

Détails du projet C++

Clément Royer

M1 Mathématiques et Applications - Parcours Mathématiques Appliquées

Version du 6 juin 2020



- Date de rendu : entre les 5 et 7 juin 2020.
- Envoi par mail à l'adresse :
`clement.royer@dauphine.psl.eu`

Attendus

- Ensemble des fichiers `.h` et `.cpp` nécessaires au fonctionnement du code;
- **Conseillé** : fichier README.

- 1 Projet - Point de vue théorique
- 2 Projet - Point de vue implémentation
- 3 Questions/Réponses

- 1 Projet - Point de vue théorique
- 2 Projet - Point de vue implémentation
- 3 Questions/Réponses

Décomposition en valeurs singulières (SVD) [Eckhart, Young 1936]

Toute matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ s'écrit $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^\top$ avec :

- $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ orthogonale ($\mathbf{U}^{-1} = \mathbf{U}^\top$);
- $\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ avec

$$\Sigma_{ij} = \begin{cases} \sigma_i \geq 0 & \text{si } i = j \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

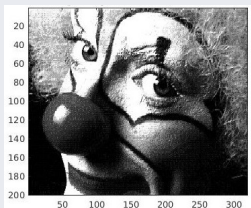
- $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ orthogonale.

Intérêt de la SVD

- **Décomposition** : Meilleure représentation de l'information;
- **Approximation** : Garder les plus grandes valeurs singulières est la meilleure approximation possible
 \Rightarrow Idée derrière l'analyse en composantes principales, la projection, etc.

Compression d'images

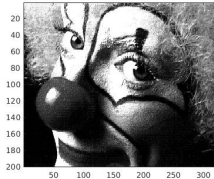
On considère une image 200x320 pixels stockée sous la forme d'une matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$.



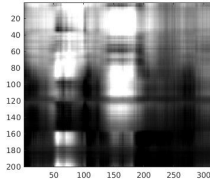
- On calcule la *SVD* de $\mathbf{A} \Rightarrow \mathbf{U}, \mathbf{\Sigma}, \mathbf{V}$;
- \mathbf{A} est de rang 200.
- On teste plusieurs *SVD* tronquées : $\mathbf{A}_k = \mathbf{U}_k \mathbf{\Sigma}_{k,k} \mathbf{V}^T$ pour différentes valeurs de k .

Application de la SVD (2)

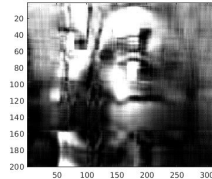
Image originale - coût 1



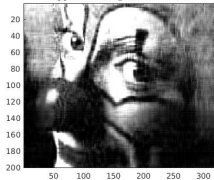
Approx. de rang 3 - coût 0.024375



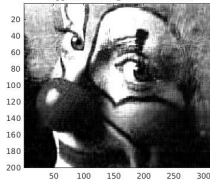
Approx. de rang 10 - coût 0.08125



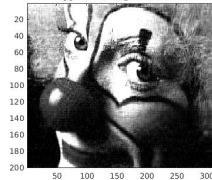
Approx. de rang 20 - coût 0.1625



Approx. de rang 30 - coût 0.24375



Approx. de rang 40 - coût 0.325



Les tenseurs

- Structures de données multidimensionnelles;
- Généralisent les vecteurs et matrices;
- Utilisées dans les GPUs, ainsi qu'en analyse de données.

Extension de la SVD aux tenseurs [DeLathauwer et al, 2000]

- Un tenseur d'ordre d peut être représenté de d façons différentes par une matrice (modes);
- On amalgame les SVD de chacune de ces matrices pour former la décomposition HOSVD.

Cinq parties

- 1 Vecteurs
- 2 Matrices
- 3 SVD pour les matrices;
- 4 Tenseurs;
- 5 HOSVD.

- Chaque partie se base sur les précédentes;
- La manipulation des tenseurs se fait via des vecteurs et des matrices;
- La partie 3 requiert plusieurs algorithmes d'algèbre linéaire numérique.

