

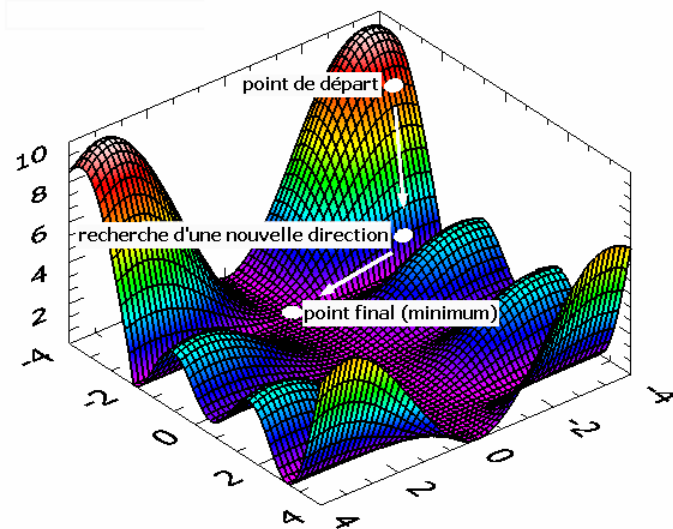
INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUÉES DE
ROUEN

INSA DE ROUEN



PROJET MMSN GM3 - VAGUE 3 - SUJET 4

Résolution de système linéaire par la méthode du gradient conjugué



Auteurs :

Thibaut ANDRÉ-GALLIS
thibaut.andregallis@insa-rouen.fr
Kévin GATEL
kevin.gatel@insa-rouen.fr

Enseignant :

Bernard GLEYSE
bernard.gleyse@insa-rouen.fr

4 Janvier 2021

Table des matières

Introduction	3
1 Présentation du problème	4
1.1 Principe	4
1.2 Résolution mathématique	4
1.2.1 Choix de la fonctionnelle à minimiser	4
1.2.2 Choix optimal de α_k dans une direction fixée p_k	5
1.2.3 Méthode du gradient conjugué	5
2 Résolution numérique	7
2.1 Algorithmes et langage utilisés	7
2.2 Résultats obtenus	7
2.2.1 Matrices sans perturbation	7
2.2.2 Matrices avec perturbation	13
Conclusion	14
Annexes	15
Bibliographie	16

Table des figures

Résolution numérique	7
2.1 Algorithme du gradient conjugué muni du test d'arrêt t1	7
2.2 Algorithme du gradient conjugué muni du test d'arrêt t2	7
2.3 Exemple de fichier de résultat avec une matrice dif_4 sans perturbation	8
2.4 Vecteur x_k à la 25 ^{eme} itération pour dif ₅₀	8
2.5 Vecteur r_k à la 26 ^{eme} itération pour dif ₅₀	8
2.6 Vecteur x_k à la 3 ^{eme} itération pour elec	9
2.7 Vecteurs r_k jusqu'à la 4 ^{eme} itération pour elec	9
2.8 Produits scalaires entre les r_k pour elec	9
2.9 Produits scalaires entre les r_k pour elecmodif	10
2.10 Convergence des suites x_k et r_k pour H_6	10
2.11 Fichier résultat pour lap ₃	11
2.12 Convergence parfaite de la suite x_k à la 5 ^{me} itération pour les matrices tri _{alpha₁₀}	11
2.13 Produits scalaires entre les résidus pour W	12
2.14 Suite des résidus r_k pour W	12
2.15 Conditionnement de la matrice de Wilson	12
2.16 Vecteur solution x_k à partir de la 4 ^{me} itération pour W	12
Annexes	15
Matrice elec	15
Matrice elecmodif	15
Matrice dif de dim 8	15
Matrice de Hilbert de dim 5	15
Matrice Laplacienne_3 (de dim 3 ²)	15
Matrice tri_α de dim 10 avec α = 5	15
Matrice de Wilson	15

Introduction

La méthode présentée dans ce rapport est celle du gradient conjugué. Il ne s'agit non seulement d'une des techniques les plus utiles pour résoudre des grands systèmes linéaires, mais elle peut même être adaptée de telle manière à ce qu'elle résout des problèmes d'optimisation non-linéaires. Ces deux variantes, reposant sur la même idée de base, sont respectivement appelées méthodes du gradient conjugué linéaire et non-linéaire. Dans la suite nous nous intéresserons uniquement à la méthode du gradient conjugué linéaire.

