i}{R_i} - I_i \right) \frac{dV_i}{dt} = -\sum_i C_i \frac{du_i}{dt} \frac{dV_i}{dt} \\ &= -\sum_i C_i \left(\frac{du_i}{dV_i} \right) \left(\frac{dV_i}{dt} \right)^2 \\ &= -\sum_i g_i^{-1}(V_i) C_i \left(\frac{dV_i}{dt} \right)^2 \leq 0, \end{aligned}$$

dove si è osservato che $g_i^{-1}(V_i) > 0, \forall V_i$ poiché monotona crescente. In definitiva la variazione netta di energia della rete sarà

$$\frac{dE}{dt} \leq 0, \quad (3.3)$$

con l'uguaglianza a zero rispettata solo ed esclusivamente nel caso in cui $\frac{dV_i}{dt} = 0, \forall i$. Dunque, anche nel caso della rete continua di Hopfield la variazione di energia sarà sempre negativa.

In ultima analisi, il *tempo di risposta* di una rete di Hopfield dipende esclusivamente dalla costante di tempo $\tau = C_i R_i$ del neurone, poiché per ottenere una soluzione è necessario che il transitorio dell'evoluzione della rete abbia termine. Di fatto, il tempo di risposta non dipende dalla complessità della rete, bensì unicamente dalla costante di tempo - diversamente per quanto accadeva con le reti discrete di Hopfield.

Degno di nota è il fatto che il rapporto ingresso-uscita è fissato da una sigmoide, non è garantito che il valore d'uscita sia ad un valore nettamente basso o nettamente alto, cioè non è garantito un perfetto comportamento a soglia. Esistono infatti valori in concomitanza con lo 0 d'ingresso che possono suscitare dubbi interpretativi, cioè il neurone potrebbe collocarsi ad un valore intermedio fra valore alto e basso.

3.4 - Soluzione dei problemi con la rete di Hopfield

Con una rete di Hopfield si può risolvere un problema solo se esso può essere codificato nei termini della *minimazione di una forma quadratica*. La soluzione sarà *ottima* se l'energia ottenuta è quella corrispondente al minimo assoluto — viceversa, sarà *sub-ottima* se l'energia ottenuta corrisponderà invece a quella di un minimo locale, o comunque di uno stato stabile vero o falso che sia ad energia maggiore di quella fornita dal minimo globale.

La strategia è la seguente: individuata la forma quadratica associata al problema, per confronto si ricavano i valori T_{ij} ed I_i che consentono la costruzione della rete. Successivamente, la rete è lasciata evolvere; la soluzione corrispondente viene prelevata e il problema viene risolto con la soluzione ricavata mediante la codifica.

3.4.1 - Il problema della memoria indirizzabile

Si desidera che V^s ($s = 1, 2, \dots, n$) siano stati stabili in una rete dotata di n neuroni.

La quantità da minimizzare sarà $E^* = -\frac{1}{2} \sum_s (V^s \cdot V)^2$, con $V = V^s$ valore negativo di energia minimo: ciò accade poiché siamo di fronte ad un prodotto scalare che massimizza la quantità all'interno della sommatoria, con il risultato di minimizzare il valore dell'energia.

Se V è casuale e ($-1 \leq V_i \leq +1$), la E^* risulterà essere circa nulla - eseguendo un prodotto scalare fra due vettori sostanzialmente molto differenti; il valore minimo si raggiunge con $V = V^s$, ed è tale che $E^* = -\frac{1}{2}n^2$.

Bisogna in pratica fissare anticipatamente i V^s di stato stabile, e con essi si imposta l'equazione

$$E = -\frac{1}{2} \sum_s (V^s V)^2 = \dots = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j \left(\sum_s V_i^s V_j^s \right) V_i V_j,$$

ma sappiamo anche che

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{ij} T_{ij} V_i V_j - \sum_i I_i V_i.$$

Dal confronto fra le due equazioni è presto ricavato che

$$\begin{cases} T_{ij} &= \sum_s V_i^s V_j^s \\ I_i &= 0 \end{cases}$$

cioè abbiamo trovato la conduttanze e il valore del generatore ideale di corrente per poter costruire la rete continua di Hopfield associata al problema impostato come minimazione di un funzionale quadratico. Innescata la rete, essa andrà presumibilmente (a meno di falsi stati stabili) a stabilirsi in uno degli stati V^s determinati dal progettista.

