

Metodi iterativi per sistemi lineari

Lucia Gastaldi

DICATAM - Sez. di Matematica,
<http://www.ing.unibs.it/gastaldi/>

Indice

- 1 Metodi iterativi classici
 - Derivazione dei metodi iterativi
 - Convergenza
- 2 Metodi di Jacobi e di Gauss-Seidel
 - Applicazioni
- 3 Il metodo di Richardson
 - Il metodo di Richardson stazionario
 - Precondizionatori
 - Il metodo di Richardson non stazionario
- 4 I metodi del gradiente e del gradiente coniugato
- 5 Metodi a terminazione finita per matrici qualunque

Costruzione di un metodo iterativo

Consideriamo il sistema lineare $Ax = b$ con $\det(A) \neq 0$.
Introduciamo la seguente decomposizione della matrice
 $A = P - N$. Allora si ha

$$\begin{aligned} Ax = b &\Rightarrow (P - N)x = b \Rightarrow Px = Nx + b \Rightarrow \\ &\Rightarrow x = P^{-1}Nx + P^{-1}b \end{aligned}$$

Il sistema è ricondotto ad un **problema di punto fisso**. Applichiamo
il procedimento delle **approssimazioni successive**

$$\begin{aligned} x^{(k+1)} &= P^{-1}Nx^{(k)} + P^{-1}b \\ x^{(k+1)} &= Bx^{(k)} + g \end{aligned}$$

B matrice di iterazione

Convergenza dei metodi iterativi

Sia $e^{(k)} = x - x^{(k)}$ l'errore al passo k .

Si ottiene che

$$e^{(k+1)} = Be^{(k)} = B^{k+1}e^{(0)}.$$

Teorema

Se $\|B\| < 1$ allora il metodo iterativo con matrice di iterazione B è convergente.

Teorema

Condizione necessaria e sufficiente per la convergenza del metodo iterativo con matrice di iterazione B è

$$\rho(B) < 1,$$

essendo $\rho(B)$ il **raggio spettrale** della matrice B ossia

$$\rho(B) = \max_{1 \leq i \leq n} |\lambda_i| \quad \text{con } \lambda_i \text{ autovalori di } B.$$

Matrici sparse

Il costo di un metodo iterativo è dato dal numero delle iterazioni \times costo del prodotto di B per un vettore. Quindi l'uso dei metodi iterativi è consigliato nel caso di **matrici sparse** e di **grandi dimensioni**.

Il formato **sparse** è utilizzato in Matlab per ridurre i costi di memorizzazione della matrice.

`S=sparse(A)` converte la matrice in formato **full** in una matrice in formato **sparse** tenendo in memoria solo gli elementi diversi da zero.

`S = sparse(i,j,s,m,n)` usa i vettori i , j e s per costruire la matrice di dimensione $m \times n$ tale che $S(i(k),j(k)) = s(k)$.

Il comando `spy(A)` mostra in un grafico quali sono gli elementi di A non nulli ed il loro numero **nnz**.

Il comando `spdiags` generalizza il comando `diag` alle matrici sparse.

Decomposizione della matrice

$$A = D - E - F$$

essendo

$$D = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & a_{22} & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & 0 & a_{nn} \end{pmatrix},$$

$$E = - \begin{pmatrix} 0 & 0 & \cdots & 0 \\ a_{21} & 0 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn-1} & 0 \end{pmatrix},$$

$$F = - \begin{pmatrix} 0 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & 0 & \cdots & a_{n-1n} \\ 0 & \cdots & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

Metodo di Jacobi

La scelta $P = D$ dà luogo al **metodo di Jacobi**, che si può scrivere componente per componente nella forma:

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right) \quad \text{per } i = 1, \dots, n.$$

La matrice di iterazione è:

$$B_J = D^{-1}(E + F) = D^{-1}(D - A) = I - D^{-1}A.$$

Metodo di Gauss-Seidel

Ponendo $P = D - E$ si ricava il **metodo di Gauss-Seidel** che componente per componente si scrive:

$$x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{j=1}^{i-1} a_{ij} x_j^{(k+1)} - \sum_{j=i+1}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right)$$

per $i = 1, \dots, n$.