La méthode a été trouvée dans les années 50 par Magnus Hestenes et Eduard Stiefel, deux mathématiciens. Cette dernière se base sur la recherche de directions successives permettant d'atteindre la solution exacte d'un système linéaire de matrice symétrique et définie positive et représente une alternative à l'algorithme d'élimination de Gauss. Elle est même souvent préférée à cette dernière lorsque les systèmes d'équations sont de grandes tailles.

Les résultats obtenus ont été calculés avec deux machines différentes afin d'observer et de discuter des éventuelles différences. Les caractéristiques des deux ordinateurs sont indiquées dans le fichier "README".

1. Présentation du problème

1.1 Principe

La méthode du gradient conjugué linéaire est une méthode qui résout deux problèmes équivalents possédant la même solution unique. Ces problèmes sont le système d'équations linéaires

$$Ax = b$$

et le problème de minimisation suivant :

$$J(x) = (Ax, x) - 2(b, x)$$

où A est une matrice carrée symétrique définie positive de taille n , x et b deux vecteurs de taille n et $(.,.)$ représente le produit scalaire dans \mathbb{R}^n .

1.2 Résolution mathématique

1.2.1 Choix de la fonctionnelle à minimiser

La solution \bar{x} du problème $Ax = b$ est le vecteur pour lequel $J(x)$ atteint son minimum. On a l'expression :

$$J(\bar{x}) = -(b, A^{-1}b).$$

Posons

$$g(x) = 2(Ax - b) = -2r(x)$$

où $r(x) = b - Ax = A\bar{x} - Ax$ est le vecteur résidu du système $Ax = b$.

Si on pose $\bar{x} - x = e(x)$, on a :

$$E(x) = (Ae(x), e(x))$$

Il est équivalent de minimiser J ou E comme définies ci-dessus.

Puisque A est symétrique et définie positive, alors (Ax, y) est un produit scalaire et $E(x) = \|e(x)\|_A^2$, avec $\|e\|_A^2 = (Ae, e)^{\frac{1}{2}}$ norme associée à ce produit scalaire. Le minimum de E est nul et est atteint en \bar{x} .

$E(x)$ peut aussi s'exprimer en fonction du résidu $r(x) = A\bar{x} - Ax$:

$$E(x) = (r(x), A^{-1}r(x)).$$

Pour minimiser la fonctionnelle E , les méthodes de descente comme celle du gradient conjugué donnent x_{k+1} à partir de x_k en choisissant à la $(k+1)^{me}$ itération une direction de descente $p_k \neq 0$ (un vecteur de \mathbb{R}^n) et un scalaire α_k avec

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k p_k$$

de manière à ce que $E(x_{k+1}) < E(x_k)$.

1.2.2 Choix optimal de α_k dans une direction fixée p_k

On suppose la direction p_k fixée.

Le choix local optimal de α_k est obtenu lorsqu'à chaque itération, on minimise $E(x_{k+1})$. dans la direction p_k :

$$E(x_k + \alpha_k p_k) = \min_{\alpha \in \mathbb{R}} E(x_k + \alpha p_k)$$

Son minimum est atteint pour

$$\alpha_k = \frac{(r_k, p_k)}{(Ap_k, p_k)}.$$

Lemme 1.1. $\forall p_k \neq 0$, pour α_k optimal local, on a la relation suivante valable pour $k \geq 0$:

$$\frac{(r_k, p_k)^2}{(Ap_k, p_k)(A^{-1}r_k, r_k)} \geq \frac{1}{\text{cond}(A)} \left(\frac{r_k}{\|r_k\|_2}, \frac{p_k}{\|p_k\|_2} \right)^2$$

Ce lemme permet notamment le choix des directions de descente.

Théorème 1.2. Pour α_k optimal local, toute direction p_k qui vérifie $\forall k \geq 0$:

$$\left(\frac{r_k}{\|r_k\|_2}, \frac{p_k}{\|p_k\|_2} \right)^2 > 0$$

Ce théorème implique que la suite $(x_k)_{k \geq 0}$ converge vers la solution \bar{x} qui minimise $E(x)$.

