

1) 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"

2) Quali sono le più note tecniche di riduzione di dimensionalità? Quali i loro tipici utilizzi?

Dispense "Riduzione Dimensionalità"

3) Nell'ambito di classificazione con SVM cosa si intende per pattern linearmente separabili e non linearmente separabili? Fare esempio grafico dei due casi.

Dispense "Classificazione (2)"

4) Cosa si intende per convergenza di un algoritmo di apprendimento iterativo? Accuratezza e loss come si comportano durante le iterazioni in caso di convergenza. Disegnare un semplice grafico.

Dispense "Fondamenti"

5) Date due distribuzioni multinormali identificate dai seguenti parametri:

$$\mu_0 = \begin{bmatrix} 4,91 \\ -2,02 \end{bmatrix}$$

$$\mu_1 = \begin{bmatrix} 2,23 \\ -3,00 \end{bmatrix}$$

$$\Sigma_0^{-1} = \begin{bmatrix} 0,40 & 0,18 \\ 0,18 & 2,23 \end{bmatrix}$$

$$\Sigma_1^{-1} = \begin{bmatrix} 0,35 & 0,17 \\ 0,17 & 0,93 \end{bmatrix}$$

$$|\Sigma_0| = 1,159678$$

$$|\Sigma_1| = 3,415143$$

$$P(w_0) = 0,40$$

$$P(w_1) = 0,60$$

Nell'ipotesi dell'impiego di un classificatore di Bayes multinormale, calcolare per il punto $x = \begin{bmatrix} 3,80 \\ -2,40 \end{bmatrix}$:

- le densità di probabilità condizionali;
- le probabilità a posteriori;
- l'indice della classe restituita in output.

Si ricorda che la densità di probabilità, nel caso della distribuzione multinormale è:

$$p(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} \cdot |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot (x-\mu)^t \cdot \Sigma^{-1} \cdot (x-\mu)}$$

Svolgimento

$$x - \mu_0 = \begin{bmatrix} 3,80 \\ -2,40 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 4,91 \\ -2,02 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1,11 \\ -0,38 \end{bmatrix}$$

$$p(x|w_0) = \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{1,159678}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot \begin{bmatrix} -1,11 & -0,38 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,40 & 0,18 \\ 0,18 & 2,23 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} -1,11 \\ -0,38 \end{bmatrix}}$$

$$\begin{bmatrix} 0,40 & 0,18 \\ 0,18 & 2,23 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} -1,11 \\ -0,38 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,40 \cdot (-1,11) + 0,18 \cdot (-0,38) \\ 0,18 \cdot (-1,11) + 2,23 \cdot (-0,38) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,5124 \\ -1,0472 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} -1,11 & -0,38 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} -0,5124 \\ -1,0472 \end{bmatrix} = (-1,11) \cdot (-0,5124) + (-0,38) \cdot (-1,0472) = 0,9667$$

$$p(x|w_0) = 0,147792 \cdot e^{-\frac{0,9667}{2}} = 0,091145 \text{ (Densità di probabilità condizionale di } x \text{ data } w_0)$$

$$x - \mu_1 = \begin{bmatrix} 3,80 \\ -2,40 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2,23 \\ -3,00 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1,57 \\ 0,60 \end{bmatrix}$$

$$p(x|w_1) = \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{3,415143}} \cdot e^{-\frac{1}{2} \cdot \begin{bmatrix} 1,57 & 0,60 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,35 & 0,17 \\ 0,17 & 0,93 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1,57 \\ 0,60 \end{bmatrix}}$$

$$\begin{bmatrix} 0,35 & 0,17 \\ 0,17 & 0,93 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1,57 \\ 0,60 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,35 \cdot 1,57 + 0,17 \cdot 0,60 \\ 0,17 \cdot 1,57 + 0,93 \cdot 0,60 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,6515 \\ 0,8249 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1,57 & 0,60 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0,6515 \\ 0,8249 \end{bmatrix} = 1,57 \cdot 0,6515 + 0,60 \cdot 0,8249 = 1,517795$$

$$p(x|w_1) = 0,086122 \cdot e^{-\frac{1,517795}{2}} = 0,040321 \text{ (Densità di probabilità condizionale di } x \text{ data } w_1)$$

$$p(x) = 0,091145 \cdot 0,40 + 0,040321 \cdot 0,60 = 0,060651 \text{ (Densità di probabilità assoluta dato } x)$$

$$p(w_0|x) = \frac{0,091145 \cdot 0,40}{0,060651} = 0,601 \text{ (Probabilità a posteriori di } w_0 \text{ dato } x)$$

$$p(w_1|x) = \frac{0,040321 \cdot 0,60}{0,060651} = 0,399 \text{ (Probabilità a posteriori di } w_1 \text{ dato } x)$$

