

10 Metodi diretti per la risoluzione di sistemi lineari: fattorizzazione QR

10.1 Metodo di ortonormalizzazione di Gram-Schmidt

Per descrivere il metodo di ortonormalizzazione di Gram-Schmidt occorre la seguente definizione preliminare.

Definizione 10.1 *Vettori ortogonali*

Siano $\underline{x}, \underline{y} \in \mathcal{R}^n$. Si dice che i vettori \underline{x} e \underline{y} sono ortogonali fra di loro se

$$\underline{x}^T \underline{y} = 0$$

Ora, siano $\underline{a}_1, \underline{a}_2, \dots, \underline{a}_n \in \mathcal{R}^n$, n vettori linearmente indipendenti fra loro.

Si vogliono determinare $\underline{q}_1, \underline{q}_2, \dots, \underline{q}_n \in \mathcal{R}^n$ vettori ortonormali, ossia tali che per ogni $i, j = 1, \dots, n$

$$\underline{q}_i^T \underline{q}_j = 0 \quad \text{se } i \neq j$$

e per ogni $i = 1, \dots, n$

$$\|\underline{q}_i\|_2 = 1$$

Il metodo di ortonormalizzazione di Gram-Schmidt procede nel modo seguente.

I passo. Si pone

$$\underline{q}_1 = \underline{a}_1 / \|\underline{a}_1\|_2$$

cosicché

$$\|\underline{q}_1\| = \|\underline{a}_1 / \|\underline{a}_1\|_2\|_2 = \|\underline{a}_1\|_2 / \|\underline{a}_1\|_2 = 1.$$

L'operazione è lecita in quanto il vettore \underline{a}_1 è diverso dal vettore nullo essendo gli \underline{a}_i linearmente indipendenti fra loro, e quindi $\|\underline{a}_1\|_2 \neq 0$ (per le proprietà delle norme) e si può effettuare la normalizzazione.

Inoltre, i vettori $\underline{q}_1, \underline{a}_2, \dots, \underline{a}_n$ sono a loro volta linearmente indipendenti fra loro.

II passo. Si calcola la quantità

$$\alpha_1 = \underline{q}_1^T \underline{a}_2,$$

detta proiezione di \underline{a}_2 nella direzione di \underline{q}_1 , e si pone

$$\tilde{\underline{q}}_2 = \underline{a}_2 - \alpha_1 \underline{q}_1 = \underline{a}_2 - (\underline{q}_1^T \underline{a}_2) \underline{q}_1$$

sottraiamo da \underline{a}_2 la sua componente (proiezione) nella direzione di \underline{q}_1

cosicché i vettori $\tilde{\underline{q}}_2$ e \underline{q}_1 risultano essere ortogonali fra loro. Infatti, vale che

$$\begin{aligned} \underline{q}_1^T \tilde{\underline{q}}_2 &= \underline{q}_1^T (\underline{a}_2 - \alpha_1 \underline{q}_1) \\ &= \underline{q}_1^T \underline{a}_2 - \alpha_1 \underline{q}_1^T \underline{q}_1 \\ &= \alpha_1 - \alpha_1 \|\underline{q}_1\|_2^2 \\ &= \alpha_1 - \alpha_1 \quad \text{essendo } \|\underline{q}_1\|_2 = 1 \\ &= 0. \end{aligned}$$

$\Rightarrow A = [\underline{a}_1, \underline{a}_2, \dots, \underline{a}_n]$
 di l.i. $\Leftrightarrow \text{rank}(A) = n$
 ei sono base di $\mathcal{R}(A)$
 $\Leftrightarrow \text{null}(A) = \{0\}$
 di $\in \text{null}(A)$

Quindi si effettua la normalizzazione, ponendo

$$\underline{q}_2 = \tilde{q}_2 / \|\tilde{q}_2\|.$$

L'operazione è lecita in quanto il vettore \tilde{q}_2 è diverso dal vettore nullo essendo i vettori $\underline{q}_1, \tilde{q}_2, \underline{a}_3, \dots, \underline{a}_n$ linearmente indipendenti fra loro.