La matrice di iterazione è:

$$\begin{aligned} B_{GS} &= (D - E)^{-1}F \\ &= (D - E)^{-1}(D - E - A) \\ &= I - (D - E)^{-1}A. \end{aligned}$$

Esercizio 1

Si considerino le seguenti matrici e vettori:

$$A_1 = \begin{pmatrix} 3 & 0 & 4 \\ 7 & 4 & 2 \\ -1 & 1 & 2 \end{pmatrix} \quad A_2 = \begin{pmatrix} -3 & 3 & -6 \\ -4 & 7 & -8 \\ 5 & 7 & -9 \end{pmatrix}$$
$$A_3 = \begin{pmatrix} 4 & 1 & 1 \\ 2 & -9 & 0 \\ 0 & -8 & -6 \end{pmatrix} \quad A_4 = \begin{pmatrix} 7 & 6 & 9 \\ 4 & 5 & -4 \\ -7 & -3 & 8 \end{pmatrix}$$

- Calcolare i termini noti in modo che la soluzione sia $x = (1, 1, 1)^T$.
- Applicare i metodi iterativi di Jacobi e Gauss-Seidel usando le function `jacobi` e `gseidel` come segue:
`[x,iter]=jacobi(A,b,x0,toll,nmax)`
`[x,iter]=gseidel(A,b,x0,toll,nmax)`
- Riportare in una tabella per ciascuna matrice il numero di iterazioni, il raggio spettrale, il residuo e la differenza fra le due ultime iterate.

Function jacobi e gseidel

I comandi per usare le function `jacobi` e `gseidel` sono:

```
[x,iter,vectd,resvec]=jacobi(A,b,x0,toll,nmax)
```

```
[x,iter,vectd,resvec]=gseidel(A,b,x0,toll,nmax)
```

essendo

<code>A,b</code>	matrice e termine noto del sistema;
<code>x0</code>	vettore iniziale;
<code>toll</code>	precisione desiderata (ad es. $1.e-6$);
<code>nmax</code>	numero massimo di iterazioni (ad es. 300);
<code>x</code>	soluzione calcolata;
<code>iter</code>	numero di iterazioni eseguite;
<code>vectd</code>	vettore contenente delle differenze fra le iterate successive;
<code>resvec</code>	vettore dei residui.

Esercizio 2

Usando le matrici dell'Esercizio 1, confrontare il numero di iterazioni impiegate con quello previsto, calcolando il **raggio spettrale** della matrice di iterazione.

Si ricorda che le matrici di iterazione dei metodi di Jacobi e di Gauss-Seidel sono date rispettivamente da:

$$B_J = I - D^{-1}A \quad (D \text{ diagonale di } A)$$

$$B_{GS} = I - (D - E)^{-1}A \quad (D - E \text{ triangolare inferiore di } A).$$

Per calcolare gli autovalori usare il comando **eig(B)**.

Costruzione della matrice B

eye(n) fornisce la matrice identità di dimensione $n \times n$.

Per costruire la matrice B_J usare il comando **diag**.

diag(A) estrae il vettore **v** che contiene la diagonale principale.

diag(v) fornisce la matrice diagonale.

Per costruire la matrice B_{GS} usare il comando **tril**.

Il comando **tril(A)** estrae la parte triangolare inferiore della matrice A .

Esercizio 3

Si consideri l'equazione differenziale con valori ai limiti:

$$-u''(x) = 1 + x \quad x \in [0, 1], \quad u(0) = u(1) = 0.$$

La soluzione esatta è: $u(x) = \frac{2}{3}x - \frac{x^2}{2} - \frac{x^3}{6}$.

