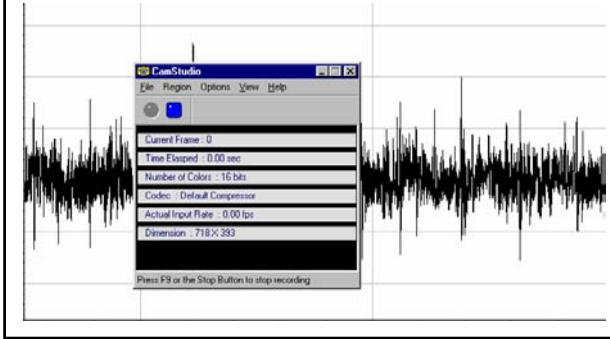
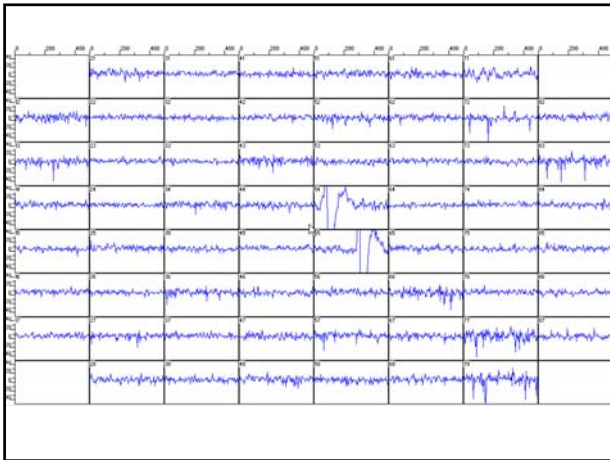
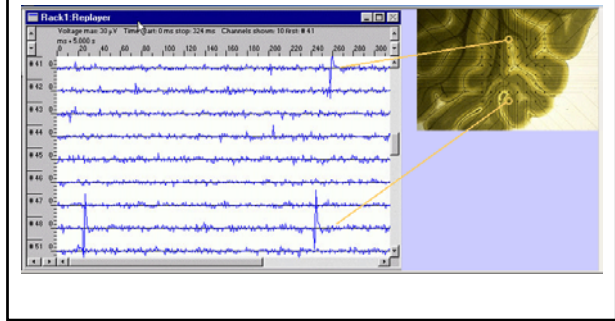


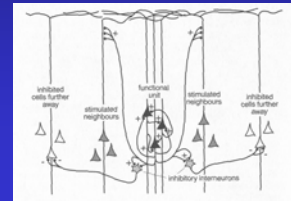
### Scarica di neuroni in vivo



### Registrazioni multi-elettrodo in vitro



## LE RETI NEURONALI E L'EMERGENZA DELLE FUNZIONI SUPERIORI



### Proprietà computazionali del sistema nervoso

cervello vs. computer:

- lento ( $\approx 100$  Hz vs.  $\approx 0.1-1$  GHz)
- impreciso ( $10^9$  volte meno di una CPU)

Limiti imposti dalla natura fisica dei neuroni

•Tuttavia il cervello, in 100 ms, riconosce un viso tra migliaia, un'operazione che il più potente dei computer non può fare.

•"Poco" sensibile ad alterazioni dell'hardware (graceful degradation)

- Si autoripara (plasticità riparatoria)
- Si modifica con l'apprendimento
- Calcolo organizzato in parallelo

Plasticità neuronale e tissutale

Organizzazione in reti nervose

### Hardware modificabile:

le reti sono programmate geneticamente solo in termini generali. Gli aggiustamenti fini avvengono mediante l'esperienza determinata da interazioni pilotate dal mondo interno (ormoni, fattori di crescita, neurotrasmettitori, fattori di adesione e contatto) ed esterno (stimoli sensoriali)

Con  $10^{12}$  neuroni e  $10^3$  connessioni/neurone, ammettendo che ogni connessione rappresenti un bit, occorrerebbero  $10^{15}$  bits.

