

## Calcul Scientifique : Subspace Iteration Methods Application to image compression

ROURE Mathéo BROCHETON Damien

Département Sciences du Numérique - Première année  $2022\mbox{-}2023$ 

## Table des matières

1	Intr	roduction	3
<b>2</b>	Par	tie 1 : Subspace Iteration Methods	3
	2.1	Limitations of the power method	3
	2.2	Extending the power method to compute dominant eigenspace vectors	4
		2.2.1 Subspace_iter_v0: a basic method to compute a dominant eigenspace	5
		2.2.2 Subspace_iter_v1: improved version making use of Raleigh-Ritz	
		projection	5
	2.3	Subspace_iter_v2 and subspace_iter_v3 : toward an efficient solver	5
		2.3.1 Subspace_iter_v2 : Block approach	5
		2.3.2 Subspace iter v3: Deflation method	6
	2.4	Numerical experiments	7
3	Par	tie 2 : Application to image compression	9
4	Cor	nclusion	11
5	Anı	nexe	12

#### 1 Introduction

Ce projet a pour but de nous faire découvrir les méthodes d'itération des sous-espaces (subspace iteration methods) afin de calculer les valeurs propres et les vecteurs propres des matrices carrées. Ensuite, nous utiliserons ces algorithmes pour reconstituer des images.

### 2 Partie 1 : Subspace Iteration Methods

### 2.1 Limitations of the power method

Question 1 : Comparaison du temps d'exécution des fonctions power\_v11 et eig pour calculer des paires propres de différentes tailles et pour différents types de matrices (en utilisant le fichier test\_v11.m).

Taille de la matrice	Type de la matrice	Temps de calcul Eig (en secondes)	Temps de calcul power_v11 (en secondes)
	1	1e-2	7
200x200	2	1,2e-1	1,7
	3	2e-2	2,9e-1
	4	3e-2	7,1
	1	2e-2	3,9
150x150	2	1e-2	6,4e-1
	3	6e-2	4e-1
	4	1e-2	4,5
125x125	1	1e-2	2,3

Le temps d'exécution est beaucoup plus petit avec la méthode eig plutôt que la méthode power\_v11, peu importe le type et la taille de matrice. En plus, la méthode eig est plus précise.

Remarque : Pour certains types et tailles de matrice, le temps de calcul des fonctions est comparable (ex : taille 200x200 et type 3), mais en général la méthode eig a un temps de calcul beaucoup plus court (d'ordre x10 ou x100).

#### Question 2:

Vector power method

Require:  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}, v \in \mathbb{R}^n$  (given)

**Ensure:**  $(\lambda_1, v_1)$  eigenpair associated to the largest (in module) eigenvalue.

```
1: z = A \cdot v

2: \beta = v \cdot z

3: repeat

4: v = \frac{z}{|z|}

5: y = A \cdot v

6: \beta_{old} = \beta

7: \beta = vz

8: until |\beta - \beta_{old}| / |\beta_{old}| < \varepsilon

9: \lambda_1 = \beta and v_1 = v
```

Dans le code précédent, on a retiré le calcul de la variable  $y=A\times v$  à la première ligne de la boucle while. En effet, la variable z est initialisé avec la même formule à l'extérieur de la boucle while et est recalculée à chaque itération de la boucle while. Ainsi, il n'est pas nécessaire de recalculer y dans la première ligne de la boucle while, car z est suffisant pour la suite des calculs. Cela permet d'économiser du temps de calcul et d'améliorer l'efficacité de l'algorithme.

Comparaison du temps d'exécution de la fonction power\_v12, qui est une amélioration de power\_v11 deux fois plus rapide, pour calculer quelques paires propres pour différentes tailles et différents types de matrices

Taille matrice	Type matrice	power_v11	power_v12
200	1	8,65	2.22
200	2	$3,2\times10^{-1}$	$3,2\times10^{-1}$
200	3	$2.9 \times 10^{-1}$	$1.2 \times 10^{-1}$
200	4	9.62	2.73
150	1	4.18	1.39
150	2	$6 \times 10^{-2}$	$4 \times 10^{-2}$
150	3	$1.9 \times 10^{-1}$	$1 \times 10^{-1}$
150	4	3.78	1.55

Question 3 : La méthode de la puissance déflatée à un principal inconvénient, le temps de calcul. En faisant des produits matrices vecteurs à chaque fois, dans le calcul de  $A \times V$ , ce qui ralentit considérablement la méthode déflatée.