1.2.3 Méthode du gradient conjugué

Introduction

Recopier en gros le cours d'andré draux à partir de son introduction 2.3.1 page 44, toutes les propriétés sans démonstrations ni définitions + dire la définition 2.3.5 + rappeler l'inégalité du conditionnement + rappeler la formule de l'erreur relative + rappeler la complexité de l'algorithme

On prend les α_k = minimum local, alors $(p_{k-1}, r_k) = 0$. On cherche les p_k dans le plan (r_k, p_{k-1}) .

on pose $p_k = r_k + \beta_k p_{k-1}$

β_k sera déterminé de telle façon que le facteur de réduction de l'erreur soit maximal. On a $E(x_{k+1}) = E(x_k) * (1 - \gamma_k)$. On choisit β_k pour que γ_k soit maximum.

comme $(r_k, p_k) = (r_k, r_k) + \beta_k (r_k, p_{k-1}) = \|r_k\|_2^2$ (on prend $p_0 = r_0$ ($\beta_0 = 0$)) pour que la relation soit vraie $\forall k \geq 0$, γ_k sera maximum, si (Ap_k, p_k) est minimum.

$$\begin{aligned} (Ap_k, p_k) &= (A(r_k + \beta_k p_{k-1}), r_k + \beta_k p_{k-1}) \\ &= \beta_k^2 (Ap_{k-1}, p_{k-1}) + 2\beta_k (Ap_{k-1}, r_k) + (Ar_k, r_k). \end{aligned}$$

le trinôme est donc minimal pour $\beta_k = -\frac{(Ap_{k-1}, r_k)}{(Ap_{k-1}, p_{k-1})}$.

Cette valeur de β_k correspond aussi au point d'annulation de la dérivée. On obtient donc :

$$\beta_k (Ap_{k-1}, p_{k-1}) + (Ap_{k-1}, r_k) = (Ap_{k-1}, r_k + \beta_k p_{k-1}) = (Ap_{k-1}, p_k) = 0$$

Comme A est symétrique définie positive, (Au, v) est un produit scalaire $(u, v)_A$. Par conséquent deux vecteurs A-conjugués sont orthogonaux pour ce produit scalaire.

Propriété 1.2.1. Si $r_i \neq 0$ pour $i=0, \dots, k$ alors :

i) $(r_{k+1}, r_k) = 0$ pour $k \geq 0$

ii) $\beta_0 = 0, \beta_k = \frac{\|r_k\|^2}{\|r_{k-1}\|^2}$ pour $k \geq 1$

Remarque 1.2.1. comme $2r_k = -g_k$, où $-g_k$ est le gradient de la fonctionnelle, alors :

$$\beta_k = \frac{\|g_k\|^2}{\|g_{k-1}\|^2}$$

L'algorithme

<div style="display: flex; align-items: center;"> <div style="margin-right: 10px;">On initialise :</div> <div style="display: flex; align-items: center;"> $\left\{ \begin{array}{l} x_0 \\ p_0 = r_0 = b - Ax_0 \end{array} \right.$ <div style="margin-left: 10px; text-align: center;">P</div> </div> </div> <div style="display: flex; align-items: center; margin-top: 10px;"> <div style="margin-right: 10px;">our k=0,1...</div> <div style="display: flex; align-items: center;"> $\left\{ \begin{array}{l} \alpha_k = \frac{\ r_k\ ^2}{(Ap_k, p_k)} \\ x_{k+1} = x_k + \alpha_k p_k \\ r_{k+1} = r_k - \alpha_k A p_k \\ \beta_{k+1} = \frac{\ r_{k+1}\ ^2}{\ r_k\ ^2} \\ p_{k+1} = r_{k+1} + \beta_{k+1} p_k \end{array} \right.$ </div> </div>