Il genoma umano contiene  $3 \times 10^9$  paia di basi, ognuna in 4 possibili configurazioni (ACGT). Ogni base contiene 2 bits di informazione ed il genoma  $6 \times 10^9$  bits (750 MB). Quindi il genoma non potrebbe programmare tutte le connessioni necessarie (nemmeno ammettendo che serva interamente e solamente a questo scopo). L'informazione necessaria per l'assemblaggio del cervello deve provenire dall'ambiente.

L'uomo apprende a circa 2 bits/sec

$10^9$  bits (circa 150 MB)



## Capacità computazionale del sistema nervoso

$10^{12}$  neurons  
 $10^3$  synapses/neuron  
 $10$  synaptic operation/sec

→  $10^{16}$  synapse operations/sec

In each retinal center-surround (CS):

$10^2$  units/CS  
 $10^2$  operations/CS.sec  
 $10^6$  optic nerve fibers

→  $10^{10}$  operations/sec →  $10^{14}$  operations/sec

Retina =  $10^{-4}$  whole brain

Dissipazione di energia per funzioni computazionali :

cervello 10 watt  
 nodo+internodo  $5 \times 10^{-15}$  joules/spike

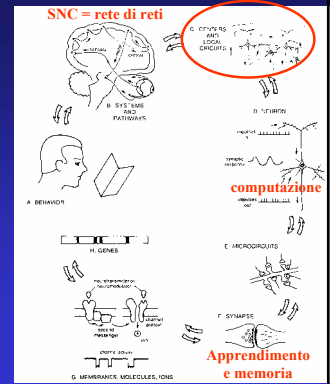
→  $2 \times 10^{15}$  Ranvier operation/sec  
 $n^{\circ}$  Ranvier nodes  $\equiv$   $n^{\circ}$  synapses

## Problema cervello - mente

Le relazioni tra cervello e mente, tra materia e pensiero, hanno condotto a complesse ipotesi che hanno coinvolto numerosi settori della conoscenza.

Lo sviluppo delle Neuroscienze consente un approccio innovativo: cercare la "funzione di trasferimento" tra il cervello e la mente

Una teoria di particolare interesse è quella delle reti neurali



## Funzioni e stati del sistema nervoso:

Stato di coscienza  
Memoria  
Orientamento temporo-spaziale

Attenzione  
Tono dell'umore  
Emotività

Pensiero  
Linguaggio  
Comportamento

Logica  
Giudizio

Modelli animali  
Psicologia sperimentale  
Osservazione clinica

- Sono obiettabili clinicamente ma difficili da quantificare.
- Sono alterati specificamente da patologie o trattamenti farmacologici
- Sono riconducibili (almeno in parte) a specifiche strutture cerebrali

## Reti neurali

Codificazione  
 Apprendimento/memoria  
 Organizzazione/struttura

→

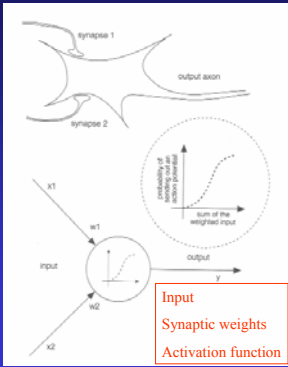
Apprendimento  
 Riconoscimento  
 Astrazione  
 Categorizzazione

- Non hanno regole o memoria *a priori*, eccetto quelle pertinenti alla loro struttura e modalità di apprendimento: creano regole estraendole dalla realtà che viene loro presentata.
- Apprendimento, computazione e memoria sono proprietà distribuite delle reti neurali.
- Il calcolo è parallelizzato
- Reti neurali appropriate possono mimare le strutture corticali riproducendo aspetti rilevanti delle funzioni superiori ed i loro stati patologici

## Implicazioni per:

- Ontogenesi
- Org. topologica
- Apprendimento
- Percezione
- Linguaggio
- Motricità
- Patologie
  - Epilessia
  - Atassia
  - M. Alzheimer
  - Schizofrenia
  - Depressione
  - Autismo
  - Dist. Linguaggio