- Usare la function `eqlim` per calcolare con un metodo diretto la soluzione del sistema lineare risultante e calcolare l'errore rispetto alla soluzione esatta.
- Modificare la function `eqlim` in modo che fornisca anche la matrice A e il termine noto.
- Calcolare poi la soluzione del sistema lineare mediante i metodi iterativi di Jacobi e Gauss-Seidel usando le function `jacobi` e `gseidel`. Porre `x0=zeros(n,1)` essendo n la dimensione del sistema, `tol=1e-6`, `nmax=300`.
- **facoltativo** usare il comando `spdiags` per costruire la matrice A in formato `sparse`.

Esercizio 4

Facendo riferimento al sistema lineare risolto nell'esercizio 3:

- calcolare l'errore relativo rispetto alla soluzione esatta del problema e rispetto alla soluzione fornita da `eqlim`;
- ripetere l'esercizio per l'equazione $-u''(x) = 1 + x - e^x$ con soluzione esatta

$$u(x) = e^x - 1 - (e - 5/3)x - x^2/2 - x^3/6.$$

In questo caso l'errore relativo ottenuto con i metodi iterativi è paragonabile a quello ottenuto risolvendo il sistema lineare con il metodo diretto.

Il metodo di Richardson stazionario

Posto $A = P - N$ e quindi $N = P - A$, un metodo iterativo nella forma

$$x^{(k+1)} = P^{-1}Nx^{(k)} + P^{-1}b$$

si può riscrivere come segue

$$\begin{aligned}x^{(k+1)} &= P^{-1}(P - A)x^{(k)} + P^{-1}b = (I - P^{-1}A)x^{(k)} + P^{-1}b \\ &= x^{(k)} + P^{-1}(b - Ax^{(k)}) = x^{(k)} + P^{-1}r^{(k)}.\end{aligned}$$

La convergenza del metodo si ha se $\rho(I - P^{-1}A) < 1$.

Se questo non succede si può modificare il metodo introducendo un opportuno parametro α come segue

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha P^{-1}r^{(k)} \text{ tale che } \rho(I - \alpha P^{-1}A) < 1.$$

Il metodo così costruito si chiama **metodo di Richardson stazionario**.

Convergenza del metodo di Richardson stazionario

$B_\alpha = I - \alpha P^{-1}A$ matrice di iterazione del metodo di Richardson stazionario.

P ed A matrici simmetriche e definite positive.

λ_j, u_j autovalori ed autovettori di $P^{-1}A$: $P^{-1}Au_j = \lambda_j u_j$.

Ordiniamo gli autovalori in modo che valga la seguente relazione:

$$0 < \lambda_{min} = \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n = \lambda_{max}.$$

Teorema Il metodo di Richardson stazionario converge **se e solo se**

$$0 < \alpha < \frac{2}{\lambda_{max}}.$$

Il minimo di $\rho(B_\alpha)$ al variare di α si ottiene per

$$\alpha_{ott} = \frac{2}{\lambda_{min} + \lambda_{max}} \quad \text{e si ha } \rho(B_{\alpha_{ott}}) = \frac{\lambda_{max} - \lambda_{min}}{\lambda_{max} + \lambda_{min}}.$$

Precondizionatori

La matrice P che compare nell'espressione del metodo di Richardson si chiama **matrice di precondizionamento**.
La scelta di P deve essere guidata dalla seguente condizione:

$$K(P^{-1}A) \ll K(A).$$

L'ideale sarebbe avere $K(P^{-1}A) \approx 1$ e quindi P^{-1} rappresenta un'approssimazione dell'inversa di A .