# 2.2 Extending the power method to compute dominant eigenspace vectors

L'objectif de cette partie est d'étendre la méthode de la puissance pour calculer un bloc de paires propres dominantes.

#### 2.2.1 Subspace iter v0: a basic method to compute a dominant eigenspace

Question 4 : En appliquant l'algorithme de la méthode des puissances à un ensemble de m vecteurs, il converge vers la matrice dont les vecteurs propres correspondent aux valeurs propres dominantes.

Question 5 : Calculer la décomposition spectrale entière de H en étudiant ses dimensions ne pose pas de problème car la matrice H est de taille m x m, où m est le nombre de vecteurs propres que nous voulons calculer et m est inférieur à n. Ainsi, on cherche à trouver m valeurs propres et les m vecteurs propres correspondants. Ce calcul est moins coûteux que la recherche de la décomposition spectrale complète de A, qui implique la recherche de n valeurs propres et de leurs vecteurs propres correspondants  $(\dim(A) = n \times n)$ .

Question 6 : Fait dans matlab (dans le fichier subspace\_iter\_v0.m, remplir la fonction pour obtenir l'algorithme 2.)

# 2.2.2 Subspace\_iter\_v1 : improved version making use of Raleigh-Ritz projection

Nous allons faire plusieurs modifications sont nécessaires pour faire de l'itération du sousespace de base un code efficace.

Question 7 : L'identification des étapes de l'algorithme 4 dans subspace\_iter\_v1 est en annexe car le code est trop long (voir annexe 1).

## 2.3 Subspace\_iter\_v2 and subspace\_iter\_v3 : toward an efficient solver

Nous allons d'améliorer l'efficacité du solveur de deux faons. Nous allons construire un algorithme qui combinant à la fois l'approche par blocs et la méthode de déflation afin d'accélérer la convergence du solveur.

#### 2.3.1 Subspace iter v2: Block approach

#### Question 8:

Calcul du coût en opérations de  $A^p$ : le calcul de  $A^p$  consiste à faire p-1 produits matriciel, ce qui vaut  $(p-1)n^3$ . La complexité du calcul de  $A^p$  est  $O(n^3)$ .

Calcul du coût en opérations de  $A^p \times V$ : le calcul de  $A^p \times V$  est le calcul de  $A^p$  multiplié par la matrice V de taille  $n \times m$ , ce qui ajoute  $n^2m$  opérations. Le coût total est  $(p-1)n^3 + n^2m$ . La complexité du calcul de  $A^p$  est  $O(n^3)$ .

Pour réduire le coût, nous calculons AV que nous multiplions par A p fois à gauche. Nous avons donc des produits matrice/vecteur au lieu d'avoir des produits matrice/matrice, ce qui est moins coûteux. Le coût est de  $mpn^2$ , donc la complexité est  $O(n^2)$ .

Question 9 : Fait dans matlab (Modification du fichier subspace\_iter\_v2.m pour implémenter cette accélération).

Question 10 : En augmentant la valeur de p, nous pouvons réduire le nombre d'itérations nécessaires à la convergence. Cependant, l'augmentation de p entraı̂ne une augmentation du coût de calcul par itération. Il faut donc trouver un compromis entre le coût de calcul et le taux de convergence.

Valeur de P	Nombre d'itérations pour converger	Temps (seconde)	Précision
2	339	1.1e0	6.930e-14
4	170	8.1e-1	7.156e-14
6	113	5.2e-1	4.666e-14
8	85	4.0e-1	4.831e-14
10	68	3.7e-1	4.882e-14
12	57	4.2e-1	3.089e-14
14	49	3.1e-1	4.204e-14
16	43	3.7e-1	1.544e-14
18	38	3.9e-1	1.419e-14
20	34	3.8e-1	2.359e-14

#### 2.3.2 Subspace iter v3 : Deflation method

Nous voyons bien sur ce tableau qu'en augmentant p, le nombre d'itérations diminue mais le temps de calcul par itération augmente. Nous pouvons aussi voir que la précision s'améliore en augmentant p.

Question 11 : Avec la méthode subspace\_iter\_v1, la précision diffère pour certaines paires propres car le processus d'orthonormalisation est effectué après plusieurs itérations. Pendant ces itérations, les erreurs d'arrondis s'ajoutent et se reprennent, cela peut entraîner une perte de précision dans les paires propres calculées.

