Calcolo Numerico 2022-23 Esercitazione 3

A Approssimazione di un set di dati tramite Minimi Quadrati

Sia $\{(x_i,y_i)\}_{i=0}^m$ un set di dati, che devono essere approssimati da un polinomio

$$p(x) = \alpha_0 + \alpha_1 x + \dots + \alpha_n x^n$$

di grado $n \in \mathbb{N}$ fissato.

Si definisce una matrice

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 & \dots & x_0^n \\ 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^n \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_m & x_m^2 & \dots & x_m^n \end{bmatrix}$$

E i vettori

$$\alpha = \begin{bmatrix} \alpha_0 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{bmatrix} \qquad y = \begin{bmatrix} y_0 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}$$

Reimpostando il problema con la formulazione ai minimi quadrati e risolvendo quindi il problema

$$\min_{\alpha} ||A\alpha - y||_2^2$$

si ottengono i coefficienti α che definiscono in modo univoco il polinomio p(x).

A.1 Risoluzione tramite equazioni normali

Quando A è di rango massimo, il problema ai minimi quadrati

$$\min_{\alpha} ||A\alpha - y||_2^2$$

può essere risolto col metodo delle equazioni normali, ossia osservando che il problema di minimo può essere riscritto come:

$$A^T A \alpha = A^T y$$

Risolvendo questo sistema lineare (i ottiene il vettore degli α che corrisponde ai coefficienti del polinomio approssimante.

A.2 Risoluzione tramite SVD

Consideriamo la decomposizione SVD della matrice A

$$A = USV^T$$

Con $U \in \mathbb{R}^{N \times N}$ e $V^T \in \mathbb{R}^{n \times n}$ matrici unitarie e $S \in \mathbb{R}^{N \times n}$ diagonale. La soluzione di minima norma del problema di minimi quadrati è data da:

$$\alpha_i = \sum_{i=0}^m \frac{(u_i^T y)v_i}{s_i}, \quad i = 0, \dots n$$

Esercizio 1

i. Calcolare il polinomio di grado n=5 che approssimi i seguenti dati:

$$\{(1.0, 1.18), (1.2, 1.26), (1.4, 1.23), (1.6, 1.37), (1.8, 1.37), (2.0, 1.45), (2.2, 1.42), (2.4, 1.46), (2.6, 1.53), (2.8, 1.59), (3.0, 1.50)\}$$

- ii. Risolvere il problema ai minimi quadrati sia con le equazioni normali che con la SVD (vedi A.1 e A.2).
- iii. Valutare graficamente i polinomi di approssimazione e confrontare gli errori commessi dai due metodi sul set di punti.

Esercizio 2

Ripetere l'esercizio precedente su un dataset scaricabile al seguente indirizzo: https://www.kaggle.com/sakshamjn/heightvsweight-for-linear-polynomial-regression contenente i dati riguardanti il peso e l'altezza di 71 individui.

Una volta scaricato, per caricarlo su Spyder utilizzare la libreria pandas, nello specifico la funzione pandas.read_csv che fornisce come output il dataset. Questo dovrà essere poi convertito in un numpy array.

Esercizio 3

Per ognuna delle seguenti funzioni:

$$f(x) = x \exp(x) \qquad x \in [-1, 1]$$

$$f(x) = \frac{1}{1+25*x} \qquad \quad x \in [-1,1]$$

$$f(x) = \sin(5x) + 3x \qquad x \in [1, 5]$$

Assegnati m punti equispaziati, con m fissato,

- i. Per ciascun valore di $n \in \{1, 2, 3, 5, 7\}$, creare una figura con il grafico della funzione esatta f(x) insieme a quello del polinomio di approssimazione p(x). Evidenziare gli N punti noti.
- ii. Per ciascun valore di $n \in \{1,2,3,5,7\}$, riportare il valore dell'errore in norma 2 commesso nel punto x=0.
- iii. Calcolare la norma 2 dell'errore di approssimazione, commesso sugli N nodi, per ciascun valore di $n \in \{1, 5, 7\}$.

B Compressione di una immagine tramite SVD

Esercizio 4

Utilizzando la libreria skimage, nello specifico il modulo data, caricare e visualizzare un'immagine A in scala di grigio di dimensione $m \times n$.

i. Calcolare la matrice

$$A_p = \sum_{i=1}^p u_i * v_i^T * \sigma_i$$

, dove $p \leq rango(A)$

- ii. Visualizzare l'immagine A_p .
- iii. Calcolare l'errore relativo:

$$\frac{\|A - A_p\|_2}{\|A\|_2}.$$

iv. Calcolare il fattore di compressione

$$c_p = \frac{1}{p}\min(m, n) - 1.$$

v. Calcolare e plottare l'errore relativo e il fattore di compressione al variare di p.

Esercizio 5

i. Ripetere l'esercizio precedente con 2/3immagini con differenti caratteristiche.