2. Résolution numérique

2.1 Algorithmes et langage utilisés

L'algorithme du gradient conjugué a été implémenté en Fortran. Le choix du langage a été influencé par la facilité d'écrire certaines opérations vectorielles mathématiques en Fortran. L'ensemble des variables sont déclarées en double précision afin d'avoir le plus de chiffres significatifs (précision autour de 10^{-16}). Un algorithme avec et sans perturbation de la matrice A a été implémenté avec un test d'arrêt différent chacun.

```

 $\mathbf{x}$  =  $\mathbf{x}^0$ 
 $\mathbf{r}$  =  $A\mathbf{x} - \mathbf{b}$ 
 $\mathbf{p}$  =  $\mathbf{r}$ 
tant que  $\|\mathbf{r}\| \geq \varepsilon \|\mathbf{r}^0\|$  faire
     $\alpha = \frac{(\mathbf{r}, \mathbf{r})}{(A\mathbf{p}, \mathbf{p})}$ 
     $\mathbf{x} = \mathbf{x} - \alpha \mathbf{p}$ 
     $\mathbf{r} = \mathbf{r} - \alpha A\mathbf{p}$ 
     $\beta = \frac{(\mathbf{r}, \mathbf{r})}{\alpha(A\mathbf{p}, \mathbf{p})}$ 
     $\mathbf{p} = \mathbf{r} + \beta \mathbf{p}$ 
fin

```

FIGURE 2.1 – Algorithme du gradient conjugué muni du test d'arrêt **t1**

```

 $\mathbf{x}$  =  $\mathbf{x}^0$ 
 $\mathbf{r}$  =  $A\mathbf{x} - \mathbf{b}$ 
 $\mathbf{p}$  =  $\mathbf{r}$ 
tant que  $\|\mathbf{r}\| \geq \varepsilon$  faire
     $\alpha = \frac{(\mathbf{r}, \mathbf{r})}{(A\mathbf{p}, \mathbf{p})}$ 
     $\mathbf{x} = \mathbf{x} - \alpha \mathbf{p}$ 
     $\mathbf{r} = \mathbf{r} - \alpha A\mathbf{p}$ 
     $\beta = \frac{(\mathbf{r}, \mathbf{r})}{\alpha(A\mathbf{p}, \mathbf{p})}$ 
     $\mathbf{p} = \mathbf{r} + \beta \mathbf{p}$ 
fin

```

FIGURE 2.2 – Algorithme du gradient conjugué muni du test d'arrêt **t2**

Le vecteur initial x_0 a été initialisé au vecteur nul, la tolérance ε a été fixée à 10^{-10} et le vecteur \mathbf{b} est choisi tel que la solution du problème $Ax = b$ soit un vecteur contenant uniquement des 1. En d'autres termes, b_i est la résultante des colonnes de la ligne i de la matrice A .

L'ensemble des matrices testées (à une dimension près) se trouvent en Annexes.

2.2 Résultats obtenus

Convergence des x_n , convergence des résidus, p.s. des résidus qui forment bien une base, inégalité du conditionnement...

2.2.1 Matrices sans perturbation

Les fichiers de résultats sont obtenus en entrant les données dans un fichier de données puis en donnant en entrée de l'exécutable ce fichier de donnée comme ci-dessous :

FIGURE 2.3 – Exemple de fichier de résultat avec une matrice dif 4 sans perturbation

Matrices dif

En grandes dimensions, nous observons davantage de résultats. En dimension 50, on observe une convergence de la suite x_k plus lente vers la solution.

FIGURE 2.4 – Vecteur x_k à la 25^{eme} itération pour dif_{50}

FIGURE 2.5 – Vecteur r_k à la 26^{eme} itération pour dif_{50}

L'erreur relative est de l'ordre de 10^{-15} ce qui est très faible, et donc positif pour notre cas.

Même en grande dimension, pour cette matrice les convergences sont bien respectées malgré la précision machine.

Matrice elec

La matrice étant de petite taille les x_k convergent très rapidement vers la solution.

```
3  0.99999999999999978      0.99999999999999978      0.99999999999999978
```

FIGURE 2.6 – Vecteur x_k à la 3^{eme} itération pour *elec*

De même pour la suite r_k qui convergent vers le vecteur nul :

```
0  4.0019317313140970E-322  1.3235777704702403  -1.3235777704702398
1 -2.0000000000000000      2.2204460492503131E-016  0.0000000000000000
2 -2.3439490445859872     -2.4904458598726116  1.0254777070063703
3  1.3235777704702403     -1.3235777704702398  -0.18908253863860636
4  2.2204460492503131E-016  0.0000000000000000  -3.3306690738754696E-016
```

