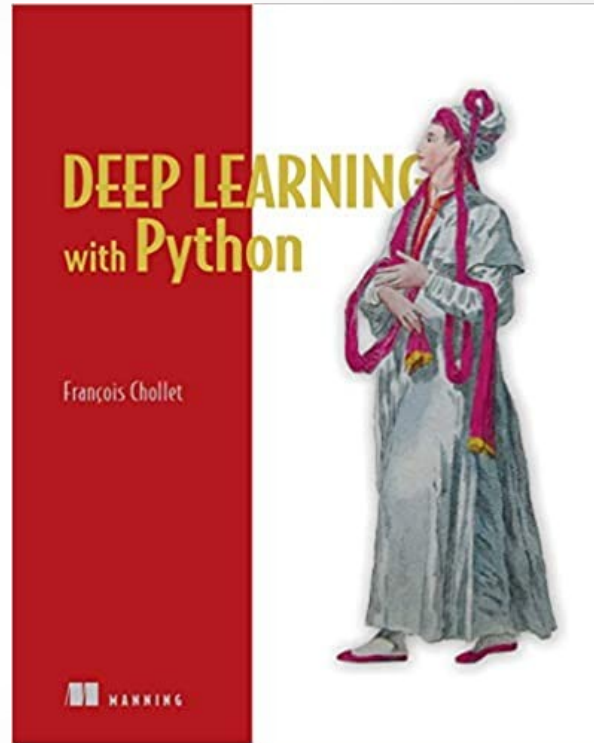


# Deep Learning con Keras

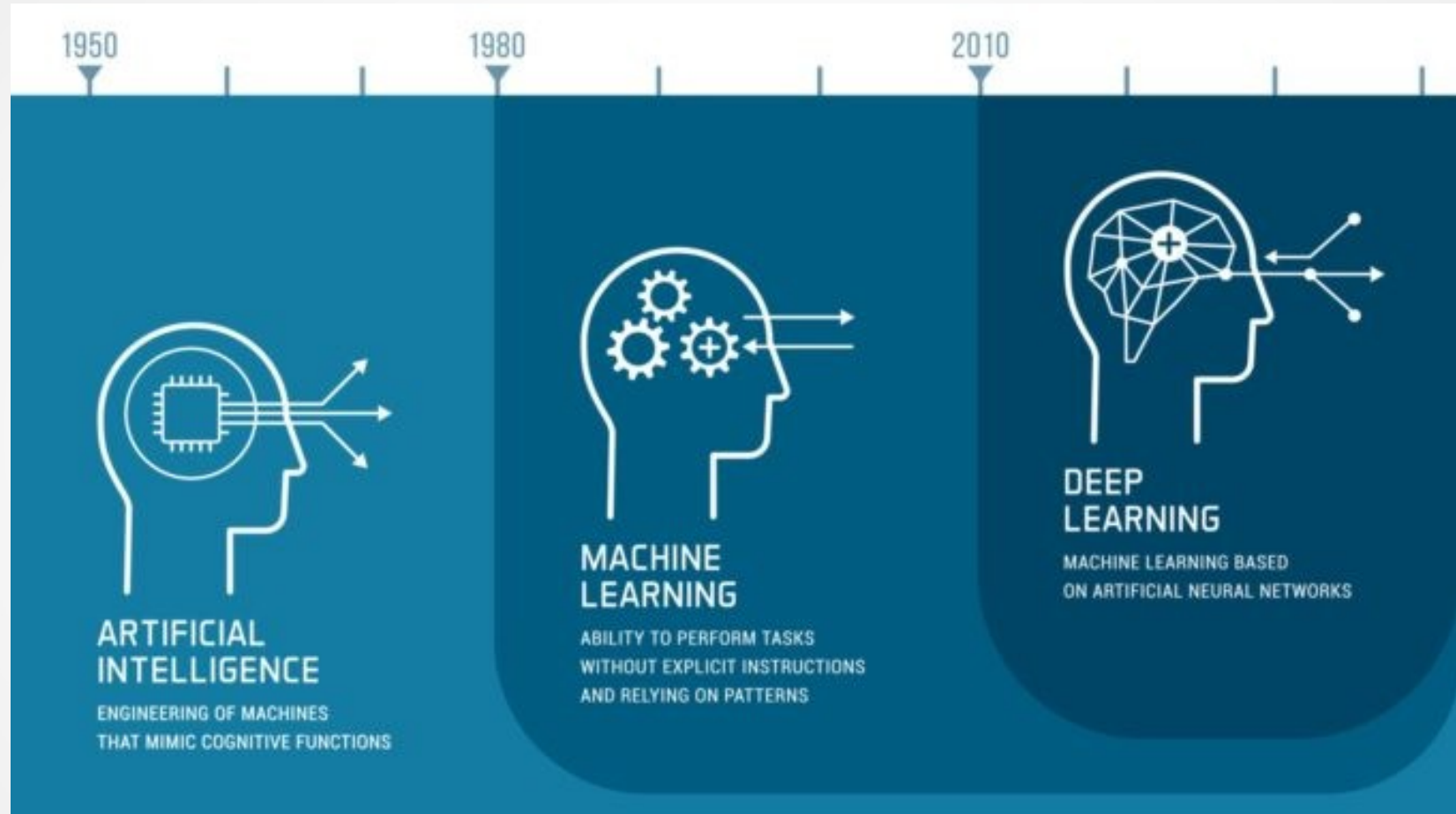
Prof. Gianluca Amato  
Dipartimento di Economia  
Università "G. d'Annunzio" di Chieti-Pescara  
Ultimo aggiornamento: 22 mar 2022

# Deep Learning con Keras

- **Deep Learning con Keras** è un breve ciclo di seminari sull'utilizzo della libreria Keras per il deep learning.
- I seminari sono basati sul libro:
  - FRANÇOIS CHOLLET  
[Deep Learning with Python](#)  
Manning

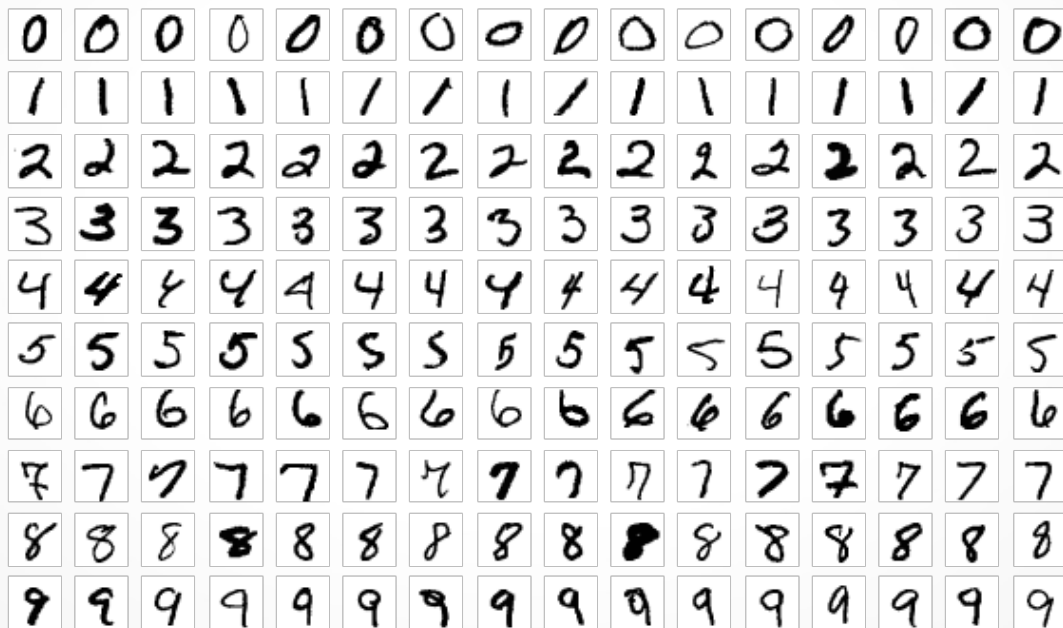


# Cosa è il deep learning



# Riconoscimento di immagini (1)

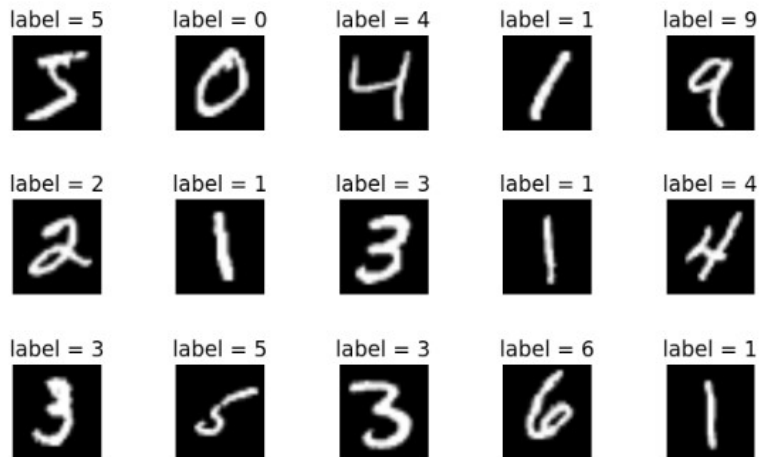
- Problema: data una immagine di una cifra scritta a mano, riconoscere di quale cifra si tratta.
- 70.000 immagini prese dal database [MNIST](#)