Question 12 : Avec la méthode subspace\_iter\_v3, la précision des paires propres est satisfaisante pour toutes les paires car les colonnes de V convergent dans l'ordre, et les colonnes déjà convergentes sont gelées. Cela évite les problèmes d'ajouter des erreurs d'imprécision qui affecte la précision des paires propres, et permet d'obtenir une précision satisfaisante pour toutes les paires calculées.

Question 13 : Fait dans matlab (Copie du fichier subspace\_iter\_v2.m dans le fichier subspace\_iter\_v3.m pour mettre en œuvre cette déflation).

#### 2.4 Numerical experiments

#### Question 14:

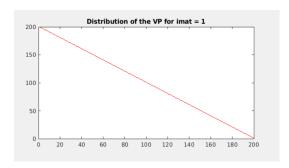


FIGURE 1 – Distribution des valeurs propres pour les matrices de type 1

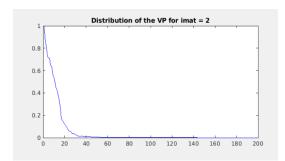


FIGURE 2 – Distribution des valeurs propres pour les matrices de type 2

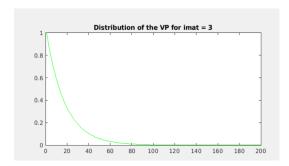


FIGURE 3 – Distribution des valeurs propres pour les matrices de type 3

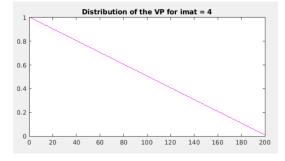


FIGURE 4 – Distribution des valeurs propres pour les matrices de type 4

Les matrices diffèrent principalement par leur spectre. Les matrices de type 1 et 4 ont un spectre uniformément distribué, tandis que les matrices de type 3 ont un spectre plus espacé. Les matrices de type 2 ont quant à elles un spectre distribué de manière aléatoire.

#### Question 15:

Le tableau ci-dessous représente les performances en secondes de chaque algorithme pour des matrices de taille et de type différents.

	Type de matrice	Taille de l	a matrice
		100	200
	1	1.34	3.38
Subspace_	2	3e-2	1.4e-1
iter_v0	3	2.1e-1	5.4e-1
	4	1.34	3.14
	1	2.3e-1	6.3e-1
Subspace_	2	2e-2	3e-2
iter_v1	3	2e-2	5e-2
	4	1.4e-1	6.2e-1
	1	2e-2	7e-2
Subspace_	2	1e-2	1e-2
iter_v2	3	1e-2	1e-2
	4	1e-2	7e-2
	1	2e-2	6e-2
Subspace_	2	1e-2	1e-2
iter_v3	3	1e-2	1e-2
	4	2e-2	6e-2
	1	1e-2	2e-2
Eig	2	1e-2	1e-2
	3	0	1e-2
	4	0	2e-2

En regardant ce tableau, nous pouvons conclure que :

- eig est la méthode la plus performante, peu importe le type et la taille de la matrice.
- subspace iter v0 est la méthode la plus lente, elle est faite pour être fiable.
- subspace\_iter\_v1 garde la fiabilité de la v0, mais elle est plus rapide. C'est une amélioration de subspace\_iter\_v0.
- subspace\_iter\_v2 est beaucoup plus performante que v0 et que la v1 mais elle est moins fiable. Quand la valeur de p est élevée, la convergence risque de ne pas être atteinte.
- subspace\_iter\_v3 est une amélioration de v2. Elle garde la rapidité de la v2 mais elle est plus précise.

## 3 Partie 2 : Application to image compression

Question 1 : La taille des éléments du triplet  $(\Sigma_k, U_k, V_k)$  est

 $\Sigma_k = R^{k \cdot k}$ 

 $U_k = R^{p \cdot k}$ 

 $V_k = R^{k \cdot q}$ 

#### Question 2:

La modification des paramètres eps, search\_space et percentage peut affecter la précision et la vitesse de convergence des méthodes d'itération du sous-espace, ainsi que le nombre de valeurs singulières et de vecteurs qui sont approximés.

eps : Ce paramètre contrôle la tolérance de convergence des méthodes d'itération du sous-espace. Une valeur plus faible de eps permet d'obtenir une plus grande précision, mais peut entraîner une convergence plus lente. L'augmentation de la valeur de eps peut accélérer la convergence, mais peut conduire à une précision moindre. Comme on le voit, dans le premier tableau, eps =  $1^{-8}$  alors que dans le second eps =  $1^{-7}$ .

