IN550 Machine Learning

Debugging dell'apprendimento supervisionato

Vincenzo Bonifaci

Esempio di scenario

- Volete addestrare un filtro spam
- Avete scelto un insieme di 100 parole da utilizzare come feature (invece di utilizzare 50000+ parole della lingua)
- La regressione logistica regolarizzata, implementata tramite discesa del gradiente, ottiene un errore di test del 20%, che per la vostra applicazione è inaccettabile

Come procedere?

Messa a punto del processo di apprendimento

- Approccio possibile: provare a migliorare il processo in diversi modi
  - Ottenendo più esempi di training
  - Provando un insieme di feature più piccolo
  - Provando un insieme di feature più grande
  - Usando feature diverse: intestazione mail vs. corpo mail
  - Aumentando il numero di iterazioni di Gradient Descent
  - Usando un metodo di ottimizzazione del secondo ordine
  - Usando un diverso valore del coefficiente di regolarizzazione λ
  - Usando una Support Vector Machine anziché la regressione logistica
- Provare tutto richiede molto tempo, e rischia di diventare una questione di fortuna

Diagnosi di bias e varianza

Approccio preferibile:

- Diagnosi del problema incontrato dall'apprendimento
- Correzione del problema

Nel nostro scenario, l'errore di test (20%) è troppo alto

Supponiamo che sospettiate che il problema sia uno tra i seguenti due:

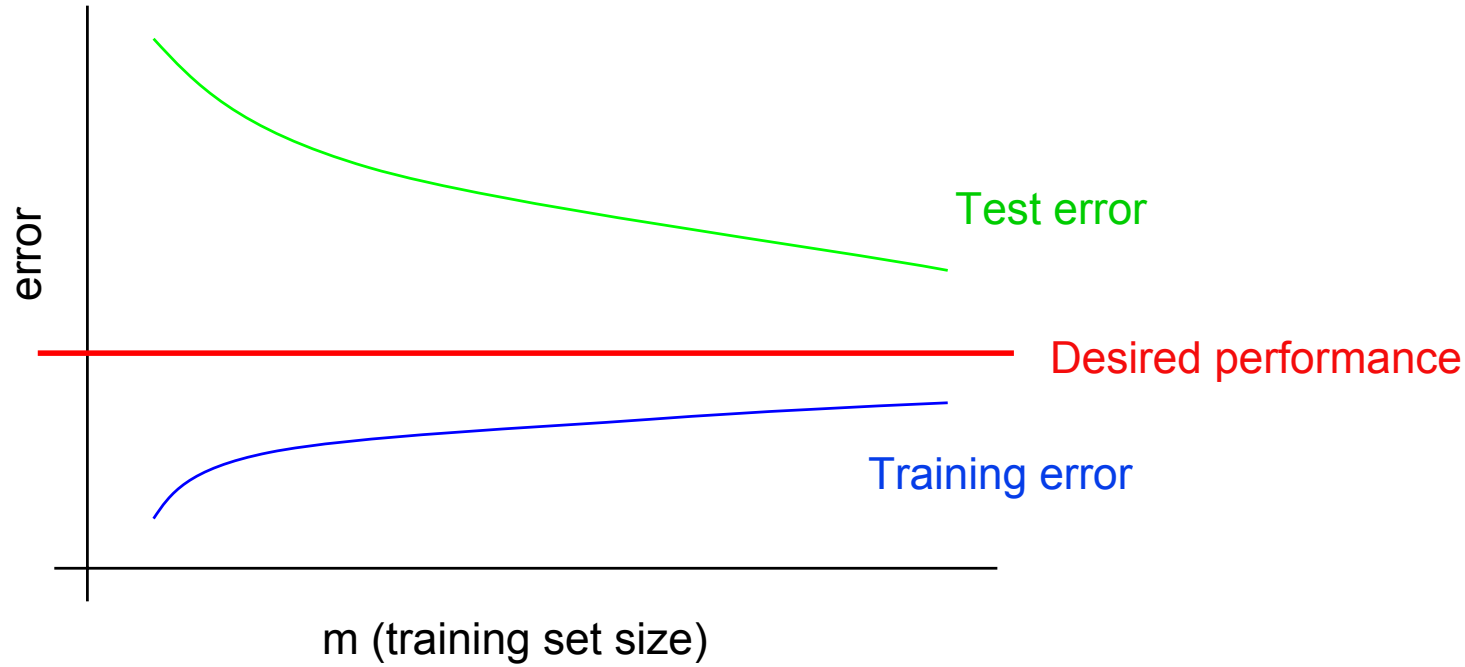
- Overfitting (varianza alta)
- Troppe poche feature per una corretta classificazione dello spam (bias alto)