Precondizionatori di uso comune

- **Precondizionatori diagonali:** si sceglie P uguale alla diagonale di A se A è simmetrica e definita positiva. Se A non è simmetrica si può porre:

$$p_{ii} = \left(\sum_{j=1}^n a_{ij}^2 \right)^{1/2} .$$

- **Fattorizzazione incompleta**
- **Precondizionatori polinomiali:** Posto $A = D - C$ si ha $A = (I - CD^{-1})D$. Quindi l'inversa è data da:

$$A^{-1} = D^{-1}(I - CD^{-1})^{-1} = D^{-1}(I + CD^{-1} + (CD^{-1})^2 + \dots)$$

Troncando lo sviluppo in serie ad una certa potenza si ottiene un valore approssimato di A^{-1} .

Per esempio si può scegliere $P^{-1} = D^{-1}(I + CD^{-1})$.

Fattorizzazione incompleta

La fattorizzazione incompleta si ottiene con i comandi:

- `luinc` per matrici generali;
- `cholinc` per matrici simmetriche e definite positive.

`[L,U]=luinc(A,'0')` fornisce i fattori L e U con lo stesso schema di sparsità della matrice A .

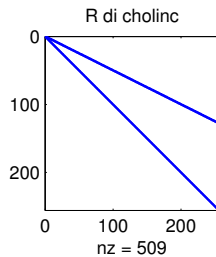
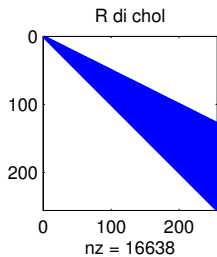
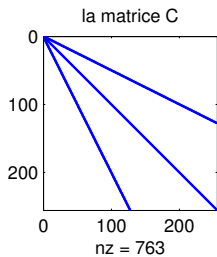
`[L,U]=luinc(A,droptol)` calcola la fattorizzazione incompleta eliminando i termini della fattorizzazione che sono inferiori a `droptol`.

Confronto risultati di `lu` e `luinc`

Il file di tipo script `cap.m` fornisce la costruzione della matrice simmetrica e definita positiva associata a una particolare rete idrica (porre `n=8`).

- Usare il comando `spy` per visualizzare la distribuzione degli elementi diversi da zero della matrice.
- Calcolare la fattorizzazione di Choleski di C usando il comando `chol` e visualizzare la matrice R con il comando `spy`.
- Calcolare la fattorizzazione incompleta di Choleski di C usando il comando `cholinc` e visualizzare la matrice R con il comando `spy`.

Risultato



Function richstaz

La function `richstaz` implementa il metodo di Richardson stazionario.

```
[x,iter,vectd,resvec]=richstaz(A,b,x0,tol,nmax,a1,P1,P2)
```

INPUT

`A, b` matrice e termine noto
`x0` vettore iniziale
`tol` tolleranza
`nmax` numero massimo di iterazioni
`a1` parametro del metodo di Richardson
`P1,P2` matrici legate al preconditionamento

OUTPUT

`x` soluzione
`iter` numero di iterazioni eseguite
`vectd` vettore delle differenze fra iterate successive
`resvec` vettore dei residui.

NB Per preconditionatore diagonale: `P2=[]`;

In generale, `P1` e `P2` sono matrici tali che $P1 * P2 = P$ essendo P la matrice di preconditionamento.

Il metodo di Richardson non stazionario

Il metodo di Richardson non stazionario può essere applicato al caso di matrici A simmetriche e definite positive.

Algoritmo

1. Assegnazione dei dati: $A, b, x^{(0)}$;
2. Calcolo del residuo iniziale: $r^{(0)} = b - Ax^{(0)}$;
3. Calcolo della direzione iniziale: $Pz^{(0)} = r^{(0)}$;
4. Fino a convergenza ripetere:

- a.
$$\alpha_k = \frac{z^{(k)T} r^{(k)}}{z^{(k)T} A z^{(k)}}$$
- b.
$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k z^{(k)}$$
- c.
$$r^{(k+1)} = r^{(k)} - \alpha_k A z^{(k)}$$
- d.
$$Pz^{(k+1)} = r^{(k+1)}$$

