

Rapport Tp2 Calcul Scientifique - Analyse de Données

Mdaa Saad // El Bennouri Abdeslam // Dahhoumi Mouad

Département Sciences du Numérique - 1A
2019-2020

Question 1

```
smdaa@r2d2:~/1A/Projet_TP2_Fournitures/code_fourni/Fortran$ ./main -n 10 -v 11 -m 10
```

```
Calling the basic deflated power method
```

```
Eigenvalue 1: 10.000 9.19E-16
```

```
Eigenvalue 2: 9.000 8.82E-16
```

```
Eigenvalue 3: 8.000 9.87E-16
```

```
Eigenvalue 4: 7.000 8.78E-16
```

```
Eigenvalue 5: 6.000 9.15E-16
```

```
End of the basic deflated power method
```

```
percentage 0.70 reached with 5 eigenvalues
```

```
=====
```

```
Time = 7.0000002160668373E-003
```

```
=====
```

```
smdaa@r2d2:~/1A/Projet_TP2_Fournitures/code_fourni/Fortran$ ./main -n 10 -v 10
```

```
Calling LAPACK DSYEV on A
```

```
End of LAPACK DSYEV
```

```
=====
```

```
Time = 1.0000000474974513E-003
```

```
=====
```

On remarque que la méthode de puissance itérée est 7 fois plus lente que la méthode de Lapack dseyev.

Question 2

La méthode puissance est un algorithme simple, mais elle peut converger lentement. à cause de sa nature itérative : on calcule une valeur propre ,on applique l'étape de deflation puis on calcule la valeur propre suivante .

Question 3

On suppose qu'on applique l'algorithme 1 sur m vecteur (une matrice $V \in \mathbb{R}^{n,m}$) Donc

$$\begin{cases} V^0 \in \mathbb{R}^{n,m} \\ V^{k+1} = \frac{AV^k}{\|AV^k\|} \end{cases}$$

On suppose que A est diagonale de valeurs propres $\lambda_1, \dots, \lambda_n$, de vecteurs propres associés μ_1, \dots, μ_n , avec λ_1 la valeur propre dominante

soit c_i une colonne de V ($i \in [1, m]$) donc elle se décompose :

$$c_i = \sum_{j=1}^n a_j^{(i)} \mu_j$$

Donc

$$A^k c_i = \sum_{j=1}^n a_j^{(i)} A^k \mu_j = \sum_{j=1}^n a_j^{(i)} \lambda_j^k \mu_j$$

Alors

$$A^k c_i = \lambda_1^k \sum_{j=1}^n a_j^{(i)} \left(\frac{\lambda_j}{\lambda_1}\right)^k \mu_j$$

On a pour $j \in [2, n]$

$$\left(\frac{\lambda_j}{\lambda_1}\right)^k \rightarrow 0$$

Alors

$$A^k c_i \approx \lambda_1^k a_1^{(i)} \mu_1$$

Donc $\forall i \in [1, m]$ on

$$c_i \rightarrow \mu_1$$

Question 4

On a

$$H = V^T . A . V \in \mathbb{R}^{m,m}$$

Donc on est amenée à faire la décomposition spectrale à une matrice de dimension bien inférieure à la dimension de A . Par exemple dans l'application de l'ACP le nombre des vecteurs propres qu'on cherche est très inférieur à la dimension de la matrice de données.

Question 5

voir code.

Question 6

- Generate an initial set of m orthonormal vectors $V \in \mathbb{R}^{m,m}$

```
Vr = randn(n, m);  
Vr = mgs(Vr);
```

- $V \leftarrow$ orthonormalisation of the columns of $Y = A.V$

```
Y = A*Vr;  
Vr = mgs(Y);
```

- *Rayleigh – Ritz* projection applied on matrix A and orthonormal vectors V

```
[Wr, Vr] = rayleigh_ritz_projection(A, Vr);
```

- *Convergence analysis step*

```
while(~analyse_cvg_finie),  
    .. % ligne [68 -105]  
end
```

- save eigenpairs that have converged and update *RercentReached*

```
if(conv)  
    n_ev = nb_c;  
    V = Vr(:, 1:n_ev);  
    W = W(1:n_ev);  
    it = k;  
else  
    W = zeros(1,1);  
    V = zeros(1,1);  
    n_ev = 0;  
    it = k;  
end
```

