

Factorisation QR

I. Factorisation QR

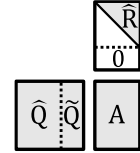
1. Les matrices orthogonales

$$Q \text{ orthogonale} \Leftrightarrow Q^T Q = Q Q^T = I \Leftrightarrow Q^T = Q^{-1}$$

2. Principe

$$A = QR = \hat{Q}\hat{R} \quad \begin{array}{l} Q \text{ orthogonale} \\ R \text{ tri. sup.} \end{array}$$

$$Q^T Q = Q Q^T = \hat{Q}^T \hat{Q} = I \quad \hat{Q} \hat{Q}^T \neq I$$



a. Matrice de Householder

$$H_v = I - \frac{2}{\underbrace{v^T v}_\beta} v v^T \quad \text{Orthogonale, symétrique, } H_v = K_{\gamma v} \ (\gamma \in \mathbb{R}^*)$$

b. Utilisation pour QR

$$H_v x = -\alpha e_1 \Rightarrow \boxed{v = x + \alpha e_1} \text{ et } \boxed{\alpha = \pm \|x\|} \quad \begin{array}{l} \text{(US: } -\|x\| \\ \text{(Fr: } \text{signe}(x_1) \|x\| \end{array}$$

Note : Pour avoir $v_1 = 1$ on peut prendre $v = v/v_1$

c. Calcul de QR

$$H_p \dots H_1 A = R \Rightarrow \boxed{A = \underbrace{(H_1 \dots H_p)^T}_Q R = QR}$$

3. Algorithmes

a. Calcul du vecteur de House

fonction [v, β] = vecteurDeHouse(x)

```
norm_x = x' * x
v = x % v = x + alpha * e1
v(1) = v(1) + ± sqrt(norm_x)
beta = 2 * v(1)^2 / (norm_x + v(1)^2 - x(1)^2)
v = v / v(1)
```

b. Produit House-vecteur

$$H_v x = \left(I - \frac{2}{v^T v} v v^T \right) x = x - \frac{2}{\underbrace{v^T v}_\beta} \underbrace{v^T x}_w v$$

fonction x = House_vecteur(x, v, β)

```
w = v' * x
x = x - beta * w * v
```

c. Transformation d'une matrice

fonction [A, β] = House_matrice(A)

```
[v, beta] = vecteurDeHouse(A(:,1)) % calcul du vecteur de House
pour j = 1 à p faire % calcul des produits House-vecteur
    A(:,j) = House_vecteur(A(:,j), v, beta)
finpour
A(2:end,1) = v(2:end) % stockage de v (sauf v(1) = 1)
```

d. Factorisation QR

```
fonction A = qr(A)
pour j = 1 à p faire
    [A(j:n, j:p), beta] = House_matrice(A)
finpour
% A contient R et les vecteurs v
```

e. Calcul Qb

```
fonction b = Qb(A, b)
pour j = 1 à p faire
    % initialisation v
    v(j) = 1; v(j+1:n) = A(j+1:n, j)
    b(j:n) = b(j:n) - beta_j * v * v' * b(j:n)
finpour
```

Factorisation QR

AnaNum – Chapitre 4

II. Les moindres carrés pour résoudre $Bx = d$

1. Définition et condition d'optimalité

$$\min_x \underbrace{\|Bx - d\|^2}_{J(x)} = x^T Ax - 2x^T b \Leftrightarrow \boxed{\nabla_x J(x) = 2Ax - 2b = 0} \Leftrightarrow \boxed{Ax = b} \quad \underline{A = B^T B} \quad \underline{b = B^T d}$$

Formules de gradient : $\nabla_x(x^T a) = a$ $\nabla_x(x^T Ax) = Ax + A^T x$

2. Utilisation de QR

$$B = QR \quad A = R^T R \quad \Leftrightarrow \quad Ax - b = \hat{R}^T(\hat{R}x - \hat{Q}^T d) = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \boxed{x = \hat{R}^{-1} \underbrace{\hat{Q}^T d}_z}$$

fonction `x = moindres_carres_chol(B, d)` **fonction** `x = moindres_carres_qr(B, d)`

```
A = B'*B
B = A'*d
L = chol(A)
z = tri_inf(L, b)
x = tri_sup(L', y)

RetV = qr(B)
z = qr_b(RetV)
x = tri_sup(RetV, b)
```

Note : QR permet d'éviter que A ne soit pas définie positive si B n'est pas de plein rang