Function richardson

La function `richardson` implementa il metodo di Richardson dinamico.

```
[x,iter,vectd,resvec]=richardson(A,b,x0,tol,nmax,P,P2)
```

INPUT

`A, b` matrice e termine noto

`x0` vettore iniziale

`tol` tolleranza

`nmax` numero massimo di iterazioni

`P` matrice di preconditionamento

`P2` viene definita se `P` e `P2` danno la fattorizzazione LU di `P`

OUTPUT

`x` soluzione

`iter` numero di iterazioni eseguite

`vectd` vettore delle differenze fra iterate successive

`resvec` vettore dei residui.

Esercizio 5

Si consideri il sistema $Ax = b$ essendo $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ la matrice pentadiagonale che ha valore 4 sulla diagonale principale e valore -1 sulla prima e terza diagonale sopra e sotto quella principale. b viene scelto in modo che la soluzione sia $x = (1, \dots, 1)^T$.

- Posto P uguale alla matrice identità, si determinino le iterazioni necessarie per ottenere un errore con tolleranza pari a 10^{-5} utilizzando il metodo di Jacobi, il metodo di Richardson stazionario con `alfa=0.25` e il metodo di Richardson dinamico. Porre `tol=1e-5`, `nmax=5000`, `x0=zeros(n,1)`.
- Porre P uguale alla matrice tridiagonale che ha valori 2 sulla diagonale principale e -1 nelle diagonali sopra e sotto quella principale. Con gli stessi parametri di prima, si determinino le iterazioni necessarie per ottenere un errore con tolleranza pari a 10^{-5} utilizzando il metodo di Gauss-Seidel, il metodo di Richardson stazionario con `alfa=0.1821` e il metodo di Richardson dinamico.

Utilizzare $n \leq 100$.

Il metodo del gradiente o di massima discesa

Sia A simmetrica e definita positiva, se $P = I$ (matrice identità) allora il metodo di Richardson non stazionario prende il nome di **Metodo del gradiente**.

Algoritmo

1. Assegnazione dei dati: $A, b, x^{(0)}$;
2. Calcolo del residuo iniziale: $r^{(0)} = b - Ax^{(0)}$;
3. Fino a convergenza ripetere:

- a. $\alpha_k = \frac{r^{(k)T} r^{(k)}}{r^{(k)T} A r^{(k)}}$
- b. $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k r^{(k)}$
- c. $r^{(k+1)} = r^{(k)} - \alpha_k A r^{(k)}$

La function **gradiente** risolve il sistema lineare $Ax = b$ con il metodo del gradiente:

```
[x,iter]=gradiente(A,b,x0,toll,nmax)
```

Il metodo del gradiente coniugato

Il **metodo del gradiente coniugato** si applica nel caso di **matrici simmetriche e definite positive** ed è caratterizzato dalla scelta di direzioni $z^{(k)}$ tali che:

$$z^{(k)T} A z^{(j)} = 0 \quad \text{per } k \neq j.$$

Siccome le direzioni $z^{(k)}$ sono **linearmente indipendenti** il metodo del gradiente coniugato è a **terminazione finita**.

Gradiente coniugato - Algoritmo

1. Assegnazione dei dati: A , b , $x^{(0)}$;
2. Residuo e direzione iniziale: $r^{(0)} = b - Ax^{(0)}$, $z^{(0)} = r^{(0)}$;
3. Fino a convergenza ripetere:

a.
$$\alpha_k = \frac{z^{(k)T} r^{(k)}}{z^{(k)T} Az^{(k)}}$$

b.
$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k z^{(k)}$$

c.
$$r^{(k+1)} = r^{(k)} - \alpha_k Az^{(k)}$$

d.
$$\beta_k = -\frac{z^{(k)T} Ar^{(k+1)}}{z^{(k)T} Az^{(k)}}$$

e.
$$z^{(k+1)} = r^{(k+1)} + \beta_k z^{(k)}$$

Gradiente coniugato preconditionato

```
x = pcg(A,b)
```

fornisce la soluzione del sistema lineare $Ax = b$ mediante il metodo del gradiente coniugato.

```
x = pcg(A,b,toll,nmax)
```

