

Università degli Studi di Ferrara



Progetto di Laboratorio di Intelligenza Artificiale

Indice

- Introduzione
- Il problema
- Modelli computazionali
- Ambiente di lavoro
- Sviluppo
- Risultati

Introduzione

Sviluppo di una rete neurale convoluzionale per il riconoscimento e la classificazione delle cifre dei contatori.

Lo scopo principale è quello di riconoscere e classificare le cifre in situazioni intermedie, ovvero, quando due cifre sono visibili contemporaneamente.

Il problema

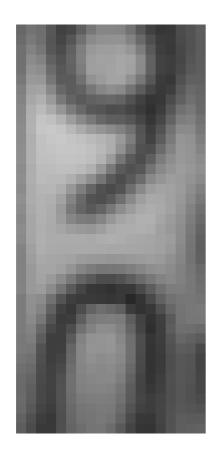


Figura 1 – Cifra in situazione intermedia.

Il problema della classificazione è dovuto alle situazioni intermedie dove la classificazione dipende da quale cifra viene riconosciuta.

Come modello computazionale, è stata utilizzata una *Rete Neurale Artificiale* (Artificial Neural Network - ANN).

Ovvero un sistema computazionale che prende ispirazione dalla rete neurale biologica.

Dal punto di vista statistico, una rete neurale è un modello di classificazione non lineare.

Una ANN si basa su una serie di nodi connessi, chiamati *Neuroni Artificiali*, le cui connessioni, che simulano le sinapsi del cervello, possono trasmettere segnali tra un neurone e l'altro.

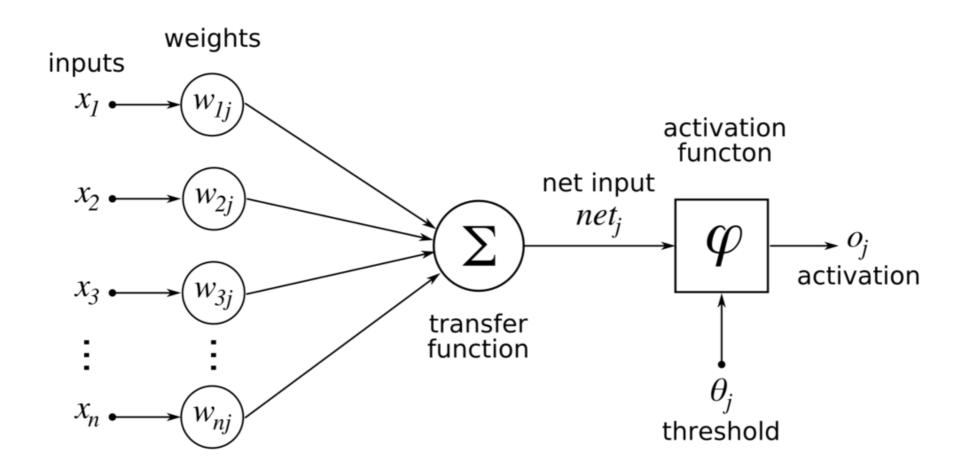


Figura 2 – Neurone artificiale.

Per questo progetto, è stato utilizzato un particolare tipo di rete neurale chiamata *Rete Neurale Convoluzionale* (*Convolutional Neural Network – CNN*).

Questa rete si ispira all'organizzazione della corteccia visiva animale dove ogni neurone è disposto in modo da corrispondere alle regioni di sovrapposizione del campo visivo.

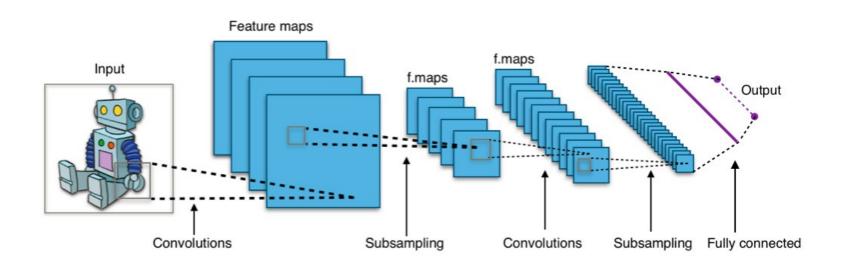


Figura 3 – Struttura tipica di una CNN.

