

Modello ResNet per la classificazione del dataset SVHN

Studentessa: Melissa Selmanhaskaj

Ambiente: Conda (anaconda3) – Python

Obiettivo: Classificazione di immagini

Modello: ResNet-30

Introduzione

L'obiettivo principale di questo progetto è stato addestrare un modello ResNet in grado di riconoscere e classificare immagini di numeri civici. Attraverso l'apprendimento supervisionato e l'uso di tecniche di data augmentation, il progetto ha mirato a migliorare la capacità delle reti neurali convoluzionali di generalizzare efficacemente su nuovi compiti di computer vision.

La rete ResNet

Ho implementato una rete di tipo ResNet a 31 livelli, progettata per classificare le immagini in 10 classi (numeri da 0 a 9). La ResNet (Residual Network) è una tipologia di rete neurale convoluzionale ampiamente utilizzata per la classificazione di immagini.

La caratteristica distintiva della ResNet è l'uso di **blocchi residui**, che consentono al modello di apprendere in modo più efficiente, riducendo il problema del *vanishing gradient*. Questo problema si verifica nelle reti quando i gradienti, utilizzati per aggiornare i pesi durante l'addestramento, diventano troppo piccoli e impediscono alla rete di apprendere correttamente.

Esistono diverse versioni di ResNet, che possono variare in complessità: versioni più semplici con meno livelli o versioni più complesse con un maggior numero di livelli per una migliore classificazione.

Tecniche utilizzate

- **Ottimizzatore (Adam):** Regola dinamicamente il learning rate per ogni parametro della rete. Adam è un algoritmo di ottimizzazione efficace per gestire problemi con gradienti sparsi e rumorosi (rumore, inteso come cosa o oggetto in più e disturbante per l'analisi e training). Questo ottimizzatore regola dinamicamente il tasso di apprendimento per ogni parametro della rete, migliorando la convergenza.
- **Criterion (CrossEntropyLoss):** Misura la differenza tra le probabilità predette e quelle reali. La Cross Entropy Loss è una funzione di perdita comunemente usata per problemi di classificazione multi classe. Misura la differenza tra la distribuzione

delle probabilità predetta dal modello e la distribuzione reale, penalizzando le previsioni errate.

- **Scheduler (StepLR):** Riduce il learning rate ogni 5 epochhe moltiplicandolo per 0.1. Lo scheduler regola il learning rate durante l'allenamento. In questo caso, il StepLR riduce il tasso di apprendimento ogni 5 epochhe (impostazione di `step_size=5`), moltiplicandolo per 0.1 (`gamma=0.1`), quindi riduce del 10%. Questo aiuta il modello a convergere meglio man mano che l'allenamento procede.

Dataset

Ho utilizzato il dataset **SVHN (Street View House Numbers)**, che contiene immagini di piccole dimensioni (32x32 pixel) raffiguranti numeri civici. Il dataset è composto da circa 72.000 immagini per il training e 36.000 per il test, ed è stato scaricato tramite `torchvision.datasets.SVHN`.

Esempio:



Poiché il dataset è molto grande, ho anche implementato una funzione "**Reduce-Dataset**" per velocizzare i test utilizzando una porzione ridotta del dataset.