Diagnosi:

- Varianza alta: l'errore di training sarà sostanzialmente inferiore all'errore di test
- Bias alto: l'errore di training sarà simile a quello di test

Bias vs. varianza e curve di apprendimento

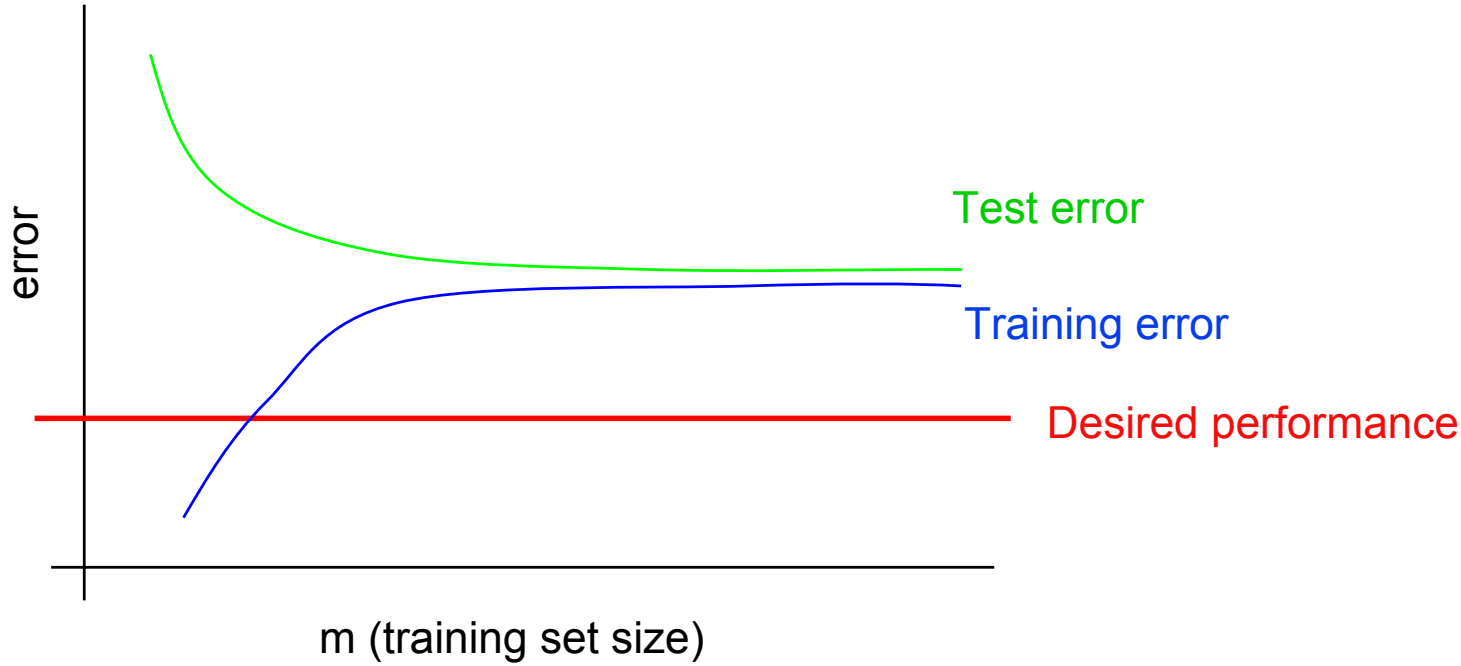
Curva di apprendimento tipica quando la varianza è alta:



- L'errore di test continua a decrescere con m crescente. Ciò suggerisce che un training set più grande possa essere utile
- Grande gap tra errore di test ed errore di training

Bias vs. varianza e curve di apprendimento

Curva di apprendimento tipica quando il bias è alto:



- Già l'errore di training è troppo alto!
- Piccolo gap tra errore di test ed errore di training