Struttura di una CNN:

- <u>Layer di convoluzione</u>: Applica la convoluzione all'input per poi passare il risultrato al layer successivo (biologicamente rappresenta la risposta ad uno stimolo visivo per un neurone).
- <u>Layer di subsampling</u>: Riduce la dimensione della convoluzione. Serve per rimuovere la sensibilità alle piccole variazioni delle immagini di input.

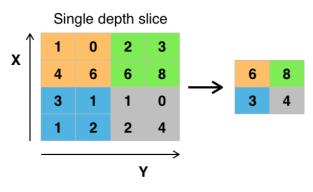


Figura 4 - Subsampling (Max Pooling).

In figura 4 si può vedere come il *Max Pooling* mantenga in uscita solamente i parametri più importanti di quelli che ha ricevuto in ingresso dalla convoluzione.

 <u>Layer completamente connesso:</u> Connette ogni neurone in un strato ad ogni altro neurone di un altro strato (parte finale della rete). Serve per correlare tutti i risultati ottenuti.

Ambiente di lavoro - 1

Il progetto è stato interamente sviluppato in Python sfruttando principalmente la libreria **Keras.**

Keras è una libreria di alto livello in grado di lavorare al di sopra di altre librerie di più basso livello che ne costituisono il beck-end.

Come beck-end per questo progetto è stato utilizzato il framework **TensorFlow**.

Ambiente di lavoro - 2

TensorFlow è una libreria open source per il calcolo numerico ad altre prestazioni compatibile su diverse piattaforme (CPU, GPU, TPU), desktop, cluster di server, device mobili e periferici.

Ambiente di lavoro - 3

Per il training della rete è stato usato **COKA** (*Computing On Kepler Architectures - COKA*).

COKA è un cluster costruito dall'Università degli Studi di Ferrara con il supporto dell'Istituto Nazionale di Fisica Nucleare (INFN). Esso è composto da quattro nodi computazionale, ognuno dei quali è provvisto di due Intel Xeon CPUs e otto dual-GPU K80 NVIDIA.

Il picco delle prestazioni di calcolo sono dell'ordine di 100Tflops.

Sviluppo - 1

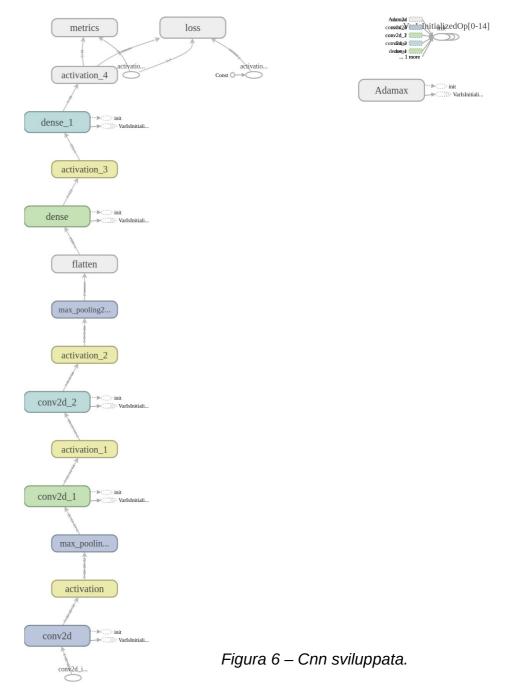


Figura 5 – Dataset.

La priva fase di sviluppo consiste nel labeling dei dati del dataset. La figura 5 mostra la divisione in dati di training e di test e la suddivisione in sottocategoria.

Sviluppo - 2

La figura 5 mostra l'architettura della CNN sviluppata per questo progetto.



Sviluppo - 3

Parametri usati nello sviluppo:

Funzione di attivazione: ReLU.

Ottimizzatore: Adamax.

Dati di training: 552.

Dati di test: 230.

Learning rate: 0,00247875

Dimensione del Batch: 96.

• Epoche: 450.

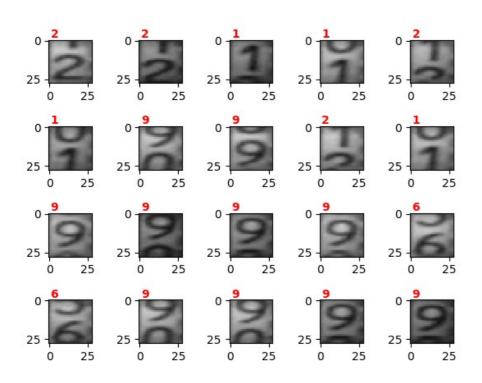


Figura 7 – Matrice di risultati.