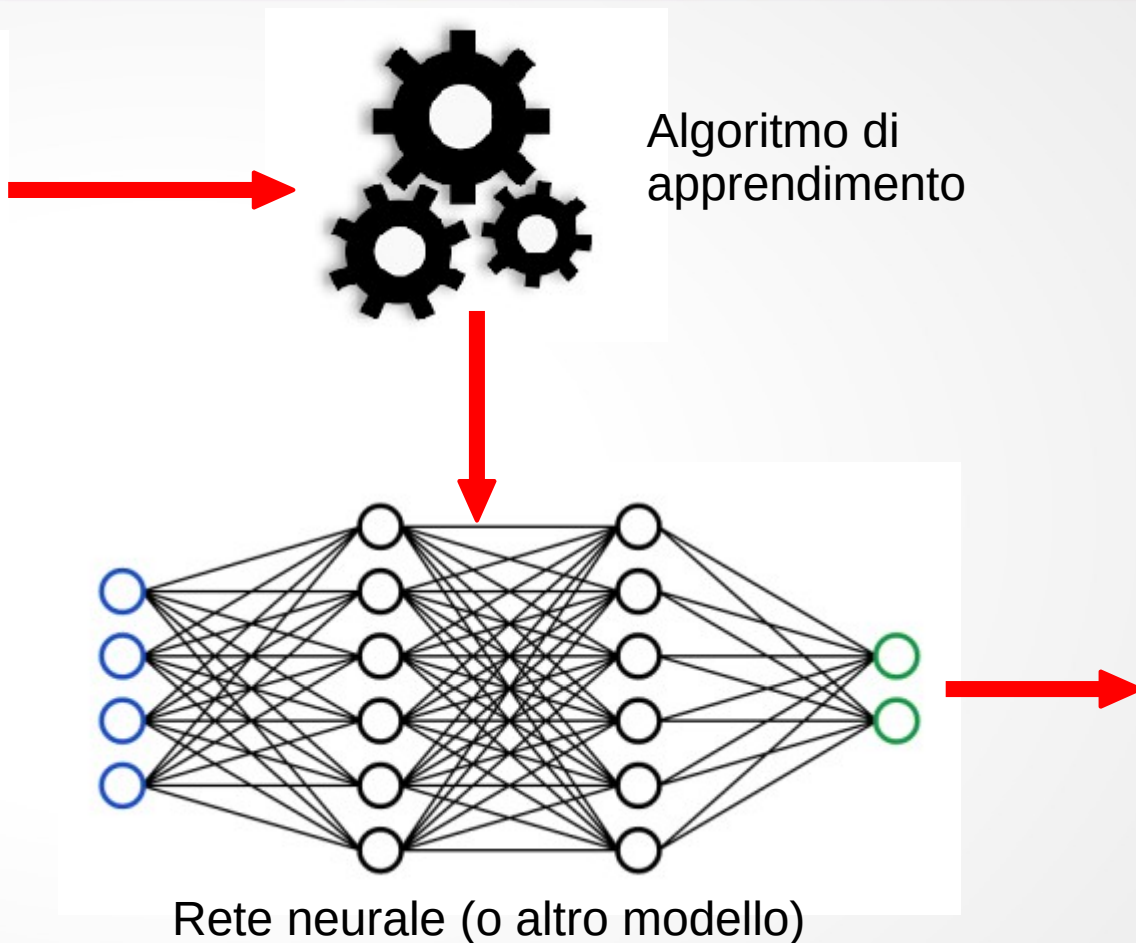
# Riconoscimento di immagini (2)

- Problema banale per un essere umano, ma è una cosa che facciamo in maniera inconscia.
- Esempio: Chiediamoci cosa è un 9 ?
  - Intuizione: un 9 ha un cappio in cima e un tratto verticale in basso a destra
  - Difficile da esprimere algoritmicamente
  - Se cerchiamo di essere più precisi, anneghiamo in un mare di eccezioni e casi particolari.

# Machine learning (addestramento)



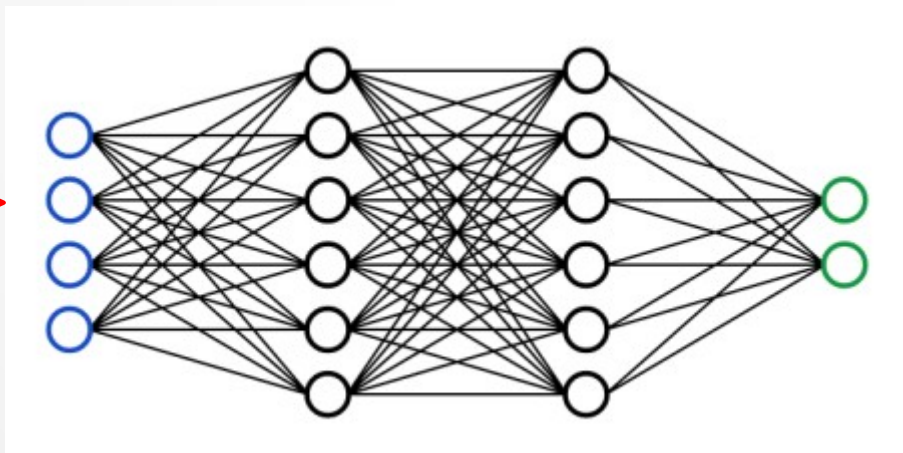
Immagini di addestramento  
(con etichette)



# Machine learning (inferenza)



Immagini nuove senza etichetta



Rete neurale (o altro modello)



Algoritmo di inferenza

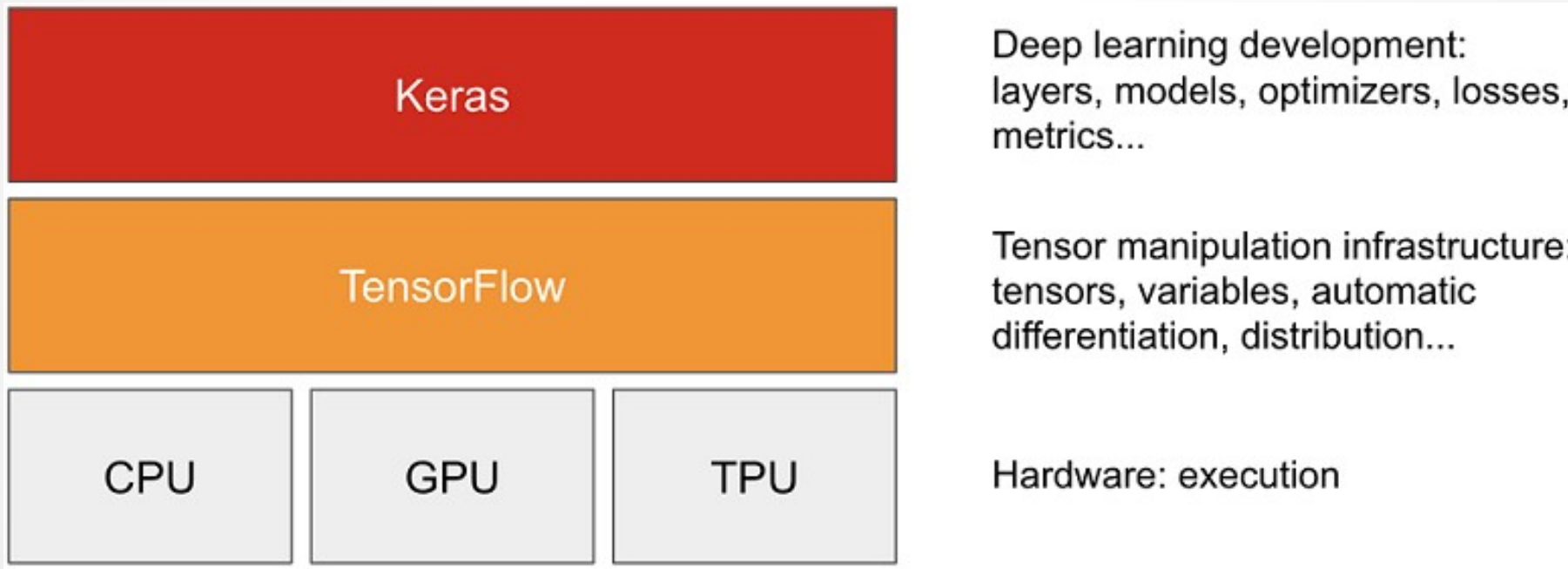
9 8 1 5 1  
4 4 1 4 9

Predizioni

○ = errore

# Keras e Tensorflow

- Keras è una libreria per il deep learning
- Si basa su un'altra libreria, Tensorflow, per il calcolo su tensori





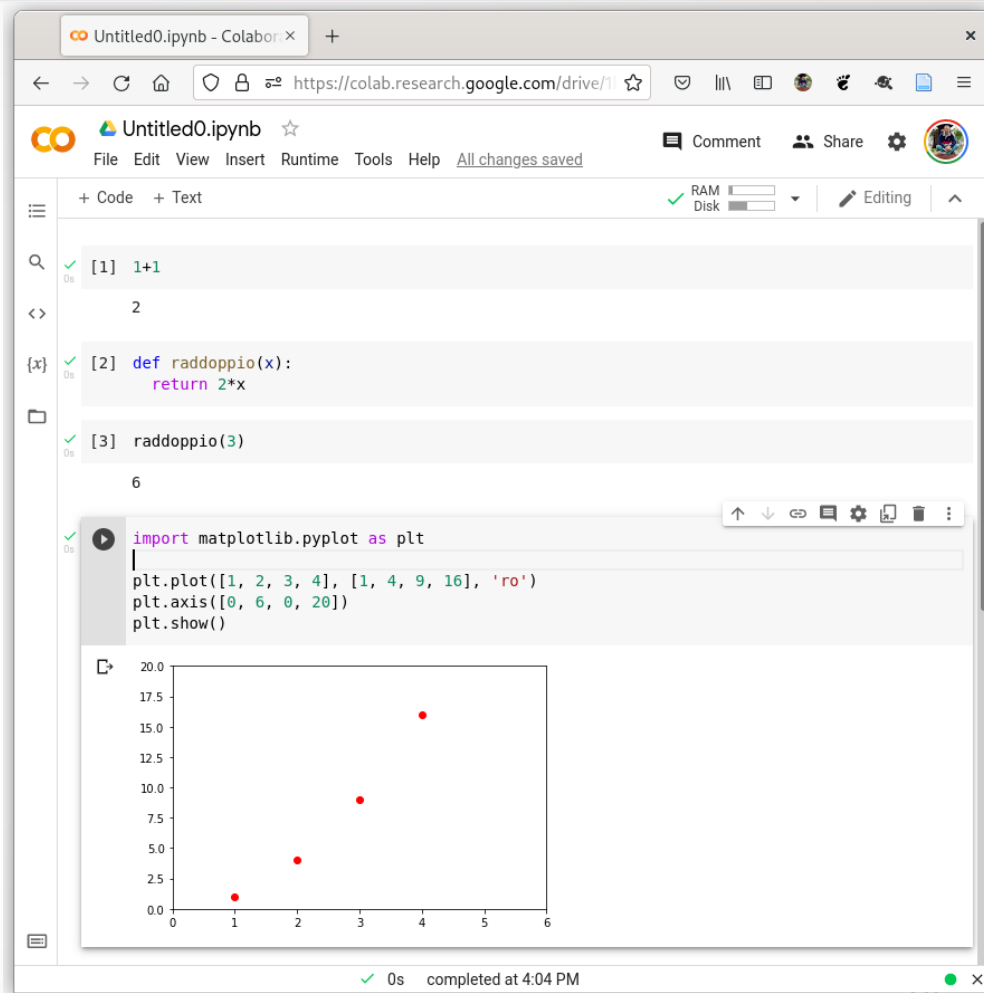
# Python

- Python è il linguaggio di programmazione principe per il deep learning

```
# Esempio di codice Python che esegue la  
# somma dei numeri da 0 fino ad n.  
n = 10  
sum = 0  
for y in range(n+1):  
    sum = sum + y  
    print(y)  
print(f"La somma dei primi {n} numeri è {sum}")
```

# Notebook

- Normalmente durante la fase di sviluppo di un modello di machine learning si usa un **approccio interattivo**
  - do un comando
  - guardo il risultato
- Piuttosto che un ambiente di sviluppo classico per la scrittura di programmi, come Eclipse, usiamo ambienti basati sul concetto del notebook.



