

Premessa

Addestrare un modello di rete neurale porta con se alcuni aspetti fondamentali:

- 1. Dedicare *tempo* alla preparazione dei dati.
- 2. Dedicare *tempo* alla realizzazione dell'infrastruttura di addestramento e test.
- 3. Dedicare *tempo* all'addestramento.

Fondamentalmente, quello che più viene richiesto è:

il *tempo*



Dati

La preparazione dei dati è, generalmente, l'aspetto che comporta il maggior dispendio di tempo iniziale in quanto:

Va capito quali dati sono necessari alla rete.



Audio



Dispositivi di misura



Raccolte di immagini



Video



Tabelle dati Excel



File csv



Dati

La preparazione dei dati è, generalmente, l'aspetto che comporta il maggior dispendio di tempo iniziale in quanto:

- Vanno reperiti i dati da una o più fonti.
- Se non esistono le fonti dati, queste vanno create e predisposte.

Se, ad esempio, volessi realizzare un modello che riconosca oggetti sulla base dell'immagine acquisita da una **termocamera**:

- Possiedo un dataset di immagini acquisite da termocamere?
- Possiedo termocamere per costruirmi un dataset?

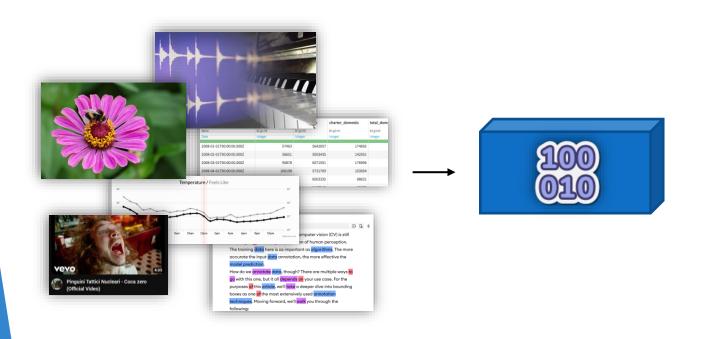
• ..



Dati

La preparazione dei dati è, generalmente, l'aspetto che comporta il **maggior** dispendio di tempo iniziale in quanto:

Vanno manipolati i dati per adattarli ad entrare nella rete.



Per una rete, tutto è *tensore*...

...ma questi tensori devono essere creati.



Dati

La preparazione dei dati è, generalmente, l'aspetto che comporta il maggior dispendio di tempo iniziale in quanto:

- Va capito quali dati sono necessari alla rete.
- Vanno reperiti i dati da una o più fonti.
- Se non esistono le fonti dati, queste vanno create e predisposte.
- Vanno manipolati i dati per adattarli ad entrare nella rete.

Guadagnare o risparmiare tempo su questi aspetti è strettamente vincolato ai dati stessi e a quanto i singoli processi possono essere automatizzati...

...a livello hardware e a livello software.



Infrastruttura

Creare l'infrastruttura che sia adatta ad accogliere i dati e permetta di fare inferenza o addestramento comporta un alto dispendio di tempo inziale.

Fortunatamente:

è un dispendio che nel tempo può andare ad ammortizzarsi.

Si considerino questi aspetti:

 I loop di training e addestramento hanno implementazioni macroscopicamente simili.



Infrastruttura

Creare l'infrastruttura che sia adatta ad accogliere i dati e permetta di fare inferenza o addestramento comporta un alto dispendio di tempo inziale.

Fortunatamente:

è un dispendio che nel tempo può andare ad ammortizzarsi.

Si considerino questi aspetti:

• Le reti sono create in maniera modulare e spesso, reti realizzate in tempi e con scopi diversi, vengono combinate fra loro.



Infrastruttura

Creare **l'infrastruttura** che sia adatta ad accogliere i dati e permetta di fare inferenza o addestramento comporta un alto dispendio di tempo inziale.

Fortunatamente:

è un dispendio che nel tempo può andare ad ammortizzarsi.