En maths : tableau à une entrée

$$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{x} = [\mathbf{x}_i]_{i=1,\dots,n} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix}.$$

Pour le projet C++

- Classe **Vecteur** contenant un tableau de réels flottants et sa dimension \Rightarrow Allocation dynamique
- Plusieurs constructeurs + Forme canonique;
- Opérateurs à surdéfinir : +, -, []
- Norme et produit scalaire :

$$\mathbf{x}^\top \mathbf{y} = \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{y}_i, \quad \|\mathbf{x}\| = \sqrt{\mathbf{x}^\top \mathbf{x}}.$$

En maths : Tableau à deux entrées

$$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \quad \mathbf{A} = [\mathbf{A}_{ij}]_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{1,1} & \cdots & \mathbf{A}_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{m,1} & \cdots & \mathbf{A}_{m,n} \end{bmatrix}.$$

Pour le projet C++

- Un tableau d'objets de type **Vecteur** (colonnes de la matrice);
- Les dimensions de la matrice;
- Constructeurs, forme canonique;
- Surdéfinitions : $+$, $-$, $[\]$, $*$
(*Produit matriciel* : Si $\mathbf{C} = \mathbf{A} * \mathbf{B}$ avec $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ et $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times p}$, alors $\forall i = 1..m, \forall j = 1..p, \mathbf{C}_{i,j} = \sum_{k=1}^n \mathbf{A}_{i,k} \mathbf{B}_{k,j}$.)
- *Norme de Frobenius* : $\|\mathbf{A}\|_F^2 = \sum_{i,j} \mathbf{A}_{ij}^2$.
- *Transposée* : $[\mathbf{A}^\top]_{ji} = \mathbf{A}_{ij}$.

L'algorithme

- Version simplifiée de la méthode de référence;
- Décomposé en plusieurs routines standards, cf [Golub and Van Loan, 2013];
- Outil-clé : décompositions matricielles.

Comment naviguer dans ces algorithmes

- Les implémenter un par un;
- Les tester sur les problèmes demandés.

Théorème

Toute matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symétrique admet une décomposition dite **spectrale** de la forme :

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^{-1},$$

avec

- \mathbf{Q} matrice orthogonale ($\mathbf{Q}^T = \mathbf{Q}^{-1}$, $\det(\mathbf{Q}) = 1$), dont les colonnes $\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_n$ forment une *base orthonormée* de vecteurs propres.
- $\mathbf{\Lambda}$ matrice diagonale, qui contient les n valeurs propres de \mathbf{A} $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ sur la diagonale.

Théorème

Toute matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ symétrique admet une décomposition dite **spectrale** de la forme :

$$\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{\Lambda}\mathbf{Q}^{-1},$$

avec

- \mathbf{Q} matrice orthogonale ($\mathbf{Q}^T = \mathbf{Q}^{-1}$, $\det(\mathbf{Q}) = 1$), dont les colonnes $\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_n$ forment une *base orthonormée* de vecteurs propres.
 - $\mathbf{\Lambda}$ matrice diagonale, qui contient les n valeurs propres de \mathbf{A} $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ sur la diagonale.
-
- Il n'y a pas unicité de la décomposition spectrale;
 - Aux permutations près, l'ensemble des valeurs propres est unique.

Matrices rectangulaires

Soit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$. On peut parler :

- des valeurs propres de $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$;
- des valeurs propres de $\mathbf{A} \mathbf{A}^T \in \mathbb{R}^{m \times m}$.

On peut s'en servir pour obtenir une décomposition de \mathbf{A} .

Matrices rectangulaires

Soit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$. On peut parler :

- des valeurs propres de $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$;
- des valeurs propres de $\mathbf{A} \mathbf{A}^T \in \mathbb{R}^{m \times m}$.

On peut s'en servir pour obtenir une décomposition de \mathbf{A} .

Observations concernant $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$

- $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ est symétrique réelle, donc diagonalisable;
- $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ est semi-définie positive donc ses valeurs propres sont **positives ou nulles**.
- $\text{rang}(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) = \text{rang}(\mathbf{A})$.

(On a des résultats similaires pour $\mathbf{A} \mathbf{A}^T$.)

Théorème

Toute matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ admet une **décomposition en valeurs singulières** (SVD) de la forme

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T,$$

où

- $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ est orthogonale;
- $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est orthogonale;
- $\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ est diagonale par blocs, avec des coefficients nuls sauf ceux de la diagonale $\{[\mathbf{\Sigma}]_{ii}\}_i$ qui sont positifs (ou nuls). Ces éléments, notés $\{\sigma_i\}$, s'appellent les **valeurs singulières de \mathbf{A}** .

Théorème

Toute matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ admet une **décomposition en valeurs singulières** (SVD) de la forme

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T,$$

où

- $\mathbf{U} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ est orthogonale;
 - $\mathbf{V} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ est orthogonale;
 - $\mathbf{\Sigma} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ est diagonale par blocs, avec des coefficients nuls sauf ceux de la diagonale $\{[\mathbf{\Sigma}]_{ii}\}_i$ qui sont positifs (ou nuls). Ces éléments, notés $\{\sigma_i\}$, s'appellent les **valeurs singulières de \mathbf{A}** .
-
- $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T \Leftrightarrow \mathbf{U}^T \mathbf{A} \mathbf{V}^T = \mathbf{\Sigma}$;
 - Une SVD n'est pas définie de façon unique mais ses valeurs singulières le sont.