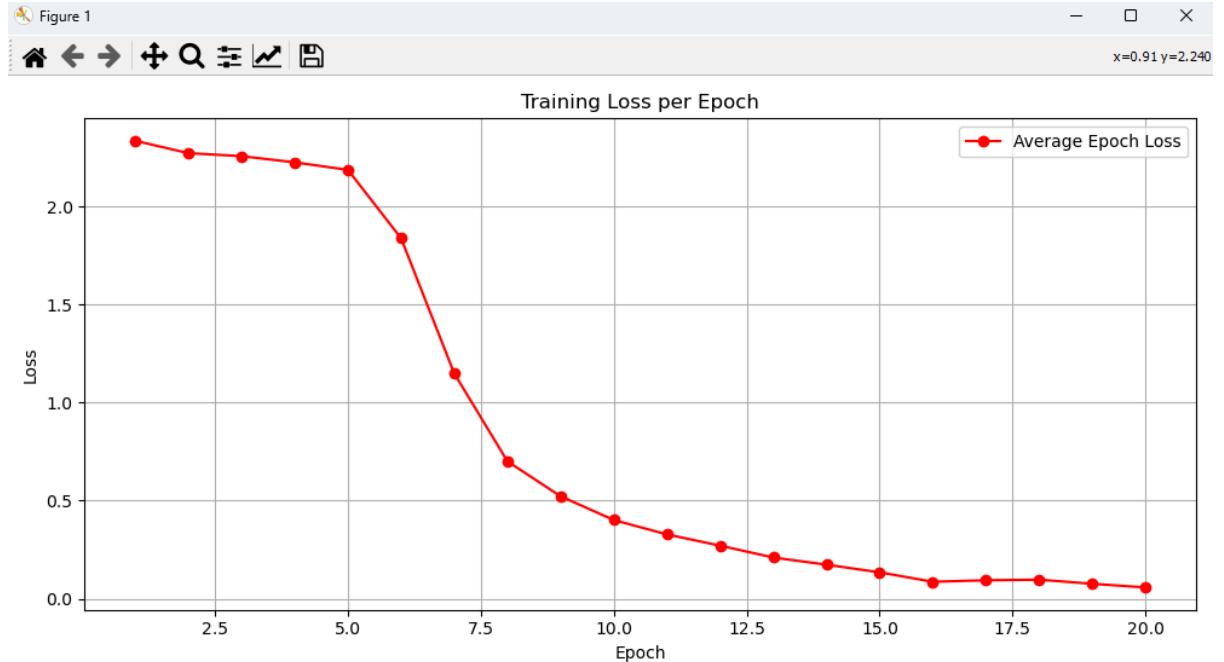
Esperimenti e Risultati

Durante i test ho sperimentato con vari iper-parametri:

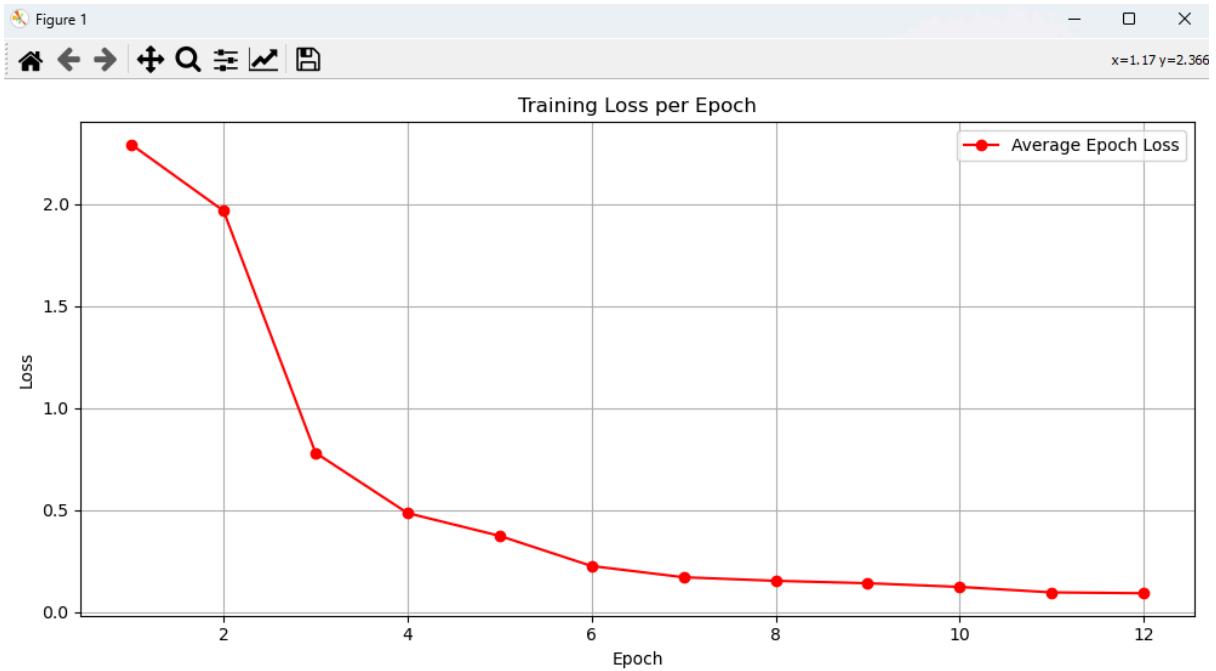
- Con batch size di 32 o 64 ho raggiunto un'accuratezza dell'86% dopo 15-20 epochhe.
- Riducendo il batch size a 16 ho osservato una velocità di apprendimento migliore,(la loss diminuiva nelle prime epochhe) ma accuratezza meno stabile che faticava a migliorare.

