

## LA DECOMPOSIZIONE AI VALORI SINGOLARI (SVD)

La decomposizione in valori singolari: SVD.

Si dimostra che per ogni matrice  $A \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$  esiste una matrice ortogonale  $U \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^m, \mathbb{R}^m)$ , una matrice ortogonale  $V \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^n)$  ed una matrice diagonale  $\Sigma \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$  con i valori singolari  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n$  sulla diagonale, tale che  $A = U\Sigma V^T$ :

$$A = U \begin{pmatrix} \sigma_1 & & & & & \\ & \sigma_2 & & & & \\ & & \dots & & & \\ & & & \dots & & \\ & & & & \sigma_n & \\ & & & & & 0 \end{pmatrix} V^T$$

Tale decomposizione di  $A$ , detta **decomposizione in valori singolari** o più brevemente **SVD** (Singular Value Decomposition), trova molte applicazioni tra le quali il calcolo della soluzione di norma minima per il problema dei minimi quadrati.

Poichè  $U$  è ortogonale, si ha:

$$\|Ax-b\|_2^2 = \|U\Sigma V^T x - b\|_2^2 = \|U^T(U\Sigma V^T x - b)\|_2^2 = \|\Sigma V^T x - U^T b\|_2^2.$$

Con il cambio di variabile  $V^T x = z$  e  $U^T b = d$ , si ha infine:

$$\|Ax-b\|_2^2 = \|\Sigma z - d\|_2^2$$

dove

$$\|\Sigma z - d\|_2^2 = (\sigma_1 z_1 - d_1)^2 + \dots + (\sigma_n z_n - d_n)^2 + d_{n+1}^2 + \dots + d_m^2.$$

E' evidente che la soluzione  $z$  che minimizza  $\|\Sigma z - d\|_2^2$  è data, nel caso che i valori singolari siano tutti non nulli, da  $z_1 = \frac{d_1}{\sigma_1}, \dots, z_n = \frac{d_n}{\sigma_n}$ ; in tal caso il residuo è  $d_{n+1}^2 + \dots + d_m^2$ . Se viceversa qualche valore singolare è nullo, diciamo  $\sigma_i = 0$ , allora  $z_i$  è arbitrario ed il residuo è  $d_i^2 + d_{n+1}^2 + \dots + d_m^2$  per ogni valore di  $z_i$ . Le altre componenti di  $z$  sono indipendenti dalla scelta di  $z_i$  e quindi il vettore  $z$  di norma minima si ottiene per  $z_i = 0$ . Per ogni  $z$ , il corrispondente vettore  $x = Vz$  conserva la norma di  $z$  e quindi  $x$  è la soluzione di norma minima per il problema originale  $Ax = b$ .

Si osservi che l'utilizzo della SVD per il calcolo della soluzione ai minimi quadrati richiede la risoluzione di un sistema lineare la cui matrice è la parte triangolare di  $\Sigma$  ed il cui indice di condizionamento,  $\sigma_1 / \sigma_n$ , è uguale a quello della matrice  $R'$ . Se  $\sigma_n$  è molto piccolo l'indice di condizionamento può risultare ancora troppo alto e fornire una soluzione inaccettabile. Può risultare più stabile porre  $\sigma_n = 0$  e calcolare la soluzione di norma minima. Infatti ciò comporta la risoluzione di un sistema di dimensione  $n-1$  ottenuto dal precedente togliendo l'ultima riga e l'ultima colonna. Il suo indice di condizionamento risulta allora  $\sigma_1 / \sigma_{n-1}$ . Il miglioramento dell'indice di condizionamento può compensare la perturbazione introdotta dalla soppressione dell'ultimo valore singolare.

Esempio:

Consideriamo i dati esposti all'inizio del capitolo sulla popolazione degli Stati Uniti negli anni dal 1900 al 1970 ed interpoliamoli con un polinomio di secondo grado in forma canonica:

$$p(t) = c_1 + c_2 t + c_3 t^2.$$

La matrice  $A$  del sistema sopradimensionato ( $8 \times 3$ ) ha i seguenti valori singolari:

$$\sigma_1 = 0.106 \cdot 10^8 \quad \sigma_2 = 0.648 \cdot 10^2 \quad \sigma_3 = 0.346 \cdot 10^{-3}$$

e quindi la matrice  $A^T A$  del sistema di equazioni normali ha un indice di condizionamento molto elevato:

$$K(A^T A) = 0.1 \cdot 10^{22}.$$

Escludiamo dunque l'uso del sistema normale e applichiamo la tecnica della SVD per il quale l'indice di condizionamento è  $\sigma_1 / \sigma_n = 0.306 \cdot 10^{11}$ .