Implémentation de la SVD

- Technique (relativement) basique;
- Repose sur des factorisations QR pour construire les facteurs \mathbf{U} et \mathbf{V} .

Outils algorithmiques

- Rotations de Givens;
- Transformations de Householder;
- Matrices de pivotage.

Rotations de Givens

$$\begin{bmatrix} 1 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & c & \dots & s & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & -s & \dots & c & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

- On les représente via les coefficients c et s , calculés de sorte que

$$c^2 + s^2 = 1 \text{ et } \begin{bmatrix} c & s \\ -s & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * \\ 0 \end{bmatrix}.$$

$$\text{Ex) } x = 1, z = 2 \Rightarrow (c = -0.4472, s = 0.8944).$$

- Les rotations que nous utilisons seront sur des colonnes consécutives.

Transformations de Householder

$$\mathbf{P} = \mathbf{I} - \beta \mathbf{v} \mathbf{v}^T \quad \text{telle que} \quad \mathbf{v}_1 = 1, \mathbf{P} \mathbf{x} = \mathbf{e}^1 = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T.$$

- Calcul de (β, \mathbf{v}) à partir de \mathbf{x} , pas de construction explicite de \mathbf{P} ;
- Utilisation de la structure **Vecteur**.

- $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \left(\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \beta = 2 \right);$
- $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \Rightarrow \left(\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2.41421 \end{bmatrix}, \beta = 0.292893 \right);$
- $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} \Rightarrow \left(\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1.61803 \end{bmatrix}, \beta = 0.552786 \right);$
- $\mathbf{x} = [-4] \Rightarrow (\mathbf{v} = [1], \beta = 2).$

Factorisation QR pour matrice symétrique

Objectif : Diagonaliser $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathbf{A}^\top = \mathbf{A}$.

- ➊ Première factorisation : $\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{T}$ avec \mathbf{T} tridiagonale ($T_{ij} = 0$ si $j \notin \{i-1, i, i+1\}$);
- ➋ Deuxième factorisation : diagonalisation de \mathbf{T} de sorte à obtenir de nouveaux \mathbf{Q} et \mathbf{T} tels que \mathbf{T} soit diagonale et $\mathbf{Q}^\top \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{T}$.

Factorisation QR pour matrice symétrique

Objectif : Diagonaliser $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathbf{A}^\top = \mathbf{A}$.

- ➊ Première factorisation : $\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{T}$ avec \mathbf{T} tridiagonale ($T_{ij} = 0$ si $j \notin \{i-1, i, i+1\}$);
- ➋ Deuxième factorisation : diagonalisation de \mathbf{T} de sorte à obtenir de nouveaux \mathbf{Q} et \mathbf{T} tels que \mathbf{T} soit diagonale et $\mathbf{Q}^\top \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{T}$.

Code d'une factorisation QR

- Les facteurs \mathbf{Q} et \mathbf{R}/\mathbf{T} sont typiquement écrits dans la matrice \mathbf{A} ;
- On peut les récupérer.

Factorisation QR non symétrique

Soit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ avec $m \geq n$. On écrit $\mathbf{A}\mathbf{\Pi} = \mathbf{Q}\mathbf{R}$, où :

- $\mathbf{\Pi}$ est une matrice de permutation;
 - \mathbf{Q} est orthogonale;
 - \mathbf{R} est triangulaire supérieure.
-
- Manipulation d'objets **Matrice** et **Vecteur**;
 - L'objectif est d'obtenir \mathbf{Q} et $\mathbf{\Pi}$.

Algorithme de la SVD complet

Entrée : $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ avec $m \geq n$.

- 1 Calculer $\mathbf{Q}_1 \in \mathbb{R}^{n \times n}$ telle que $\mathbf{Q}_1^\top \mathbf{A}^\top \mathbf{A} \mathbf{Q}_1$ soit diagonale (factorisation QR symétrique);
- 2 Calculer $\mathbf{Q}_2 \in \mathbb{R}^{m \times m}$, $\mathbf{\Pi} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ et $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ telles que $\mathbf{Q}_2^\top (\mathbf{A} \mathbf{Q}_1) \mathbf{\Pi} = \mathbf{R}$ (factorisation avec pivot);

Sorties : $\mathbf{U} = \mathbf{Q}_2$, $\mathbf{\Sigma} = \mathbf{R}$ et $\mathbf{V} = \mathbf{Q}_1 \mathbf{\Pi}$.

