

## 5. MINIMI QUADRATI

### Esercizio 5.1

Considerare la matrice  $A$  di dimensione  $3 \times 3$  ed il vettore colonna  $b$  di altezza 3:

$$A = \begin{bmatrix} 4 & 2 & 6 \\ 1 & 1 & 2 \\ 2 & 1 & 3 \end{bmatrix} \quad (\dim. 3 \times 3) \quad [5.1]$$

$$b = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (\dim. 3 \times 1) \quad [5.2]$$

Si chiede di:

- 1) provare a risolvere il sistema lineare  $Ax=b$ ;
- 2) calcolare la soluzione a norma minima mediante la decomposizione SVD;
- 3) calcolare la soluzione a norma minima usando la matrice pseudoinversa di  $A$

---

1) Osserviamo che il determinante della matrice  $A$  è nullo. Questo significa che la matrice non è invertibile e dunque non si può calcolare la soluzione del sistema lineare con il metodo tradizionale  $x=A^{-1}b$ . Questo è supportato anche dal fatto che il rango di  $A$  è pari a 2, mentre il rango complessivo di  $(A,b)$  è pari a 3, dunque il teorema di Rouché-Capelli non è applicabile. E infatti, se proviamo ad inserire i dati in MATLAB per calcolare  $x=A \backslash b$ , ci viene restituito un messaggio di errore.

2) Per trovare la soluzione ai minimi quadrati, il nostro scopo sarà ricercare:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^{3 \times 1}} \|Ax - b\|_2 \quad [5.3]$$

Usiamo la decomposizione SVD, in modo da scrivere  $A$  come  $A=UDV^T$ , dove  $U$  e  $V$  sono matrici ortogonali e  $D$  è una matrice diagonale quadrata che possiede i valori singolari  $\sigma_i$  sulla diagonale principale:

$$D = \begin{bmatrix} \sigma_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sigma_n \end{bmatrix} \quad [5.4]$$

Con tale decomposizione, la [5.3] può essere riscritta come:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^{3 \times 1}} \|UDV^T x - b\|_2 \quad [5.5]$$

Osservando che  $U^T U = I$  e  $V^T V = I$ , allora la [5.5] diventa:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^{3 \times 1}} \|DV^T x - U^T b\|_2 \quad [5.6]$$

Definendo  $y=V^T x$  e  $\hat{b} = U^T b$ , il problema infine diventa:

$$\min_{x \in \mathbb{R}^{3 \times 1}} \|Dy - \hat{b}\|_2 \quad [5.7]$$

Quest'ultima scrittura definisce un sistema lineare, molto semplice da risolvere. In MATLAB, la decomposizione SVD è fatta tramite una funzione già inclusa, la cui sintassi è:

```
>> [U,D,V]=svd(A)
```

U =

```
-0.8594    0.2478   -0.4472
-0.2770   -0.9609    0.0000
-0.4297    0.1239    0.8944
```

D =

```
8.7064         0         0
         0    0.4448         0
         0         0    0.0000
```

V =

```
-0.5254    0.6250   -0.5774
-0.2786   -0.7675   -0.5774
-0.8040   -0.1425    0.5774
```

$\hat{b}$  può essere agevolmente scritto come

```
>> bc=U'*b;
```

Dall'osservazione della matrice D restituita da MATLAB, vediamo che il valore singolare in posizione D(3,3) è nullo, cioè il nostro problema è del tipo:

$$\begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \\ \hat{b}_3 \end{bmatrix} \quad [5.8]$$

Poiché gli  $y_i$  possono essere risolti come  $y_i = \frac{\hat{b}_i}{\sigma_i}$ , non è possibile calcolare  $y_3 = \frac{\hat{b}_3}{0}$ .

Ci si chiede dunque quale valore assegnare a  $y_3$ . Per nostra scelta e comodità, lo poniamo forzatamente uguale a zero:  $y_3 = 0$ .  $y_1$  e  $y_2$  vengono invece calcolati da MATLAB come:

```
>> y=D(1:2,1:2)\bc(1:2)
```

y =

```
-0.1799
-1.3245
```

```
>> y(3)=0;
```

La soluzione ai minimi quadrati può essere trovata come:

```
>> x=V*y
```

```
x =
```

```
-0.7333
```

```
1.0667
```

```
0.3333
```

E la norma minimizzata è:

```
>> norm(A*x-b)
```

```
ans =
```

```
0.4472
```

che giustamente è diversa da zero.

3) Con la decomposizione SVD  $A=UDV^T$ , se fosse possibile invertire A, sarebbe  $A^{-1}=VD^{-1}U^T$ . La soluzione potrebbe essere calcolata semplicemente come  $x=A^{-1}b=VD^{-1}U^Tb$ . Ma l'inversa di A non esiste. Allora come procedere?

Si può definire una matrice  $A^+$  tale per cui esiste una decomposizione  $A^+=VD^+U^T$  con

$$D^+ = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_i} & \text{se } \sigma_i \neq 0 \\ 0 & \text{se } \sigma_i = 0 \end{cases} \quad [5.9]$$

A questo punto è possibile calcolare x come  $x=A^+b$ . Per questo motivo,  $A^+$  è chiamata *pseudoinversa* di A. Il comando MATLAB da utilizzare è `pinv(A)`. Se calcoliamo la soluzione ai minimi quadrati con questo metodo, troviamo:

```
>> x=pinv(A)*b
```

```
x =
```

```
-0.7333
```

```
1.0667
```

```
0.3333
```

che come si vede è identica alla soluzione calcolata nel punto 2).

