

## Métodos de ortogonalización

## Transformaciones ortogonales

- ▶ Métodos de ortogonalización  
Buscamos un método alternativo que evite las dificultades numéricas de las ecuaciones normales
- ▶ Necesitamos una transformación numéricamente robusta que produzca un problema más fácil sin cambiar la solución  
¿Qué tipo de transformación deja la solución de mínimos cuadrados sin cambios?
- ▶  $Q$  matriz cuadrada *ortogonal* si  $Q^T Q = I$
- ▶ La multiplicación de un vector por una matriz ortogonal preserva la norma Euclídea

$$\|Q\mathbf{v}\|_2^2 = (Q\mathbf{v})^T Q\mathbf{v} = \mathbf{v}^T Q^T Q\mathbf{v} = \mathbf{v}^T \mathbf{v} = \|\mathbf{v}\|_2^2$$

- ▶ Entonces, multiplicando a ambos lados del problema de mínimos cuadrados por una matriz ortogonal la solución no varía.

## Problema de mínimos cuadrados triangular

- Lo simplificamos a un problema de mínimos cuadrado triangular.

Un sistema triangular sobredeterminados ( $m > n$ ) de un problema

- de mínimo cuadrado tiene la forma

$$\begin{bmatrix} & \\ & \\ & \\ & \\ & \\ & \\ & \\ & \\ & \\ & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ O \end{bmatrix} x \cong \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \end{bmatrix}$$

donde  $R$  es  $n \times n$  estriangular superior y  $b$  se particiona

- El residuo o error es

$$\|r\|_2^2 = \|b_1 - Rx\|_2^2 + \|b_2\|_2^2$$

## Problema de mínimos cuadrados triangular

- ▶ No tenemos el control de  $\|\mathbf{b}_2\|_2^2$ , pero el primer término es cero si  $\mathbf{x}$  satisface el sistema triangular  $n \times n$  t

$$\mathbf{R}\mathbf{x} = \mathbf{b}_1$$

que se puede resolver por sustitución hacia atrás

- ▶ De donde  $\mathbf{x}$  es la solución de mínimos cuadrados y mínima suma de cuadrados

$$\|\mathbf{r}\|_2^2 = \|\mathbf{b}_2\|_2^2$$



Por lo que nuestra estrategia es transformar el problema general de mínimos cuadrados en el de mínimos cuadrados triangular y utilizar las transformaciones ortogonales que preservan la solución.

## Factorización QR

- ▶ Dada la matriz  $m \times n$   $\mathbf{A}$ , con  $m > n$ , buscamos la matriz  $m \times m$  ortogonal  $\mathbf{Q}$  tal que

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q} \begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{O} \end{bmatrix}$$

con  $\mathbf{R}$   $n \times n$  y triangular superior

- ▶ El problema de mínimos cuadrados lineales  $\mathbf{Ax} \cong \mathbf{b}$  se transforma en un problema triangular de mínimos cuadrados

$$\mathbf{Q}^T \mathbf{Ax} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{O} \end{bmatrix} \mathbf{x} \cong \begin{bmatrix} \mathbf{c}_1 \\ \mathbf{c}_2 \end{bmatrix} = \mathbf{Q}^T \mathbf{b}$$

que tiene la misma solución porque

$$\|\mathbf{r}\|_2^2 = \|\mathbf{b} - \mathbf{Ax}\|_2^2 = \|\mathbf{b} - \mathbf{Q} \begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{O} \end{bmatrix} \mathbf{x}\|_2^2 = \|\mathbf{Q}^T \mathbf{b} - \begin{bmatrix} \mathbf{R} \\ \mathbf{O} \end{bmatrix} \mathbf{x}\|_2^2$$

## Bases ortogonales

- ▶ Si hacemos la partición  $m \times m$  matriz ortogonal  $Q = [Q_1 \ Q_2]$ , donde  $Q_1$  es  $m \times n$ , entonces

$$A = Q \begin{bmatrix} R \\ O \end{bmatrix} = [Q_1 \ Q_2] \begin{bmatrix} R \\ O \end{bmatrix} = Q_1 R$$

is called *reduced* QR factorization of  $A$

- ▶ Las columnas  $Q_1$  son una base ortonormal de  $\text{span}(A)$ , y las columnas de  $Q_2$  son base ortonormal de  $\text{span}(A)^\perp$
- ▶  $Q_1 Q_1^T$  es el proyector ortogonal sobre  $\text{span}(A)$
- ▶ La solución del problema  $Ax \cong b$  viene dado por el sistema lineal cuadrado

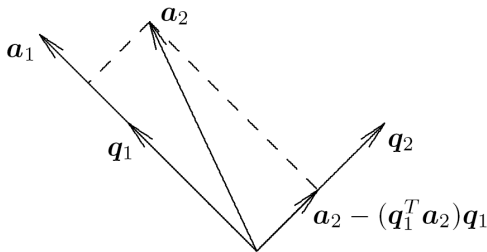
$$Q_1^T A x = R x = c_1 = Q_1^T b$$

## Calculando la factorización QR

- ▶ Para calcular la factorización QR de la matriz  $A$  de  $m \times n$ , con  $m > n$ , transformamos la matriz  $A$  en triangular superior
- ▶ Similar a la factorización LU por eliminación gaussiana, pero usando transformaciones ortogonales en lugar de matrices de eliminación elementales  
Los métodos disponibles incluyen
  - ▶ Transformaciones de Householder
  - ▶ Rotaciones de Givens
  - ▶ Ortogonalización de Gram-Schmidt