En pratique

- Entrées/Sorties (objets **Matrice** modifiables);
- Cas $n > m$: procédure appliquée à \mathbf{A}^\top !

Rappel : tenseurs d'ordre d

$$\mathcal{T} = [\mathcal{T}_{i_1, i_2, \dots, i_d}]_{1 \leq i_1 \leq n_1, \dots, 1 \leq i_d \leq n_d}.$$

Écriture vectorielle

- Long vecteur de $n_1 n_2 \cdots n_d$ éléments;
- L'élément $\mathcal{T}_{i_1, i_2, \dots, i_d}$ se trouve en position

$$\varphi_{n_1, \dots, n_d}(i_1, \dots, i_d) = i_d + n_d(i_{d-1} - 1) + n_d n_{d-1}(i_{d-2} - 1) + \cdots + n_d n_{d-1} \cdots n_2(i_1 - 1)$$

dans le vecteur.

Partie 4 : Tenseurs d'ordre arbitraire (2)

Modes d'un tenseur $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times \dots \times n_d}$

Pour tout $1 \leq k \leq d$, on définit $\mathcal{T}^{(k)} \in \mathbb{R}^{n_k \times (N/n_k)}$ (où $N = \prod_{i=1}^d n_i$) via

$$\mathcal{T}_{i_1, \dots, i_{k-1}, i_k, i_{k+1}, \dots, i_d} = \mathcal{T}_{i_k, j_k}^{(k)},$$

avec $j_k = \varphi_{n_1, \dots, n_{k-1}, n_{k+1}, \dots, n_d}(i_1, \dots, i_{k-1}, i_{k+1}, \dots, i_d)$.

Partie 4 : Tenseurs d'ordre arbitraire (2)

Modes d'un tenseur $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{n_1 \times n_2 \times \dots \times n_d}$

Pour tout $1 \leq k \leq d$, on définit $\mathcal{T}^{(k)} \in \mathbb{R}^{n_k \times (N/n_k)}$ (où $N = \prod_{i=1}^d n_i$) via

$$\mathcal{T}_{i_1, \dots, i_{k-1}, i_k, i_{k+1}, \dots, i_d} = \mathcal{T}_{i_k j_k}^{(k)},$$

avec $j_k = \varphi_{n_1, \dots, n_{k-1}, n_{k+1}, \dots, n_d}(i_1, \dots, i_{k-1}, i_{k+1}, \dots, i_d)$.

Produit modal

Soit $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{n_1 \times \dots \times n_d}$, $1 \leq k \leq d$, et $\mathbf{M} \in \mathbb{R}^{m_k \times n_k}$.

Le **produit k -modal** de \mathbf{M} et \mathcal{T} , noté $\mathcal{T} \times_k \mathbf{M}$, est le tenseur $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{n_1 \times \dots \times n_{k-1} \times m_k \times n_{k+1} \times \dots \times n_d}$ défini par :

$$\mathcal{T}_{i_1, \dots, i_{k-1}, i, i_{k+1}, \dots, i_d} = \sum_{j=1}^{n_k} \mathbf{M}_{i,j} \mathcal{T}_{i_1, \dots, i_{k-1}, j, i_{k+1}, \dots, i_d}.$$

Les tenseurs en C++

- Une classe **Tenseur** qui utilise les classes **Vecteur** et **Matrice**;
- Membres données :
 - Ordre du tenseur, tableau des dimensions;
 - Forme vectorielle du tenseur;
- Constructeurs, forme canonique;
- Surcharge d'opérateurs $+$, $-$, $[]$;
- Calcul de mode comme objet de type **Matrice**;
- Calcul de produit modal : renvoie un **Tenseur** obtenu à partir d'un **Tenseur** et d'une **Matrice**.

Décomposition pour un tenseur $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{n_1 \times \dots \times n_d}$

- **Idée** : généraliser la SVD pour pouvoir synthétiser/approcher l'information du tenseur.
- **Outils** : les SVD de chaque mode du tenseur

$$\forall 1 \leq k \leq d, \mathcal{T}^{(k)} = \mathbf{U}^{(k)} \mathbf{\Sigma}^{(k)} \left[\mathbf{V}^{(k)} \right]^T.$$

SVD d'ordre élevé (HOSVD)

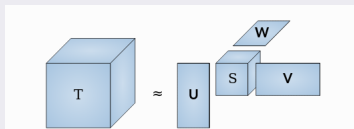
$$\mathcal{T} = \mathcal{S} \times_1 \mathbf{U}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}^{(2)} \dots \times_d \mathbf{U}^{(d)},$$

où

$$\mathcal{S} = \mathcal{T} \times_1 \left[\mathbf{U}^{(1)} \right]^T \times_2 \left[\mathbf{U}^{(2)} \right]^T \dots \times_d \left[\mathbf{U}^{(d)} \right]^T$$

est appelé le *coeur de tenseur*.

