

Premessa

Abbiamo visto:

- 1. Come definire il problema.
- 2. Come utilizzare i dati.
- 3. Come creare un modello di rete.
- 4. Come addestrare un modello.
- 5. Come valutare le performance ottenute con quel modello.

Come si può essere certi che il modello ottenuto sia il migliore?



Premessa

La sperimentazione ha un obbiettivo principale:

Permettere di cercare e selezionare il **modello migliore** fra una serie di modelli ottenuti.

Sperimentare, nel Deep Learning, significa:

- Creare più modelli.
- Fare più addestramenti.
- Modificare i dati.
- Modificare parametri.
- Modificare iper-parametri.

•



Premessa

Come accade in un laboratorio:

- Ogni combinazione che si sceglie di testare andrà a costituire un esperimento.
- L'esperimento partirà con dei parametri iniziali.
- Sarà valutato tramite apposite metriche: per l'addestramento, la validazione e il test set...
- Delle metriche si analizzeranno punteggi e trend ottenuti.

Al termine di questo processo iterativo sarà possibile dare uno sguardo a tutti i risultati ottenuti e scegliere il risultato **migliore**.

Il modello più accurato...Il più leggero da eseguire...il più rapido ad addestrarsi...



Cosa si può sperimentare

Molteplici sono i parametri su cui agire, di seguito alcuni:

- Dimensione del dataset.
- Data augmentation.
- Pre-processamento dei dati.

Molteplici sono gli iper-parametri su cui agire:

- Batch size.
- Learning rate.
- Dropout.
- Numero di layer e/o di neuroni per layer.



Parametri

Molteplici sono i parametri su cui agire, di seguito alcuni:

Dimensione del dataset:

Verificare il numero minimo di dati sufficienti a raggiungere determinate performance è utile nel caso in cui il dataset non sia molto ampio, e permette di risparmiare tempo di addestramento.

Data augmentation:

Provare differenti tipi di data augmentation permette di aggiungere dati diversi al dataset, migliorare le performance, aumentare la variabilità e la rappresentatività dei campioni...

Pre-processamento dei dati:

Il pre-processamento dei dati è una parte cruciale per la riuscita del modello. Valutare di utilizzare i dati non trattati, standardizzarli, normalizzarli...Decidere se usarli in ordine o applicarne uno shuffle.



Preprocessamento e seed

Lo shuffle dei dati permette di creare dataset diversi con cui addestrare la rete.

Questo è utile per verificare che il modello ottenuto sia robusto e che le buone performance non dipendano da una combinazione fortunata di dati.

Esistono molti elementi/algoritmi di PyTorch che basano la loro riuscita sull'utilizzo di generazione randomica di dati. Essendo però una generazione pseudo-casuale, è sempre possibile, imponendo un *seed* di generazione, essere ripetibili e costanti nella generazione dei valori.

Il seed può essere settato sia in numpy che in PyTorch:



Iperparametri

Molteplici sono gli iper-parametri su cui agire:

Batch-size e Learning-rate:

La cui influenza è già stata descritta.

Dropout:

Influenza la capacità di apprendimento della rete scegliendo, sulla base di scelte probabiliste, se utilizzare o meno dei neuroni, se percorrere o meno dei percorsi della rete...

Numero di layer:

La profondità della rete determina quanto la rete sarà in grado di apprendere. Tuttavia una rete troppo profonda potrebbe portare overfitting e allungare notevolmente i tempi di addestramento, come quelli di inferenza.

Numero di neuroni:

Il numero di neuroni di ogni strato, deve essere abbastanza grande in modo che la rete possa apprendere ma abbastanza piccolo da non creare overfitting e non appesantire inutilmente il modello.



Proviamo?

