# Progetto per l'esame di Calcolo Scientifico

#### Renato Budinich

July 19, 2013

#### Descrizione del progetto 1

Il metodo di Lanczos, applicato a una matrice hermitiana  $A \in \mathbb{C}^{n \times n}$  con autovalori  $\lambda_1 \leq \ldots \leq \lambda_n$ , fornisce al generico passo  $k = 1, \ldots, n$  una matrice tridiagonale  $T_k \in \mathbb{C}^{k \times k}$  con autovalori  $\mu_1^{(k)} \leq \ldots \leq \mu_k^{(k)}$ . Gli autovalori estremi di  $T_k$  convergono a quegli estremi di A, con velocità via via peggiore come ci si allontana dalle estremità ( $\mu_{k-1}^{(k)}$  e  $\mu_2^{(k)}$  convergono a  $\lambda_{n-1}$  e  $\lambda_2$  più lentamente di quanto  $\mu_k^{(k)}$  e  $\mu_1^{(k)}$  convergano a  $\lambda_n$  e  $\lambda_1$ ). Lo scopo del progetto era verificare questa convergenza sulla matrice

$$A \stackrel{def}{=} \begin{bmatrix} 5 & 4 & 1 & & 0 \\ 4 & 6 & \ddots & \ddots & \\ 1 & \ddots & \ddots & \ddots & 1 \\ & \ddots & \ddots & 6 & 4 \\ 0 & & 1 & 4 & 5 \end{bmatrix}$$

che è il quadrato della matrice

$$\begin{bmatrix} 2 & 1 & & 0 \\ 1 & \ddots & \ddots & \\ & \ddots & \ddots & 1 \\ 0 & & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

e della quale si conosce quindi l'espressione esplicita per gli autovalori

$$\lambda_j = (2 + 2\cos(\pi \frac{n+1-j}{n+1}))^2 \quad j = 1, 2, \dots, n$$
 (1.0.1)

che rende facile la verifica del metodo.

## 2 L'algoritmo e l'implementazione

Il metodo di Lanczos fornisce delle relazioni ricorsive per gli autovettori  $q_k$ , k = 1, ..., n di A, per il vettore diagonale e per quello sopradiagonale (rispettivamente  $\alpha$  e  $\beta$ ) di  $T_n$ :

$$\begin{cases}
q_{k+1} &= \frac{Aq_k - \alpha_k q_k - \beta_{k-1} q_{k-1}}{\beta_k} \\
q_1 &= q \\
q_0 &= 0
\end{cases}$$

$$\begin{cases}
\alpha_k &= q_k \cdot Aq_k \\
\beta_k &= ||Aq_k - \alpha_k q_k - \beta_{k-1} q_{k-1}|| \\
\beta_k &= ||Aq_k - \alpha_k q_k - \beta_{k-1} q_{k-1}||
\end{cases}$$
(2.0.2)

dove q è un vettore qualunque di norma 1, e nel caso  $\beta_k$  sia uguale a 0, per  $q_{k+1}$  basta scegliere un vettore ortogonale a  $q_1, \ldots, q_k$ . Gli autovalori della matrice

$$T_n = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \beta_1 & & 0 \\ \beta_1 & \ddots & \ddots & \\ & \ddots & \ddots & \beta_{n-1} \\ 0 & & \beta_{n-1} & \alpha_n \end{bmatrix}$$

così ottenuta sono in teoria esattamente gli autovalori di A; in realtà a causa degli errori numerici saranno delle approssimazioni. Solitamente il metodo viene usato come metodo iterativo, sfruttando la proprietà di convergenza già accennata: ci si ferma all'iterazione K e si usano gli autovalori estremi di  $T_K$  come approssimazione di quelli di A.

Dalle relazioni (2.0.2) si ricava l'algoritmo (1), il cui costo dominante è la moltiplicazione matrice per vettore  $Aq_k$ , che nel nostro caso ha complessità  $\mathcal{O}(n)$ , quindi l'algoritmo globalmente ha complessità temporale  $\mathcal{O}(nK)$ , dove K è il numero di iterazioni effettuate.

La complessità in memoria dell'algoritmo è  $\mathcal{O}(nK)$ , perchè bisogna memorizzare la matrice Q degli autovettori; siccome questi non interessavano, ho usato invece l'algoritmo (2) che ha complessità in memoria  $\mathcal{O}(K)$ .

```
Algorithm 1
```

```
q_0 \leftarrow 0
q_1 \leftarrow \text{vettore random di norma 1}
\mathbf{for } k = 1, \dots, K \mathbf{do}
t \leftarrow Aq_k
\alpha_k \leftarrow q_k \cdot t
r \leftarrow t - \alpha_k q_k - \beta_{k-1} q_{k-1}
\mathbf{if } k < n \mathbf{ then}
\beta_k \leftarrow ||r||
\mathbf{if } \beta_k \neq 0 \mathbf{ then}
q_{k+1} \leftarrow \frac{r}{\beta_k}
\mathbf{else}
\mathbf{break}
\mathbf{end if}
\mathbf{end for}
```