- Décomposition d'un tenseur d'ordre 3 :



- Dernière question du projet : décomposer un tenseur d'ordre 3 de taille $3 \times 3 \times 3$ de mode 1 :

$$\begin{bmatrix} 0.9073 & 0.7158 & -0.3698 & 1.7842 & 1.6970 & 0.0151 & 2.1236 & -0.0740 & 1.4429 \\ 0.8924 & -0.4898 & 2.4288 & 1.7753 & -1.5077 & 4.0337 & -0.6631 & 1.9103 & -1.7495 \\ 2.1488 & 0.3054 & 2.3753 & 4.2495 & 0.3207 & 4.7146 & 1.8260 & 2.1335 & -0.2716 \end{bmatrix}.$$

- Il faudra retrouver le tenseur original à 10^{-3} près.

- 1 Projet - Point de vue théorique
- 2 Projet - Point de vue implémentation**
- 3 Questions/Réponses

En maths : tableau à une entrée

$$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{x} = [\mathbf{x}_i]_{i=1,\dots,n} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_n \end{bmatrix}.$$

Pour le projet C++

- Classe **Vecteur** contenant un tableau de réels flottants et sa dimension \Rightarrow Allocation dynamique
- Plusieurs constructeurs + Forme canonique;
- Opérateurs à surdéfinir : +, -, []
- Norme et produit scalaire :

$$\mathbf{x}^\top \mathbf{y} = \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{y}_i, \quad \|\mathbf{x}\| = \sqrt{\mathbf{x}^\top \mathbf{x}}.$$

- Validation (très) incrémentale : tout le reste du projet dépend de cette partie;
- La forme canonique doit être bien implémentée;
- Un constructeur sans argument sera utile pour la suite;
- Opérateur `[]` : permet d'accéder et **de modifier** les coefficients des vecteurs.

- Vérifier que chaque constructeur fonctionne;
- Accéder aux composantes et les modifier.

Et après...

- Les classes `Matrice` et `Tenseur` utilisent des objets de type `Vecteur`;
- Il faudra donc les déclarations d'amitié appropriées.

En maths : Tableau à deux entrées

$$\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \quad \mathbf{A} = [\mathbf{A}_{ij}]_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_{1,1} & \cdots & \mathbf{A}_{1,n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_{m,1} & \cdots & \mathbf{A}_{m,n} \end{bmatrix}.$$

Pour le projet C++

- Un tableau d'objets de type **Vecteur** (colonnes de la matrice);
- Les dimensions de la matrice;
- Constructeurs, forme canonique;
- Surdéfinitions : $+$, $-$, $[\]$, $*$
(*Produit matriciel* : Si $\mathbf{C} = \mathbf{A} * \mathbf{B}$ avec $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ et $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times p}$, alors $\forall i = 1..m, \forall j = 1..p, \mathbf{C}_{i,j} = \sum_{k=1}^n \mathbf{A}_{i,k} \mathbf{B}_{k,j}$.)
- *Norme de Frobenius* : $\|\mathbf{A}\|_F^2 = \sum_{i,j} \mathbf{A}_{ij}^2$.
- *Transposée* : $[\mathbf{A}^\top]_{ji} = \mathbf{A}_{ij}$.

- Attention à l'accès aux coefficients :

```
Matrice M (2,3); // 2 lignes/3 colonnes  
M[2][0] = 1; //1re ligne, 3e colonne
```

- Problèmes d'allocation dynamique plus sophistiqués que **Vecteur**;
 - La classe **Matrice** sera utilisée par la classe **Tenseur**.
-
- Certaines instructions auront besoin d'une boucle simple ou double, ou d'une fonction dédiée (deux solutions valides);
 - Ex) Mise à jour d'une sous-matrice.

L'algorithme

- Version simplifiée de la méthode de référence;
- Décomposé en plusieurs routines standards, cf [Golub and Van Loan, 2013];
- **Outil-clé** : décompositions matricielles.

Conseils

- Plusieurs algorithmes \Rightarrow validation incrémentale;
- Un seul type de retour possible \Rightarrow passage par **référence**;
- Lors de la validation, affichez les résultats au fur et à mesure pour valider.

