



# Métodos Numéricos

## Trabajo práctico 3

Hay que poner un poquito más de esfuerzo...

#### Resumen

Integrante	LU	Correo electrónico
Danós, Alejandro	381/10	adp007@gmail.com
Gandini, Luciano	207/10	gl.gandini@gmail.com
Russo, Christian Sebastián	679/10	christian.russo@gmail.com

Palabras claves:

# ${\rm \acute{I}ndice}$

#### 1. Introduccion Teorica

#### 1.1. Factorizacion QR

**Definicion:** Se dice que una matriz tiene **factorizacion**  $\mathbf{Q}\mathbf{R}$  si puede ser expresada de la forma

$$A = Q*R$$

El algoritmo para llevar a una matriz a su forma QR tiene costo  $O(n^3)$ . Tiene la misma ventaja que la factorizacion LU de permitir resolver un sistema de ecuaciones en orden  $O(n^2)$ , pero con la ventaja que toda matriz tiene factorizacion QR

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$$
 $\mathbf{Q}\mathbf{R} \ \mathbf{x} = \mathbf{b}$ 
 $\mathbf{Q}^t \ \mathbf{Q} \ \mathbf{R} \ \mathbf{x} = \mathbf{Q}^t \ \mathbf{b}$ 
 $\mathbf{R} \ \mathbf{x} = \mathbf{Q}^t \ \mathbf{b}$ 

con Rx un sistema triangular superior

Para poder calcular la matriz R se pueden aplicar los metodos de Givens o Householder

#### 1.1.1. Given

Para eliminar el elemento en la posicion (i,j) aplicamos la siguiente matriz:

$$G(i,j,\theta) = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & c & \cdots & -s & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \cdots & s & \cdots & c & \cdots & 0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

Figura 1: Matriz de Givens

con c = cos( $\theta$ ) y s = sen( $\theta$ ). Luego aplicando G(i,j, $\theta$ ) \* A queda en 0 el elemento (i,j). Entonces aplicamos sucesivamente este procedimiento para todos los elementos que queremos poner en 0 obteniendo asi nuestra matriz R. Luego  $Q^t = \prod_{i=n}^1 G_i$ 

#### 1.1.2. Householder

Con este metodo vamos e limando los 0 de abajo de la diagonal columna a columna. Sea x =  $col_i(A)$ , y = ( $||x||_2$ , 0 ,. . . 0) y sea u=x - y. Definimos  $H_i=\mathrm{I}$  -  $\frac{2uu^t}{u^tu}$ . Luego aplicando  $H_i$  \* A queda triangulada la columna i de A. Aplicamos este procedimiento iterativamente sobre  $A^{(i)}$  hasta dejar triangulada la matriz. Quedando  $Q^t=\prod_{i=n}^1 H_i$ 

#### 2. Desarrollo

En esta sección describiremos los métodos usados para resolver el problema, cada uno con sus ventajas y desventajas.

#### 2.1. Archivo de entrada

#### 2.1.1. Explicacion

#### 2.2. Archivo de salida

#### 2.2.1. Explicacion

#### 2.3. Factorizacion QR

#### 2.3.1. Explicacion

#### 2.3.2. Pseudocodigo

#### Algorithm 1 FactorizacionQR(Matrix A, Matrix Qt, Matrix R)

```
R = A
Matrix square
Qt = square(A.n, A.n)
Q = identidad();
for i = 0 hasta A.m do
  Matrix tmp(Qt.n,Qt.m) = identidad()
  Matrix subR(R.n - i, R.m - i)
  Matrix subQt(Qt.n - i, Qt.m - i) = identidad()
  \mathbf{if} \ \mathrm{subR.n} > 1 \ \mathbf{then}
     generarSubMatrix(subR, R, i)
     triangularColumna(subR, subQt)
     agregarSubMatrix(subR, R, i)
     agregarSubMatrix(subQt, tmp, i)
  end if
  \mathrm{Qt} = \mathrm{tmp} * \mathrm{Qt}
end for
```

### Algorithm 2 generarSubMatrix(Matrix sub, Matrix A, int i)

```
egin{aligned} \mathbf{w} &= 0 \ \mathbf{for} \ j &= i \ \mathrm{hasta} \ A.n \ \mathbf{do} \end{aligned} \ p &= 0 \ \mathbf{for} \ k &= i \ \mathrm{hasta} \ A.m \ \mathbf{do} \end{aligned} \ sub_{w,p} &= A_{j,k} \ p &= p + 1 \ \mathbf{end} \ \mathbf{for} \end{aligned} \ \mathbf{w} &= \mathbf{w} + 1 \ \mathbf{end} \ \mathbf{for} \end{aligned}
```

#### Algorithm 3 triangularColumna(Matrix sub, Matrix subQt)

```
Matrix x(sub.n,1)
Matrix v(sub.n,1)
Matrix u(sub.n,1)
for i = 0 hasta x.n do
  x_{i,0} = sub_{i,0}
end for
y_{0,0} = \text{x.normVector()}
u = x - y
normaU = u.normVector()^2
uTranspuesto = u.transpuesta()
Matrix aux(u.n,u.m) = uTranspuesto*sub
Matrix aux2(sub.n, sub.n) = u*aux
coeficiente = 2/normaU
sub = sub - (aux2*coeficiente)
aux = uTranspuesto * subQt
aux2 = u*aux
subQt = subQt - (aux2 * coeficiente)
```

