

1) Descrivere a grandi linee l'approccio di classificazione AdaBoost

Dispense "Classificazione (2)"

2) Indicare la formula di Bayes per la probabilità a posteriori, definendo i termini.

Dispense "Classificazione (1)"

3) Fare esempi pratici di pattern numerici, categorici e di sequenze.

Dispense “Fondamenti”

4) Qual è l’idea di base dell’algoritmo di clustering EM con Gaussian mixture?

Dispense “Clustering”

5) Un multiclassificatore, composto da 4 classificatori combinati a livello di confidenza, viene utilizzato per riconoscere pattern appartenenti a 3 classi (A, B, C). Nella tabella seguente sono riportate le confidenze restituite dai singoli classificatori (C_i) dati in input 2 diversi pattern (p_j). Completare la tabella riportando, per ogni metodo di fusione (Somma, Prodotto, Massimo e Minimo), le confidenze ottenute e la classe di output restituita dal multiclassificatore.

	C_1			C_2			C_3			C_4		
	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C
p_1	0.53	0.19	0.28	0.34	0.41	0.25	0.16	0.24	0.60	0.53	0.15	0.32
p_2	0.58	0.23	0.19	0.37	0.39	0.24	0.17	0.63	0.20	0.56	0.26	0.18

Svolgimento

	Somma				Prodotto				Massimo				Minimo			
	A	B	C	Out	A	B	C	Out	A	B	C	Out	A	B	C	Out
p_1	1.56	0.99	1.45	A	0.02	0.00	0.01	A	0.53	0.41	0.60	C	0.16	0.15	0.25	C
p_2	1.68	1.51	0.81	A	0.02	0.01	0.00	A	0.58	0.63	0.24	B	0.17	0.23	0.18	B

6) Data una rete neurale MLP a 3 livelli con bias composta da:

- 24 neuroni di Input
- 48 neuroni Intermedi
- 3 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: $(24 + 1) \cdot 48 + (48 + 1) \cdot 3 = 1347$.

7) In una rete CNN, data un'immagine di Input di dimensione $7 \times 7 \times 3$ (nel formato *Width* \times *Height* \times *Depth*) e un livello di convoluzione composto da 1 filtro di dimensioni $3 \times 3 \times 3$ con *padding* = 0 e *stride* = 2, si calcolino gli elementi del volume di output delle celle evidenziate riportando il procedimento.

Input

Depth 0

197	103	42	252	27	78	205
114	57	2	195	7	1	130
97	71	179	60	187	22	21
86	84	187	229	208	167	237
25	177	236	250	25	9	87
217	175	190	175	23	10	69
67	127	246	142	4	125	87

Depth 1

124	164	158	18	229	152	110
19	111	22	75	167	224	88
136	21	201	237	248	43	136
151	245	140	163	12	207	19
212	197	87	203	42	149	157
12	78	232	52	113	232	198
64	167	99	112	42	236	186

Depth 2

105	45	160	12	81	207	228
174	18	111	216	200	91	62
170	191	128	124	74	187	123
199	224	184	134	66	193	87
77	41	50	226	226	88	106
151	182	191	216	198	184	93
60	120	91	168	141	136	150

Filtro

Depth 0

0.89	0.87	0
0	0.3	0.52
0	0	0.38

Depth 1

0.24	0.9	0
0.07	0	0.64
0.01	0	0.41

Depth 2

0	0.71	0
0.4	0	0
0	0.1	0.3

Svolgimento

Nella convoluzione 3D, per ogni elemento del volume di output, il filtro opera su una porzione diversa del volume di input. Tale posizione dipende dai parametri *padding* e *stride* oltre che dalla posizione dell'elemento che si vuole calcolare (nel volume di output). La regione bordata di nero nell'immagine di Input rappresenta la porzione da considerare per calcolare l'elemento di output evidenziato.

Il valore della cella di output viene calcolato come somma dei prodotti di ogni elemento della porzione di input per l'elemento corrispondente del filtro.

Nell'ambito delle CNN, la convoluzione non richiede nessuna operazione di "ribaltamento" del filtro e di normalizzazione del risultato.

$$\text{Depth 0} = 187 \cdot 0.89 + 22 \cdot 0.87 + 167 \cdot 0.3 + 237 \cdot 0.52 + 87 \cdot 0.38 = 391.97$$

$$\text{Depth 1} = 248 \cdot 0.24 + 43 \cdot 0.9 + 12 \cdot 0.07 + 19 \cdot 0.64 + 42 \cdot 0.01 + 157 \cdot 0.41 = 176.01$$

$$\text{Depth 2} = 187 \cdot 0.71 + 66 \cdot 0.4 + 88 \cdot 0.1 + 106 \cdot 0.3 = 199.77$$

$$\text{Risultato} = 391.97 + 176.01 + 199.77 = 767.75$$

Output 1

786.69	743.57	768.35
784.03	947.02	767.75
968.56	1099.83	657.79