3.4.2 - Il problema delle somme parziali

Il problema delle somme parziali è sostanzialmente intrattabile. Vi sono alcuni interi $a = a_1, a_2, \dots, a_n$ e alcuni numeri binari $V = V_1, V_2, \dots, V_n, V_i \in \{0, 1\}$, con S risultato del prodotto scalare fra a e V e si chiede di trovare il vettore V sapendo che

$$a \cdot V = S$$

e conoscendo a ed S . In altre parole, si chiede di invertire il prodotto scalare trovando il vettore di binari tale da fornire il risultato S a fronte del vettore a di numeri interi.

Il funzionale quadratico da minimizzare sarà il seguente,

$$E = \frac{1}{2}(S - \sum_i a_i V_i)^2 - \frac{1}{2} \sum_i a_i^2 V_i (V_i - 1), \quad (3.4)$$

dove il secondo termine rappresenta le condizioni al contorno tali per cui esso è nullo esclusivamente nel caso in cui $V_i \in \{0, 1\}$, ovvero esso funge da *penalità* per tutti i termini tali che $V_i \neq 0$ oppure $V_i \neq 1$, in quanto termine positivo da sommarsi.

Dunque,

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2}(S - \sum_i a_i V_i)^2 - \frac{1}{2} \sum_i a_i^2 V_i (V_i - 1) \\ &= -\frac{1}{2} \sum_i \sum_{j \neq i} (-a_i a_j) V_i V_j - \sum_i (-\frac{a_i^2}{2} + S a_i) V_i + \frac{S^2}{2}, \end{aligned}$$

e dunque si avrà

$$\begin{aligned} T_{ij} &= \sum_{j \neq i} (-a_i a_j), \\ I_i &= \sum_i (-\frac{a_i^2}{2} + S a_i). \end{aligned}$$

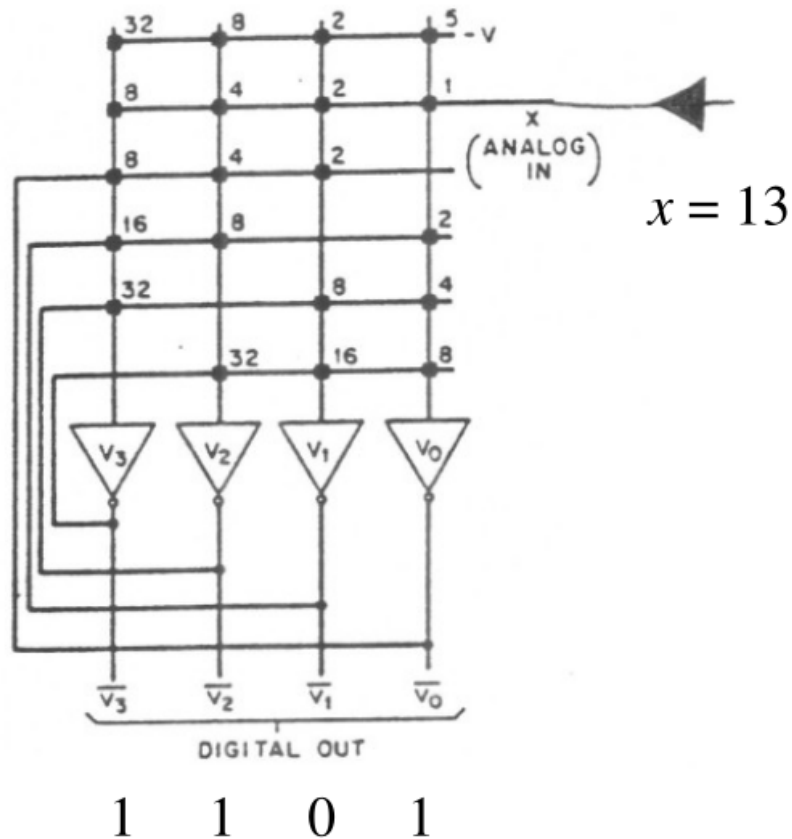


Figura 3.8: Un dispositivo convertitore Analogico-Digitale. Esso può essere modellato mediante una rete continua di Hopfield.

