

Calcul du polynôme caractéristique sur des corps finis

Clément Pernet
1er Avril 2004



Ecole Jeunes Chercheurs en Algorithmique et Calcul Formel

Cadre:

- Algèbre linéaire dense
- Calcul exact: corps finis

Démarche:

- Tirer parti des efforts pour le calcul numérique (architectures, BLAS)
- Utilisation d'algorithmes en blocs pour deux avantages:
 - **Théorique:** complexités en n^ω
 - **Pratique:** respectent la localité des données en mémoire

⇒ Mise en oeuvre pour le calcul du polynôme caractéristique

Partie 1

Routines efficaces pour l'algèbre linéaire exacte et dense

Principe

Les **BLAS**: Basic Linear Algebra Subroutines

- Pour le calcul numérique
- Conçus pour une architecture donnée. \Rightarrow Haute efficacité pratique.
ATLAS: BLAS générique

L'approche **FFLAS**: Finite Field Linear Algebra Subroutines

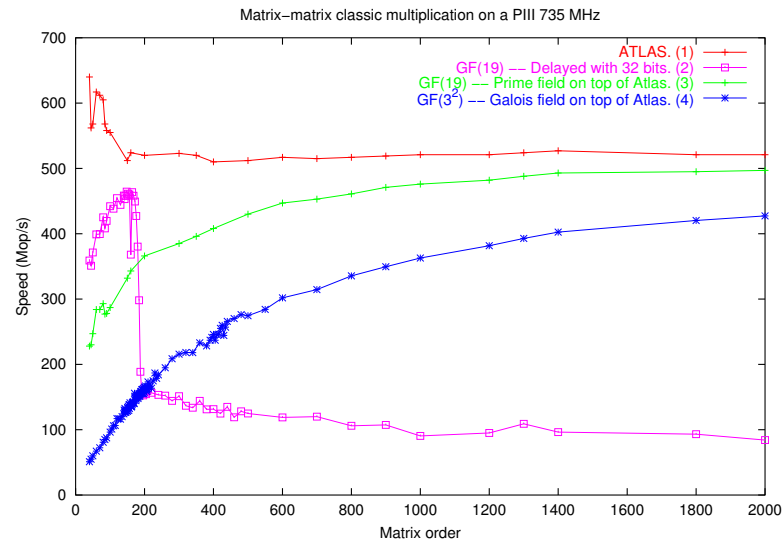
- Conversions: Corps fini (`int`, `long`) \rightarrow réels (`double`)
- Calcul avec les BLAS
- Conversions du résultat: réels \rightarrow Corps fini.

Contraintes: de validité et d'efficacité

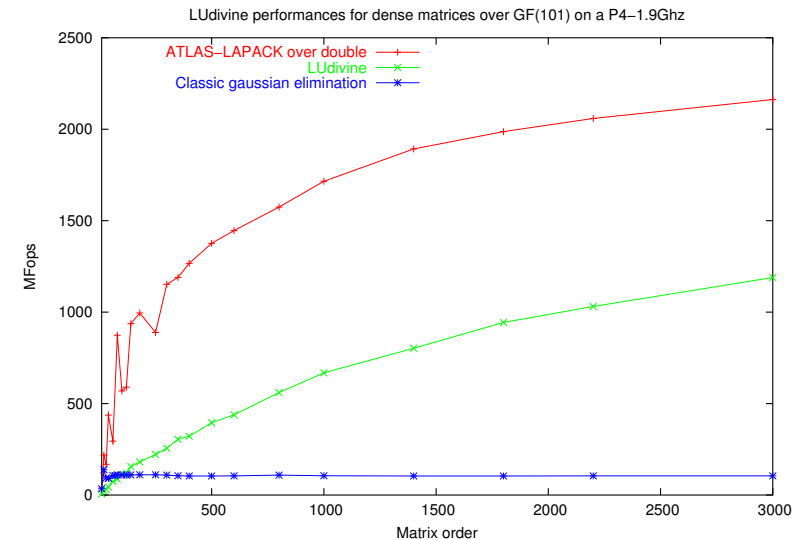
- Limitée aux opérations $+$, $-$, \times
- Limitée aux 53 bits de la mantisse des `double`
- Efficace si $\#conversions \ll \#operations$

Mise en oeuvre

Le produit matriciel:



La factorisation LSP:



- Jusqu'à 95% des performances des BLAS numériques pour le produit matriciel.
- Algorithme LSP par blocs \Rightarrow usage des BLAS, $O(n^\omega)$
- Facteur de gain de 10 par rapport à une implémentation directe de l'élimination de Gauss.