## Principi operativi delle reti neurali

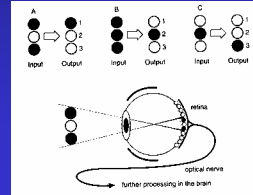


Il neurone di McCulloch-Pitt e le sinapsi Hebbiane

- Il neurone è rappresentato formalmente come un elemento eccitabile binario che risponde con uno spike quando una soglia venga raggiunta.
- Le sinapsi contribuiscono sommando il loro contributo (peso)
- I pesi sinaptici sono regolabili secondo regole di apprendimento di tipo Hebbiano

Input  
Synaptic weights  
Activation function

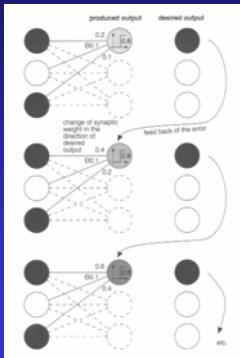
## Single perceptron: il problema della rappresentazione



- La rete genera una rappresentazione interna dello stimolo modificando i suoi pesi sinaptici
- La rete può accumulare più immagini simultaneamente
- nella rete tutti i neuroni hanno uguale importanza, sia quelli che stricano che quelli silenti
- Modifiche in su (LTP) o in giù (LTD) hanno uguale importanza.

*Grand-mother neurons segnalano l'esistenza di proprietà complesse, ma non spiegano come la rete funziona*

## Supervised learning ed error back-propagation



- I pesi sinaptici possono essere modificati mediante confronto con un output desiderato.
- In tal modo, la rete neurale può apprendere, memorizzare, e generare regole.
- Matematicamente, tali operazioni sono rappresentabili da prodotti di matrici
- occorrono migliaia di presentazioni ed aggiustamenti.
- Ma noi impariamo anche con una sola rappresentazione e senza template. Dove sta il problema?

## Ripetizione delle presentazioni:

- Memoria esplicita: l'ippocampo ed il circuito di Papez consentono il riciccolo dell'informazione e la sua proiezione sulla corteccia in migliaia di presentazioni.
- Memoria implicita: l'apprendimento richiede di per sé migliaia di presentazioni

## Confronto con il template:

1. Reti auto-organizzanti
2. Unsupervised learning

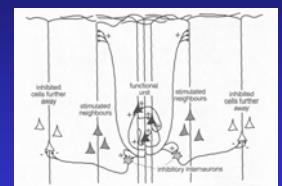
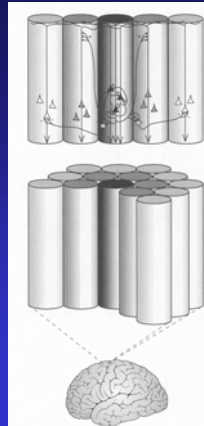
## Reti neurali artificiali con supervised learning

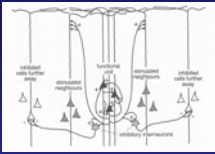
- Simple perceptron
- Auto-organizzanti
- Hidden layers
- Auto-associative
- Ricorrenti

Mimano particolari caratteristiche organizzative del cervello

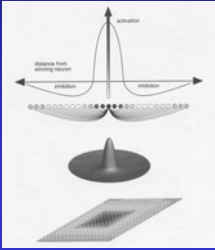
Sono semplificazioni utili per studiare proprietà generali emergenti dalla struttura e dalla connettività cellulare del SNC.

## Organizzazione center-surround delle colonne corticali

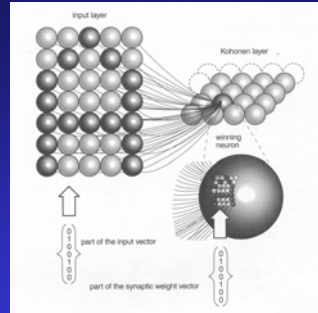




- Effetto dell'inibizione f laterale
- Hebbian learning



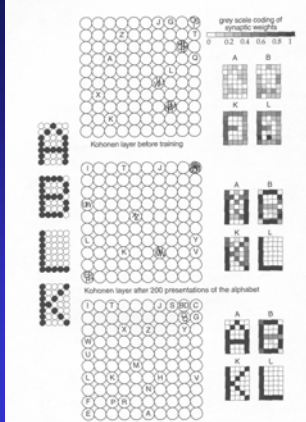
### Reti auto-organizzanti di Kohonen



- Ogni neurone del Kohonen layer riceve una connessione da ogni neurone dell'input layer
- Connessioni center-sorround
- Hebbian learning