## Ortogonalización de Gram-Schmidt

- ▶ Dados los vectores  $a_1$  y  $a_2$ , buscamos los vectores ortonormales  $q_1$  y  $q_2$  que generen el mismo subespacio
- ▶ Esto se puede lograr restando del segundo vector su proyección sobre el primer vector y normalizando ambos vectores resultantes, como se muestra en el gráfico





## Ortogonalización de Gram-Schmidt

- El proceso se puede extender a cualquier número de vectores  $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_k$ , orthogonalizando cada vector sucesivo respecto todos los precedentes, dando el procedimiento clásico de Gram-Schmidt

```

for  $k = 1$  to  $n$ 
     $\mathbf{q}_k = \mathbf{a}_k$ 
    for  $j = 1$  to  $k - 1$ 
         $r_{jk} = \mathbf{q}_j^T \mathbf{a}_k$ 
         $\mathbf{q}_k = \mathbf{q}_k - r_{jk} \mathbf{q}_j$ 
    end
     $r_{kk} = \|\mathbf{q}_k\|_2$ 
     $\mathbf{q}_k = \mathbf{q}_k / r_{kk}$ 
end
  
```

- Resultando  $\mathbf{q}_k$  and  $r_{jk}$  la factorización reducida QR de A

## Gram-Schmidt Modificado

- ▶ El procedimiento clásico de Gram-Schmidt a menudo sufre pérdida de ortogonalidad en aritmética de precisión finita.
- ▶ Además, se requiere almacenamiento separado para  $A$ ,  $Q$  y  $R$ , ya que se necesitan  $\underline{a}_k$  originales en el bucle interno, por lo que  $q_k$  no puede sobrescribir las columnas de  $A$
- ▶ Ambas deficiencias se mejoran mediante el procedimiento de Gram-Schmidt modificado, con cada vector ortogonalizado a su vez respecto a todos los vectores posteriores, por lo que  $q_k$  puede sobrescribir  $a_k$

## Factorización Gram-Schmidt QR modificada

► Algoritmo Gram-Schmidt Modificado

```
for  $k = 1$  to  $n$   
     $r_{kk} = \|\mathbf{a}_k\|_2$   
     $\mathbf{q}_k = \mathbf{a}_k / r_{kk}$   
    for  $j = k + 1$  to  $n$   
         $r_{kj} = \mathbf{q}_k^T \mathbf{a}_j$   
         $\mathbf{a}_j = \mathbf{a}_j - r_{kj} \mathbf{q}_k$   
    end  
end
```

# Ejemplo

Queremos encontrar una función, de algún tipo predefinido, que pase lo mas cerca posible de esos puntos; Por ejemplo, un polinomio de grado 3:

$$ax^3+bx^2+cx+d$$

Para cada punto planteamos la igualdad "deseada":

para (1,3):

$$a \cdot 1^3 + b \cdot 1^2 + c \cdot 1 + d = 3$$

para (2,-1):

$$a \cdot 2^3 + b \cdot 2^2 + c \cdot 2 + d = -1$$

para (4,7):

$$a \cdot 4^3 + b \cdot 4^2 + c \cdot 4 + d = 7$$

Y así para todos los puntos

# Aplicaciones

Versión matricial del sistema de ecuaciones:

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 8 & 4 & 2 & 1 \\ 64 & 16 & 4 & 1 \\ 512 & 64 & 8 & 1 \\ 216 & 36 & 6 & 1 \\ 74,08 & 17,64 & 4,2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 \\ -1 \\ 7 \\ 8 \\ 6 \\ -3,5 \end{pmatrix}$$

No existe solución para este sistema de ecuaciones (a no ser que la matriz sea singular)

En lugar de buscar "la" solución, buscamos la "mejor" solución posible, la que minimiza  $\|Ax-b\|_2$ . ➔ Solución en el sentido de "mínimos cuadrados".

Este problema se puede resolver con las "ecuaciones normales":  $A^T Ax = b$ ; numéricamente es mejor utilizar la QR.

# Aplicaciones

Calculamos en Matlab la QR

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

Q =

-0.0018	-0.0620	0.5609	0.7647	-0.2769	0.1420
-0.0142	-0.2094	0.6703	-0.2355	0.6068	-0.2880
-0.1134	-0.5286	0.1279	-0.2898	-0.6458	-0.4363
-0.9073	0.3573	0.1507	-0.1254	-0.0858	0.0575
-0.3828	-0.4941	-0.4407	0.4623	0.3589	-0.2694
-0.1313	-0.5487	0.0527	-0.2154	0.0427	0.7942

R =

-564.3138	-76.0356	-10.5902	-1.5507
0	-13.9558	-5.0058	-1.4855
0	0	1.1961	1.1218
0	0	0	0.3609
0	0	0	0
0	0	0	0

# Aplicaciones

Se multiplica  $b$  por  $Q^T$

```
>> b1=Q'*b
```

Y se resuelve el sistema triangular:

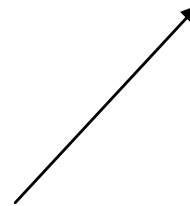
```
>> sol=R\b1
```

$\text{sol} =$

$$\begin{matrix} -0.1287 \\ 1.9760 \\ -7.6248 \\ 8.3838 \end{matrix} = \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix}$$

Obtenemos la gráfica del polinomio

$$\text{sol}(1) \cdot x^3 + \text{sol}(2) \cdot x^2 + \text{sol}(3) \cdot x + \text{sol}(4)$$



# Aplicaciones