Rotations de Givens

$$\begin{bmatrix} 1 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & c & \dots & s & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & & \vdots \\ 0 & \dots & -s & \dots & c & \dots & 0 \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

- On les représente via les coefficients c et s , calculés de sorte que

$$c^2 + s^2 = 1 \text{ et } \begin{bmatrix} c & s \\ -s & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * \\ 0 \end{bmatrix}.$$

$$\text{Ex) } x = 1, z = 2 \Rightarrow (c = -0.4472, s = 0.8944).$$

- Les rotations que nous utilisons seront sur des colonnes consécutives.

Transformations de Householder

$$\mathbf{P} = \mathbf{I} - \beta \mathbf{v} \mathbf{v}^\top \quad \text{telle que} \quad \mathbf{v}_1 = 1, \mathbf{P} \mathbf{x} = \mathbf{e}^1 = [1 \ 0 \ \cdots \ 0]^\top.$$

- Calcul de (β, \mathbf{v}) à partir de \mathbf{x} , pas de construction explicite de \mathbf{P} ;
- Utilisation de la structure **Vecteur**.

- $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \left(\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \beta = 2 \right);$
- $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{bmatrix} \Rightarrow \left(\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2.41421 \end{bmatrix}, \beta = 0.292893 \right);$
- $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} \Rightarrow \left(\mathbf{v} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1.61803 \end{bmatrix}, \beta = 0.552786 \right);$
- $\mathbf{x} = [-4] \Rightarrow (\mathbf{v} = [1], \beta = 2).$

Algorithme 3 : Réduction tridiagonale

- Attention au passage par référence (modification des entrées);
- Attention aux indices !

Algorithme 4 : Factorisation QR symétrique

- Astuces numériques : Mettre à 0 certains coefficients, symétriser;
- Attention aux indices !
- Vérifier l'orthogonalité de Q : QQ^T doit être (proche de) la matrice identité.

Factorisation QR pour matrice symétrique

Objectif : Diagonaliser $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathbf{A}^\top = \mathbf{A}$.

- ❶ Première factorisation : $\mathbf{A} = \mathbf{Q}\mathbf{T}\mathbf{Q}^\top$ avec \mathbf{T} tridiagonale ($T_{ij} = 0$ si $j \notin \{i-1, i, i+1\}$);
- ❷ Deuxième factorisation : diagonalisation de \mathbf{T} de sorte à obtenir de nouveaux \mathbf{Q} et \mathbf{T} tels que \mathbf{T} soit diagonale et $\mathbf{Q}^\top \mathbf{A} \mathbf{Q} = \mathbf{T}$.

Validation 1 des algorithmes

Pour la matrice $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 10 & -6 \\ -6 & 10 \end{bmatrix}$, il faut obtenir :

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0.707107 & 0.707107 \\ -0.707107 & 0.707107 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} 16 & 0 \\ 0 & 4 \end{bmatrix};$$

Validation 2 des algorithmes

Pour la matrice $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 10 & -6 & 0 \\ -6 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$.

En phase 1 de l'algorithme (avant appel à l'algorithme 3) :

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} 10 & -6 & 0 \\ -6 & 10 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

En phase 2 de l'algorithme :

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0.707107 & -0.707107 & 0 \\ -0.707107 & -0.707107 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} 16 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Factorisation QR non symétrique

Soit $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ avec $m \geq n$. On écrit $\mathbf{A}\mathbf{\Pi} = \mathbf{Q}\mathbf{R}$, où :

- $\mathbf{\Pi}$ est une matrice de permutation;
 - \mathbf{Q} est orthogonale;
 - \mathbf{R} est triangulaire supérieure.
-
- \mathbf{Q} et $\mathbf{\Pi}$ seront passées par référence;
 - Attention aux divers indices de boucle.

Matrice de départ :

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 & 1/3 \\ 1/2 & 1/3 & 1/4 \\ 1/3 & 1/4 & 1.5 \end{bmatrix}$$

Décomposition :

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} 0.857143 & -0.496929 & -0.135526 \\ 0.428571 & 0.542105 & 0.722806 \\ 0.285714 & 0.677631 & -0.677631 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1.16667 & 0.45 & 0.642857 \\ 0 & 0.105409 & 0.101645 \\ 0 & 0 & 0.00376463 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{\Pi} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