Question 7

- soit $A = (a_{ij}) \in \mathbb{R}^{n,n}$, on note $A^2 = (c_{ij})$ Donc $\forall i, j \in [1, n]$

$$c_{ij} = \sum_{k=1}^n a_{ik} a_{kj}$$

Donc on a n multiplications et n additions pour le calcul d'un élément c_{ij} . Alors pour calculer A^2 on a besoin de :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n 2n = 2n^3$$

donc pour calculer A^p le nombre de flops nécessaire est :

$$\boxed{2(p-1)n^3}$$

- On note $A^p.V = (d_{ij})$ Donc $\forall i, j \in [1, n] * [1, m]$

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^n a_{ik}^p v_{kj}$$

de même on a n multiplications et n additions pour le calcul d'un élément d_{ij} . Alors pour calculer $A^p.V$ on a besoin de :

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m 2n = \boxed{2mn^2}$$

•

Question 8

voir code.

Question 9

```

||A*V_i - Lambda_i*V_i||/||A||
=====
Eigenvalue  1: 0.272E-15
Eigenvalue  2: 0.227E-15
Eigenvalue  3: 0.244E-15
Eigenvalue  4: 0.293E-15
Eigenvalue  5: 0.327E-15
Eigenvalue  6: 0.236E-15
Eigenvalue  7: 0.179E-15
Eigenvalue  8: 0.225E-15
Eigenvalue  9: 0.213E-15
Eigenvalue 10: 0.190E-15
Eigenvalue 11: 0.158E-15
Eigenvalue 12: 0.214E-15
Eigenvalue 13: 0.244E-15
Eigenvalue 14: 0.146E-15
Eigenvalue 15: 0.178E-15
Eigenvalue 16: 0.188E-15
Eigenvalue 17: 0.144E-15
Eigenvalue 18: 0.171E-15
Eigenvalue 19: 0.302E-15
Eigenvalue 20: 0.949E-15

```

- On remarque que la précision diffère pour certains des vecteurs en effet : la précision dépend du rapport de la plus grande valeur propre et la deuxième plus grande valeur propre .

Question 10

- Pour la version 3 la précision sera meilleur en effet on augmente la puissance de la matrice A donc on augmente le rapport de la plus grande valeur propre et la deuxième plus grande valeur propre .

Question 11

voir code.

Question 12

pour $p = 5$

```
smdaa@vador:~/1A/Projet_TP2_Fournitures/code_fourni/Fortran$ ./main -imat 3 -n 500 -v 2 -m 30 -disp 0

Calling the subspace iteration method v2

End the subspace iteration method v2
percentage 0.70 NOT reached with 30 eigenvalues
n_ev = 30

=====
Time = 1.0650000572204590
=====
```

pour $p = 6$

```
smdaa@vador:~/1A/Projet_TP2_Fournitures/code_fourni/Fortran$ ./main -imat 3 -n 500 -v 2 -m 30 -disp 0

Calling the subspace iteration method v2

End the subspace iteration method v2
percentage 0.70 NOT reached with 30 eigenvalues
n_ev = 30

=====
Time = 0.92599999904632568
=====
```

pour $p = 7$

```
smdaa@vador:~/1A/Projet_TP2_Fournitures/code_fourni/Fortran$ ./main -imat 3 -n 500 -v 2 -m 30 -disp 0

Calling the subspace iteration method v2

End the subspace iteration method v2
percentage 0.70 NOT reached with 30 eigenvalues
n_ev = 30

=====
Time = 0.84500002861022949
=====
```