FIGURE 2.7 – Vecteurs r_k jusqu'à la 4^{eme} itération pour *elec*

En revanche certains produits scalaires sont éloignés de zéro ne formant pas une base orthogonale.

```
produit scalaire entre les rn :
(r      0 .r      1 ) =  2.9389330313161827E-016
(r      0 .r      2 ) = -4.6535982757934571
(r      0 .r      3 ) = -1.5015926695568318
(r      0 .r      4 ) =  4.4083995469742726E-016
(r      1 .r      2 ) =  4.6878980891719735
(r      1 .r      3 ) = -2.6471555409404810
(r      1 .r      4 ) = -4.4408920985006262E-016
(r      2 .r      3 ) = -1.6653345369377348E-015
(r      2 .r      4 ) = -8.6201392803698488E-016
(r      3 .r      4 ) =  3.5687043951696522E-016
estimation de l'erreur relative :
2.2204460492503136E-016
```

FIGURE 2.8 – Produits scalaires entre les r_k pour *elec*

Cette observation est due aux vecteurs résidus r_2 et r_3 qui posent des problèmes d'orthogonalité.

On remarque que l'erreur relative est très basse malgré tout.

Matrice elecmodif

Cette matrice n'étant pas définie positive il est inutile de l'étudier en profondeur afin de montrer la cohérence avec la partie mathématique attendue numériquement.

Cependant ses propriétés sont étonnantes malgré sa non définie-positivité. En effet ses x_k convergent vers la solution, ses vecteurs résidus r_k convergent vers le vecteur nul.

On retrouve les mêmes produits scalaires anormaux que la matrice *elec* causés par les vecteurs r_2 et r_3 :

```

produit scalaire entre les rn :
(r      0 .r      1 ) = 1.0603405902531558E-015
(r      0 .r      2 ) = -14.144747700160016
(r      0 .r      3 ) = -0.64509701535473418
(r      0 .r      4 ) = 1.1712940538058922E-015
(r      1 .r      2 ) = -188.57327818737690
(r      1 .r      3 ) = -4.0118045221231409
(r      1 .r      4 ) = 4.0500935938325721E-013
(r      2 .r      3 ) = -4.1211478674085811E-013
(r      2 .r      4 ) = -3.1284918910098789E-013
(r      3 .r      4 ) = -7.5602677515395840E-016
estimation de l'erreur relative :
1.1102230246251569E-015

```

FIGURE 2.9 – Produits scalaires entre les r_k pour *elecmodif*

On remarque que l'erreur relative est également très basse.

Même si la matrice n'est pas définie positive, on observe les mêmes propriétés que sa matrice d'origine elec numériquement.

Matrices de Hilbert

En dimension 6 la suite des x_k et la suite des résidus convergent beaucoup moins rapidement que les matrices précédentes.

```

suite de vecteurs x et le n'd'itération :
0 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000
1 1.5210871468871527 0.98892837829689528 0.75610891703865757 0.61814182888562785 0.52501404438233279 0.45728474656175461
2 0.93489743892528543 1.1699804214389617 1.0947766113800910 0.99240407447023804 0.89838393852941589 0.81736193343418462
3 1.0037085607344767 0.97162950690639938 1.0271946795309368 1.0292165772692474 1.0020215865016213 0.96223451189827158
4 0.999896121045222396 1.0016605060834245 0.99453198148151856 1.0035929039545122 1.0048074940229736 0.99541943762847696
5 0.99992551625939163 1.0010278853413876 0.99663521332752059 1.0020441617657465 1.0032623647250449 0.99701952514430747
6 1.0000011581990764 0.99996689396291449 1.0002237793324107 0.99941847047305743 1.0006413536266310 0.99974747670367237
7 1.0000011606244197 0.99996689313915810 1.0002237778062124 0.99941846916395971 1.0006413517907162 0.99974747536908670

suite de vecteurs r :
r 0 1.5069002198158020E-321 -1.5369050243800593E-005 -9.0324062131132285E-006 -6.6275384443997366E-006 -5.1868184528469504E-006 -4.3086303128609755E-006
r 1 -2.4499999999999997 -5.8112640307500518E-010 1.9604419696232951E-010 3.7036643133914074E-010 3.1034021953955460E-010 4.3659581235701235E-010
r 2 0.15334003223990582 6.7177246484060040E-012 -5.8795426730387274E-012 2.0355805934944045E-011 -6.7232164579370554E-011 6.5257147561399808E-011
r 3 -1.1820179993962676E-003 3.2566650697245861E-003 1.1372478250830653E-003 -5.6371249307769662E-004 -1.6548969082078452E-003 -2.3294915443311109E-003
r 4 2.4209653369403148E-006 -1.8703972592999749E-005 2.0041148098081480E-005 1.5817874204312240E-005 -1.6050791141813611E-006 -2.0280365341271249E-005
r 5 -1.0212550176866748E-009 2.1662456459224324E-008 -7.1611362412287154E-008 5.2430003776128889E-008 5.2480022909865512E-008 -5.4127413426814246E-008
r 6 -1.5369050243800593E-005 -9.0324062131132285E-006 -6.6275384443997366E-006 -5.1868184528469504E-006 -4.3086303128609755E-006 -3.7582297935742183E-006
r 7 -5.8112640307500518E-010 1.9604419696232951E-010 3.7036643133914074E-010 3.1034021953955460E-010 4.3659581235701235E-010 3.2333947615648212E-010
r 8 6.7177246484060040E-012 -5.8795426730387274E-012 2.0355805934944045E-011 -6.7232164579370554E-011 6.5257147561399808E-011 -3.7582297935742183E-006