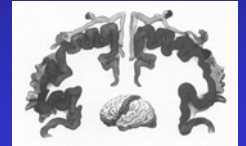
Nasce competizione tra i neuroni del Kohonen layer: il winner neuron domina un center-surround mediante regolazione dei pesi sinaptici.

### Riconoscimento di patterns: Somiglianza Frequenza

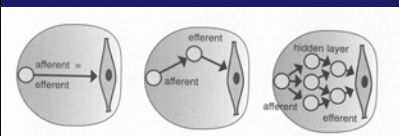


### Il processo di auto-organizzazione

- Inizialmente i pesi sono casuali
- Ripetute presentazioni dell'input causano l'emergenza dei winning neurons
- Dopo learning i pesi dei winning neurons rappresentano il vettore d'ingresso
- L'attivazione di un certo winning neuron sarà così rappresentativa di un determinato input.
- È avvenuto il riconoscimento secondo rappresentazioni neuronali che rispecchiano principi di somiglianza, frequenza, ed organizzazione topografica.
- Spiega:
  1. Organizzazione center-surround
  2. Organizzazione somatotopica
  3. Plasticità delle mappe corticali
  4. Astrazione e rilevanza

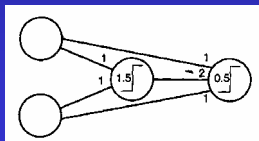


### Hidden layers



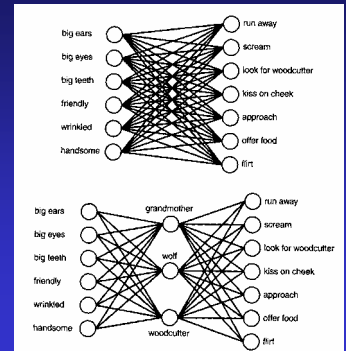
2x10<sup>6</sup> input fibers  
2x10<sup>6</sup> output fibers  
10<sup>12</sup> neurons  
Oltre 99% dei neuroni non sono connessi direttamente con l'input o l'output del SNC

Gli hidden layers consentono di risolvere il problema dell'XOR (Sejnowski)



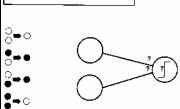
Gli hidden layer consentono la rappresentazione di:

- Proprietà complesse
- Proprietà astratte
- prototipi



What do you want to eat? Truth table of the exclusive-or (XOR):

Suorelle	ha cream	To eat
0	0	0
1	0	1
0	1	1
1	1	0

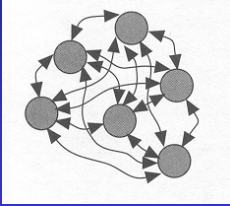


### Feed-back: rete auto-associativa di Hopfield

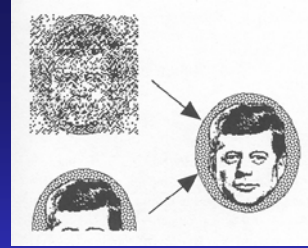
Se ogni neurone manda  $10^4$  connessioni ad altri neuroni, nel giro di 3 livelli di connessione deve avvenire un feed-back:

$$10^4 \times 10^4 \times 10^4 = 10^{12} \text{ neuroni del CNS}$$

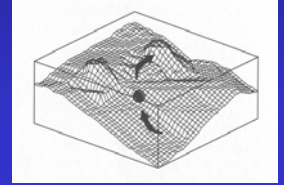
Quindi, dopo solo 2 passaggi sinaptici, un impulso ritorna al punto di origine: qual'e' il significato di un feed-back così massiccio?