Supponendo di avere $a_i = 2^i$ la soluzione si risolve in tempo polinomiale, ed ha un *unico minimo assoluto*. Vi è una forte dipendenza fra la natura del problema e la quantità di minimi locali - se la complessità del problema è elevata, la risoluzione con la rete di Hopfield diventa maggiormente difficile a fronte di un più grande numero di minimi locali. La difficoltà del problema viene pertanto in qualche modo incastonata nella *complessità strutturale* della rete e dunque in ultima analisi la **dimensione della rete dipende dalla complessità del problema**. Se si intende risolvere il problema delle somme parziali con $n = 1000$, la rete prodotta sarà di enormi dimensioni e complessità, con ciascun coefficiente T_{ij} e generatore ideale di corrente I_i da determinare di conseguenza. Diversamente dal caso del paradigma a computazione procedurale, dove la complessità è di tipo *temporale*, nel paradigma

a reti neurali l'aspetto temporale è invece di secondaria rilevanza, poiché è sempre possibile scegliere un valore di capacità sufficientemente piccolo (ad esempio, dell'ordine dei pico-Farad⁴) ed ottenere una risposta della rete pressoché istantanea. La complessità delle reti neurali, però, si sviluppa lungo la dimensione della loro *struttura*.

3.4.3 - Il traveling salesman problem

Il traveling salesman problem è un problema presumibilmente intrattabile - benché esistano ottimi algoritmi euristici di tipo approssimato, la migliore soluzione esatta viene ricoperta in tempo almeno esponenziale.

Supponendo di trovarci di fronte n città A, B, C, ..., e di possedere le distanze reciproche $d_{AB}, d_{AC}, d_{BC}, \dots$, e così via. La tecnica adoperata per la codifica della soluzione è quella di una *matrice città—percorso ottimale*, ad esempio

	1	2	3	4	5
A	0	1	0	0	0
B	0	0	0	1	0
C	1	0	0	0	0
D	0	0	0	0	1
E	0	0	1	0	0

è la matrice che corrisponde alla codifica del percorso C-A-E-B-D.

Dunque, esprimendo il funzionale dell'energia da minimizzare, si ottiene

$$\begin{aligned}
 E = & \frac{\alpha}{2} \sum_x \sum_i \sum_{j \neq i} V_{X_i} V_{X_j} + \frac{\beta}{2} \sum_i \sum_X \sum_{X \neq Y} V_{X_i} V_{Y_i} \\
 & + \frac{\delta}{2} \left(\sum_X \sum_i V_X - n \right)^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_X \sum_{X \neq Y} \sum_i d_{XY} V_{X_i} (V_{Y_{i+1}} + V_{Y_{i-1}}).
 \end{aligned}$$

Si tratta di un funzionale particolarmente complesso, composto da 4 distinti termini:

⁴Si ricorda a tal proposito che $\tau = C_i R_i$ con R_i totale resistenza di ingresso del neurone.

1. il primo termine è la condizione al contorno per le righe, pari a zero se ogni riga contiene esclusivamente un singolo 1;
2. il secondo termine è la condizione al contorno per le colonne, pari a zero se ogni colonna contiene esclusivamente un singolo 1;
3. il terzo termine conta il numero di 1: esso è pari a zero solo se vi sono *esattamente* n termini 1 nella matrice;
4. il quarto ed ultimo termine, infine, è quello necessario per minimizzare il funzionale relativo al percorso.

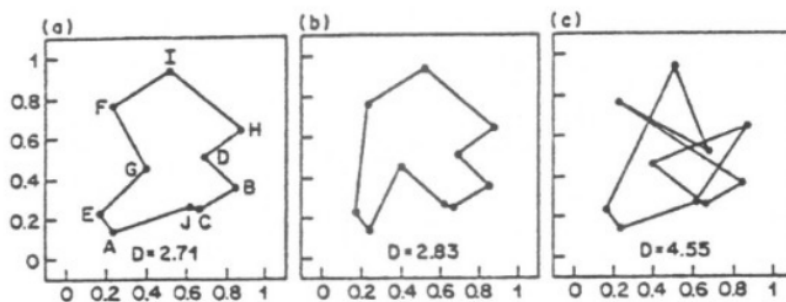


Fig. 3a-c. a, b Paths found by the analog convergence on 10 random cities. The example in a is also the shortest path. The city names A ... J used in Fig. 2 are indicated. c A typical path found using a two-state network instead of a continuous one