```

FIGURE 2.10 – Convergence des suites x_k et r_k pour H_6

En effet, pour les résidus nous sommes aux alentours de 10^{-12} au lieu de 10^{-16} dans les exemples précédents. La précision tourne autour de 10^{-5} pour le vecteur x_k à partir de la 7^{me} itération.

Cependant les produits scalaires satisfont bien l'orthogonalité et l'erreur relative est environ 10^{-5} ce qui est plutôt élevé par rapport aux exemples précédents.

En dimension plus élevée, nous observons les mêmes propriétés. Une convergence des x_k et des r_k assez lente, des produits scalaires au voisinage de zéro et une erreur relative du même ordre.

Matrice lap

```

suite de vecteurs x et le n°d'itération :
0 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000
0.0000000000000000 0.0000000000000000
1 1.0714285714285714 0.5357142857142857 0.5357142857142857 0.5357142857142857 0.5357142857142857 0.5357142857142857
0.5357142857142857 1.0714285714285714 0.5357142857142857 0.5357142857142857 0.5357142857142857 0.5357142857142857
2 1.0249999999999999 1.0000000000000000 0.6750000000000000 1.0000000000000000 1.0000000000000000 1.0000000000000000
1.0000000000000000 1.0249999999999999 1.0000000000000000 0.6750000000000000 1.0000000000000000 1.0000000000000000
3 0.9999999999999999 1.0000000000000000 0.7500000000000000 1.0000000000000000 1.2500000000000000 1.0000000000000000
1.0000000000000000 0.9999999999999999 0.9999999999999999 0.7500000000000000 1.0000000000000000 1.2500000000000000

suite de vecteurs r :
0 3.2460112931769898E-321 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000 0.0000000000000000
0.0000000000000000 0.0000000000000000
1 -2.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000
-1.0000000000000000 -2.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000
2 1.2142857142857144 -1.0000000000000000 7.1428571428571397E-002 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000
-1.0000000000000000 1.2142857142857144 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000 -1.0000000000000000
3 9.999999999999999E-002 0.3000000000000000 0.3000000000000000 -1.0000000000000000 0.3000000000000000 -0.3000000000000000
0.3000000000000000 9.999999999999999E-002 0.3000000000000000 -1.0000000000000000 0.3000000000000000 -0.3000000000000000
4 1.3877787807814457E-017 5.5511151231257827E-017 5.5511151231257827E-017 0.0000000000000000 5.5511151231257827E-017 5.5511151231257827E-017
0.0000000000000000 -8.326672684686741E-017 5.5511151231257827E-017 0.0000000000000000 5.5511151231257827E-017 5.5511151231257827E-017

produit scalaire entre les r :
(r 0 .r 1 ) = -6.4920225863539796E-321
(r 0 .r 2 ) = 3.9426438538131474E-321
(r 0 .r 3 ) = 3.260833262552272E-322
(r 0 .r 4 ) = 0.0000000000000000
(r 1 .r 2 ) = -4.440892098500626E-016
(r 1 .r 3 ) = 0.0000000000000000
(r 1 .r 4 ) = -8.326672684686741E-017
(r 2 .r 3 ) = -8.0817641970012523E-016
(r 2 .r 4 ) = -1.8735013540549517E-016
(r 3 .r 4 ) = -6.9388939839071945E-018
estimation de l'erreur relative :
0.2000000000000000