- Plasticita' hebbiana nelle sinapsi
- Feed-back: rappresentazione del tempo



- Riconoscimento da pattern incompleto o rumoroso
- Giudica somiglianza
- generalizzazione

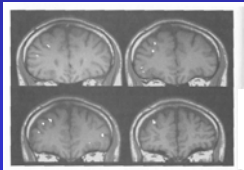
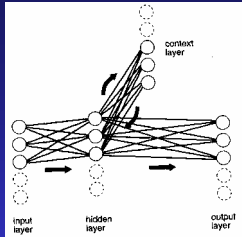


Analisi formale secondo la teoria degli "spin glasses": si formano attrattori per modifica Hebbiana dei pesi sinaptici

### Rete ricorrente di Elman

- Codifica sequenze temporali
- Rappresenta il contesto
- Working memory

↓  
*Coscienza??*

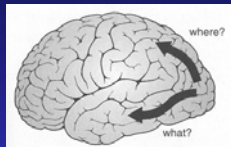


Attivazione dei lobi prefrontali in un working-memory test

### Ulteriori implicazioni delle reti neurali artificiali

### Organizzazione modulare

- Le reti neurali apprendono meglio se organizzate in moduli



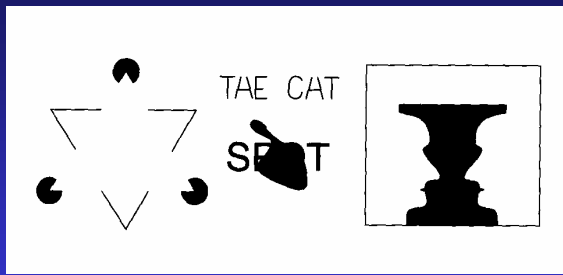
- Durante l'ontogenesi, i moduli si connettono progressivamente tra loro in seguito alla mielinizzazione dei fasci di proiezione



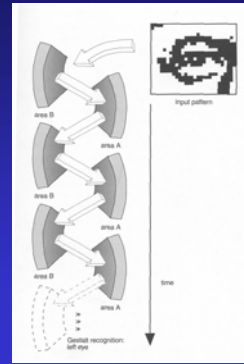
### Top-down effect



## "gestalt" effects



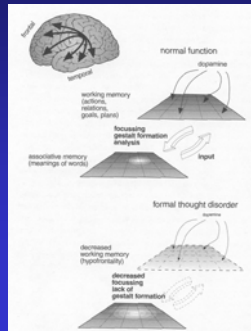
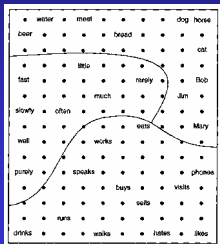
## Organizzazione a ping-pong



## Applicazioni a patologie

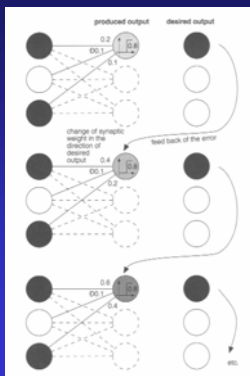
- M. Alzheimer: Ach riduce la *run-away synaptic modification*
- Schizofrenia: Dopamina previene *non-focused activation e indirect semantic priming*

### Reti semantiche auto-organizzanti



## Limiti ed evoluzione delle reti neurali artificiali

### Limiti del processo di apprendimento mediante error back-propagation



- 2 problemi del meccanismo di error-backpropagation:
- 1) Supervised learning: nella realtà bisogna acquisire l'informazione senza uno schema preconstituito
  - 2) Numero di ripetizioni enorme ( $10^3$ )

•Cio' si verifica nell'apprendimento implicito (di tipo motorio o procedurale).  
 •In quello esplicito (o semantico) sistemi di riverberazione determinano persistenza dell'immagine da ricordare.