pour $p = 8$

```
smdaa@vador:~/1A/Projet_TP2_Fournitures/code_fourni/Fortran$ ./main -imat 3 -n 500 -v 2 -m 30 -disp 0

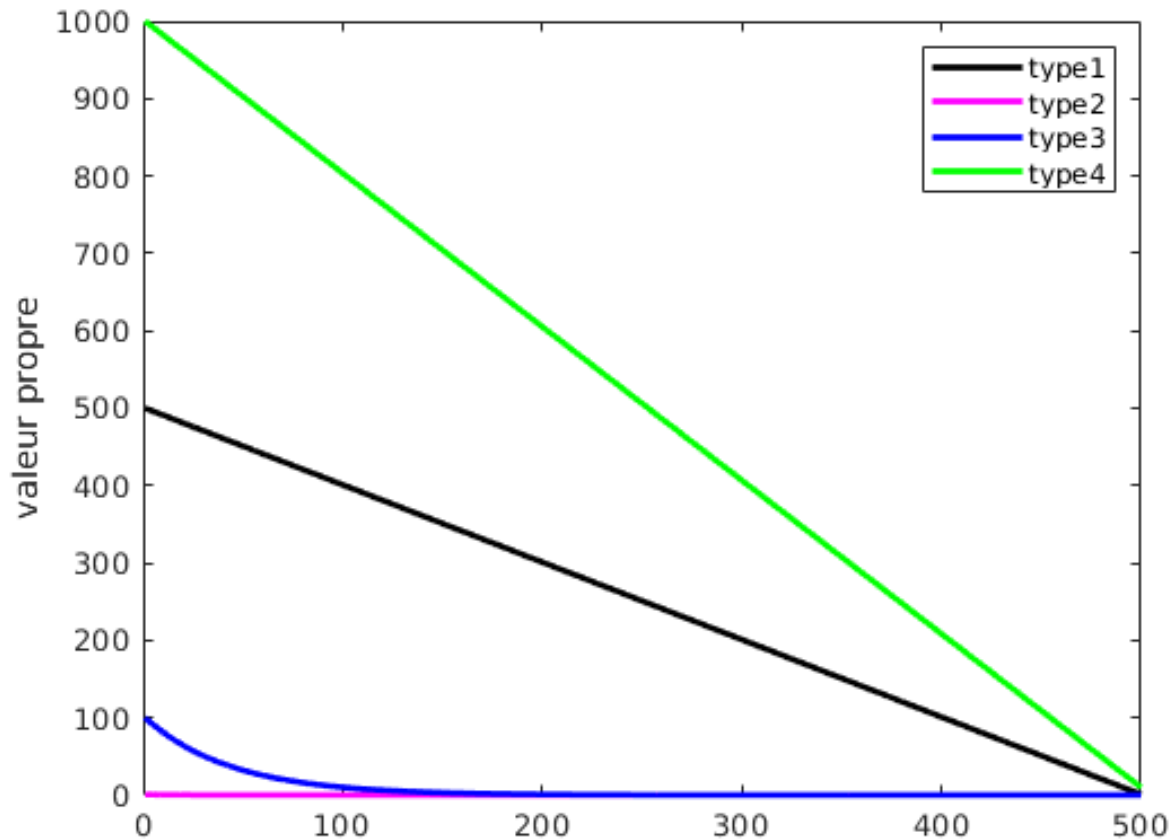
Calling the subspace iteration method v2

End the subspace iteration method v2
percentage 0.70 NOT reached with 30 eigenvalues
n_ev = 30

=====
Time = 0.75800001621246338
=====
```

• On remarque que lorsqu'on augmente p le temps diminue et la précision augmente aussi, en effet en augmentant p on augmente le rapport entre la plus grande valeur propre et la deuxième seconde valeur propre.

Question 13



- On remarque que la distribution des valeurs propre d'un matrice de type 1 et de type 4 est linéaire contrairement au type 2 et au type 3.
- Pour une matrice de type 3 la converge va être plus rapide car le rapport entre la plus grande valeur propre et la deuxième seconde valeur propre est plus important.

Question 14

pour $p = 5$

on exécute la commande : `./main -imat i -n j -v k -m 20` avec

$$i = 1, 3, 4$$

$$j = 50, 1000$$

$$k = 1, 2, 10, 3$$

On obtient les résultats suivantes pour $n = 50$:

matrice	v 1	v2	dseyv	v3
type 1	0,114 s	$1,79 \cdot 10^{-2}$ s	$1 \cdot 10^{-3}$ s	$1,7 \cdot 10^{-2}$ s
type 3	$1 \cdot 10^{-3}$ s	1,01 s	$2 \cdot 10^{-3}$ s	0.72 s
type 4	$9,3 \cdot 10^{-2}$ s	$1,8 \cdot 10^{-2}$ s	$2 \cdot 10^{-3}$ s	$1.9 \cdot 10^{-2}$ s

On obtient les résultats suivantes pour $n = 1000$:

matrice	v 1	v2	dseyv	v3
type 1	98,09 s	44,4 s	1,29 s	16,38 s
type 3	23,98 s	5,29 s	1,09 s	2,31 s
type 4	98,78 s	46,5 s	1,28 s	35,8 s

- On remarque que sur les matrices de type 3 on obtient les meilleures performances en terme de temps.
- On remarque que la performance des matrices de type 1 et de type 4 sont très proches puisque les deux ont une distribution de valeurs propres linéaire.
- On remarque que pour une matrice de petite taille de type 3 la méthode la plus performante est la version 1 .
- On remarque que l'on obtient une accélération plus importante pour la version 2 pour une matrice de type 3.
- On remarque que la méthode dseyv est la plus efficace en terme de temps et en terme de précision.
- On remarque que l'accélération obtenue par la version 3 est plus importante que la version 2 .