```

FIGURE 2.11 – Fichier résultat pour lap_3

La suite des résidus r_k convergent très rapidement vers la limite théorique. Cependant, pour la suite des x_k , certaines composantes convergent moins rapidement que d'autres ce qui explique une erreur relative bien au dessus de celles vu précédemment pour les autres matrices.

Les produits scalaires sont tous vérifiés et égaux à 0 à la précision machine près. L'espace de Krylov engendré par la base orthogonale des résidus r_k pour cette matrice est bien vérifié numériquement

Matrices tri_{alpha}

Pour ces types de matrice, nous avons décidé de prendre des matrices de dimension 10 avec des α égaux à 2, 5 et 20.

Pour les 3 matrices confondues, la convergence est parfaite pour le vecteur solution x_k l'erreur relative.

```

5 1.0000000000000000 1.0000000000000000 1.0000000000000000 1.0000000000000000 1.0000000000000000 1.0000000000000000 1.0000000000000000
1.0000000000000000 1.0000000000000000 1.0000000000000000

```

FIGURE 2.12 – Convergence parfaite de la suite x_k à la 5^{me} itération pour les matrices $tri_{alpha_{10}}$

L'erreur relative est donc nulle pour l'ensemble de ces matrices.

Nous observons également une convergence très rapide des résidus et des produits scalaires tous respectés.

```

(r      0 .r      1 ) = -1.6549716938744235E-319
(r      0 .r      2 ) = -3.0977915994246158E-321
(r      0 .r      3 ) = 0.0000000000000000
(r      0 .r      4 ) = 0.0000000000000000
(r      0 .r      5 ) = 0.0000000000000000
(r      0 .r      6 ) = 0.0000000000000000
(r      1 .r      2 ) = 1.2931877790833823E-012
(r      1 .r      3 ) = -4.7073456244106637E-014
(r      1 .r      4 ) = 1.0189874118105013E-015
(r      1 .r      5 ) = -2.8829189876273739E-017
(r      1 .r      6 ) = 1.5362043941141139E-018
(r      2 .r      3 ) = 4.1524943206194820E-017
(r      2 .r      4 ) = -3.1405334706229287E-018
(r      2 .r      5 ) = 1.5547653189334323E-019
(r      2 .r      6 ) = -5.7553470233283642E-021
(r      3 .r      4 ) = 7.7530540215344237E-020
(r      3 .r      5 ) = -1.9295594602799997E-021
(r      3 .r      6 ) = 2.4974844145580805E-022
(r      4 .r      5 ) = 1.4936241102263203E-022
(r      4 .r      6 ) = -2.9668407185213662E-024
(r      5 .r      6 ) = 8.0499081584687750E-026

```

FIGURE 2.13 – Produits scalaires entre les résidus pour W

La matrice étant très bien conditionnée, le choix du α importe peu. Il doit simplement être supérieur à 1 de manière à ce que la matrice soit définie positive.

Matrice de Wilson

Pour cette matrice, certains résidus ont du mal à converger vers zéro. En particulier celui à la deuxième itération :

```

r      0  7.1639518646980749E-322  1.4010923440210227E-003 -2.0823028461624377E-003  5.3544930608207669E-005
r      1 -32.0000000000000000 -7.3619282957120002E-010 -5.2962965263469997E-010 -7.687297422238219E-010
r      2 -0.23747079037800489 -0.15210996563573786 0.11623367697594489 0.23425429553264721
r      3 -1.5724095509345171E-003 -9.7546299276141113E-004 8.0486077895987052E-003 -6.2210097611014037E-003
r      4  1.4010923440210227E-003 -2.0823028461624377E-003 5.3544930608207669E-005 4.1646057185144858E-005
r      5 -7.3619282957120002E-010 -5.2962965263469997E-010 -7.687297422238219E-010 -7.2549848901648072E-010

```

FIGURE 2.14 – Suite des résidus r_k pour W

Ce manque de convergence pour certains de ces vecteurs impliquent des produits scalaires très éloignés de 0 et donc des résultats numériques ne permettant pas de vérifier les résultats mathématiques théoriques avec précision.