The screenshot shows a Google Colab notebook interface. The browser address bar indicates the URL <https://colab.research.google.com/drive/1>. The notebook title is "Untitled0.ipynb". The interface includes a menu bar (File, Edit, View, Insert, Runtime, Tools, Help) and a toolbar with icons for RAM, Disk, and Editing. The notebook content is organized into cells:

- Cell [1]: `1+1` with output `2`.
- Cell [2]: `def raddoppio(x):  
 return 2*x` with output `{x}`.
- Cell [3]: `raddoppio(3)` with output `6`.
- Cell [4]: `import matplotlib.pyplot as plt  
plt.plot([1, 2, 3, 4], [1, 4, 9, 16], 'ro')  
plt.axis([0, 6, 0, 20])  
plt.show()` with a plot output.

The plot shows a scatter plot with red circular markers. The x-axis ranges from 0 to 6, and the y-axis ranges from 0.0 to 20.0. The data points are (1, 1), (2, 4), (3, 9), and (4, 16), representing the squares of integers 1 through 4.

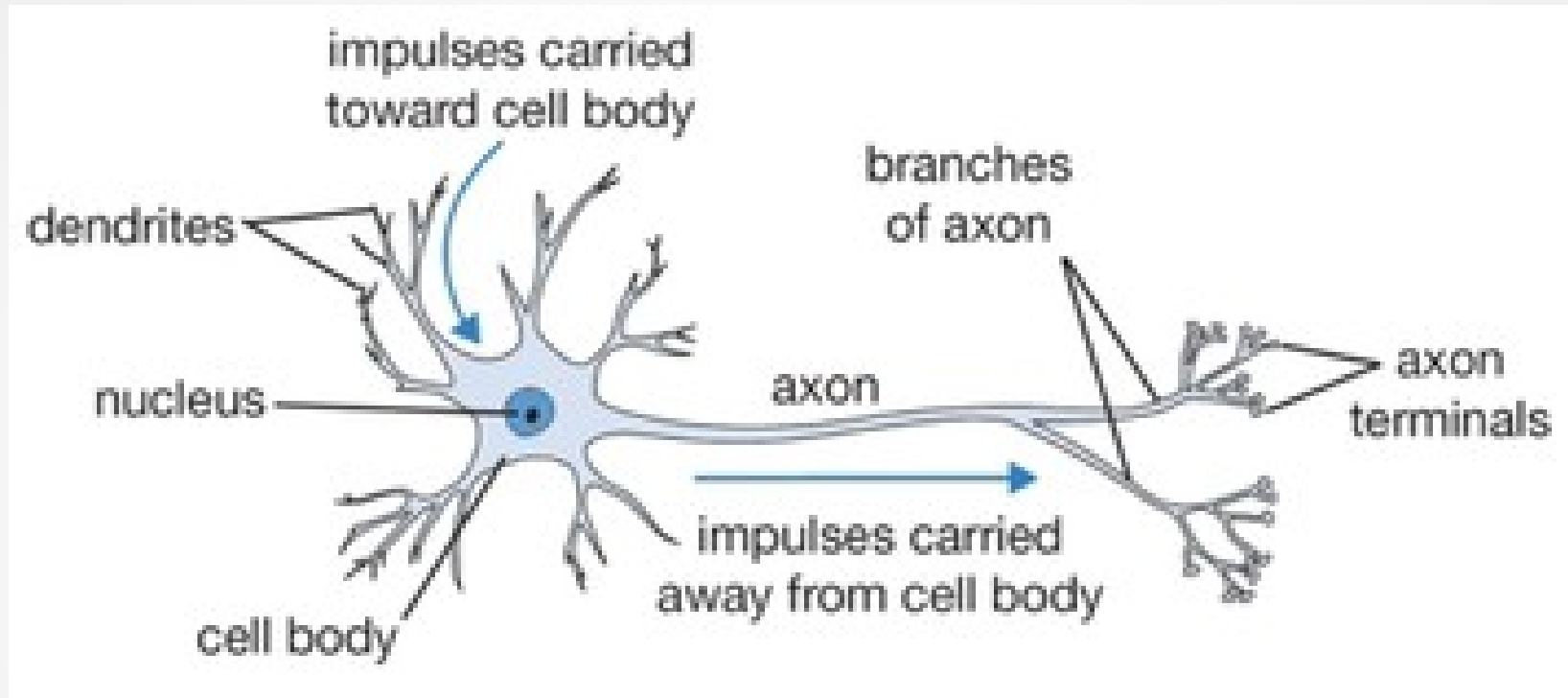
At the bottom of the notebook, a status bar indicates "0s completed at 4:04 PM".

# Google Colab e Kaggle

- Google Colab: un ambiente Python basato su notebook
  - <https://colab.research.google.com/>
  - gratuito (è richiesto solo un account Google)
  - accesso limitato a GPU e TPU
- Kaggle: una comunità dedicata al machine learning
  - <https://www.kaggle.com/>
  - corsi on-line di machine learning
  - competizioni con premi

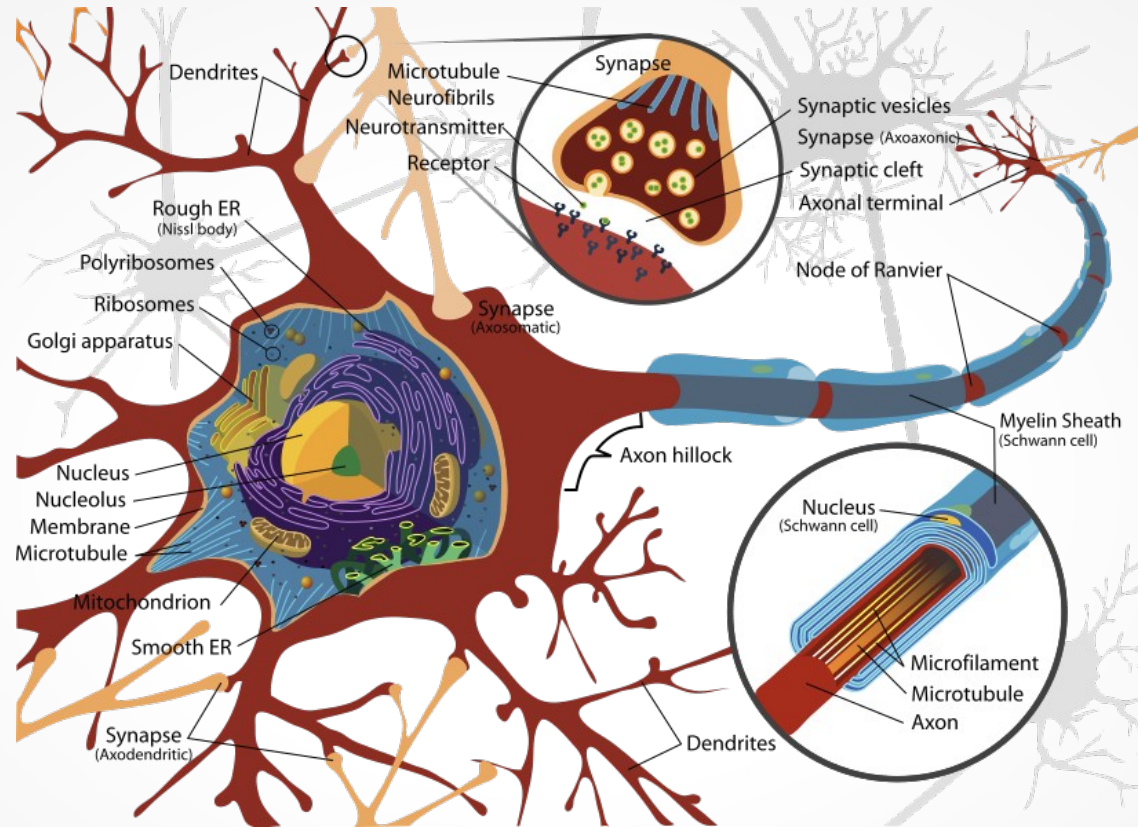
# Reti neurali

# Il neurone biologico



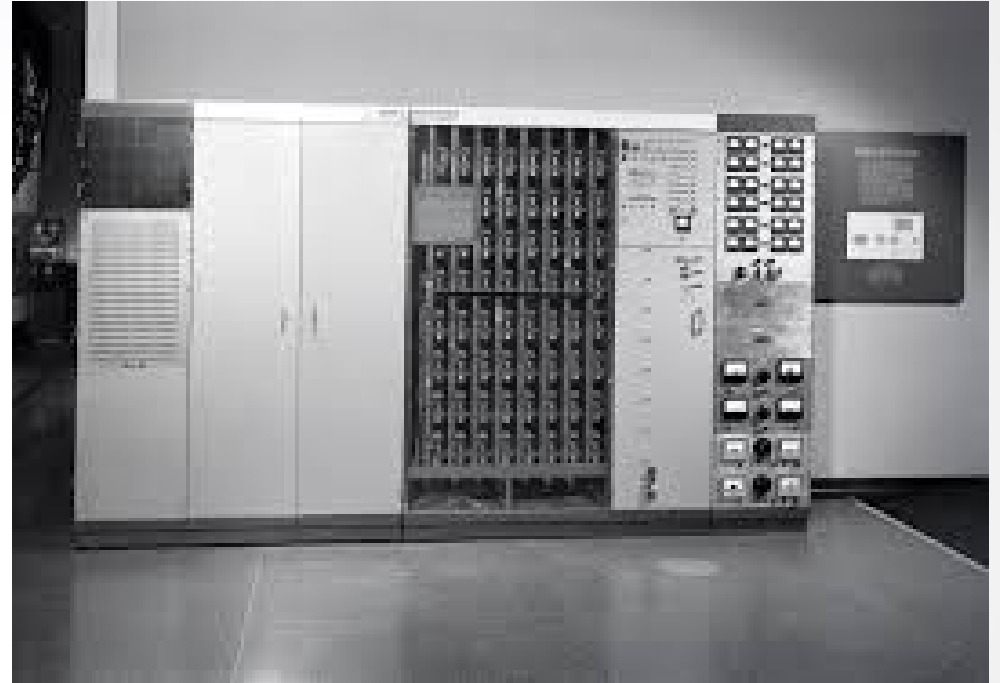
- Il neurone somma i segnali provenienti dai dendriti e “spara” un impulso dagli assoni quando si supera una certa soglia.