III passo. Si calcolano la quantità

$$\beta_1 = \underline{q}_1^T \underline{a}_3,$$

detta proiezione di \underline{a}_3 nella direzione di \underline{q}_1 e la quantità

$$\beta_2 = \underline{q}_2^T \underline{a}_3,$$

detta proiezione di \underline{a}_3 nella direzione di \underline{q}_2 e si pone

$$\tilde{q}_3 = \underline{a}_3 - \beta_1 \underline{q}_1 - \beta_2 \underline{q}_2$$

cosicché il vettore \tilde{q}_3 risulta essere ortogonale ai vettori \tilde{q}_2 e \underline{q}_1 . Infatti, vale

$$\begin{aligned} \underline{q}_1^T \tilde{q}_3 &= \underline{q}_1^T (\underline{a}_3 - \beta_1 \underline{q}_1 - \beta_2 \underline{q}_2) \\ &= \underline{q}_1^T \underline{a}_3 - \beta_1 \underline{q}_1^T \underline{q}_1 - \beta_2 \underline{q}_1^T \underline{q}_2 \\ &= \beta_1 - \beta_1 = 0, \end{aligned}$$

essendo $\underline{q}_1^T \underline{q}_1 = \|\underline{q}_1\|_2^2 = 1$ e $\underline{q}_1^T \underline{q}_2 = 0$ e vale pure

$$\begin{aligned} \underline{q}_2^T \tilde{q}_3 &= \underline{q}_2^T (\underline{a}_3 - \beta_1 \underline{q}_1 - \beta_2 \underline{q}_2) \\ &= \underline{q}_2^T \underline{a}_3 - \beta_1 \underline{q}_2^T \underline{q}_1 - \beta_2 \underline{q}_2^T \underline{q}_2 \\ &= \beta_2 - \beta_2 = 0, \end{aligned}$$

essendo $\underline{q}_2^T \underline{q}_2 = \|\underline{q}_2\|_2^2 = 1$ e $\underline{q}_2^T \underline{q}_1 = 0$.

Quindi si effettua la normalizzazione, ponendo

$$\underline{q}_3 = \tilde{q}_3 / \|\tilde{q}_3\|$$

L'operazione è lecita in quanto il vettore \tilde{q}_3 è diverso dal vettore nullo essendo i vettori $\underline{q}_1, \underline{q}_2, \tilde{q}_3, \underline{a}_4, \dots, \underline{a}_n$ linearmente indipendenti fra loro. Procedendo in questo modo, dopo n passi si ottengono i vettori $\underline{q}_1, \underline{q}_2, \dots, \underline{q}_n$ richiesti.

10.2 Metodo di fattorizzazione QR

La procedura di ortonormalizzazione di Gram-Schmidt appena illustrata, può essere reinterpretata come una procedura di fattorizzazione QR, ove Q è una matrice ortogonale (ossia tale che $QQ^T = Q^T Q = I$) e R è una matrice triangolare superiore.

In quest'ottica, occorre innanzitutto scrivere le relazioni che legano gli elementi

$$\begin{aligned} \tilde{q}_1 &= \frac{a_{11}}{\|a_{11}\|_2} \\ \tilde{q}_k &= a_{1k} - \sum_{l=1}^{k-1} \tilde{q}_l a_{lk} \\ \tilde{q}_k &= \frac{\tilde{q}_k}{\|\tilde{q}_k\|_2} \end{aligned}$$

di A a quelli della matrice prodotto QR , cui la prima viene uguagliata, ossia

$$a_{ik} = \sum_{j=1}^n q_{ij} r_{jk} \quad \left[\begin{array}{l} \text{prodotto} \\ \text{righe} \\ \times \text{colonne} \end{array} \right] \quad a_{ij} = \sum_{k=1}^m q_{ik} r_{kj}$$

$$= \sum_{j=1}^k q_{ij} r_{jk} \quad = \sum_{k=1}^j q_{ik} r_{kj}$$

$$r_{kj} = 0 \quad k = j+1, \dots, m$$

in quanto $r_{jk} = 0$ per $j = k+1, \dots, n$ essendo R triangolare superiore.

Indicando con a_k la k -sima colonna della matrice A e riscrivendo tale formula

in blocco per le colonne, si ha

$$\begin{aligned} a_1 &= q_1 r_{11} \\ a_2 &= q_1 r_{12} + q_2 r_{22} \\ a_3 &= q_1 r_{13} + q_2 r_{23} + q_3 r_{33} \\ &\vdots \\ a_k &= q_1 r_{1k} + q_2 r_{2k} + \dots + q_{k-1} r_{k-1k} + q_k r_{kk} \\ &\vdots \end{aligned}$$

$$A_{*j} = \sum_{k=1}^m q_{*k} r_{kj} \quad a_j = \sum_{k=1}^m q_{*k} r_{kj}$$

$$a_1 = q_1 r_{11}$$

$$a_2 = q_1 r_{12} + q_2 r_{22}$$

$$a_k = q_1 r_{1k} + q_2 r_{2k} + \dots + q_{k-1} r_{k-1k} + q_k r_{kk}$$

$$+ q_{k-1} r_{k-1k} + q_k r_{kk}$$

Quindi si può scrivere

$$q_k r_{kk} = a_k - (q_1 r_{1k} + q_2 r_{2k} + \dots + q_{k-1} r_{k-1k}) = a_k - \sum_{j=1}^{k-1} q_j r_{jk}$$

