

1) Indicare le principali “stagioni” nello sviluppo dell’intelligenza artificiale e machine learning.

Pag. 17-21 delle dispense “Introduzione”

2) Definire i problemi di Classificazione e Regressione evidenziandone le differenze e fornendo per ciascuno esempi reali della loro applicazione.

Pag. 5-6 delle dispense “Fondamenti”

3) Come si calcola l'attivazione (net) di un neurone artificiale? Indicare formula e commentarla.

Pag. 4 delle dispense "Reti Neurali"

4) Indicare le differenze tra le tecniche di riduzione di dimensionalità PCA e LDA.

Pag. 2-3 delle dispense "Riduzione Dimensionalità"

5) Un multiclassificatore, composto da 5 classificatori combinati a livello di decisione utilizzando la Majority vote rule, viene utilizzato per riconoscere pattern appartenenti a 4 classi. Nella tabella seguente sono riportati gli output restituiti dai singoli classificatori (C_i) dati in input 3 diversi pattern (\mathbf{p}_j). Riportare nell'ultima colonna la classe di output restituita dal multiclassificatore.

	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	MV
\mathbf{p}_1	3	1	1	3	3	3
\mathbf{p}_2	2	3	1	4	2	2
\mathbf{p}_3	4	1	4	2	3	4

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

$$\mathbf{p}_1 = \begin{bmatrix} 6,1 \\ 8,1 \\ 6,5 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_2 = \begin{bmatrix} 1,9 \\ 8,8 \\ 4,2 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_3 = \begin{bmatrix} 5,2 \\ 9,7 \\ 0,8 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_4 = \begin{bmatrix} 5,4 \\ 8,2 \\ 7,4 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_5 = \begin{bmatrix} 3,2 \\ 3,1 \\ 8,8 \end{bmatrix}, \mathbf{p}_6 = \begin{bmatrix} 6,5 \\ 0,1 \\ 5,4 \end{bmatrix}$$

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

$$\mathbf{c}_1 = \begin{bmatrix} 1,4 \\ 9,0 \\ 0,8 \end{bmatrix}, \mathbf{c}_2 = \begin{bmatrix} 0,2 \\ 8,6 \\ 9,7 \end{bmatrix}$$

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:

$$Cluster_1 = \{\mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3, \mathbf{p}_6\}$$

$$Cluster_2 = \{\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_4, \mathbf{p}_5\}$$

Di conseguenza, i nuovi centroidi saranno:

$$\mathbf{c}_1' = \begin{bmatrix} 4,5 \\ 6,2 \\ 3,5 \end{bmatrix}, \mathbf{c}_2' = \begin{bmatrix} 4,9 \\ 6,5 \\ 7,6 \end{bmatrix}$$

7) Dato un livello di convoluzione in una CNN con un volume di Input pari a $28 \times 32 \times 4$ (nel formato $Width \times Height \times Depth$), e filtri di dimensioni $6 \times 6 \times 4$. Si calcolino le dimensioni ($Width \times Height$) di ogni *feature map* nel volume di Output considerando un $Padding = 3$ e $Stride = 2$.

Svolgimento

Per calcolare la dimensione di ogni *feature map* del volume di Output si utilizza la formula seguente (Pag. 14 delle dispense “Deep Learning”):

$$W_{out} = \frac{W_{in} - F + 2 \cdot Padding}{Stride} + 1$$

Sostituendo $F = 6$, $W_{in} = 28$ oppure $W_{in} = 32$ a seconda della dimensione considerata, $Padding = 3$ e $Stride = 2$ otteniamo:

$$Width = \frac{28 - 6 + 2 \cdot 3}{2} + 1 = 15$$

$$Height = \frac{32 - 6 + 2 \cdot 3}{2} + 1 = 17$$

Pertanto la dimensione di ogni *feature map* del volume di Output sarà 15×17 ($Width \times Height$).

Si noti che la profondità del volume di Input che corrisponde alla profondità del filtro (in questo caso 4) costituisce un valore indipendente e dunque non utile per il calcolo della dimensione di ogni *feature map* del volume di Output.