## Esercizio 5.2

Dati i vettori

$$x = [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7]^T \quad [5.10]$$

$$y = [-31, 21, 22, -2, 3, 14, -17]^T \quad [5.11]$$

si chiede di:

1) costruire la matrice  $A = [x^0, x^1, x^2, x^3, x^4, x^5]$ ;

2) valutare il risultato del comando MATLAB  $z=A \backslash y$  indicando come viene calcolato il vettore  $z$

---

1) La matrice  $A$  può essere facilmente costruita in MATLAB con i seguenti comandi:

```
>> x=[1:7] '  
>> y=[-31,21,22,-2,3,14,-17] '  
>> A=[x.^0,x,x.^2,x.^3,x.^4,x.^5]
```

A =

1	1	1	1	1	1
1	2	4	8	16	32
1	3	9	27	81	243
1	4	16	64	256	1024
1	5	25	125	625	3125
1	6	36	216	1296	7776
1	7	49	343	2401	16807

2) Poiché la matrice  $A$  è rettangolare, il comando MATLAB  $z=A \backslash y$  fornisce la soluzione della seguente equazione normale che di fatto riconduce ad un sistema quadrato:

$$A^T A \bar{x} = A^T b \quad [5.12]$$

Se  $\det(A^T A) \neq 0$ , allora si può calcolare una soluzione detta “normale” (o “di base”) come:

$$\bar{x} = (A^T A)^{-1} A^T b \quad [5.13]$$

Si può provare quanto detto calcolando con MATLAB la soluzione in entrambi i modi. Il risultato ottenuto è il medesimo, come mostra la seguente porzione di codice:

```
>> z=A \ y
```

z =

```
-161.5714  
166.1545  
-29.6667  
-8.8580  
2.9924  
-0.2208
```

```
>> det(A'*A) % Controllo che det(A'*A) ≠ 0
```

```
ans =  
  
1.1036e+012  
  
>> z1 = (A' * A) ^ -1 * A' * y  
  
z1 =  
  
-161.5714  
166.1545  
-29.6667  
-8.8580  
2.9924  
-0.2208
```

La matrice dei coefficienti, in quest'ultimo caso, è costituita da  $A^T A$ . Il problema con questo tipo di approccio è che se  $A$  è mal condizionata, allora  $A^T A$  ha un condizionamento pari a  $(\text{cond}(A))^2$ , e dunque la situazione peggiora drasticamente! Si noti anche  $A^T A$  non ha rango massimo, dunque non è possibile calcolare la soluzione con il metodo di eliminazione di Gauss. Per questo motivo MATLAB, con il comando  $z=A \backslash y$ , segue un approccio differente che passa attraverso la decomposizione  $AP=QR$ , con  $Q$  matrice ortogonale e  $R$  matrice triangolare superiore con lo stesso rango di  $A$ . Il condizionamento di una matrice ortogonale è pari 1, ecco spiegato perché questo approccio è migliore.

La decomposizione QR può essere fatta tramite il comando:

```
>> [Q,R,P]=qr(A);
```

Osserviamo che se  $AP=QR$ , allora  $A=QRP^T$ , e la soluzione ai minimi quadrati si trova risolvendo:

$$\min_z \|QRP^T z - y\|_2 \Rightarrow \min_z \|RP^T z - Q^T y\|_2 \quad [5.14]$$

Se valutiamo la  $R$  restituita da MATLAB usando un *format long*, notiamo che è una matrice a blocchi del tipo:

$$R = \begin{bmatrix} R_{6 \times 6} \\ 0 \end{bmatrix} \quad [5.15]$$

Indichiamo con  $w=P^T z$  e  $b=Q^T y$ , il problema [5.14] diventa:

$$\min_z \|Rw - b\|_2 \quad [5.16]$$

La soluzione è allora

$$z=Pw \quad [5.17]$$

e se proviamo a valutarla in questo modo, MATLAB ci dà ancora dei valori identici a quelli forniti con i metodi precedenti. In effetti, questo tipo di decomposizione è il mezzo usato intrinsecamente da MATLAB per calcolare  $z=A \backslash y$ .

```
>> b=Q' * y  
  
b =  
  
8.6944  
-19.6725
```

```
-6.3844  
1.8758  
42.9900  
1.5183  
5.1649
```

```
>> w=R(1:6,1:6)\b(1:6)
```

```
w =
```

```
-0.2208  
2.9924  
-8.8580  
166.1545  
-161.5714  
-29.6667
```

```
>> z=P*w
```

```
z =
```

```
-161.5714  
166.1545  
-29.6667  
-8.8580  
2.9924  
-0.2208
```

Si sarebbe potuto anche usare la decomposizione a valori singolari invece della  $AP=QR$ . In questo caso, il comando MATLAB che avremmo utilizzato sarebbe stato

```
>> pinv(A)*y
```

Per essere precisi, la soluzione “di base” e quella a norma minima trovata con la SVD e la pseudoinversa di  $A$  coincidono se e sole se la matrice  $A$  e la matrice  $R$  sono entrambe di rango massimo. Nel nostro esempio specifico, questa condizione è verificata.