# Il vero neurone biologico

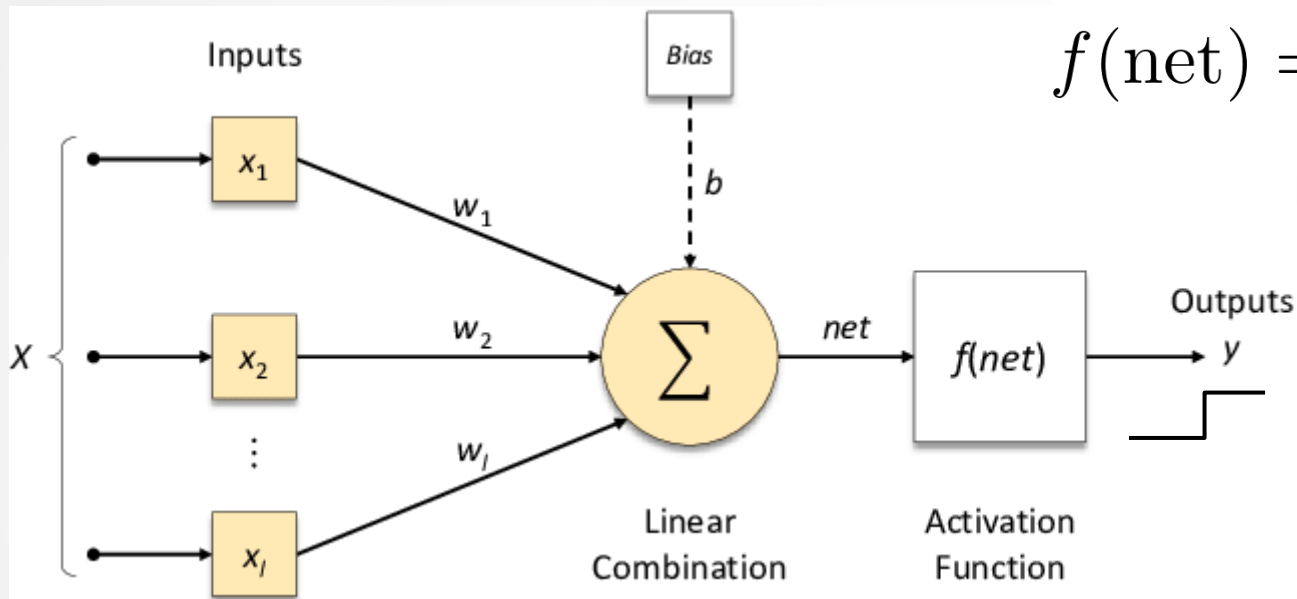


# Nascita del perceptrone

- 1957, Perceptron, Frank Rosenblatt: la prima *rete neurale artificiale*
- Il New York Times dell'8 luglio 1958 scrive:
  - *The Navy revealed the embryo of an electronic computer today that it expects will be able to walk, talk, see, write, reproduce itself and be conscious of its existence.*



# Il perceptrone

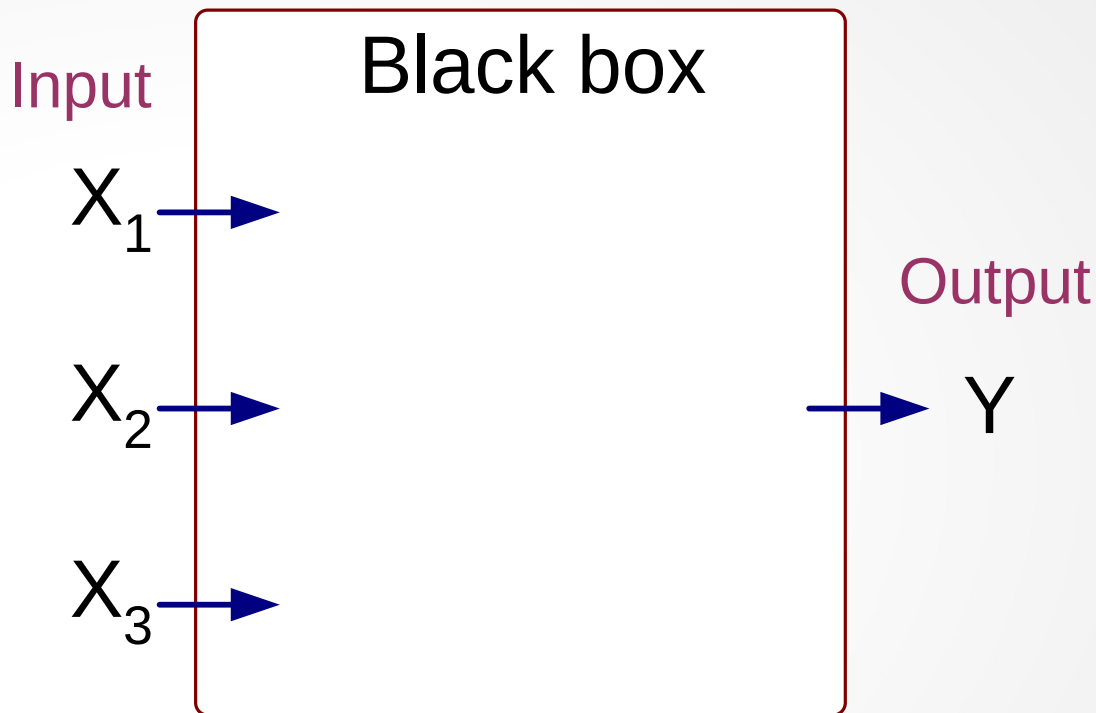


$$f(\text{net}) = \begin{cases} 1 & \text{if net} > 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$



# Percettrone: un esempio (1)

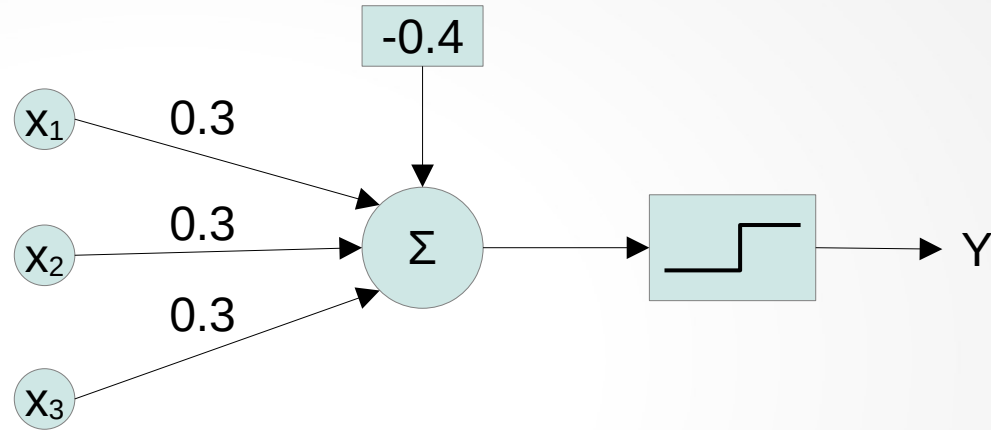
$X_1$	$X_2$	$X_3$	Y
1	0	0	-1
1	0	1	1
1	1	0	1
1	1	1	1
0	0	1	-1
0	1	0	-1
0	1	1	1
0	0	0	-1



Il risultato è 1 se almeno due dei tre attributi X sono ad 1, altrimenti è -1

# Percettrone: un esempio (2)

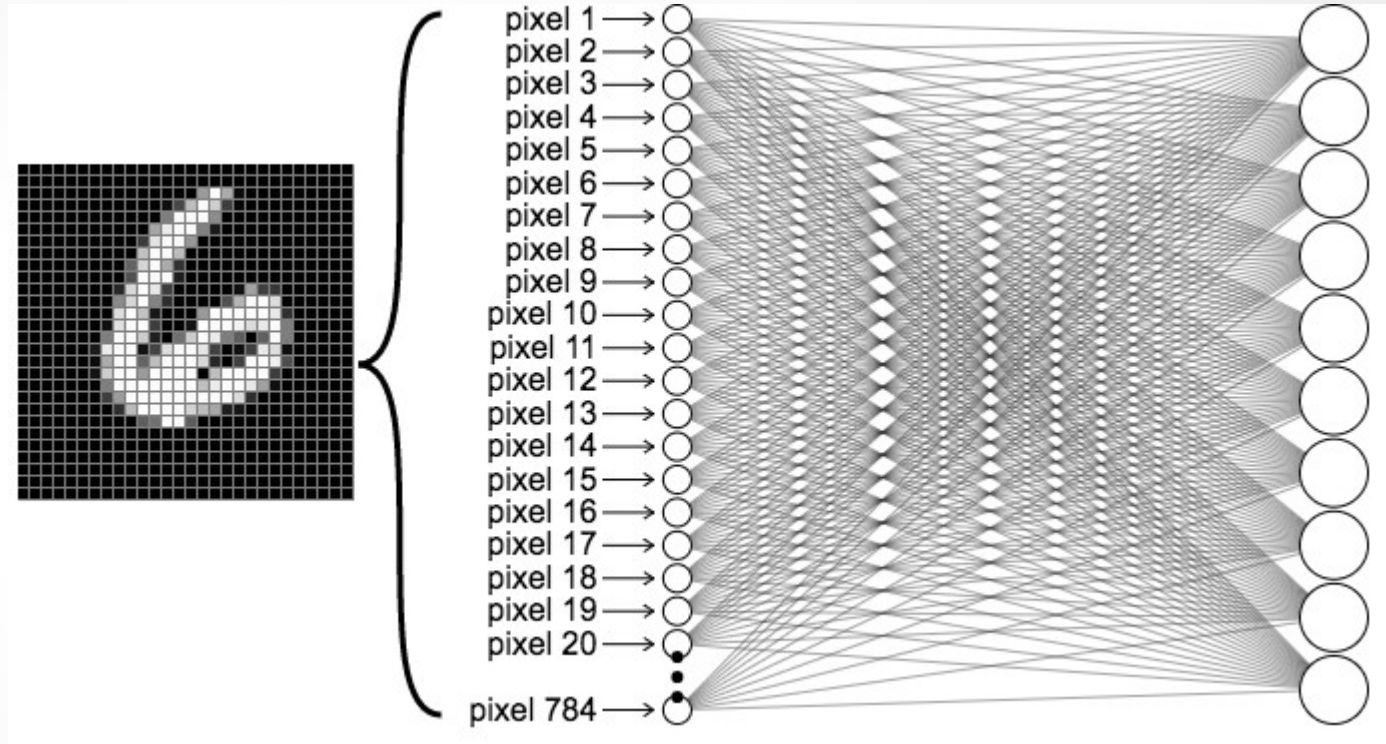
$X_1$	$X_2$	$X_3$	$Y$
1	0	0	-1
1	0	1	1
1	1	0	1
1	1	1	1
0	0	1	-1
0	1	0	-1
0	1	1	1
0	0	0	-1



