

1) Nell'ambito dell'apprendimento automatico cosa si intende per generalizzazione e overfitting?

Dispense "Fondamenti"

2) Cosa si intende per multi-classificatore? Quando un multi-classificatore è efficace?

Dispense "Classificazione (parte 2)"

3) Descrivere a grandi linee l'algoritmo di Clustering K-means.

Dispense "Clustering"

4) Fare esempi pratici di ragionamento induttivo e deduttivo.

Dispense "Introduzione"

5) Dato un training set di 50000 pattern, supponendo di addestrare una rete neurale con SGD (mini-batch size=125) per 85 epoche, riportare, motivandone la risposta:

1. il numero di volte in cui ciascun pattern viene visto dalla rete;
2. il numero di volte in cui ciascun peso della rete viene aggiornato.

Svolgimento

Ad ogni epoca tutti i pattern del training set vengono presentati alla rete esattamente una volta. Pertanto, se la rete viene addestrata per 85 epoche, ciascun pattern le verrà mostrato 85 volte.

Nell'approccio SGD, l'aggiornamento dei pesi avviene alla fine di ogni iterazione che corrisponde alla presentazione di un intero mini-batch alla rete. Avendo 50000 pattern raggruppati in mini-batch di dimensione 125, avremo un totale di $\frac{50000}{125} = 400$ iterazioni per epoca. Ne consegue che il numero di volte in cui ogni peso della rete viene aggiornato corrisponde a $85 \cdot 400 = 34000$.

6) Dato un livello di convoluzione in una CNN con un volume di Input pari a $320 \times 256 \times 128$ (nel formato $Width \times Height \times Depth$), e filtri di dimensioni $5 \times 5 \times 128$. Si calcolino le dimensioni ($Width \times Height$) di ogni *feature map* nel volume di Output considerando un $Padding = 2$ e $Stride = 2$.

Svolgimento

Per calcolare la dimensione di ogni *feature map* del volume di Output si utilizza la formula seguente:

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

Sostituendo $F = 5$, $W_{in} = 320$ (oppure $W_{in} = 256$ a seconda della dimensione considerata), $Padding = 2$ e $Stride = 2$ otteniamo:

$$Width = \frac{320 - 5 + 2 \cdot 2}{2} + 1 = 160$$

$$Height = \frac{256 - 5 + 2 \cdot 2}{2} + 1 = 128$$

Pertanto, la dimensione di ogni *feature map* del volume di Output sarà 160×128 ($Width \times Height$).

Si noti che la profondità del volume di Input che corrisponde alla profondità del filtro (in questo caso 128) costituisce un valore indipendente e dunque non utile per il calcolo della dimensione di ogni *feature map* del volume di Output.

7) Dato un insieme di pattern 4-dimensionali composto da 5 elementi:

$$\left\{ \begin{bmatrix} 4.1 \\ 9.1 \\ 8.9 \\ 8.8 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1.3 \\ 1.3 \\ -2.5 \\ 6.3 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -1.1 \\ -7.3 \\ 6.9 \\ 5.7 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -5.1 \\ 9.3 \\ -2.5 \\ 3.5 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} -6.4 \\ 2.7 \\ 3.7 \\ -4.5 \end{bmatrix} \right\}$$

Calcolare il vettore medio (μ) e la matrice di covarianza ($\Sigma = [\sigma_{ij}]$).

Si ricorda che ogni elemento della matrice di covarianza può essere calcolato come

$$\sigma_{ij} = \sigma_{ji} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \mu_i) \cdot (x_{kj} - \mu_j)$$

dove x_{km} è l' m -esimo elemento del k -esimo pattern, e n il numero di pattern.

Svolgimento

$$\mu = \begin{bmatrix} -1.96 \\ 3.02 \\ 2.90 \\ 3.96 \end{bmatrix}$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 13.49 & 1.71 & 9.93 & 14.28 \\ 1.71 & 37.19 & -5.94 & 1.45 \\ 9.93 & -5.94 & 22.19 & 3.82 \\ 14.28 & 1.45 & 3.82 & 20.74 \end{bmatrix}$$