- $A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix};$
- $B = \begin{bmatrix} 2\sqrt{2} & -2\sqrt{2} \\ -\sqrt{2} & -\sqrt{2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{2}/2 & -\sqrt{2}/2 \\ \sqrt{2}/2 & \sqrt{2}/2 \end{bmatrix};$
- $C = \begin{bmatrix} 1/2 & 3\sqrt{3}/2 & 0 \\ \sqrt{3}/2 & -3/2 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{3}/2 & 1/2 \\ -1/2 & \sqrt{3}/2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$

- Une classe `Tenseur` qui utilise les classes `Vecteur` et `Matrice`;
- Membres données :
 - Ordre du tenseur, tableau des dimensions;
 - Forme vectorielle du tenseur;
- Constructeurs, forme canonique;
- Surcharge d'opérateurs `+`, `-`, `[]`;
- Calcul de mode comme objet de type `Matrice`;
- Calcul de produit modal : renvoie un `Tenseur` obtenu à partir d'un `Tenseur` et d'une `Matrice`.

- Pas besoin de la partie 3, mais besoin des classes des parties 1 et 2;
- Attention aux indices dans la fonction φ ;
- **Recommandé** : créer une fonction φ , ainsi que son inverse et son équivalent pour un mode;

```
int phi(int ordre, int *dims, int *indices){};  
void invphi(int ordre, int *dims, int i, int *indices){};  
int phik(int ordre, int *dims, int *indices, int mode){};
```


Tenseur $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{2 \times 2 \times 2}$ tel que

$$\mathcal{T}^{(2)} = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 0 & -1 \\ 4 & 1/3 & 1.5 & 2 \end{bmatrix},$$

matrice $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 3 & -1 \\ 0 & 6 \\ 0 & -3 \end{bmatrix}$.

Calcul de $\mathcal{S} = \mathcal{T} \times_3 \mathbf{A}$: on a

$$\mathcal{S}^{(3)} = \begin{bmatrix} 0 & 35/3 & 1 & 5/2 \\ 18 & 2 & -6 & 12 \\ -9 & -1 & 3 & -6 \end{bmatrix}.$$

Décomposition pour un tenseur $\mathcal{T} \in \mathbb{R}^{n_1 \times \dots \times n_d}$

- **Idée** : généraliser la SVD pour pouvoir synthétiser/approcher l'information du tenseur.
- **Outils** : les SVD de chaque mode du tenseur

$$\forall 1 \leq k \leq d, \mathcal{T}^{(k)} = \mathbf{U}^{(k)} \mathbf{\Sigma}^{(k)} \left[\mathbf{V}^{(k)} \right]^T.$$

SVD d'ordre élevé (HOSVD)

$$\mathcal{T} = \mathcal{S} \times_1 \mathbf{U}^{(1)} \times_2 \mathbf{U}^{(2)} \dots \times_d \mathbf{U}^{(d)},$$

où

$$\mathcal{S} = \mathcal{T} \times_1 \left[\mathbf{U}^{(1)} \right]^T \times_2 \left[\mathbf{U}^{(2)} \right]^T \dots \times_d \left[\mathbf{U}^{(d)} \right]^T$$

est appelé le *coeur de tenseur*.

Classe TenseurSVD

- Les membres de la classe `Tenseur` doivent être accessibles dans la classe dérivée `TenseurSVD` \Rightarrow `protected`;
- Appel implicite au destructeur de `Tenseur` dans celui de `TenseurSVD`;
- Un constructeur de `TenseurSVD` doit faire appel à un constructeur de `Tenseur`;
- Point-clé : manipulation du tableau d'objets de type `Matrice`.

La fonction `hosvd`

- Besoin d'un constructeur pour `TenseurSVD`;
- Le code doit être court grâce aux fonctions `svd` et `pmod`.

Dernière question du projet : décomposer un tenseur \mathcal{T} d'ordre 3 de taille $3 \times 3 \times 3$ de mode 1

$$\mathcal{T}^{(1)} = \begin{bmatrix} 0.9073 & 0.7158 & -0.3698 & 1.7842 & 1.6970 & 0.0151 & 2.1236 & -0.0740 & 1.4429 \\ 0.8924 & -0.4898 & 2.4288 & 1.7753 & -1.5077 & 4.0337 & -0.6631 & 1.9103 & -1.7495 \\ 2.1488 & 0.3054 & 2.3753 & 4.2495 & 0.3207 & 4.7146 & 1.8260 & 2.1335 & -0.2716 \end{bmatrix}.$$

- **But** : Obtenir \mathcal{S} , \mathbf{U}_1 , \mathbf{U}_2 , \mathbf{U}_3 tels que

$$\mathcal{T} \approx \tilde{\mathcal{T}} = \mathcal{S} \times_1 \mathbf{U}_1 \times_2 \mathbf{U}_2 \times_3 \mathbf{U}_3$$