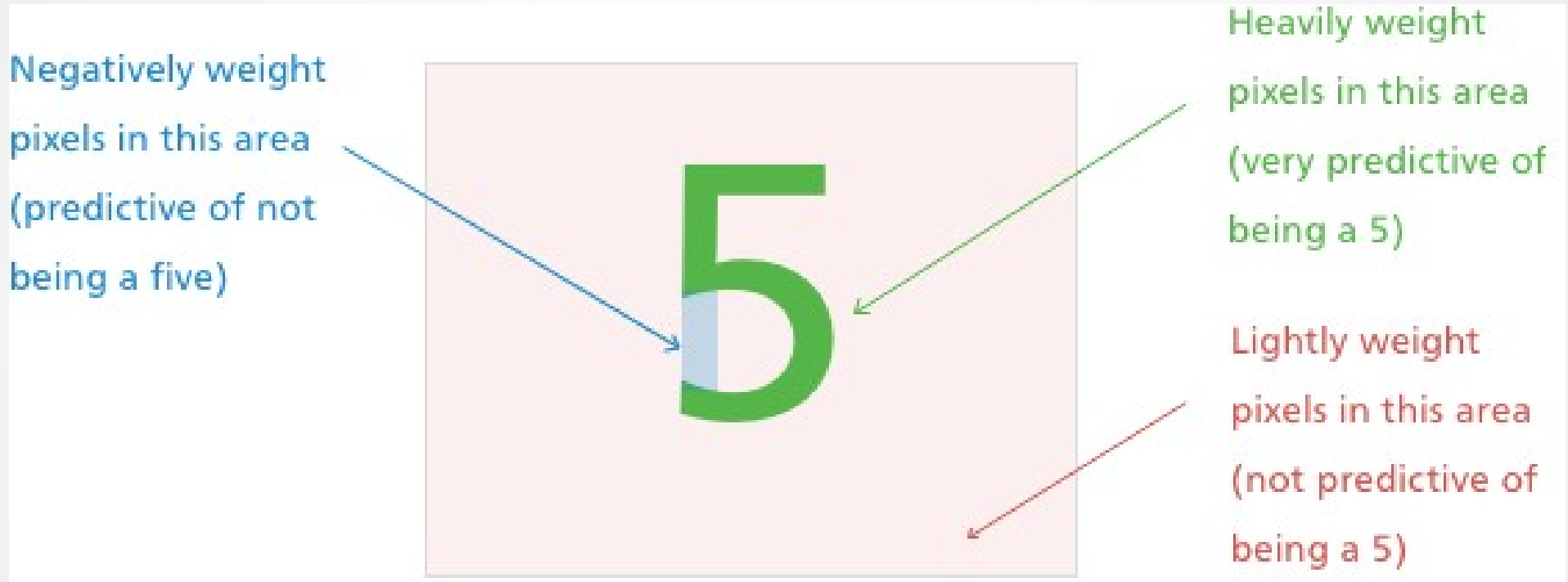
Il risultato è 1 se almeno due dei tre attributi  $X$  sono ad 1, altrimenti è -1

# Percettrone per il riconoscimento di immagini (1)

- Un neurone per ogni cifra.
- $w_i$  : uno per input/pixel.
  - Alcuni positivi, per attivarsi con la cifra cercata.
  - Alcuni negativi, per escludere altre cifre.

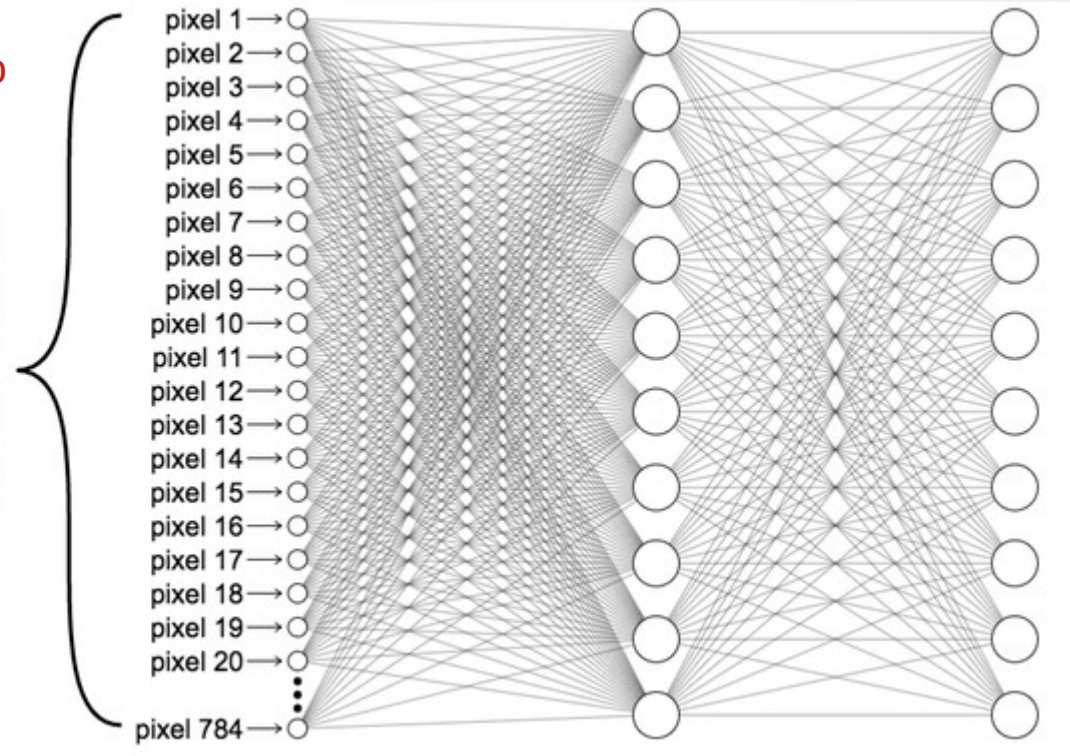
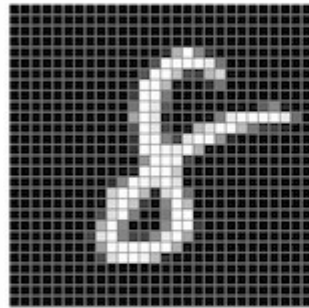


# Perceptrone per il riconoscimento di immagini (2)



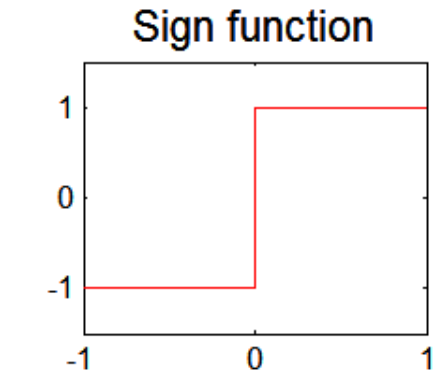
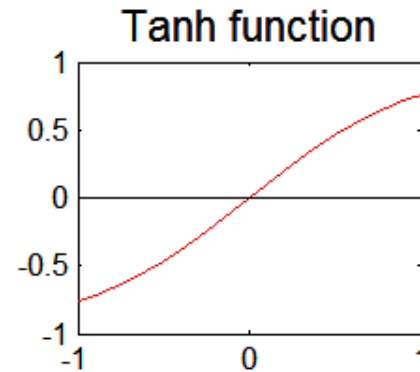
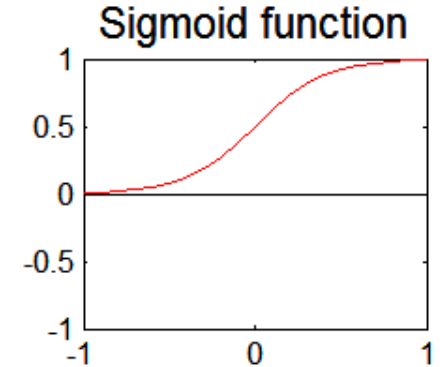
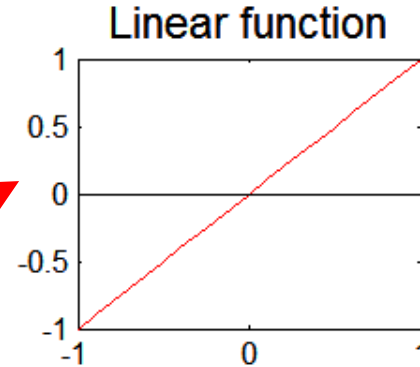
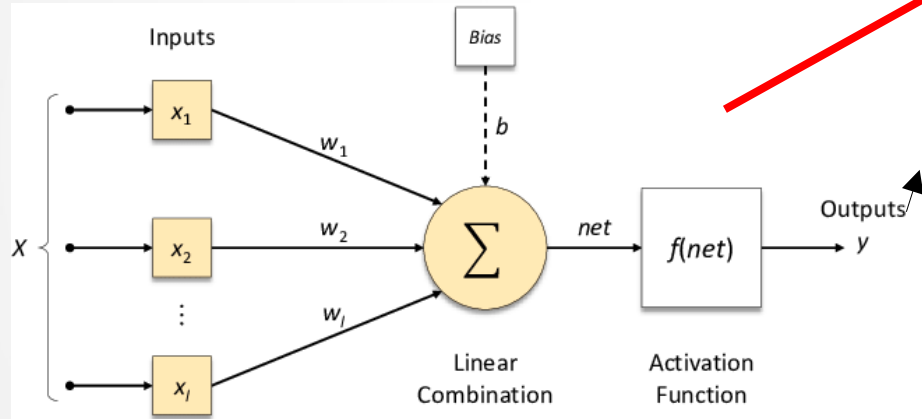
# Quanto funziona in pratica?