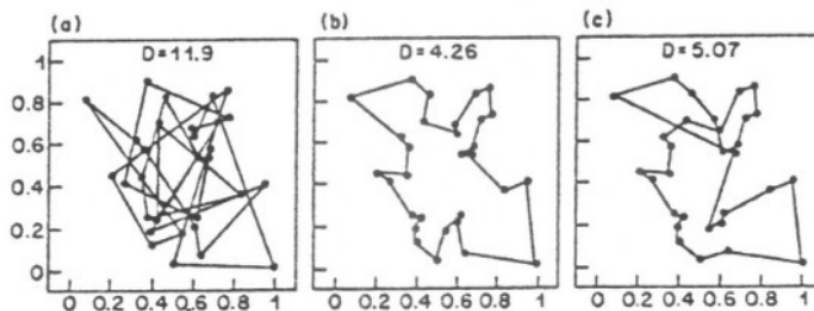


Fig. 4a-c. a A random tour for 30 random cities. b The Lin-Kernighan tour. c A typical tour obtained from the analog network by slowly increasing the gain

Figura 3.9: Esempi della risoluzione del travelling salesman problem con reti neurali di Hopfield.

3.5 - Sommario delle caratteristiche delle reti neurali

A.K. Dewdney 1997,

“Although neural nets do solve a few toy problems, their powers of computation are so limited that I am surprised anyone takes them seriously as a general problem-solving tool.”

I pregi delle reti neurali di Hopfield sono di seguito elencati,

- esse rappresentano un “nuovo” ed interessante *paradigma computazionale*;
- sono *robuste rispetto ai guasti* dei singoli neuroni;
- le risposte sono *in tempo reale*, nel caso di realizzazione “fisica” con hardware;
- forniscono un’interessante *metafora biologica*.

I difetti invece rendono molto difficile il loro utilizzo. In particolare,

- manca una adeguata *formalizzazione matematica*;
- non vi sono *garanzie sulla qualità* della soluzione trovata, non si ottengono in genere soluzioni ottime;
- soffrono del *problema dei falsi minimi*;
- sono inferiori ad *algoritmi dedicati*;
- necessitano di un’*altissima complessità strutturale* che dipende dall’istanza del problema;
- *dipendono fortemente dai pesi del problema*: cambiando **istanza** del problema, cambiano **tutti i coefficienti**, rendendo di fatto **praticamente irrealizzabili** queste reti se dotate di una complessità apprezzabile.

Capitolo 4

La computazione DNA

La **computazione DNA** è un metodo di computazione che corrisponde ad una procedura di *ricerca esauriente*: tutte le possibili soluzioni vengono costruite in modo sistematico, e vengono poi analizzate “in vitro”, cioè una per volta, per poi conservare esclusivamente le soluzioni desiderate.

Il modello a computazione DNA adotta il DNA biologico come contenitore delle informazioni: le sue dimensioni sono talmente ridotte da permettere una ricerca esauriente in spazi ridottissimi. La ricerca esauriente non viene adottata mediante un classico algoritmo, bensì in modo “nativo” tramite l’uso del DNA.

Storicamente, le scienze matematiche e quelle naturali si sono evolute seguendo due rami ben distinti. Attorno agli anni 50, la biologia molecolare scoprì il DNA - immediatamente furono aperte nuove strade, compresa quella dell'*informatica nella biologia*. In particolare, furono usati risultati dell'*algoritmica* per trattare le lunghissime sequenze del DNA e il ripiegamento delle proteine e t-RNA, ambedue problemi più facilmente trattabili con le nozioni avanzate dell'informatica teorica e più precisamente dell'algoritmica. Non molto tardi, le *misure dell'informazione* figlie della teoria dell'informazione furono adottate anche per la costruzione degli *alberi filogenetici*, diagrammi che mostrano le relazioni fondamentali di discendenza comune di gruppi tassonomici di organismi.

Più tardivamente, ovvero attorno alla metà degli anni 90, furono aperte strade nella direzione opposta: il sequenziamento del DNA fu di ispirazione per

il nuovo modello di computazione appunto “a DNA” (Adleman, 1994). L’idea è quella di risolvere con una computazione DNA certi problemi che sono *strutturalmente difficili*, per i quali algoritmi efficienti non sono noti. Esempi di tali problemi sono il *problema delle somme parziali*, il *problema della fattorizzazione di un intero*, e la determinazione del *cammino Hamiltoniano su un grafo*.

I DNA sono basati su lunghissime sequenze di lettere di un *alfabeto finito*, avente 4 simboli (A, C, G, T), detti *nucleotidi*. Anche le proteine sono basate su catene molecolari, in particolare su un alfabeto anch’esso finito di 20 simboli, detti *amminoacidi*.