

1) Cosa si intende per funzione obiettivo e loss function?

Dispense “Fondamenti”

2) Quando una rete neurale si definisce deep (profonda)?

Dispense “Deep Learning”

3) Indicare le differenze tra reti neurali feedforward e le reti neurali ricorrenti, disegnando un esempio di entrambe.

Dispense “Reti Neurali”

4) Nella regressione lineare (sia rispetto ai parametri sia rispetto alla variabile indipendente) i dati con cosa sono approssimati nel caso 2D e 3D?

Dispense “Regressione”

---

5) Un classificatore *Nearest Neighbor* (NN), con un *training set* (TS) composto da  $n = 2500$  pattern di dimensionalità  $d = 4$ , utilizza come metrica la *distanza euclidea*. Calcolare il numero di somme, sottrazioni e moltiplicazioni necessarie (trascurando la radice quadrata) per effettuare la classificazione di un pattern  $x$  supponendo che non vengano utilizzate strutture spaziali specifiche per indicizzare il TS.

### **Svolgimento**

Per classificare un pattern è necessario calcolare le distanze da tutti gli  $n$  pattern del TS e selezionare la classe del pattern con distanza minima. Sapendo che la distanza euclidea tra due punti  $d$ -dimensionali è definita come  $\sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \dots + (p_d - q_d)^2}$ , per calcolare ognuna delle  $n$  distanze saranno necessarie  $(d - 1)$  somme,  $d$  sottrazioni e  $d$  moltiplicazioni (elevamento al quadrato).

Con un TS composto da 2500 pattern 4-dimensionali saranno necessarie:

- $(4 - 1) \cdot 2500 = 7500$  somme;
- $4 \cdot 2500 = 10000$  sottrazioni;
- $4 \cdot 2500 = 10000$  moltiplicazioni.

6) Dato un insieme di pattern bi-dimensionali composto da 5 elementi:

$$\mathbf{p}_1 = \begin{bmatrix} 0.2 \\ 1.3 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_2 = \begin{bmatrix} 3.5 \\ -1.7 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_3 = \begin{bmatrix} -4.2 \\ 4.2 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_4 = \begin{bmatrix} 2.3 \\ 4.6 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_5 = \begin{bmatrix} 0.9 \\ -4.3 \end{bmatrix}$$

Effettuare la prima iterazione dell'algoritmo K-means supponendo di dover raggruppare i pattern in 2 cluster rappresentati dai seguenti centroidi:

$$\mathbf{c}_1 = \begin{bmatrix} 3.7 \\ 1.2 \end{bmatrix}, \mathbf{c}_2 = \begin{bmatrix} 0.7 \\ -2.7 \end{bmatrix}$$

Riportare il cluster di appartenenza di ogni pattern e le coordinate dei nuovi centroidi calcolate in seguito all'iterazione svolta.

### Svolgimento

Un'iterazione del K-means consiste i) nell'assegnare ogni pattern al cluster per cui è minima la distanza dal corrispondente centroide, e ii) nell'aggiornare i centroidi come media dei pattern assegnati al cluster corrispondente.

Utilizzando la distanza euclidea (si può utilizzare la distanza euclidea al quadrato evitando di calcolare la radice quadrata) i pattern vengono attribuiti ai cluster come segue:

$$Cluster_1 = \{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3, \mathbf{p}_4\} \quad Cluster_2 = \{\mathbf{p}_5\}$$

Di conseguenza, i nuovi centroidi saranno:

$$\mathbf{c}'_1 = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 2.1 \end{bmatrix}, \mathbf{c}'_2 = \begin{bmatrix} 0.9 \\ -4.3 \end{bmatrix}$$

7) Un multiclassificatore, composto da 4 classificatori combinati a livello di decisione utilizzando la Majority vote rule, viene utilizzato per riconoscere pattern appartenenti a 5 classi. Nella tabella seguente sono riportati gli output restituiti dai singoli classificatori ( $C_i$ ) dati in input 4 diversi pattern ( $\mathbf{p}_j$ ). Riportare la classe di output restituita dal multiclassificatore motivandone la risposta.

|                | $C_1$ | $C_2$ | $C_3$ | $C_4$ |
|----------------|-------|-------|-------|-------|
| $\mathbf{p}_1$ | 1     | 5     | 5     | 5     |
| $\mathbf{p}_2$ | 1     | 2     | 1     | 3     |
| $\mathbf{p}_3$ | 1     | 2     | 4     | 4     |
| $\mathbf{p}_4$ | 3     | 2     | 3     | 1     |

### Svolgimento

|                | Voti Classi |   |   |   |   | Classe scelta |
|----------------|-------------|---|---|---|---|---------------|
|                | 1           | 2 | 3 | 4 | 5 |               |
| $\mathbf{p}_1$ | 1           | 0 | 0 | 0 | 3 | 5             |
| $\mathbf{p}_2$ | 2           | 1 | 1 | 0 | 0 | 1             |
| $\mathbf{p}_3$ | 1           | 1 | 0 | 2 | 0 | 4             |
| $\mathbf{p}_4$ | 1           | 1 | 2 | 0 | 0 | 3             |