- Nel riconoscimento delle immagini MNIST, il tasso di errore è del 12%
- Si può fare di meglio?
  - Sì, ma servono delle **reti multistrato**



# Funzioni di attivazione

- Nelle reti multistrato, la funzione di attivazione a scalino è spesso rimpiazzata da altre
- Funzioni di attivazioni più comuni:




# Apprendimento automatico dei pesi (1)

- I dettagli sono un po' complessi, ma si tratta di un caso speciale di un metodo generale noto come “**discesa del gradiente**”
- Definizioni
  - $\mathbf{x}_i$  è il vettore degli input della  $i$ -esima istanza (immagine  $i$ -esima)
  - $y_i$  è il risultato da associare alla  $i$ -esima istanza (cifra dell'immagine  $i$ -esima)
  - $\hat{y}_i = f(\mathbf{w}_i, \mathbf{x}_i)$  è il risultato della rete neurale per la  $i$ -esima immagine
  - Una funzione di errore (*Loss*) determina la distanza tra il risultato desiderati e quello ottenuto dalla rete

# Esempio funzione di loss

- Tornando al nostro esempio MNIST, supponiamo la rete neurale abbia 10 output corrispondenti alle 10 cifre
- La cifra predetta dalla rete è quella che ha l'output più alto
- Allora la funzione di loss dovrebbe comportarsi così

	Output										Loss
	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	zero
	0	0.2	0.3	0	0.9	0.2	0	0	0	0.1	piccola
	0.9	0.1	0	0.2	0.1	0	0	0.3	0	0.2	grande

output della cifra 4



# Apprendimento automatico dei pesi (2)

- Definizioni

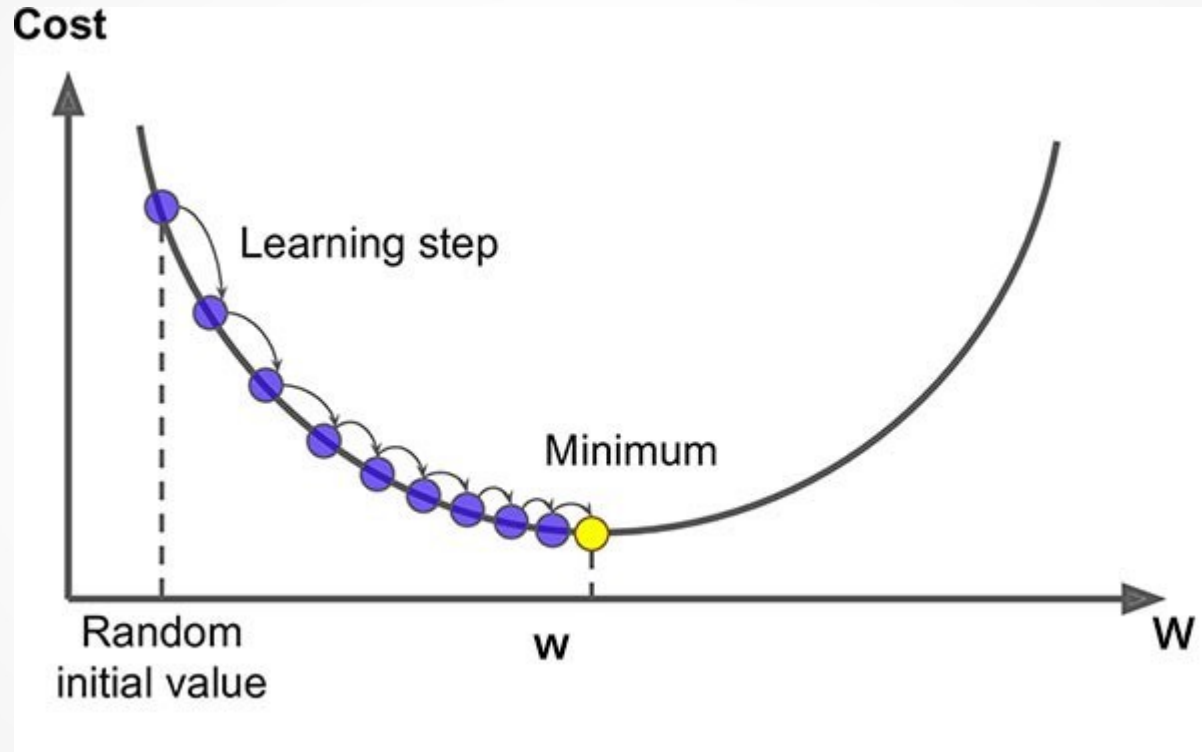
- L'errore complessivo della rete è la somma di tutti gli errori per le singole istanze di input

$$E = \sum_{i=1}^N \text{Loss}(y_i, \hat{y}_i)$$

- L'errore dipende dai pesi ( $\mathbf{w}$ ) della rete. Dobbiamo cambiare i pesi in modo da rendere minimo l'errore!
- Non si può risolvere in maniera analitica, la formula completa dell'errore è troppo complessa.
- Si usano metodi di approssimazione, come la **discesa del gradiente**

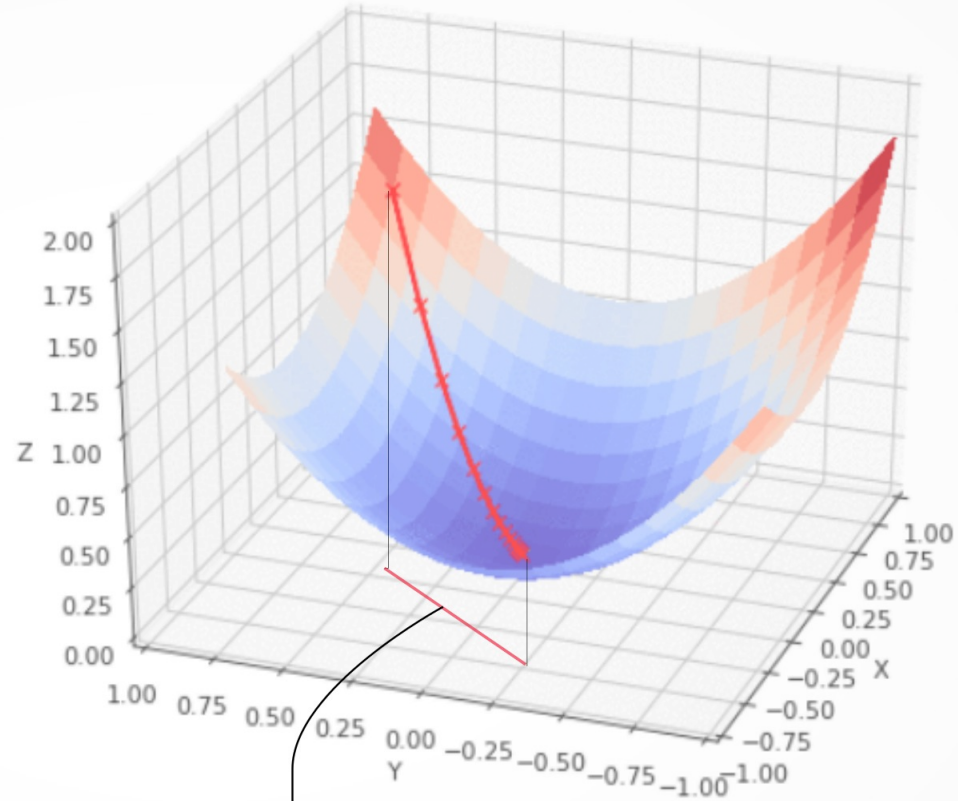
# Discesa del gradiente (1)

- Supponiamo che abbiamo un solo peso nella nostra rete



# Discesa del gradiente (2)

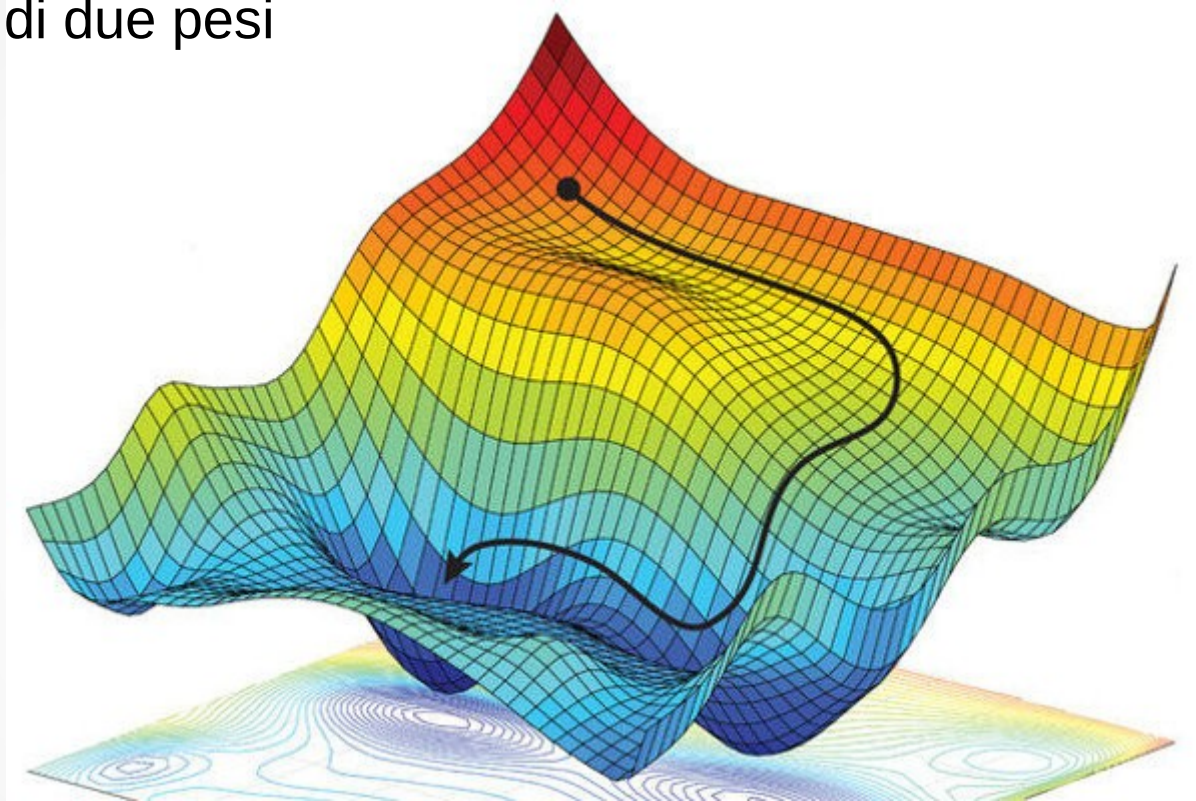
- Nel caso di due pesi



Real Trajectory of G.D.