Viene specificata la tolleranza (default `tol=1.e-6`) e il numero massimo di iterazioni (default `nmax=min(N,20)`).

```
x = pcg(A,b,toll,nmax,P)
```

fornisce la soluzione del sistema lineare preconditionato $P^{-1}Ax = P^{-1}b$.

```
x = pcg(A,b,toll,nmax,M1,M2)
```

fornisce la soluzione di $P^{-1}Ax = P^{-1}b$, essendo $P = M1 * M2$.

```
x = pcg(A,b,toll,nmax,M1,M2,x0)
```

vettore iniziale `x0` assegnato dall'utente (default `x0=zeros(size(b))`).

Gradiente coniugato preconditionato (segue)

```
[x,flag,relres,iter,resvec] = pcg(A,b,...)
```

fornisce ulteriori informazioni:

- `flag`
 - `flag=0` il metodo ha ottenuto la soluzione;
 - `flag=1` dopo `nmax` iterate non è stata raggiunta la soluzione;
 - `flag=2` la matrice P è mal condizionata;
 - `flag=3` due successive iterate erano uguali;
 - `flag=4` una delle quantità scalari è diventata troppo piccola o troppo grande.
- `relres` residuo relativo $\text{norm}(b-A*x)/\text{norm}(b)$
- `iter` numero di iterazioni effettuate
- `resvec` vettore dei residui in norma (iterata per iterata)

Problema di Laplace

Consideriamo l'equazione di Laplace con condizioni di Dirichlet non omogenee:

$$\begin{aligned} -\Delta u &= f \quad \text{in } \Omega = (a_1, a_2) \times (b_1, b_2) \\ u &= g \quad \text{su } \partial\Omega. \end{aligned}$$

La function `dirichlet` fornisce la soluzione ottenuta con il metodo delle differenze finite:

```
[X,Y,U]=dirichlet(f,a1,a2,b1,b2,g,Nx,Ny)
```

INPUT

<code>effe, g</code>	function handle che contengono $f(x, y)$ e $g(x, y)$
<code>a1,a2,b1,b2</code>	coordinate dei vertici di Ω
<code>Nx, Ny</code>	numero dei punti interni nella variabile x e y , risp.

OUTPUT

<code>X,Y</code>	array $(N_x + 2) \times (N_y + 2)$ contenenti le coordinate dei punti della mesh compreso il bordo
<code>U</code>	valori della soluzione

Grafici di funzioni di due variabili

Consideriamo la funzione

$$f(x, y) = \sin(\sqrt{x^2 + y^2}) \quad (x, y) \in [-3\pi/2, 3\pi/2] \times [-3\pi/2, 3\pi/2]$$

- Per costruire una griglia nel rettangolo $[a, b] \times [c, d]$ si introduce una suddivisione dei due intervalli.
`x=linspace(a,b,n)`
`y=linspace(c,d,m)`
- La griglia di calcolo si ottiene conducendo le parallele ai lati del rettangolo che passano per i punti di suddivisione. Il comando `[X,Y]=meshgrid(x,y)` fornisce le coordinate dei punti della griglia. In questo modo si ottengono due matrici che contengono rispettivamente le ascisse e le ordinate dei punti della griglia.
- Si calcola il valore della funzione nei punti della griglia con il comando `Z=f(X,Y)`.
- Il grafico della funzione si ottiene con il comando `mesh(X,Y,Z)`.