- Vérification de l'erreur relative :

$$\max_{\substack{1 \leq i \leq 3 \\ 1 \leq j \leq 9}} \frac{\left| [\mathcal{T}^{(1)} - \tilde{\mathcal{T}}^{(1)}]_{ij} \right|}{\|\mathcal{T}^{(1)}\|_F} \leq 10^{-3}.$$

- 1 Projet - Point de vue théorique
- 2 Projet - Point de vue implémentation
- 3 Questions/Réponses**

- Quelques questions reçues durant le projet;
- S'enrichiront au fur et à mesure.

Classes Vecteur et Matrice

```
class Vecteur{  
    // ...  
    Vecteur();  
    Vecteur(int);  
};  
  
class Matrice{  
    Vecteur *cols;  
    // ...  
    Matrice();  
    Matrice(int,int);  
};
```

- Comment initialiser `cols` dans les constructeurs de la classe `Matrice` ?
- Comment allouer la mémoire nécessaire ?

```
Matrice::Matrice(){  
    cols = nullptr;  
}  
  
Matrice::Matrice(int nblignes, int nbcolonnes){  
    // ...  
    cols = new Vecteur[nbcolonnes];  
}
```

- Pointeur nul pour une initialisation (pas de mémoire à allouer ici);
- Opérateur `new []` pour un tableau
Attention : requiert un constructeur sans argument.


```
class Matrice{  
    // ...  
    Matrice operator +(Matrice);  
  
    friend operator *(float,Matrice);  
  
};
```

- L'opérateur + est **binaire** : son premier argument sera l'objet appelant de par sa déclaration;
- L'opérateur * est aussi binaire, mais déclaré **en dehors** de la classe : ses deux arguments sont spécifiés.

- Classe **Vecteur** du projet : implémente des vecteurs colonnes;
- Classe **Matrice** : implémente des matrices, y compris à une ligne et/ou une colonne.

Problème : calcul de $\mathbf{p}^\top \mathbf{v}$, où $\mathbf{p}, \mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$

- Point de vue maths : $\mathbf{p}^\top \in \mathbb{R}^{1 \times n}$;
- Point de vue numérique : le meilleur choix est de considérer $\mathbf{p}^\top \mathbf{v} \in \mathbb{R}$
 \Rightarrow fonction **dot**.

Contexte

- Le projet utilise de nombreux tableaux;
- La taille de ces tableaux est a priori inconnue
⇒ Utilisation de pointeurs.

Allocation dynamique

```
int m;  
int *tab;  
cin>>m;  
tab = new int[m];
```

- Valeur de `m` inconnue à la compilation ⇒ `tab` doit être déclaré comme un **pointeur** !

Q & A : Manipulation de tableau dynamique

- En paramètre d'appel : pas de copie;
- En paramètre de retour : déconseillé.

```
myfun(int * t,int b,int *u){ u=t;}
```

```
myfun2(int *t,int b,int *u){  
    int *aux= new int[b];  
    // Copie de t dans aux  
    u=aux;  
}
```

```
int d=3;  
int t[d]={3,3,3};
```

```
myfun(t,d,u);  
u[0]; //Acces autorise  
myfun2(t,d,u);  
u[0]; //Erreur
```

Lors d'un appel de destructeur

- Destruction d'une partie allouée dynamiquement :
`delete` ou `delete []`;
- Appel des destructeurs des objets membres.

Exemples

```
Vecteur::~~Vecteur(){ delete [] tab;}
```

```
Matrice::~~Matrice(){  
    delete [] mat; // Appel au destructeur de Vecteur  
}
```

Q & A : Déclaration d'amitié de classes

Contexte

- Classe **Tenseur** doit être amie de la classe **Vecteur**;
- Classe **Vecteur** déclarée avant/dans un autre fichier.

Dans le fichier de la classe Vecteur (ex: Vecteur.h) :

```
class Tenseur; // Declaration

class Vecteur{
    // ...
};
```

Dans le fichier de la classe Tenseur :

```
#include "Vecteur.h"

class Tenseur{
    // ...
};
```

À garder en tête

- Projet long \Rightarrow validez petit à petit;
- Parties 1, 2, 4 les plus fondamentales;
- Attention à l'allocation dynamique;
- Les indices commencent à 0 en C++.

Rappel des modalités

- Date limite d'envoi : 5 juin 2020;
- Par mail : `clement.royer@dauphine.psl.eu`;
- 1 envoi par étudiant.