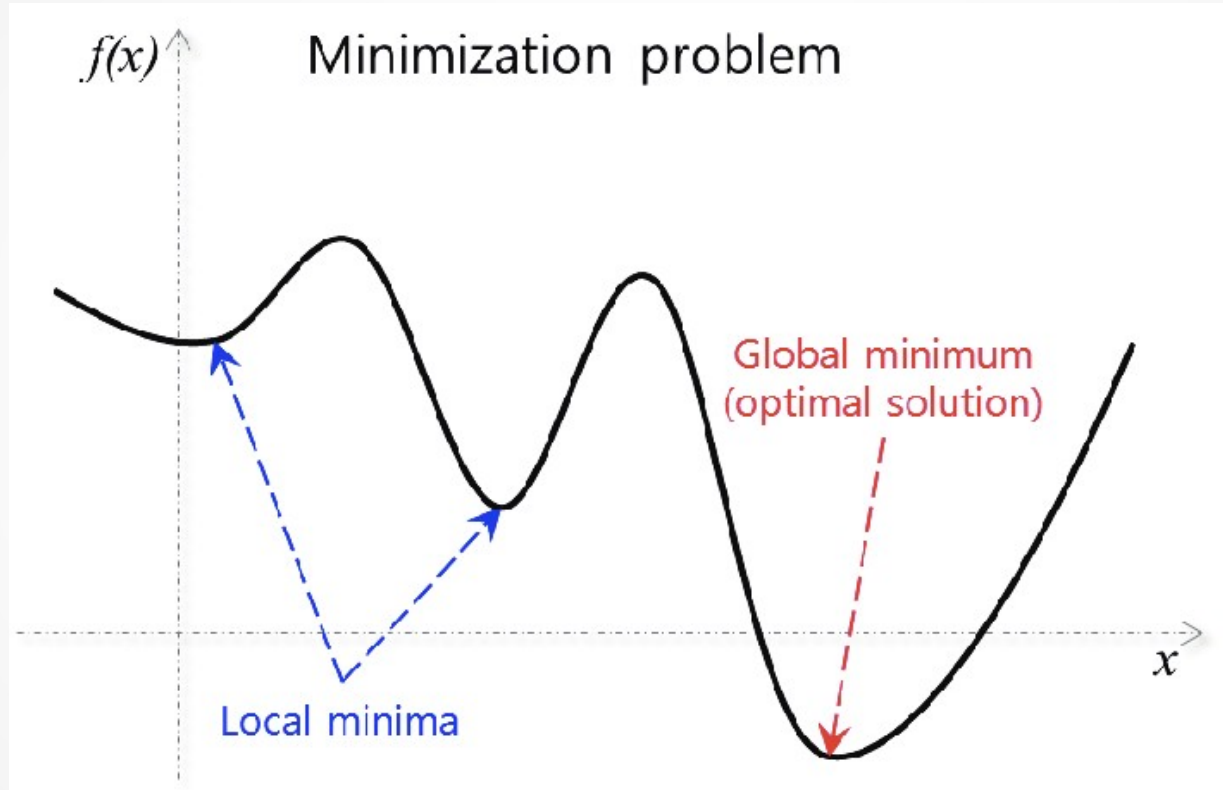
# Discesa del gradiente (3)

- Nel caso di due pesi



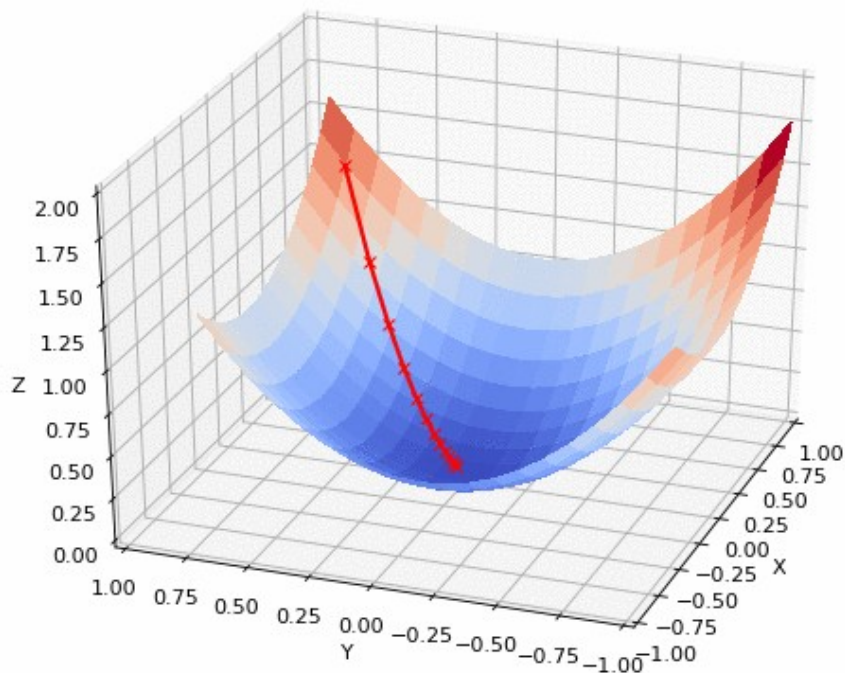
# Problema: minimi locali

- Talvolta il metodo di discesa del gradiente rimane bloccato su minimi locali

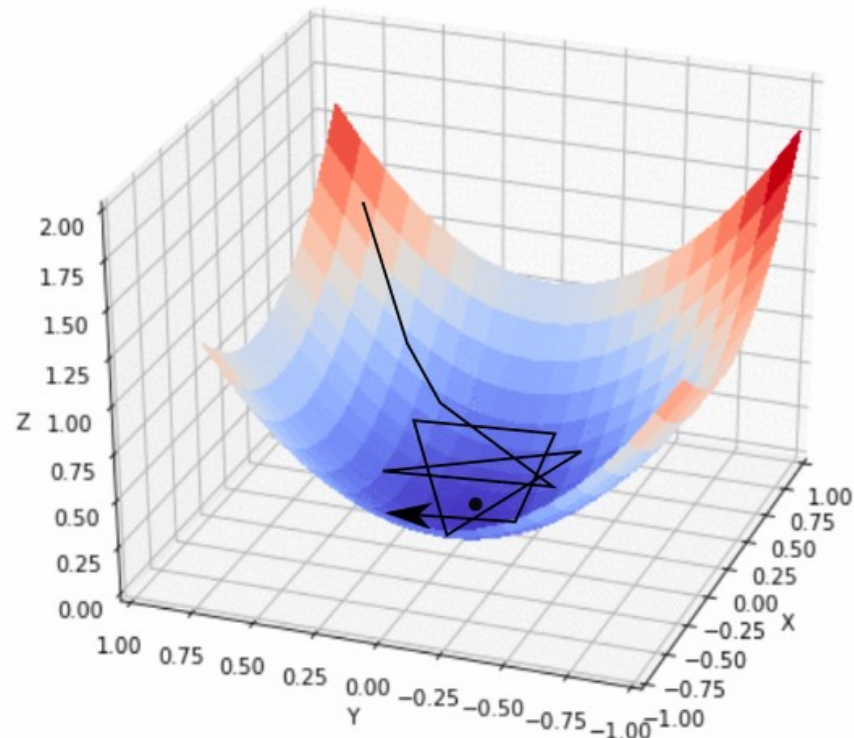


# Problema: scelta del learning rate

Learning rate “buono”