Pertanto, scegliendo i coefficienti r_{jk} , $j = 1, \dots, k-1$ come le proiezioni del vettore a_k nella direzione dei vettori q_j , $j = 1, \dots, k-1$, il vettore

$$\tilde{q}_k = a_k - \sum_{j=1}^{k-1} q_j r_{jk} \quad \rightarrow \quad \tilde{q}_k \perp q_j$$

risulta essere ortogonale ai vettori q_j , $j = 1, \dots, k-1$. Inoltre, scegliendo il coefficiente $r_{kk} = \|\tilde{q}_k\|_2$ il vettore $q_k = \tilde{q}_k / r_{kk}$ risulta avere norma 2 unitaria. L'intera procedura corrisponde a quella precedentemente descritta come ortonormalizzazione di Gram-Schmidt.

Una volta ottenuta la fattorizzazione QR la si può utilizzare per la risoluzione del sistema lineare

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b}$$

procedendo in modo analogo a quanto visto nel caso della fattorizzazione LU .

Più precisamente, si ottiene che si devono risolvere i due sistemi lineari

$$\begin{aligned} Q\mathbf{y} &= \mathbf{b} \\ R\mathbf{x} &= \mathbf{y} \end{aligned}$$

Il vantaggio dell'introduzione della matrice Q al posto della matrice A originaria, consiste nel fatto che, essendo Q ortogonale, ossia valendo $QQ^T = Q^TQ = I$ si ha che, per unicità dell'inversa,

$$Q^{-1} = Q^T,$$

cosicché il vettore $y = Q^{-1}b$ viene ottenuto semplicemente considerando il prodotto matrice-vettore

$$y = Q^T b$$

(e non la risoluzione del sistema lineare).

Per quanto riguarda il sistema $R\bar{x} = y$, essendo R una matrice triangolare superiore, esso viene risolto con la procedura di risoluzione backward, già vista nel caso della fattorizzazione LU .

Prima di procedere alla scrittura dell'algoritmo per la determinazione della fattorizzazione QR con il procedimento indicato, è opportuno riflettere sulla seguente questione: si può modificare l'ordine delle operazioni di normalizzazione così da rendere più agevole l'introduzione di un'eventuale tecnica di pivot per colonne.

In effetti, il risultato è inalterato se si procede per "aggiornamenti" successivi delle colonne di A , cosicché al k -simo passo le prime k colonne saranno ortonormali fra loro, mentre le rimanenti colonne lo saranno già rispetto alle prime k , ma non fra di loro.

Si può quindi scrivere il seguente algoritmo

```

per k=1,...,n
  rkk = ||ak||2
  ak = ak/rkk

  [ per j=k+1,...,n
    rkj = akTaj
    aj = aj - rkjak
  ]
    
```

che trasforma la matrice A nella matrice Q e contemporaneamente costruisce la matrice R .

L'algoritmo, scritto in questo modo, permette l'introduzione di un'eventuale tecnica di pivot, in cui al passo k si sceglie la miglior colonna fra le colonne rimanenti, ossia dalla k -sima all' n -sima.

Il costo della fattorizzazione in termini di operazioni moltiplicative è dell'ordine di n^3 ; mentre quello di risoluzione è dell'ordine di $n^2 + n^2/2$.

Occorre sottolineare che l'algoritmo della fattorizzazione QR in genere utilizzato non è quello sopra descritto, esso risulta in genere molto stabile e questo motiva il maggior costo computazionale rispetto alla fattorizzazione LU .

11 Metodi diretti per la risoluzione di sistemi lineari: fattorizzazione LL^H

Sia $A \in C^{n \times n}$ una matrice hermitiana definita positiva, ossia tale che $A^H = A$ e per ogni $x \neq 0$ e $x^H A x > 0$, vale il seguente teorema di fattorizzazione.

SEQUE
METODO
QR x
il
calcolo
autobloccante