- Ho quindi provato ad aumentare il learning rate, ma questo ha peggiorato i valori di loss senza portare significativi miglioramenti in termini di accuratezza.

Il miglior setup ha incluso: learning rate di **0.0013**, batch size di **16**, scheduler con **step 10 e gamma 0.1**, ottenendo una **loss vicina allo zero** e una **accuratezza del 92%**.



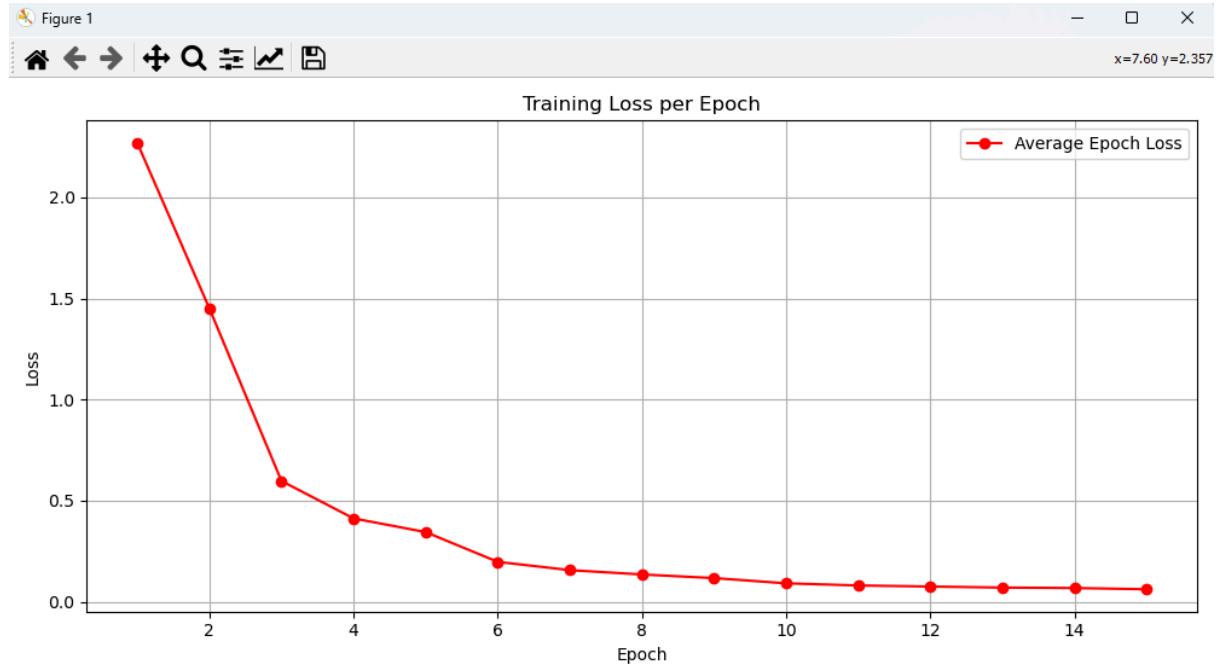
Per ottimizzare ulteriormente il processo di apprendimento, ho implementato uno scheduler, che riduce il learning rate ogni 5 epochhe secondo una percentuale prestabilita.