Versions	Temps (sec)
0	145.87
1	5.41
2	5.3
3	3.02

FIGURE	5	– ens	_	$1^{-8}$
T. ICTO D.E.	٠,	= cus	_	1

Versions	Temps (sec)
0	49.4
1	3.47
2	3.66
3	2.88

Figure  $6 - eps = 1^{-7}$ 

On a bien une diminution du temps pour une valeur plus grande de eps.

pourcentage : Ce paramètre est utilisé dans la méthode d'itération par la puissance et dans les méthodes d'itération par le sous-espace (versions 1 à 3) pour contrôler le nombre de valeurs singulières et de vecteurs qui sont approximés. Il représente le pourcentage de l'énergie totale des valeurs singulières qui sont capturées par l'approximation. Une valeur plus élevée du pourcentage conduit à une plus grande précision, mais peut nécessiter davantage de coûts de calcul et de mémoire. De même, dans le tableau 1, percentage = 0.995 et dans le deuxième percentage = 0.997.

Versions	Temps (sec)
0	145.87
1	5.41
2	5.3
3	3.02

Figure 7 – percentage = 0.995

Versions	Temps (sec)
0	118.4
1	7.14
2	6.4
3	3.11

Figure 8 - percentage = 0.997

Pour une valeur plus élevée de *percentage* on a un temps plus élever pour les versions 1 à 3 (la 0 n'étant pas impacté par ce changement).

search\_space : Ce paramètre contrôle la taille de l'espace de recherche pour l'approximation des valeurs et vecteurs singuliers dominants. L'augmentation de la valeur de search\_space peut améliorer la précision de l'approximation, mais elle entraîne également une augmentation des coûts de calcul et des besoins en mémoire.

Dans l'ensemble, la modification de ces paramètres nécessite un compromis entre le coût de calcul, les besoins en mémoire, la précision et la vitesse de l'approximation. Il est important de choisir les paramètres appropriés en fonction de l'application spécifique et des ressources informatiques disponibles. L'ensemble des versions semble bien suivre ces règles et la plus efficace et complète semble être la V3 (en ne prenant pas en compte eig).

### 4 Conclusion

Tout au long de ce projet, nous avons amélioré un algorithme de base en mettant l'accent sur son optimisation en termes de coût de calcul et de mémoire. Nous avons mis en pratique ces améliorations dans la partie 2, où nous avons décompressé une image en considérant l'importance des différents paramètres de nos implémentations.