↳ Unsupervised learning

### Unsupervised learning

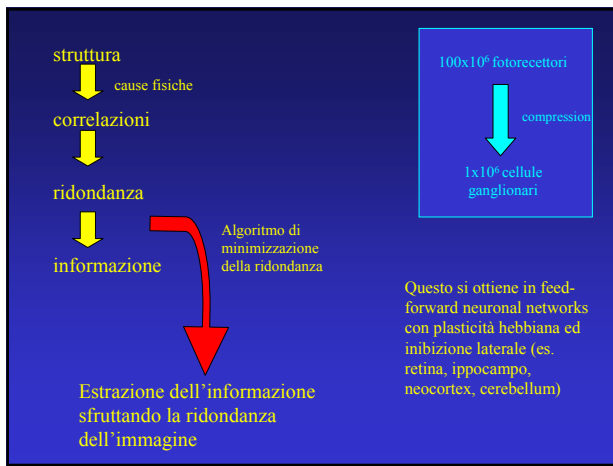
1 anno = 30758400 sec  $\Rightarrow 10^8$  sec  $\approx 90$  anni  
 Immaginiamo di utilizzare una rete neuronale per analizzare una sequenza di immagini usando il supervised learning.  
 Se la rete ha  $10^8$  parametri e vive  $10^8$  sec, il segnale di supervisione deve contenere  $10^8$  bits/sec per sfruttare lacapacità delle sinapsi. Non è chiaro come un segnale di tai dimensioni possa essere generato.



- Le immagini non sono random bensì generate da processi fisici di complessità limitata
- Risposte appropriate all'immagine dipendono dalle sue cause fisiche piuttosto che dall'intensità dei pixels

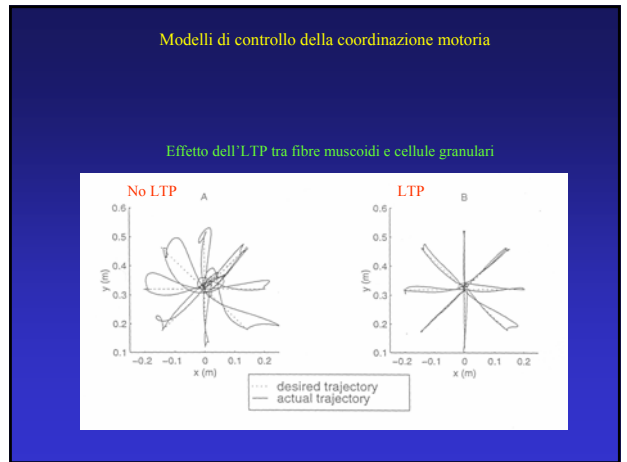
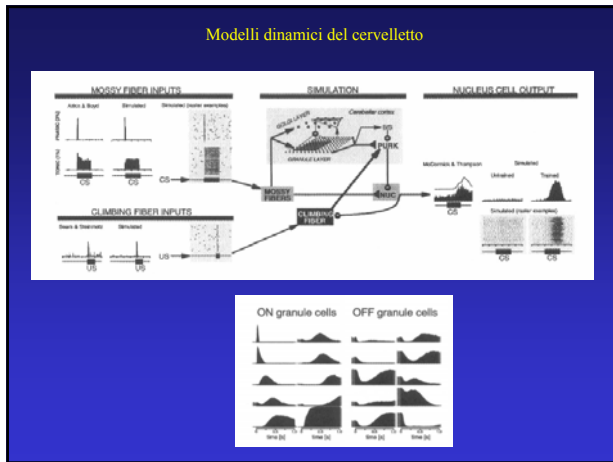


Un processo di UNSUPERVISED LEARNING estrae le cause sottostanti, ed un algoritmo separato tra conclusioni sulla risposta appropriata.  
 UNSUPERVISED LEARNING modella la densità di probabilità dell'input che fornisce i 100000 bit/sec di constrains necessari per sfruttare la capacità delle sinapsi.



*Dinamica nelle reti neurali*

Normalmente le reti procedono per stati successivi indipendenti, non hanno cioè una loro dinamica. Inoltre, i loro neuroni non sono spiking. Questi due aspetti sono attualmente in fase di studio.



**Conclusioni**

Le reti neurali aiutano a comprendere l'emergenza delle funzioni cognitive e delle loro patologie. Tuttavia una loro estensione e' necessaria per comprendere in che modo specifiche operazioni neuronali e sinaptiche e specifici principi computazionali si applichino alle reali reti del sistema nervoso.