### Algorithm 2

```
\begin{array}{l} w \leftarrow 0 \\ v \leftarrow \text{vettore random di norma 1} \\ \textbf{for } k = 1, \ldots, K \ \textbf{do} \\ t \leftarrow Av \\ \alpha_k \leftarrow v \cdot t \\ r \leftarrow t - \alpha_k v - \beta_{k-1} w \\ \textbf{if } k < n \ \textbf{then} \\ \beta_k \leftarrow ||r|| \\ \textbf{if } \beta_k \neq 0 \ \textbf{then} \\ z \leftarrow \frac{r}{\beta_k} \\ w \leftarrow v \\ v \leftarrow z \\ \textbf{else} \\ \textbf{break} \\ \textbf{end if} \\ \textbf{end for} \end{array}
```

#### 2.1 Codice sorgente

Segue l'implementazione in Fortran dell'algoritmo. Ho usato la subroutine DSTEVR di LAPACK per calcolare ad ogni passo gli autovalori di  $T_k$ . Nell'algoritmo ad ogni iterazione controllo se  $\beta(k) < \epsilon$ , costante fissata inizialmente, per evitare problemi di instabilità numerica; si veda ad esempio la figura (1), dove  $\epsilon$  è stato fissato abbastanza piccolo da non entrare mai nel ramo dell' if che interrompe il ciclo iterativo - vengono svolte quindi tutte le K iterazioni, e si vede che da una certa iterazione in poi gli errori di alcuni autovalori più interni cominciano ad aumentare. Invece ponendo  $\epsilon = 1$  l'iterazione si ferma prima di tale fenomeno (che ho riscontrato sperimentalmente in molte altre istanze) fornendo un'approssimazione migliore di quegli autovalori.

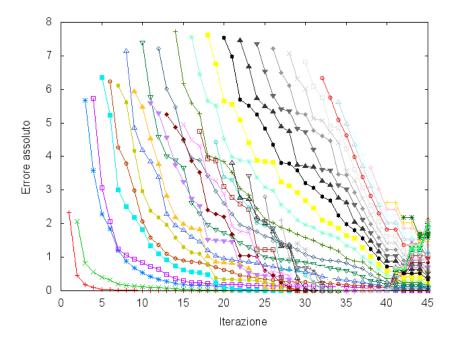


Figure 1: errori per  $n = 45, K = 45, \epsilon = 10^{-3}$ 

# 3 Utilizzo del programma e interpretazione dell'output

Il programma chiede in input n e il numero di iterazioni K da effettuare, e fornisce in output tre file:

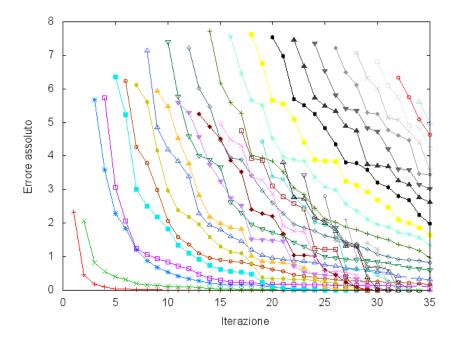


Figure 2: errori per  $n = 45, K = 45, \epsilon = 1$ 

**correcteigv.txt** contiene gli n autovalori di A in ordine crescente, uno per riga, calcolati usando la (1.0.1)

eigv.txt c'è una riga per ogni iterazione effettuata; la prima colonna è l'indice k dell'iterazione, quelle successive sono gli autovalori di  $T_k$ , ordinati in questo modo:  $\mu_k^{(k)}, \mu_1^{(k)}, \mu_{k-1}^{(k)}, \mu_2^{(k)}, \dots$ 

**errors.txt** anche qui la prima colonna è l'indice k dell'iterazione, quelle successive invece sono le differenze in valore assoluto tra gli autovalori corretti e quelli approssimati, con lo stesso ordine del file precedente, ovvero:  $|\lambda_n - \mu_k^{(k)}|, |\lambda_1 - \mu_1^{(k)}|, |\lambda_{n-1} - \mu_{k-1}^{(k)}|, |\lambda_2 - \mu_2^{(k)}|, \dots$ 

Questi file vengono poi utilizzati dagli script gnuplot plot-eigv.gp e plot-err.gp per produrre dei grafici rispettivamente della convergenza e degli errori commessi, al crescere delle iterazioni.

Per eseguire il programma e visualizzare il grafico degli errori si può ad esempio dare il commando:

\$ gfortran lanczos.f90 -llapack -o lanczos && ./lanczos && gnuplot plot-err.gp

Per il grafico della convergenza degli autovalori (che è utile solo per valori piccoli di n) basta sostituire plot-eigv.gp a plot-err.gp nel commando sopra.