#### 5 Annexe

```
% version améliorée de la méthode de l'espace invariant (v1)
          % avec utilisation de la projection de Raleigh-Ritz
 4 <del>-</del> 5
          % Données
                               : matrice dont on cherche des couples propres
          % m : taille maximale de l'espace invariant que l'on va utiliser

% percentage : pourcentage recherché de la trace

% eps : seuil pour déterminer si un vecteur de l'espace invariant a convergé

% maxit : nombre maximum d'itérations de la méthode
 6
 9
10
          % Résultats
11 🖃
12
          \% V : matrice des vecteurs propres \% D : matrice diagonale contenant les valeurs propres (ordre décroissant)
          % n_ev : nombre de couples propres calculées
% it : nombre d'itérations de la méthode
% itv : nombre d'itérations pour chaque couple propre
14
15
16
          % flag : indicateur sur la terminaison de l'algorithme
% flag = 0 : on converge en ayant atteint le pourcentage de la trace recherché
% flag = 1 : on converge en ayant atteint la taille maximale de l'espace
17
18
19
                % flag = -3 : on n'a pas convergé en maxit itérations
20
          function [ V, D, n_ev, it, itv, flag ] = subspace_iter_v1( A, m, percentage, eps, maxit )
22 [
                % calcul de la norme de A (pour le critère de convergence d'un vecteur (gamma))
25
                normA = norm(A, 'fro');
26
27
                % trace de A
                traceA = trace(A);
28
                % valeur correspondnat au pourcentage de la trace à atteindre vtrace = percentage*traceA;
30
31
32
                n = size(A,1);
W = zeros(m,1);
itv = zeros(m,1);
33
35
36
                % numéro de l'itération courante
38
                k = 0:
```

```
39
                % somme courante des valeurs propres
eigsum = 0.0;
% nombre de vecteurs ayant convergés
 41
 42
43
                % indicateur de la convergence
 44
 45
46
                % ------- ALGORITHME 4 - Debut -------
% 1er de l'algorithme 4 : Generate an initial set of m orthonormal vectors
 47
48
49
50
51
                % on génère un ensemble initial de m vecteurs orthogonaux
                Vr = randn(n, m);
Vr = mgs(Vr);
 52
53
54
55
               % rappel : conv = (eigsum \geq trace) | (nb_c == m)
                % 2eme pas de l'algorithme 4 : repeat
 56
57
                % 8eme pas de l'algorithme 4 : until ( P ercentReached > P ercentT race or nev = m or k > M axIter )
                while (~conv && k < maxit)
 59
                     % 3eme pas de l'algorithme 4 : k = k + 1
 60
 61
62
 63
64
65
66
67
                     % 4eme pas de l'algorithme 4 : Compute Y such that Y = A*V Y = A*Vr;
                     % 5eme pas de l'algorithme 4 : V <- orthonormalisation of the columns of Y Vr = mgs(Y);
 68
                     \% 6eme pas de l'algorithme 4 : Rayleigh-Ritz projection applied on matrix A and orthonormal vectors [Wr, Vr] = rayleigh_ritz_projection(A, Vr);
 69
70
 71
                     %% Quels vecteurs ont convergé à cette itération
 73
74
75
                     analyse_cvg_finie = 0;
% nombre de vecteurs ayant convergé à cette itération
nbc_k = 0;
% nb_c est le dernier vecteur à avoir convergé à l'itération précédente
```

```
% nombre de vecteurs ayant convergé à cette itération nbc\_k \; = \; 0 \, ;
 75
76
77
78
79
                        % nb_c est le dernier vecteur à avoir convergé à l'itération précédente
                       % 7eme pas de l'algorithme 4 : Convergence analysis step: save eigenpairs that have converged while(~analyse_cvg_finie)
 80 d
81 d
                             % tous les vecteurs de notre sous-espace ont convergé
% on a fini (sans avoir obtenu le pourcentage)
if(i > m)
 82
83
84
                                   analyse_cvg_finie = 1;
 85
86
                             else

% est-ce que le vecteur i a convergé
 87
                                   % calcul de la norme du résidu
aux = A*Vr(:,i) - Wr(i)*Vr(:,i);
res = sqrt(aux'*aux);
 88
89
 90
 91
92
                                   if(res >= eps*normA)
 93
94
95
                                         % le vecteur i n'a pas convergé,
% on sait que les vecteurs suivants n'auront pas convergé non plus
% => itération finie
 96
97
                                          analyse_cvg_finie = 1;
                                         e

% le_vecteur 1 a convergé

% un de plus

nbc_k = nbc_k + 1;

% on le stocke ainsi que sa valeur propre

W(i) = Wr(i);
 98
99
100
101
102
103
104
105
                                         itv(i) = k;
106
                                         % on met à jour la somme des valeurs propres eigsum = eigsum + W(i);
107
108
                                         % si cette valeur propre permet d'atteindre le pourcentage
% on a fini
109
111
                                          if(eigsum >= vtrace)
```

```
109
                                        % si cette valeur propre permet d'atteindre le pourcent age
                                        % on a fini
if(eigsum >= vtrace)
110
111
112
                                             analyse_cvg_finie = 1;
                                        else
% on passe au vecteur suivant
113
115
116
117
                                       end
                                 end
118
119
120
121
                      \% 7eme pas de l'algorithme 4 suite : update P ercentReached
                       % on met à jour le nombre de vecteurs ayant convergés
123
124
125
                       nb_c = nb_c + nbc_k;
126
                      % on a convergé dans l'un de ces deux cas conv = (nb_c == m) | (eigsum >= vtrace);
127
128
129
130
131
                % ------ ALGORITHME 4 - Fin ------
132
133
                if(conv)
                      conv)
% mise à jour des résultats
n_ev = nb_c;
V = Vr(:, 1:n_ev);
W = W(1:n_ev);
D = diag(W);
it = k;
134
135
136
137
138
139
                att = k;
else
    % on n'a pas convergé
    D = zeros(1,1);
    V = zeros(1,1);
    n_ev = 0;
    it = k;
140
142
143
145
```