Partie 2

Calcul du polynôme caractéristique

Le polynôme caractéristique

Applications:

- Etude des valeurs propres d'une matrice, et de leur multiplicité
- La forme normale de Frobenius, permet de calculer l'équivalence de 2 matrices

Quelques rappels:

- $P_{car}^A(x) = \det(A - xId)$

- $P_{min}^{A,v} \mid P_{min}^A \mid P_{car}^A$

- Bloc compagnon $C_P = \begin{bmatrix} 0 & & & -m_0 \\ 1 & 0 & & -m_1 \\ & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & 1 & -m_{k-1} \end{bmatrix}$, $P(x) = X^k + \sum_{i=0}^{k-1} m_i x^i$

- Forme normale de Frobenius: Diagonale de C_{P_i} , avec $P_0 = P_{min}^A$ et $P_{i+1} \mid P_i$

⇒ Lien avec le polynôme caractéristique: $\prod_i P_i = P_{car}^A$

Approche de Krylov

- Soit X , les k premières colonnes de la matrice de Krylov

$$K(A, v) = \left[v \mid Av \mid \dots \mid A^{n-1}v \right] \text{ et } P_{min}^{A,v}(x) = x^k + \sum_{i=0}^{k-1} m_i x^i$$

- Propriété: $AX = XC_{P_{min}^{A,v}}$ avec $C_{P_{min}^{A,v}} =$

$$\begin{bmatrix} 0 & & & -m_0 \\ 1 & 0 & & -m_1 \\ & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & 1 & -m_{k-1} \end{bmatrix}$$

⇒ **Cas 1:** $k = n$. Alors X est inversible, $P_{car}^A(x) = P_{min}^{A,v}(x)$, calculé par $C_{P_{min}^{A,v}} = X^{-1}AX$. (c'est un simple changement de base)

⇒ **Cas 2:** $k < n$. On complète la base X en \overline{X} , pour obtenir

$$\overline{X}^{-1}A\overline{X} = \begin{bmatrix} C_{P_{min}^{A,v}} & B \\ 0 & A_2 \end{bmatrix}. \text{ On a alors } P_{car}^A(x) = P_{min}^{A,v}(x)P_{car}^{A_2}(x).$$

Calcul de \overline{X}

Principe: Pour compléter X en \overline{X} , ranger X en triangle (elimination), puis compléter la diagonale par I_{n-k}

- On triangularise X^t en calculant $X^t = [L] [S_1|S_2] P$

- On complète la base: $\overline{L} = \begin{bmatrix} L & 0 \\ 0 & I_{n-k} \end{bmatrix}$, $\overline{S} = \begin{bmatrix} S_1 & S_2 \\ 0 & I_{n-k} \end{bmatrix}$,

- On prend alors $\overline{X} = (\overline{L}\overline{S}P)^t$.

- Ainsi $\overline{X}^{-1} A \overline{X} = \begin{bmatrix} C_{P^{A,v}}^{min} & B \\ 0 & A_2 \end{bmatrix}$

- De plus $A_2 = A'_{22} - A'_{21} S_1^{-1} S_2$, avec $A' = P^t A P$

⇒ 1 résolution de système triangulaire et 1 produit matriciel

Calcul de $Minpoly(A, v)$

- Au lieu de le calculer par $C_{P_{min}^{A,v}} = X^{-1}AX$, on peut utiliser la factorisation LSP de X^t

$$K(A,v)^t = \begin{bmatrix} v^t \\ (Av)^t \\ (A^2v)^t \\ \dots \\ (A^{k+1}v)^t \\ \dots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{1..k} \\ L_{k+1} \\ \dots \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} S \\ \dots \end{bmatrix} \cdot P$$

- $X_{k+1}^t = (A^k v)^t = \sum_{i=0}^{k-1} m_i (A^i v)^t = m \cdot X_{1..k}$
- Ainsi L_{k+1} est combinaison linéaire des k premières lignes L_i
- Donc $m = L_{k+1} \cdot L_{1..k}^{-1}$

\Rightarrow Complexité en $O(n^\omega \log(n))$ en général, mais $O(n^2)$ dans ce cas, car X a déjà été factorisée.