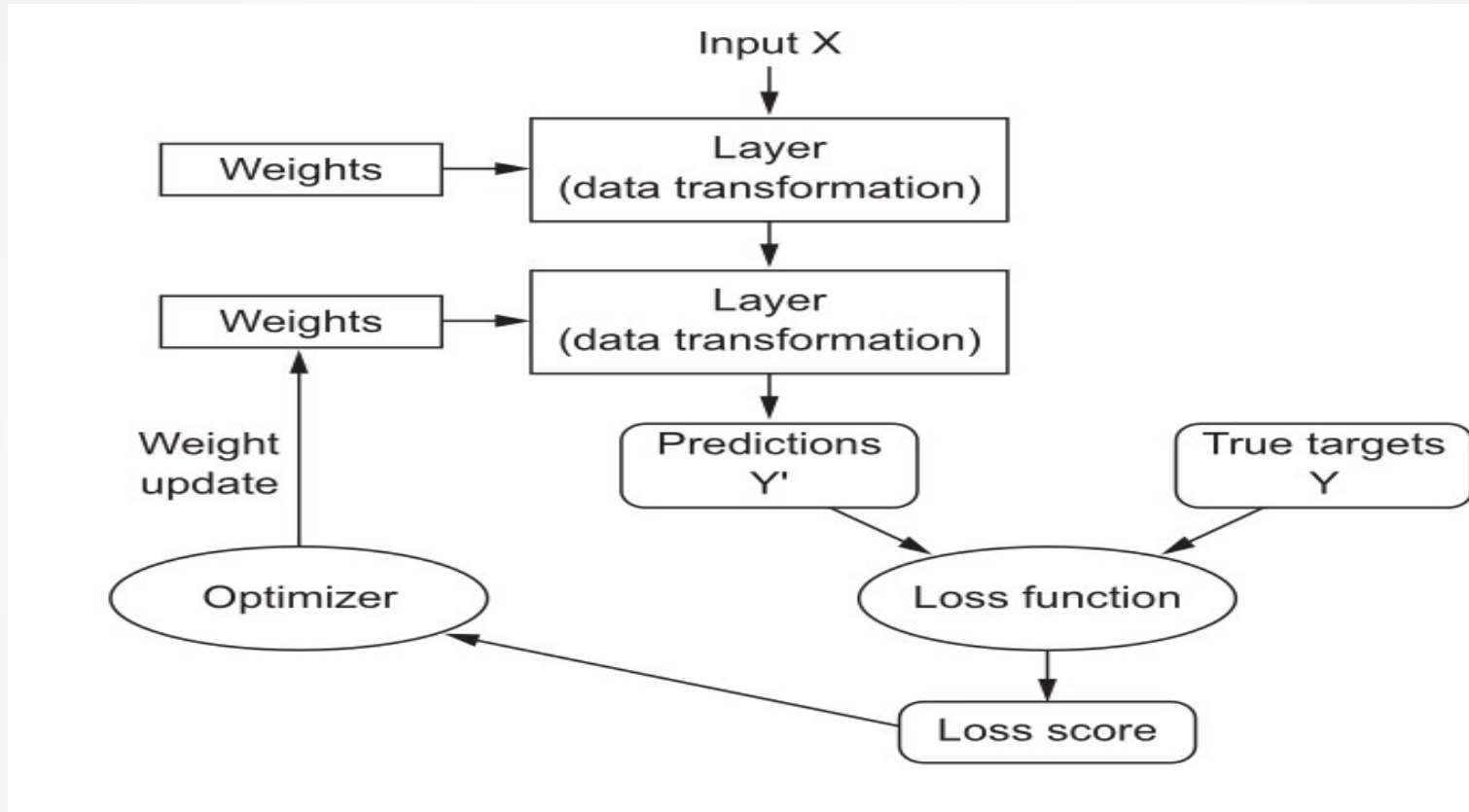


Learning rate troppo alto





# Funzionamento della fase di addestramento

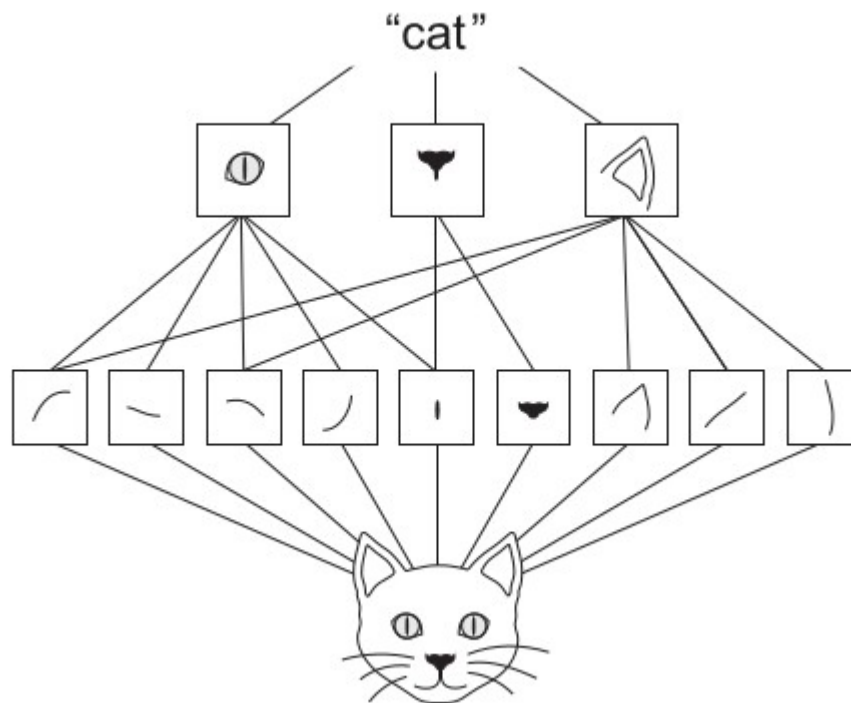


# Reti convoluzionali



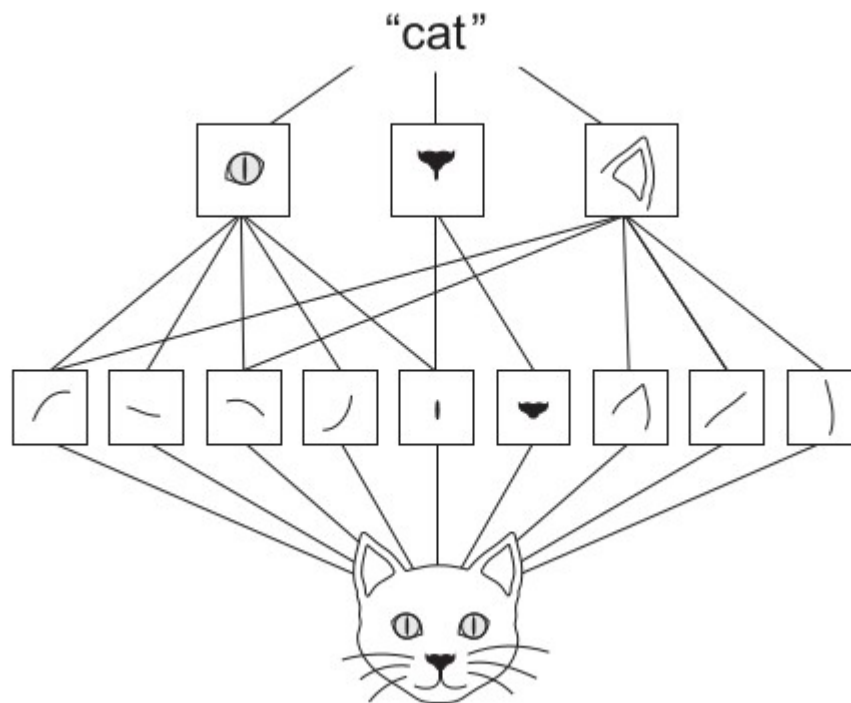
# Reti convoluzionali (1)

- I neuroni di una rete neurale “standard” hanno come input tutti gli output dello strato precedente.
- Nelle reti convoluzionali, invece, ogni neurone è connesso soltanto a un piccolo sottinsieme dei neuroni dello strato precedente, secondo uno schema regolare.
- Riconoscono quindi dei *pattern* locali

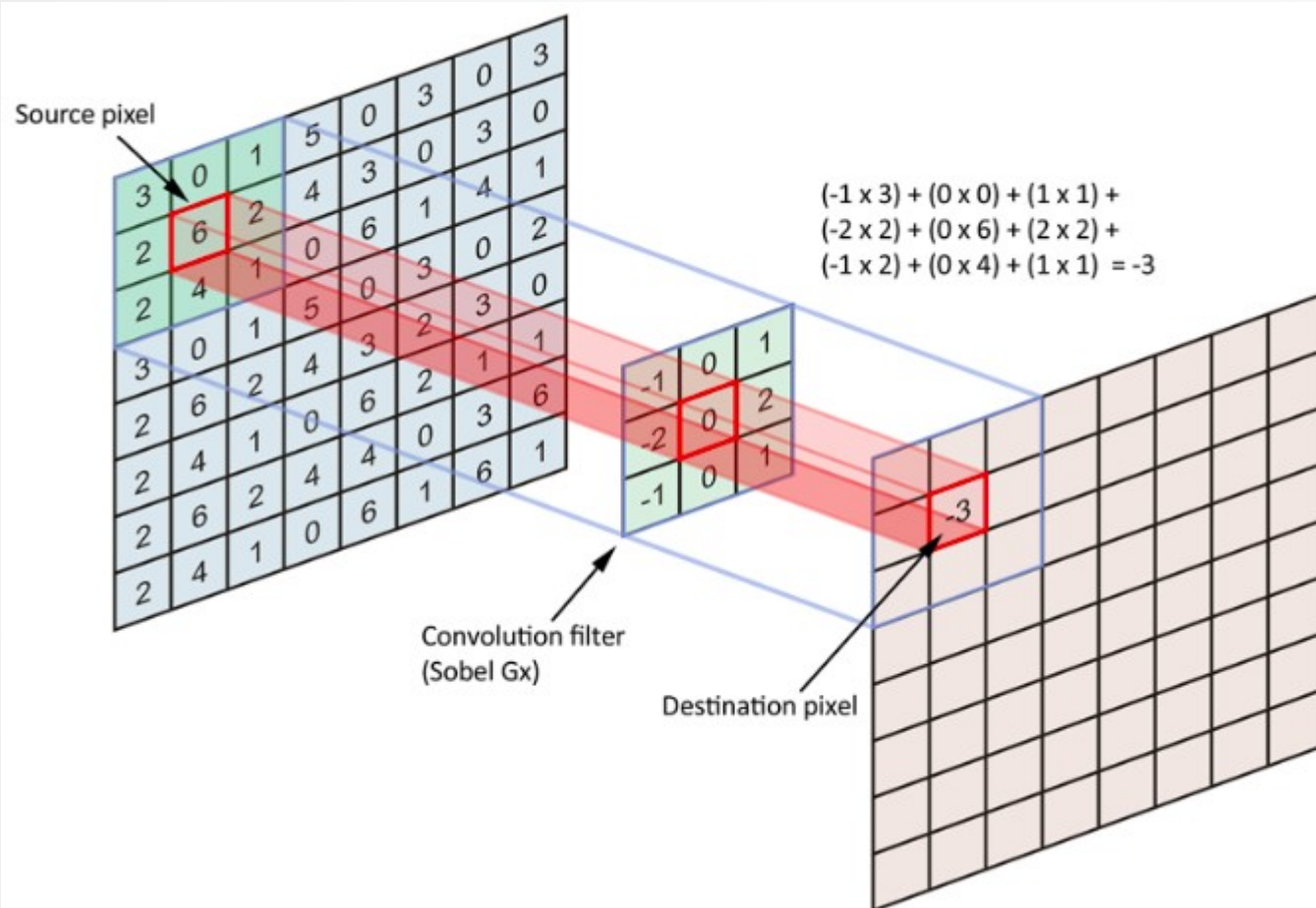


# Reti convoluzionali (2)

- I pattern appresi sono invarianti per traslazioni
  - una volta imparato a riconoscere un pattern (ad esempio, una riga orizzontale) in una zona dell'immagine, sarà in grado automaticamente di riconoscere lo stesso pattern ovunque
  - questo è fondamentale nel riconoscimento delle immagini, che sono fondamentalmente invarianti per traslazioni
- Gli strati successivi costruiscono pattern più complessi partendo dai pattern degli strati precedenti



# Esempio di filtro (1)



Stiamo supponendo che la funzione di attivazione sia l'identità...

Nella realtà va considerata anche quella!

# Esemplio di filtro (2)

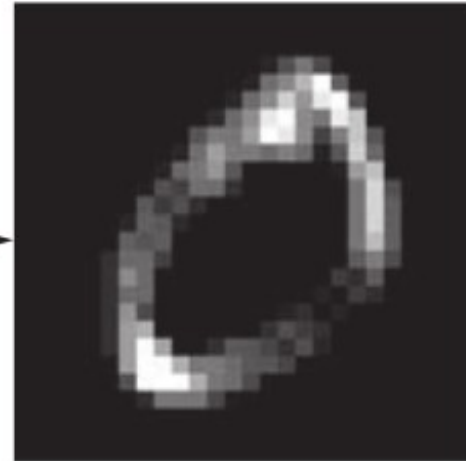
Original input



Single filter



Response map,  
quantifying the presence  
of the filter's pattern at  
different locations



# Struttura di una rete convoluzionale

