

1) Come si misurano le prestazioni di un classificatore?

Dispense “Fondamenti”

2) Dal punto di vista pratico nell’approccio di Parzen che differenza c’è se si usa una funzione finestra ipercubo piuttosto che multinormale?

Dispense “Classificazione (1)”

3) Nella formulazione dell’SVM lineare la funzione obiettivo richiede di massimizzare il margine. L’ottimizzazione è però vincolata; in cosa consistono i vincoli? quanti sono?

Dispense “Classificazione (2)”

4) Cosa si intende per risoluzione dei problemi con approccio “forza bruta”. Si tratta di intelligenza artificiale?

Dispense “Introduzione”

5) Data una rete neurale MLP a 4 livelli senza bias composta da:

- 32 neuroni di Input
- 64 neuroni livello Intermedio 1
- 16 neuroni livello Intermedio 2
- 4 neuroni di Output

Calcolare, motivandone la risposta, il numero di pesi totale.

Svolgimento

Nel caso di una rete neurale MLP il numero di pesi è pari al numero di connessioni presenti. Il numero di connessioni (e quindi di pesi) presenti tra due livelli consecutivi (i e $i + 1$) si può calcolare come il prodotto del numero di neuroni del livello i per il numero di neuroni del livello $i + 1$. Nel caso dell’utilizzo del bias, il numero di neuroni di ogni livello i dovrà essere incrementato di uno.

Pertanto il numero totale di pesi sarà pari a: $32 \cdot 64 + 64 \cdot 16 + 16 \cdot 4 = 3136$.

6) Dato un livello di convoluzione in una CNN con un volume di Input pari a $128 \times 224 \times 16$ (nel formato $Width \times Height \times Depth$), e filtri di dimensioni $5 \times 5 \times 16$. Si calcolino le dimensioni ($Width \times Height$) di ogni *feature map* nel volume di Output considerando un $Padding = 0$ 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 $F = 5$, $W_{in} = 128$ oppure $W_{in} = 224$ a seconda della dimensione considerata, $Padding = 0$ e $Stride = 2$ otteniamo:

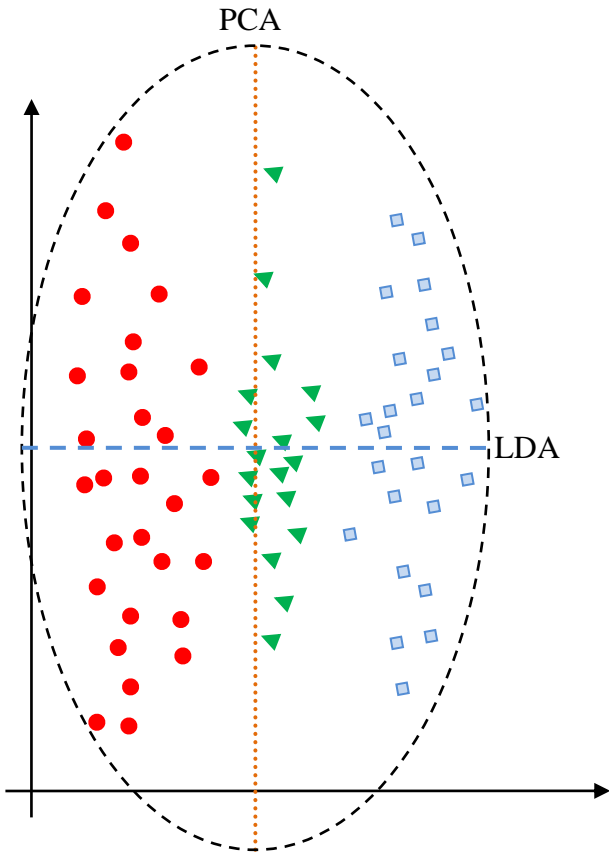
$$Width = \frac{128 - 5 + 2 \cdot 0}{2} + 1 = 62$$

$$Height = \frac{224 - 5 + 2 \cdot 0}{2} + 1 = 110$$

Pertanto la dimensione di ogni *feature map* del volume di Output sarà 62×110 ($Width \times Height$).

Si noti che la profondità del volume di Input che corrisponde alla profondità del filtro (in questo caso 16) costituisce un valore indipendente e dunque non utile per il calcolo della dimensione di ogni *feature map* del volume di Output.

7) Date le distribuzioni riportate nel grafico sottostante, indicare graficamente le soluzioni ottenute (iperpiani) con gli algoritmi PCA e LDA per ridurre la dimensionalità dei pattern (da $d = 2$ a $k = 1$). Motivare la risposta.



Svolgimento

La tecnica PCA identifica l'iperpiano sul quale proiettando i pattern (indipendentemente dalla loro classe) si conserva al massimo l'informazione (linea puntinata arancione). In questo caso corrisponde all'asse principale di un'ellisse che comprende tutti i pattern.

La tecnica LDA identifica l'iperpiano sul quale proiettando i pattern si distinguono al meglio le tre classi (linea tratteggiata blu). Nella linea disegnata in figura le proiezioni dei pattern delle classi sono completamente separate.