L'algorithme LU-Krylov *

1. Tirer un vecteur aléatoire v
2. Calculer $X = K(A, v)^t$
3. Calculer $(L, S, P) = LSP(X)$
4. Calculer $m = L_{k+1} \cdot L_{1\dots k}^{-1}$, alors $M(x) = X^k - \sum_{i=0}^{k-1} m_i x^i$
5. Si $(\deg(M) = n)$ retourner $CharPoly(A) = M(x)$
6. Sinon
7. Calculer $A' = PA^tP^t$
8. retourner $Charpoly(A) = M(x)CharPoly(A'_{22} - A'_{21}S_1^{-1}S_2)$

* Collaboration avec Zhendong Wan (U. of Del.)

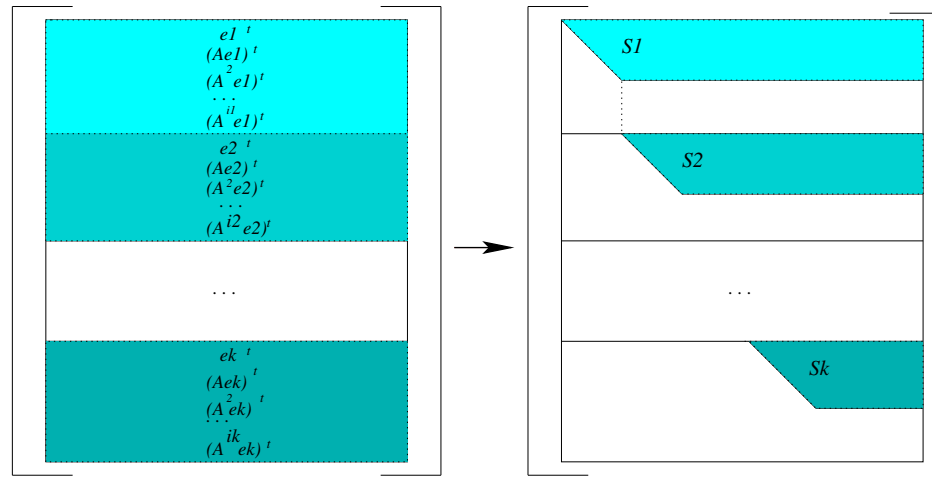
Caractéristiques de LU-Krylov

- Inspiré des idées de Krylov et Danilevski
- Etapes 2 et 3 de l'algorithme LU-Krylov peuvent se regrouper
⇒ calcul des k premières lignes de $K(A, v)$ seulement
- Complexité $O(n^w \sum_{i=1}^p \log(k_i) + n^2 \sum_{i=1}^p k_i^{\omega-2}) = O(n^3)$
⇒ Pas d'amélioration théorique, mais introduction d'opérations par blocs
- Influence néfaste du nombre de facteurs invariants de la matrice (autant de factorisations LSP que de blocs)

L'idée de Keller-Gehrig

- But: Complexité en $n^\omega \log(n)$
⇒ éviter le schéma itératif sur le nombre de blocs.
- Regroupe le calcul des itérés de Krylov de plusieurs vecteurs en un seul produit matriciel
- Complexité $O(n^\omega \log(k_{max}))$ où k_{max} est la dimension du plus grand bloc compagnon. ⇒ $O(n^\omega \log(n))$
- Influence faste du nombre de facteurs invariants de la matrice
- Calcule la forme de Hessenberg (ou polycyclique) de la matrice

Introduction de la factorisation LSP



Notre contribution: Besoin de déterminer le degré d'indépendance linéaire d'un bloc d'itérés

⇒ Keller-Gehrig utilise une élimination en escalier rapide

⇒ Nous l'avons remplacée par la factorisation LSP.