Esercizio 5

Usando la function `dirichlet` calcolare la soluzione del problema di Laplace

$$\begin{aligned} -\Delta u &= 2(2 - x^2 - y^2) \quad \text{in } \Omega = (-1, 1) \times (-1, 1) \\ u &= 0 \quad \text{su } \partial\Omega \end{aligned}$$

Usare il seguente comando per assegnare il dato al bordo:

```
g=@(x,y) 0*x+0*y;
```

Rappresentare la soluzione calcolata e la soluzione esatta $u(x, y) = (1 - x^2)(1 - y^2)$ in due grafici diversi usando il comando `subplot`.

Calcolare l'errore relativo tra la soluzione esatta e quella calcolata usando la norma `norm(·, 'fro')`.

Esercizio 6

La function `dirichlet` fornisce anche la matrice e il termine noto del sistema lineare che si costruisce per risolvere il problema con le differenze finite come segue:

```
[X,Y,U,A,b]=dirichlet(f,a1,a2,b1,b2,g,Nx,Ny)
```

Per risolvere il sistema lineare ottenuto applicare i seguenti metodi (usare `toll=1.e-5` e `nmax=300`):

- metodo di Richardson stazionario preconditionato con la fattorizzazione incompleta ($\alpha = 1$);
- metodo di Richardson dinamico preconditionato con la fattorizzazione incompleta;
- metodo del gradiente coniugato;
- metodo del gradiente coniugato preconditionato con la fattorizzazione incompleta;

Calcolare l'errore relativo e confrontare il numero di iterazioni richieste per $N_x = N_y = n = 10$.

Metodi a terminazione finita per matrici qualunque

Se A è una matrice **non simmetrica**, A è **definita positiva** se la matrice simmetrica $(A + A^T)/2$ è definita positiva.

Nel caso di matrici **non simmetriche** o **non definite positive** si possono usare i seguenti metodi iterativi, che hanno la proprietà di essere a terminazione finita, ossia in **matematica esatta** forniscono la soluzione esatta dopo n iterazioni.

Funzione	Metodo
gmres	Generalized Minimum Residual Method
cgs	Conjugate Gradients Squared Method
bicg	BiConjugate Gradients Method
bicgstab	BiConjugate Gradients Stabilized Method

gmres

```
x = gmres(A,b)
```

fornisce la soluzione del sistema lineare $Ax = b$ mediante il metodo **gmres**.

```
x = gmres(A,b,restart)
```

il metodo **gmres** viene riinizializzato ogni **restart** iterazioni. Se **restart=N** o **restart=[]** il metodo non viene mai riinizializzato.

```
x = gmres(A,b,restart,toll,nmax)
```

Viene specificata la tolleranza (default **tol=1.e-6**) e il numero massimo di iterazioni esterne (default **nmax=min(N/restart,10)**).

```
x = gmres(A,b,restart,toll,nmax,P)
```

```
x = gmres(A,b,restart,toll,nmax,M1,M2)
```

fornisce la soluzione del sistema lineare preconditionato $P^{-1}Ax = P^{-1}b$ o $P = M1 * M2$.

gmres (segue)

```
[x,flag,relres,iter,resvec] = gmres(A,b,...)
```

fornisce ulteriori informazioni:

- `flag`
 - `flag=0` il metodo ha ottenuto la soluzione;
 - `flag=1` dopo `nmax` iterate non è stata raggiunta la soluzione;
 - `flag=2` la matrice P è mal condizionata;
 - `flag=3` due successive iterate erano uguali;
- `relres` residuo relativo $\text{norm}(b-A*x)/\text{norm}(b)$
- `iter` numero di iterazioni effettuate: `iter(1)` \leq `nmax` è il numero delle iterazioni del ciclo esterno; `iter(2)` \leq `restart` numero delle iterate interne.
- `resvec` vettore dei residui in norma (iterata per iterata)

Esempio

- Costruire la matrice A , il termine noto e risolvere con `gmres` con i seguenti comandi

```
load west0479
A = west0479
b = sum(A,2)
[x,flag] = gmres(A,b,5)
```

Si ottiene `flag=1` perchè `gmres` non converge nel numero di iterazioni prescritto per default.