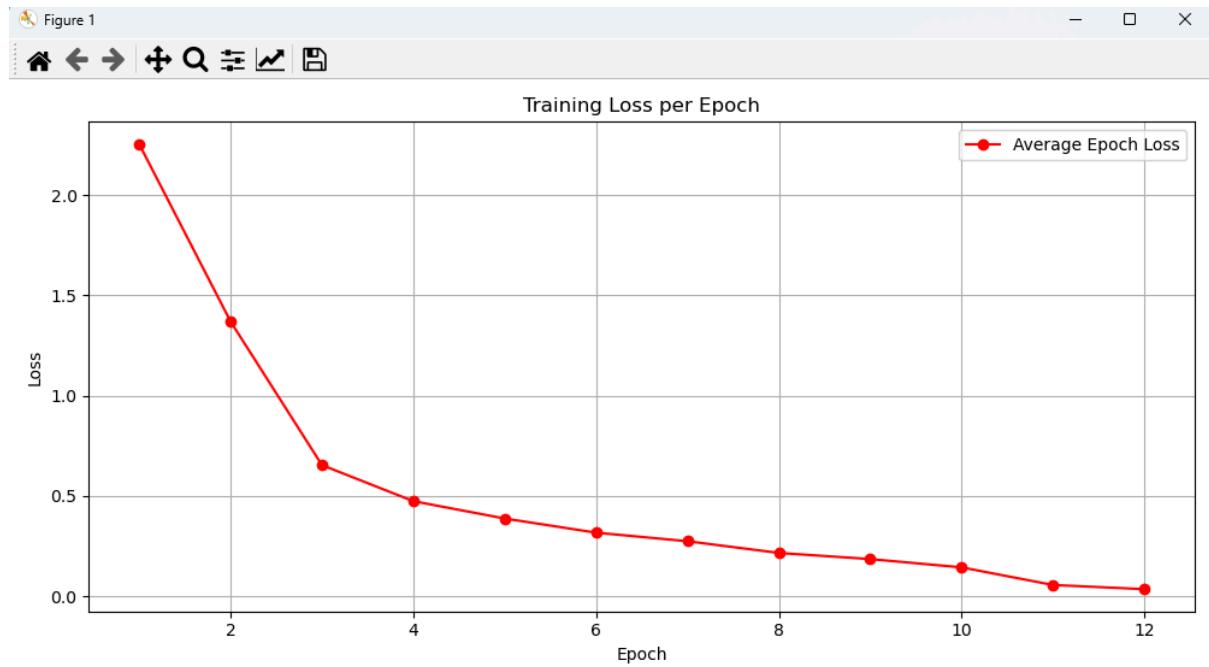
Il valore ottimale del learning rate è risultato essere 0.0014. Con questo valore, ho ottenuto buoni risultati iniziali in termini di loss, stabilizzandosi intorno alla 12esima epoca.

Tuttavia, l'accuratezza ha raggiunto solo circa il 92%.

Sono riuscito ad avere un grafico loss migliore tramite l'utilizzo di un learning rate di 0.0013