Nelle figure sono riportati alcuni esempi dei grafici prodotti per diversi valori di n e K.

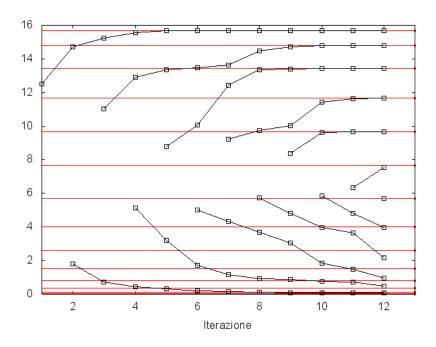


Figure 3: convergenza degli autovalori per n=K=15

### 4 Commenti

Dai grafici degli errori si nota come la convergenza sia effettivamente più rapida sugli autovalori estremi e come le velocità di convergenza siano accoppiate, tra il primo e l'ultimo autovalore, il secondo e il penultimo e via così.

Per  $n=10^6,\,K=200$ il mio computer desktop (processore intel i<br/>5 $2500{\rm k},\,8{\rm gb}$  di RAM) impiega

#### \$ time

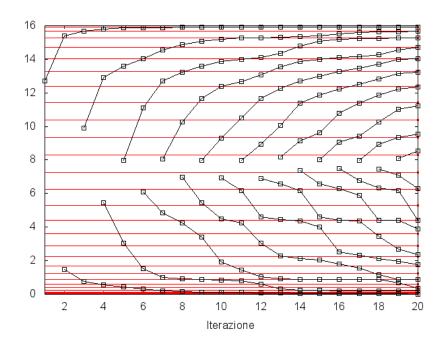


Figure 4: convergenza degli autovalori per  $n=30, K=20\,$ 

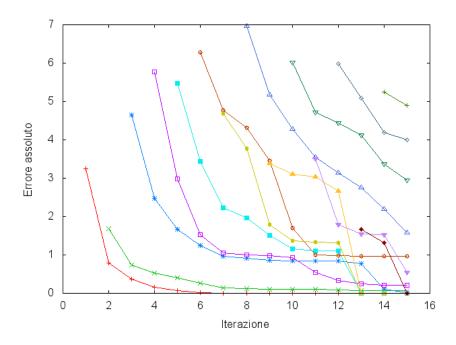


Figure 5: errori per n=20, K=20

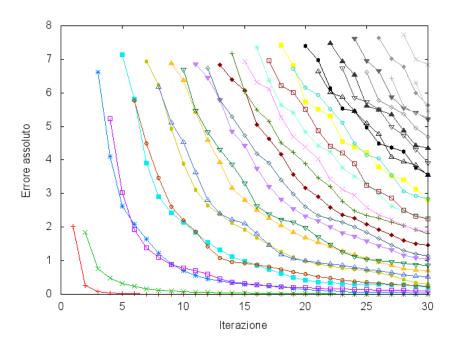


Figure 6: errori per  $n=100, K=30\,$ 

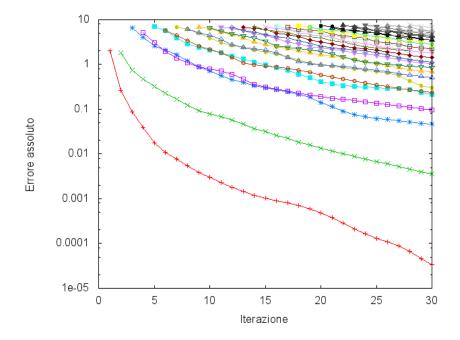


Figure 7: errori per n=100, K=30 in scala logaritmica

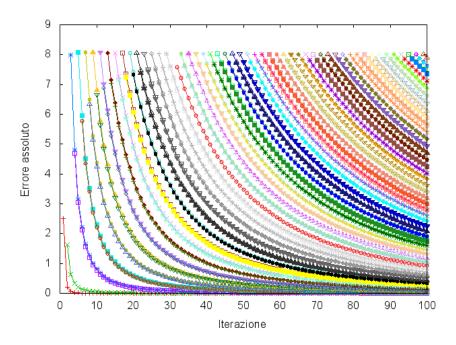


Figure 8: errori per  $n=10^6, K=100$ 

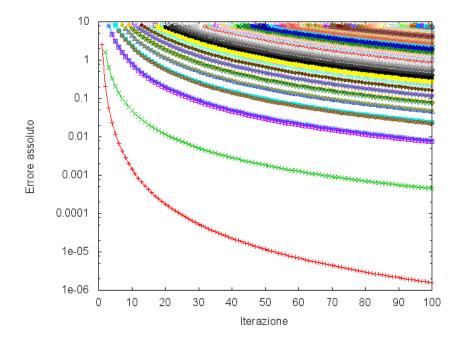


Figure 9: errori per  $n=10^6, K=100$  in scala logaritmica