- Usando la fattorizzazione incompleta

```
[L1,U1] = luinc(A,1e-5);
[x1,flag1] = gmres(A,b,5,1e-6,5,L1,U1);
```

`flag1=2` perchè la matrice `U1` ha elementi nulli sulla diagonale principale.

Esempio (segue)

- Occorre usare `luinc` con `droptol=1e-6`
`[L2,U2] = luinc(A,1e-6);`
`[x1,flag2] = gmres(A,b,5,1e-6,5,L2,U2);`
- Testare il comportamento di `gmres` con diversi valori di `restart`: con `restart=2` si ha `flag=1`.
Scegliere quindi le seguenti copie di valori per `restart` e `nmax`:

<code>restart</code>	<code>nmax</code>
3	5
4	5
6	3
8	3

- Plottare il residuo relativo in scala semilogaritmica per ciascun caso.

```
semilogy(resvec/norm(b), 'o-')
```

bicg, cgs, bicgstab

```
x = solver(A,b)
```

fornisce la soluzione del sistema lineare $Ax = b$ mediante il metodo prescelto: **bicg**, **cgs**, **bicgstab**.

```
x = solver(A,b,toll,nmax)
```

Viene specificata la tolleranza (default `tol=1.e-6`) e il numero massimo di iterazioni (default `nmax=min(N,20)`).

```
x = solver(A,b,toll,nmax,P)
```

fornisce la soluzione del sistema lineare preconditionato $P^{-1}Ax = P^{-1}b$.

```
x = solver(A,b,toll,nmax,M1,M2)
```

fornisce la soluzione di $P^{-1}Ax = P^{-1}b$, essendo $P = M1 * M2$.

```
x = solver(A,b,toll,nmax,M1,M2,x0)
```

vettore iniziale `x0` assegnato dall'utente (default `x0=zeros(size(b))`).

bicg, cgs, bicgstab (segue)

```
[x,flag,relres,iter,resvec] = solver(A,b,...)
```

fornisce ulteriori informazioni:

- `flag`
 - `flag=0` il metodo ha ottenuto la soluzione;
 - `flag=1` dopo `nmax` iterate non è stata raggiunta la soluzione;
 - `flag=2` la matrice P è mal condizionata;
 - `flag=3` due successive iterate erano uguali;
 - `flag=4` una delle quantità scalari è diventata troppo piccola o troppo grande.
- `relres` residuo relativo $\text{norm}(b-A*x)/\text{norm}(b)$
- `iter` numero di iterazioni effettuate
- `resvec` vettore dei residui in norma (iterata per iterata)

Esercizio

- Costruire la matrice: `A=gallery('wilk',21);`
- Costruire il termine noto in modo che la soluzione sia il vettore di componenti tutte uguali a `1`;
- Risolvere con `bicgstab` usando `toll=1e-12` e `nmax=15`.

Esercizio

- Costruire la matrice A con i seguenti comandi
`load west0479; A = west0479;`
- Costruire il termine noto in modo che la soluzione sia il vettore di componenti tutte uguali a 1;
- Usare `bicgstab` come segue (`tol=1e-12; nmax=20`):
`[x0,f10,rr0,it0,rv0] = bicgstab(A,b,tol,nmax);`
- Controllare i valori di `f10` e `it0`;
- Plottare il residuo:
`semilogy(0:0.5:nmax,rv0/norm(b),'-o');`
- Usare `luinc(A,'0')` per costruire il preconditionatore;
- Usare `bicgstab` come segue:
`[x1,f11,rr1,it1,rv1] =
bicgstab(A,b,tol,nmax,L,U);`
- Poiché U è singolare il metodo non converge. Riprovare usando `luinc(A,droptol)` con `droptol=1e-5` e `droptol=1e-6`.
- Se `f11=0` plottare il residuo:
`semilogy(0:0.5:it1,rv1/norm(b),'-o');`