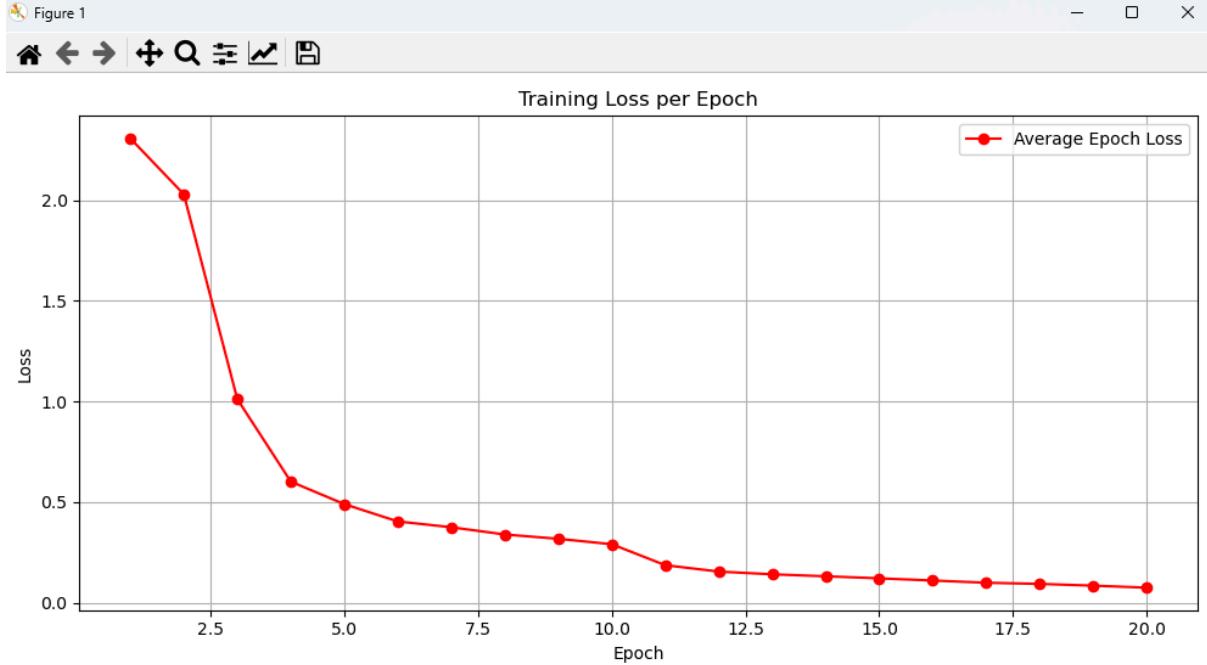


Il miglior risultato ottenuto è stato con un learning rate di 0.0013, un batch size di 16, e uno scheduler con step di 10 e gamma di 0.1. Questo setup è stato l'unico ad avvicinarsi a una loss ottimale, con una loss media vicina allo zero.



Peccato che non ho potuto né salvare il modello né replicarlo.

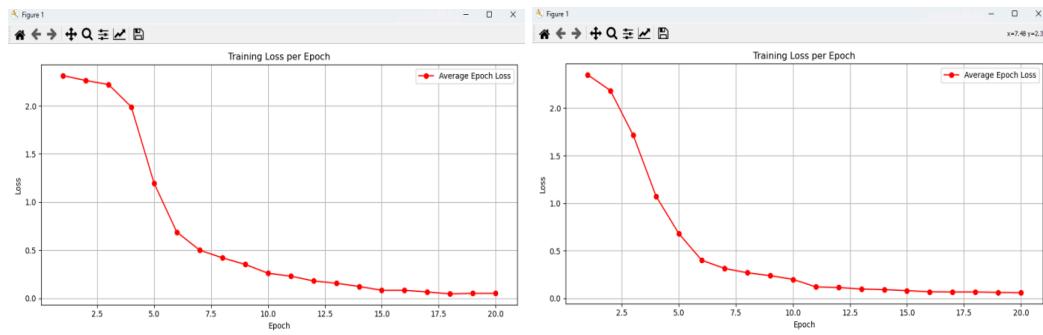
Qui sotto è riportato il grafico del modello utilizzato come modello finale, salvato nella cartella Out. I parametri utilizzati sono i seguenti: batch size di 16, learning rate di 0.0014, reduce_dataset di 0.1, scheduler con step a 10 e gamma a 0.1.