Si considerino questi aspetti:

Le sorgenti dati e i trattamenti che vi vengono fatti sono spesso riutilizzabili o riadattabili per diversi dataset.



Infrastruttura

Creare l'infrastruttura che sia adatta ad accogliere i dati e permetta di fare inferenza o addestramento comporta un alto dispendio di tempo inziale.

Fortunatamente:

è un dispendio che nel tempo può andare ad ammortizzarsi.

Si considerino questi aspetti:

 Molto del lavoro che si potrebbe fare a mano, viene automatizzato da framework e/o pipeline disponibili all'uso.



Addestramento

Nella fase di addestramento esistono molte situazioni che possono comportare perdite inutili di tempo.

Allo stesso modo, però, esistono meccanismi collaudati per anticipare queste situazioni e ottimizzare il tempo speso:

Si considerino le seguenti domande:

- Ha senso addestrasti per 1000 epoche quando sono sufficienti 10 epoche a raggiungere le performance desiderate?
- Ha senso proseguire un addestramento quando è palese che non possa convergere?
- È possibile fermare un addestramento per poi farlo ripartire dal punto in cui si era fermato?



Addestramento: esempio pratico

Quando si definisce un problema di Machine Learning/Deep Learning, si definiscono con lui anche i parametri che si ritengono fondamentali per valutarne le performance.

Questi, sono valutati dalle *metriche* e, in un mondo reale in cui la perfezione non esiste, si richiede:

- Che le metriche raggiungano target predefinito.
- Che lo raggiungano con miglioramenti percentualmente apprezzabili.

A livello di codice, tutto questo si traduce in:

- Definire un target per ogni metrica valutata.
- Definire un tasso di miglioramento atteso.
- Tracciare quando non ci sono miglioramenti e per quanto questo trend perdura nel tempo.



Addestramento: esempio pratico

• Ha senso addestrasti per 1000 epoche quando sono sufficienti 10 epoche a raggiungere le performance desiderate?

È richiesto di addestrare un classificatore di oggetti. La *metrica* scelta è l'**accuratezza** generale estratta dalla matrice di confusione. Si considera un livello di accuratezza minimo: il **95**% (ad esempio).

In fase di addestramento si monitorano:

- Dati di training.
- Dati di validazione.

L'addestramento si considera concluso quando per i dati di training e di validazione sarà raggiunto o superato il target richiesto.



Addestramento: esempio pratico

 Ha senso proseguire un addestramento quando è palese che non possa convergere?

Oltre a definire un **target** da raggiungere per le metriche di interesse, è altrettanto utile definire quando, *percentualmente*, si ritiene significativo un miglioramento.

Per il classificatore, l'accuratezza deve migliorare almeno del 5% (ad esempio)

- Ad intervalli regolari (ogni N epoche o ogni K step) si valuta la percentuale di miglioramento in accuratezza.
- Ogni intervallo in cui non si migliore viene tracciato.

Non migliorare per P intervalli consecutivi comporta l'interrompersi dell'addestramento.



Addestramento: esempio pratico

• È possibile fermare un addestramento per poi farlo ripartire dal punto in cui si era fermato?

Interrompere l'addestramento deve essere una operazione possibile che non comporta la perdita di tutto l'apprendimento avvenuto.

Al momento dell'interruzione, è buona norma salvare lo stato del modello su disco e tracciare che si tratta dell'ultimo step di training.

Al momento della **ripartenza** o del primo avvio, è buona norma dare la possibilità di scegliere se partire da una condizione precedente o se partire da uno stato azzerato.

Partire da uno stato precedente non comporterà nient'altro che il caricamento dei pesi del modello precedentemente salvato.



In sintesi

In sintesi, per guadagnare tempo in addestramento:

Applicare la tecnica dell'EarlyStop.

· Identificare e salvare con regolarità il modello migliore.

• Permettere di interrompere e riprendere un addestramento.



Proviamo?