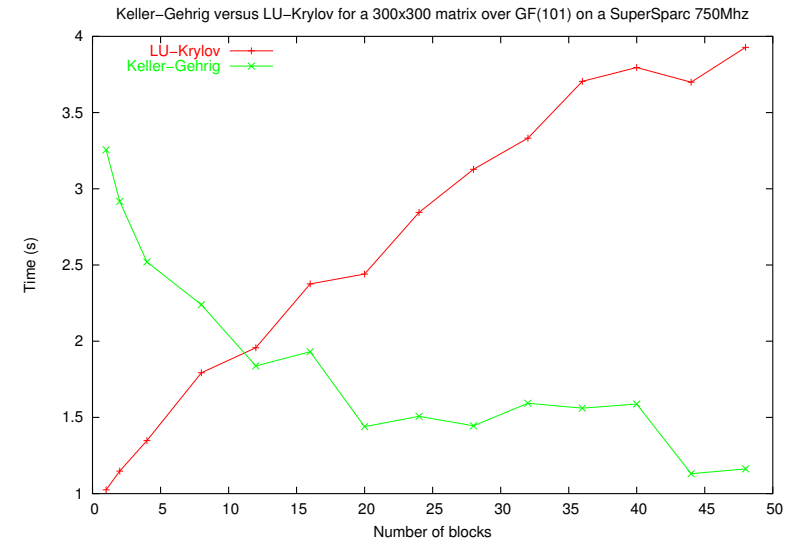
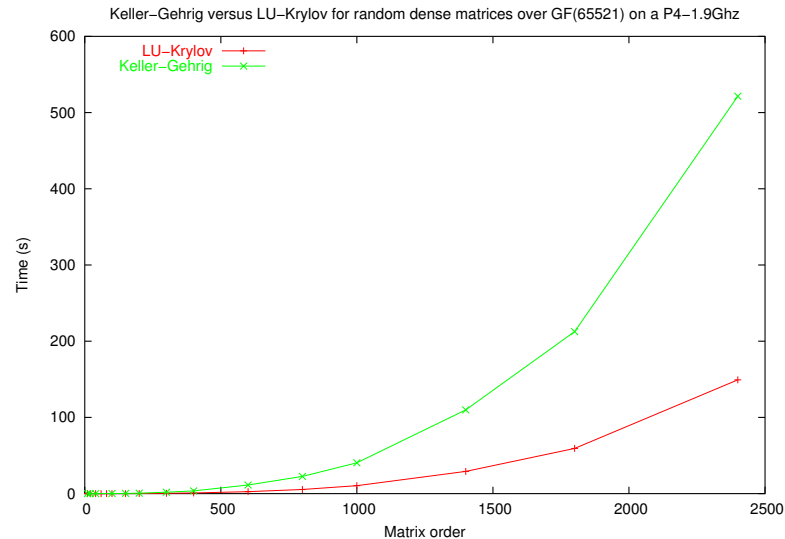
Avantages:

- Simplification de l'algorithme
- Permet de déduire directement les polynômes minimaux.

L'algorithme LSP-Keller-Gehrig

1. $U \leftarrow Id_n, V = B \leftarrow A^t, r_i \leftarrow 1 \forall i$
2. Tant que $\exists i_0, r_{i_0} = 2^l$
3. $X \leftarrow \begin{bmatrix} U_1 \\ \hline V_1 \\ \hline \dots \\ \hline U_k \\ \hline V_k \end{bmatrix}$ où U_i et V_i sont $r_i \times n$
4. Calculer $(L, S, P) = LSP(X)$
5. Mettre à jour $r_i \forall i$
6. Mettre à jour $U = (v_1, \dots, A^{r_1-1}v_1, \dots, v_i, \dots, A^{r_i-1}v_i, \dots)^t$
7. $B \leftarrow B^2, l \leftarrow 2l, V \leftarrow UB$
8. fin tant que
9. Pour chaque bloc, calculer $M_i(x)$ par l'algorithme $\text{minpoly}(A, v)$
10. Retourner $CharPoly(A) = \prod_i M_i(x)$

Résultats expérimentaux



- Gain supérieur à 100 par rapport à Maple8 (meilleur des cas pour Maple) , et même au moins 5 pour Magma2.9
 - Comportement complémentaire selon le nombre de blocs:
 - LU-Krylov pour peu de blocs, de grande taille
 - LSP-Keller-Gehrig pour beaucoup de petits blocs
- ⇒ Approche hybride nécessaire

Conclusions

- Succès de l'approche FFLAS appliquée au calcul du polynôme caractéristique.
- Deux nouveaux algorithmes
 - Sans amélioration théorique de la complexité
 - Mais très efficaces en pratique
- Debouchant sur une implémentation hybride cumulant tous les avantages:
 - Complexité proche de l'optimal (n^3 ou $n^\omega \log(n)$)
 - Des vitesses de loin supérieures à tous les programmes actuels
 - Des performances garanties, quelle que soit la matrice traitée
- Disponibles au sein de la bibliothèque `LinBox`

Perspectives

- Calcul de la forme de Frobenius à partir de la forme de Hessenberg:
 - différentes méthodes: Storjohann, Eberly, Giesbrecht
 - avec calcul de la matrice de transition
- Heuristiques pour le cas des matrices creuses:
 - Abandonnent les techniques d'élimination (coûteuses en mémoire)
 - Basées sur des perturbations de matrice et des calculs de polynômes minimaux.
 - Recherche combinatoire sur les multiplicités
 - Possibilité d'algorithmes hybrides dense-creux