Indice della classe restituita: **0**

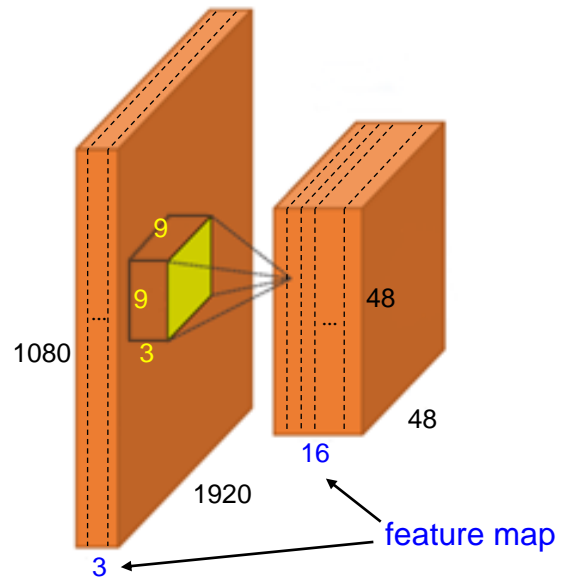
6) Dati un volume di input ed uno di output relativi a un livello di convoluzione in una CNN, aventi le seguenti dimensioni:

- *Volume Input:* $3 \times 1920 \times 1080$
- *Volume Output:* $16 \times 48 \times 48$

Considerando che ciascun filtro abbia dimensioni:

- *Dimensione Filtro:* $3 \times 9 \times 9$

Si calcoli il numero totale di connessioni e di pesi del livello (considerando i bias) motivando la risposta.



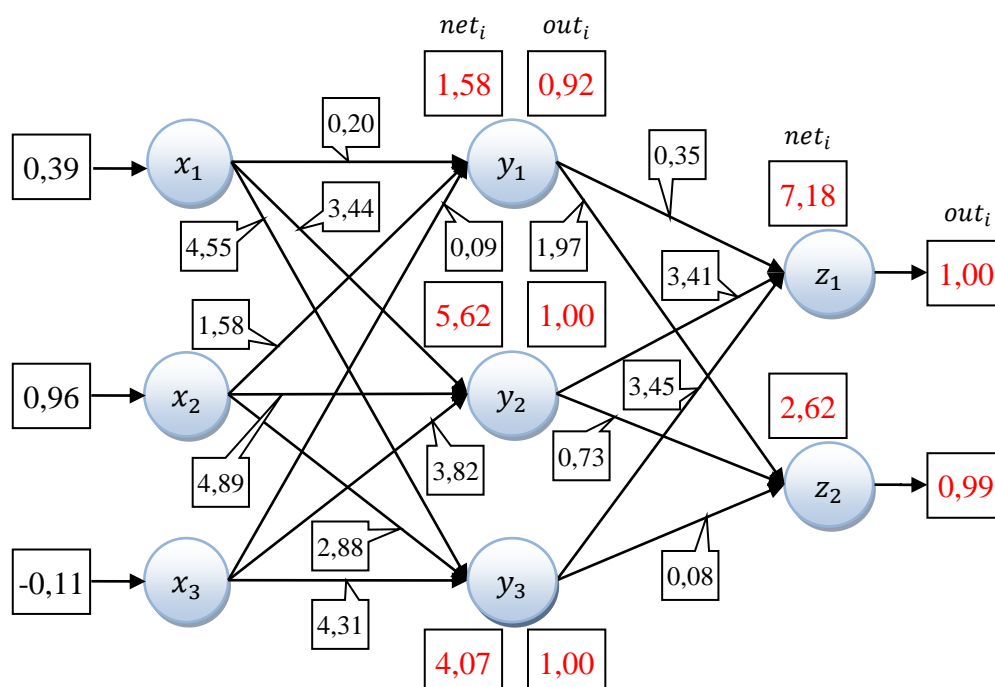
Svolgimento

Ogni neurone del livello di output ($16 \times 48 \times 48$) è connesso con tanti neuroni del livello di input pari alla dimensione del filtro ($3 \times 9 \times 9$).

Pertanto il **numero totale di connessioni** è $(16 \times 48 \times 48) \cdot (3 \times 9 \times 9) = 8957952$.

Il **numero totale di pesi**, invece, risulta molto più piccolo giacché in una CNN i pesi di ciascun filtro sono condivisi da tutti i neuroni contenuti in una stessa feature map. Visto che il numero di feature map è uguale a 16, ed il numero di input per ciascun filtro è pari a ($3 \times 9 \times 9$), il numero totale di pesi (considerando il bias) è $((3 \times 9 \times 9) + 1) \times 16 = 3904$.

7) Data la seguente rete neurale, calcolare net_i e out_i di ogni neurone al seguito del passo forward propagation del pattern di input, utilizzando la *tangente iperbolica* ($Tanh(net)$) come funzione di attivazione.



Svolgimento

$$net(y_1) = 0,20 \cdot 0,39 + 1,58 \cdot 0,96 + 0,09 \cdot (-0,11) = 1,58$$

$$net(y_2) = 3,44 \cdot 0,39 + 4,89 \cdot 0,96 + 3,82 \cdot (-0,11) = 5,62$$

$$net(y_3) = 4,55 \cdot 0,39 + 2,88 \cdot 0,96 + 4,31 \cdot (-0,11) = 4,07$$

$$net(z_1) = 0,35 \cdot 0,92 + 3,41 \cdot 1,00 + 3,45 \cdot 1,00 = 7,18$$

$$net(z_2) = 1,97 \cdot 0,92 + 0,73 \cdot 1,00 + 0,08 \cdot 1,00 = 2,62$$

$$out(y_1) = 0,92$$

$$out(y_2) = 1,00$$

$$out(y_3) = 1,00$$

$$out(z_1) = 1,00$$

$$out(z_2) = 0,99$$