Problematiche riscontrate

- Incoerenza tra diversi test anche con stesse configurazioni. Durante i vari test, non sono mai riuscita a trovare una soluzione permanente e completamente soddisfacente. È possibile che l'uso dello scheduler sia stato inefficiente o gestito in modo subottimale, anche se ha portato a lievi miglioramenti in alcuni casi.

Ad esempio, nell'immagine a sinistra è mostrata una variante con 20 epoche, un batch size di 16, e lo stesso learning rate di 0.002.



- Difficoltà nel replicare un modello di successo, ottenuto in precedenza. Nonostante avessi utilizzato le stesse configurazioni, i risultati non erano sempre consistenti.

- La gestione dello scheduler a volte non ha portato reali miglioramenti. Probabilmente, la scelta del dataset non è stata ideale. Avrei potuto creare un mio dataset personalizzato, eseguire dei test e introdurre gradualmente delle difficoltà. Ad esempio, utilizzare un modello pre-addestrato per riaddestrarlo ulteriormente, oppure fornire una spiegazione più dettagliata del dataset, arricchita con grafici, e successivamente complicare il dataset stesso.

Miglioramenti attuabili

- **In termini di codice:** automatizzare il salvataggio dei modelli, scegliere quale modello testare, creare uno storico in JSON.
Sarebbe utile creare file più autonomi, con salvataggi più efficienti e la possibilità di scegliere quale modello utilizzare per la fase test. Inoltre sarebbe ottima la creazione automatica di uno storico in formato JSON di tutti i salvataggi.
- **In termini di rete:** valutare reti più profonde o architetture alternative, come DenseNet o MobileNet.
Un'opzione potrebbe essere quella di creare una rete più grande, senza modificare troppo gli iperparametri, o valutare un cambio di architettura. Utilizzare un'altra architettura potrebbe aiutarmi a comprendere meglio il problema, anche se la ResNet dovrebbe essere una buona scelta di base.

Struttura del progetto

La struttura del progetto si divide in tre file principali:

- Net.py: Contiene la vera e propria struttura neurale.
- Net_runner.py: Serve per addestrare e testare la rete.
- Start.py: Avvia il ciclo di train o test, semplificando il processo grazie ai parametri configurabili all'inizio.

Le directory del progetto sono organizzate come segue:

- Data: Contiene i dataset in formato .mat. (sarà creata da torchvision, dopo aver scaricato i file il parametro DOWNLOAD può essere messo in false)
- Out: Questa directory conterrà l'ultimo modello addestrato, ma nel vostro caso, il modello migliore. Il metodo di test carica il modello da qui. (ATTENZIONE: Se viene addestrato un nuovo modello sovrascriverà quella già presente in out)
- Images: Contiene le immagini generate durante alcuni test, tutte rinominate seguendo una logica precisa. Esempio: 20(epoca)x16(batch) 0.1 (% di riduzione) 0.0014 (learning rate) sch5 (scheduler con step a 5) 0.1 (gamma dello scheduler) 92 (% di accuracy) rot/rotation (se era presente la rotazione delle immagini nel dataset).
- Other_models/Other_img: Directory dedicate rispettivamente a contenere altri modelli e immagini (non rinominate).

- `Net.py`: struttura della rete neurale.
- `Net_runner.py`: esegue training e testing.
- `Start.py`: script principale per lanciare il progetto.
- `Out/`: contiene il modello addestrato più recente.
- `Images/`: immagini dei test con nomi indicativi.
- `Other_models/` e `Other_img/`: modelli e immagini aggiuntivi.

Conclusioni

Il progetto ha dimostrato che una **ResNet-31** può classificare efficacemente le cifre del dataset SVHN, raggiungendo un'accuratezza del **92%**. Rimangono margini di miglioramento, in particolare nella stabilità dei risultati e nella gestione avanzata dell'apprendimento.

Per il futuro si suggerisce l'utilizzo di architetture pre-addestrate e l'introduzione di dataset più complessi o personalizzati.