La diagnosi ci dice come intervenire

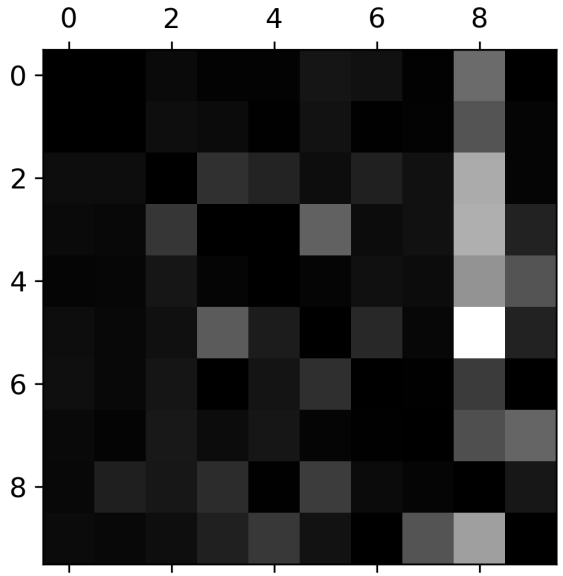
Nel nostro scenario, si può intervenire:

- Ottenendo più esempi di training — Diminuisce la varianza
- Provando un insieme di feature più piccolo — Diminuisce la varianza
- Provando un insieme di feature più grande — Diminuisce il bias
- Usando l'intestazione della mail — Diminuisce il bias
- Aumentando il numero di iterazioni di Gradient Descent
  Corregge l'algoritmo di ottimizzazione
- Usando un metodo del secondo ordine
  Corregge l'algoritmo di ottimizzazione
- Usando un diverso valore del coefficiente di regolarizzazione λ
  Aumentare λ diminuisce la varianza
  Diminuire λ diminuisce il bias
- Usando una Support Vector Machine
  Corregge l'obiettivo dell'ottimizzazione

Analisi degli errori

Esempio: classificazione cifre MNIST

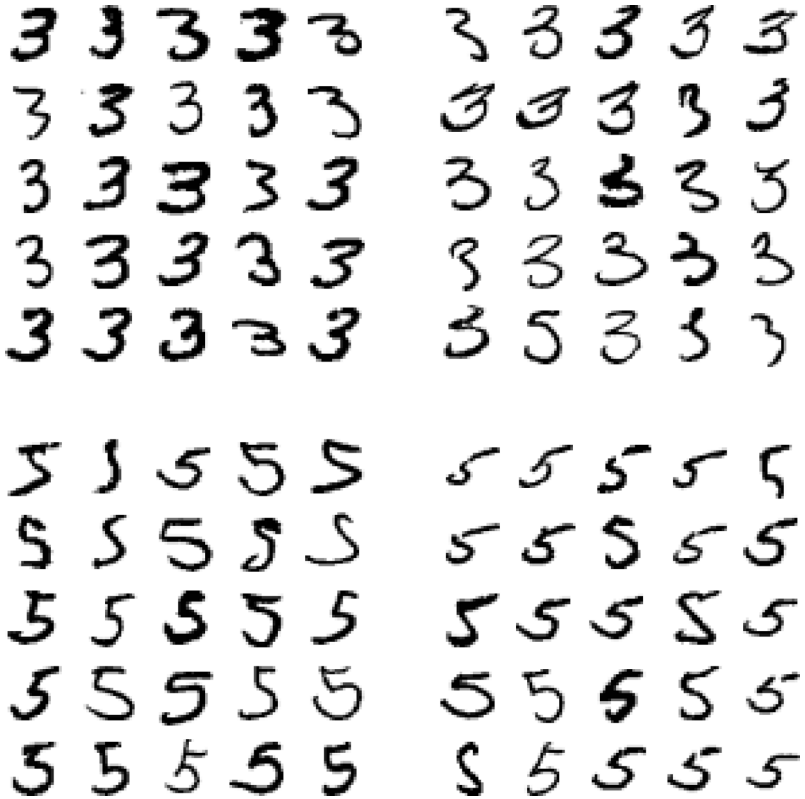
Analizziamo la matrice di confusione per capire quali classi vengono confuse con quali altre (**nota**: la diagonale è stata azzerata)



- Molte cifre (ad es., tanti 5) vengono facilmente confuse con degli 8
- I veri 8 vengono per lo più classificati correttamente
- Sembra utile aggiungere esempi che sembrano 8 ma non lo sono

Analisi degli errori

Analizziamo errori individuali per capire perché il classificatore fallisce



- Il classificatore sembra troppo sensibile a traslazione e rotazione
- Ciò suggerisce di centrare e "raddrizzare" le immagini

Conclusioni

- Il tempo investito nella diagnosi dell'algoritmo di apprendimento è tempo ben investito
- La diagnosi di bias e varianza è molto utile e può essere semplice
- L'analisi degli errori individuali può fornire altre informazioni utili