#### Algorithm 4 agregarSubMatrix(Matrix sub, Matrix A, int i)

```
egin{aligned} \mathbf{w} &= 0 \ \mathbf{for} \ j &= i \ \mathrm{hasta} \ A.n \ \mathbf{do} \end{aligned}
\mathbf{p} &= 0 \ \mathbf{for} \ k &= i \ \mathrm{hasta} \ A.m \ \mathbf{do} \end{aligned}
A_{w,p} &= sub_{j,k} 
\mathbf{p} &= \mathbf{p} + 1 
\mathbf{end} \ \mathbf{for} 
\mathbf{w} &= \mathbf{w} + 1 
\mathbf{end} \ \mathbf{for}
```

#### 2.4. Método Uno: Usando Cuadrados Mínimos

Nuestro primer enfoque fue mirar al problema como si fuera uno de analizar los datos obtenidos en un experimento y tratásemos de describir la distribución de estos mediante una función.

En esta perspectiva, nuestra entrada sería el tiempo y la salida la posición en la cancha de la pelota. Además, como las variaciones en las coordenadas x e y de la pelota son independientes podemos dividir al problema en una entrada y dos salidas. De esta forma, deberíamos resolver dos problemas de cuadrados mínimos.

#### 2.4.1. Cuadrados Mínimos: General

El estudio de Cuadrados Mínimos nació al querer describir el comportamiento de datos con funciones polinómicas. Normalmente, las mediciones traen inherentemente una cuota de ruido y si se sospecha que éstas siguen un crecimiento de un polinomio de grado como máximo n, es díficil encontrar los coeficientes de este polinomio dado que el ruido afecta a los puntos. Cuadrados Mínimos trata de solucionar este problema.

Más formalmente, si se tiene m entradas y para cada una de ellas una salida asociada,  $x_i$  e  $y_i$  respectivamente, y se los quiere describir con un polinomio  $P_n(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} + \cdots + a_1 x + a_0$  de grado máximo fijo n, entonces la técnica de Cuadrados Mínimos busca a los n+1 coeficientes

 $a_i \ \forall i = 0 \cdots n$  resolviendo el problema buscar el vector a tal que minimice a la norma de  $A \times a - b$  al cuadrado, con  $A \in \mathbb{R}^{m \times (n+1)}$ ,  $a \in \mathbb{R}^m$  y  $b \in \mathbb{R}^n$  los siguientes:

$$A = \begin{pmatrix} x_0^n & x_0^{n-1} & \cdots & x_0 & 1 \\ x_1^n & x_1^{n-1} & \cdots & x_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_m^n & x_m^{n-1} & \cdots & x_m^1 & 1 \end{pmatrix}, a = \begin{pmatrix} a_n \\ a_{n-1} \\ \vdots \\ a_1 \\ a_0 \end{pmatrix} y b = \begin{pmatrix} y_m \\ y_{m-1} \\ \vdots \\ y_1 \\ y_0 \end{pmatrix}$$

La diferencia entre resolver directamente el sistema  $A \times a = b$  y minimizar a  $||A \times a - b||$  consta en que el primero busca a los coeficientes tal que el polinimio pasa exactamente por los puntos  $y_i$ , es decir,  $P(x_i) = y_i \ \forall i = 0..m$ , mientras que el segundo trata de buscar los coeficientes que minimicen a  $\sum i = 0m(P(x_i) - y_i)^2$ , o la suma de los errores.

#### 2.4.2. Cuadrados Mínimos: Específico a nuestro trabajo

En nuestro caso, deberíamos resolver dos problemas de Cuadrados Mínimos dado que para cada tiempo  $t_i$  tenemos dos coordenadas independientes:  $x_i$  e  $y_i$ . Si seguimos la notación anterior, la matriz A no cambiaría entre una coordenada y otra aunque sí el vector b sí tendría dos casos a parte, que llamaremos  $b_x$  y  $b_y$ .

#### 2.5. Demostraciones

En esta sección daremos demostraciones de los supuestos considerados en los algoritmos usados en el trabajo.

Sean  $A \in \mathbb{R}^{m \times (n+1)}$  cons

$$A = \begin{pmatrix} x_0^n & x_0^{n-1} & \cdots & x_0 & 1 \\ x_1^n & x_1^{n-1} & \cdots & x_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_m^n & x_m^{n-1} & \cdots & x_m^1 & 1 \end{pmatrix}, a = \begin{pmatrix} a_n \\ a_{n-1} \\ \vdots \\ a_1 \\ a_0 \end{pmatrix} \text{ y } b = \begin{pmatrix} y_m \\ y_{m-1} \\ \vdots \\ y_1 \\ y_0 \end{pmatrix}$$

LemaSi m>n+1 A tiene rango de columnas máximo.

Prueba:  $A = (C_1, C_2, \dots, C_n, C_{n+1})$  si la miramos como columnas. Queremos ver que:

 $\alpha_1 C_1 + \alpha_2 C_2 + \ldots + \alpha_n C_n + \alpha_{n+1} C_{n+1} = 0$  con  $\alpha_i \in R$  y  $\alpha_i \neq 0$  para algún i, que es equivalente a que  $A * \alpha = 0$ . O sea, que el polinomio P(x) de grado n tendría m>n+1 raíces. Absurdo.

- 3. Experimentacion
- 4. Resultados

## 5. Apendice

- 5.1. Metodo de compilacion
- 5.2. Equipo de pruebas
- 5.3. Referencias bibliográficas

### Referencias

[1] Richard L. Burden and J. Douglas Faires  $\it Numerical~Analysis.~2005.$