Come si nota dalla figura 6, ogni cifra è stata correttamente classificata.

Nelle situazioni intermedie, si è scelto di classificare la cifra più in basso nella fase di labeling iniziale.

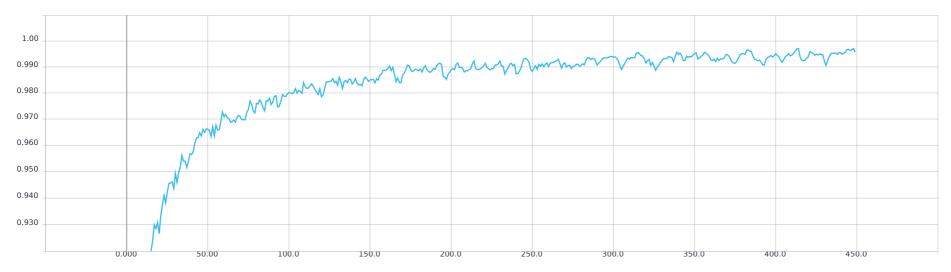


Figura 8 – Andamento dell'accuratezza sui dati di training.

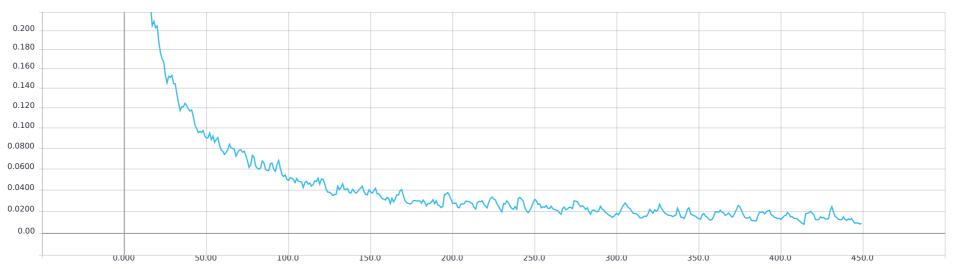


Figura 9 – Andamento della perdita sui dati di training.

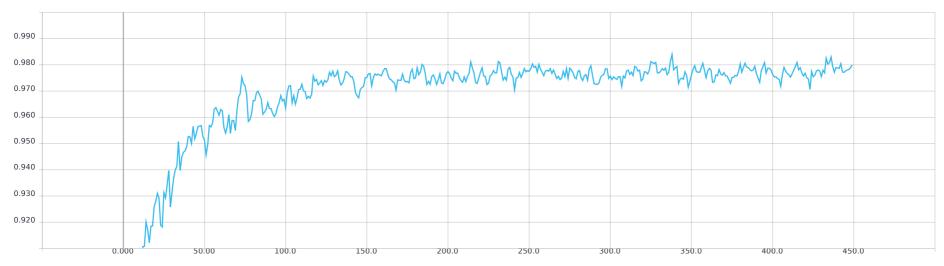


Figura 10 – Andamento dell'accuratezza sui dati di test.

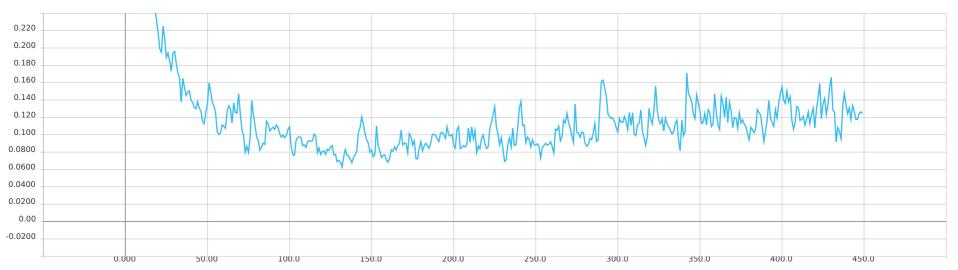


Figura 11 – Andamento della perdita sui dati di test.

20 / 21

Accuratezza: 0.9826086925423664 (98%)

• Perdita: 0.10832844130370928 (10%)