Ce manque de convergence et ce manque de précision sont dus au conditionnement élevé de la matrice carrée de dimension 4.

```

cond =
4488.000000000000

```

FIGURE 2.15 – Conditionnement de la matrice de Wilson

Cependant la suite x_k converge assez rapidement vers la solution malgré le conditionnement :

```

4  0.99999999997569455  0.99999999998249978  0.99999999997462652  0.99999999997605027

```

FIGURE 2.16 – Vecteur solution x_k à partir de la 4^{me} itération pour W

Enfin l'estimation de l'erreur relative est 10^{-11} ce qui est assez faible.

2.2.2 Matrices avec perturbation

A toi de jouer beau goss

Conclusion

Dans la conclusion, vous devez commenter les résultats numériques par rapport à ce que l'on pouvait espérer au vu des résultats théoriques.

Dire qu'avec une complexité comme celle ci (je crois que c'est $O(n)$) le gradient conjugué est très apprécié dans des problèmes d'optimisation de grande taille.

Annexes

```
13.0 -8.0 -3.0
-8.0 10.0 -1.0
-3.0 -1.0 11.0
```

Matrice elec

```
-13.0 -8.0 -3.0
-8.0 10.0 -1.0
-3.0 -1.0 11.0
```

Matrice elecmodif

```
2.0 -1.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
-1.0 2.0 -1.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 -1.0 2.0 -1.0 0.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 -1.0 2.0 -1.0 0.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 -1.0 2.0 -1.0 0.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 -1.0 2.0 -1.0 0.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 -1.0 2.0 -1.0
0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 -1.0 2.0
```

Matrice dif de dim 8

$$\begin{pmatrix} 1 & \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & \frac{1}{4} & \frac{1}{5} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{3} & \frac{1}{4} & \frac{1}{5} & \frac{1}{6} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{4} & \frac{1}{5} & \frac{1}{6} & \frac{1}{7} \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{5} & \frac{1}{6} & \frac{1}{7} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{5} & \frac{1}{6} & \frac{1}{7} & \frac{1}{8} & \frac{1}{9} \end{pmatrix}.$$

Matrice de Hilbert de dim 5

```
4 -1 0 -1 0 0 0 0 0
-1 4 -1 0 -1 0 0 0 0
0 -1 4 0 0 -1 0 0 0
-1 0 0 4 -1 0 -1 0 0
0 -1 0 -1 4 -1 0 -1 0
0 0 -1 0 -1 4 0 0 -1
0 0 0 -1 0 0 4 -1 0
0 0 0 0 -1 0 -1 4 -1
0 0 0 0 0 -1 0 -1 4
```

Matrice Laplacienne_3 (de dim 3²)

```
10 1 0 0 0 0 0 0 0 0
1 10 1 0 0 0 0 0 0 0
0 1 10 1 0 0 0 0 0 0
0 0 1 10 1 0 0 0 0 0
0 0 0 1 10 1 0 0 0 0
0 0 0 0 1 10 1 0 0 0
0 0 0 0 0 1 10 1 0 0
0 0 0 0 0 0 1 10 1 0
0 0 0 0 0 0 0 1 10 1
0 0 0 0 0 0 0 0 1 10
```

Matrice tri_α de dim 10 avec α = 5

```
10 7 8 7
7 5 6 5
8 6 10 9
7 5 9 10
```

Matrice de Wilson

Bibliographie

- [1] André Draux *Analyse numérique*, poly, chapitre 2 *Les méthodes de descente*.
- [2] Maria Kazakova *GM3 Analyse numérique I*, Année 2020-2021, section 1.2.4
- [3] Daniel Kauth *Les méthodes de Krylov Optimisation numérique Méthodes du gradient conjugué linéaire*, chapitre 5.1, 5 novembre 2009.