Essa fornisce i seguenti valori dei coefficienti della parabola:

in semplice precisione (8 cifre significative):

$$c_1 = - 0.372 \cdot 10^5 \quad c_2 = 0.368 \cdot 10^2 \quad c_3 = - 0.905 \cdot 10^{-2}$$

con i quali si ha il valore estrapolato:  $p(1980)=145.21$  milioni,  
ed in doppia precisione (16 cifre significative):

$$c_1 = 0.375 \cdot 10^5 \quad c_2 = - 0.402 \cdot 10^2 \quad c_3 = 0.108 \cdot 10^{-1}$$

per i quali si ottiene  $p(1980)= 227.78$  milioni.

I due valori differiscono tra loro in modo consistente e quindi i risultati ottenuti in semplice precisione sono inaccettabili (vedremo che quello ottenuto in doppia precisione è corretto). L'indice di condizionamento  $\sigma_1 / \sigma_n$  è ancora troppo grande per la semplice precisione. Proviamo allora a porre  $\sigma_3=0$  e calcoliamo la soluzione di norma minima. Si ottiene:

in semplice precisione:

$$c_1 = - 0.166 \cdot 10^{-2} \quad c_2 = - 0.162 \cdot 10^1 \quad c_3 = - 0.869 \cdot 10^{-3}$$

con i quali si ha il valore estrapolato:  $p(1980)=214.96$  milioni,  
ed in doppia precisione:

$$c_1 = - 0.167 \cdot 10^{-2} \quad c_2 = - 0.162 \cdot 10^1 \quad c_3 = - 0.871 \cdot 10^{-3}$$

con i quali si ha il valore estrapolato:  $p(1980)=212.91$  milioni.

Anche la semplice precisione fornisce questa volta un valore "accettabile", di gran lunga migliore di quello ottenuto tenendo conto di tutti i valori singolari.

A conclusione di questo esempio, si valutino i valori singolari ed i corrispondenti indici di condizionamento dei sistemi risultanti dall'uso delle seguenti rappresentazioni alternative del polinomio approssimante:

$$p(t)=c_1+c_2(t-1900)+c_3(t-1900)^2.$$

$$p(t)=c_1+c_2\left(\frac{t-1935}{10}\right)+c_3\left(\frac{t-1935}{10}\right)^2.$$

In entrambi i casi si troverà la stima  $p(1980)= 227.78$  milioni che risulta quindi accettabile.

Un'altra applicazione interessante della SVD è la compressione dei dati. Per  $n=m=500$ , la matrice  $A$  è costituita da 250.000 coefficienti. Supponiamo che essi abbiano valori compresi tra 0 ed 1 e rappresentino, in modo crescente, le varie tonalità di grigio comprese tra il bianco (=0) ed il nero (=1) in un fotogramma quadrato costituito, appunto, da 250.000 punti. Supponiamo che un satellite esegua una sequenza, a distanza molto ravvicinata, di tali fotogrammi e che li debba inviare a terra. A volte è comodo, a costo di una perdita di precisione dell'immagine, poter ridurre la massa di dati da trasmettere. Ciò può essere fatto attraverso la SVD nel seguente modo.

Si osservi che indicando con  $u_i$  e con  $v_i$  le colonne di  $U$  e  $V$  rispettivamente, si ha:

$$A=U\Sigma V^T = \sum_{i=1}^n \sigma_i u_i v_i^T .$$

cioè la matrice  $A$  è data dalla somma di  $n$  matrici di rango 1. Se  $\sigma_i \approx 0$  per  $i > r$ , allora si può troncare la precedente somma ed approssimare  $A$  con

$$A \approx \sum_{i=1}^r \sigma_i u_i v_i^T .$$

Nel nostro esempio, se potessimo accontentarci dei primi 20 termini, sarebbe sufficiente inviare a terra 20 colonne di  $U$  e di  $V$  e 20 valori singolari: in tutto 20020 dati. (vedi esempio numerico)