

Systèmes d'équations linéaires; opérations élémentaires; aspects algorithmiques et conséquences théoriques

Remarque: on ne place sur un  $\mathbb{K}$ -es de dimension finie  
 (1)  $Ax = b$  avec  $A \in \mathcal{M}_{p,m}(\mathbb{K})$ ,  $b \in \mathbb{R}^p$  avec  $x \in \mathbb{R}^m$  l'inconnue de l'équation

I - Résultats d'existence et solutions

0 - Définitions générales

considérons un système linéaire à  $p$  équations à  $m$  inconnues :

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1m}x_m = b_1 \\ \vdots \\ a_{p1}x_1 + a_{p2}x_2 + \dots + a_{pm}x_m = b_p \end{cases} \quad (1) \quad \text{avec } a_{ij}, b_{ij} \in \mathbb{K}.$$

def 1: on appelle solution tout vecteurs  $x = (x_1, \dots, x_m) \in \mathbb{K}^m$  dont les composantes  $x_i$  satisfont toutes les équations

def 2: le système est compatible s'il admet au moins une solution

def 3: Soient  $E$  et  $F$  des  $\mathbb{K}$ -es et  $f \in \mathcal{L}(E, F)$ .

on appelle rang de  $f$  l'entier  $\dim(\text{Im } f)$  noté  $\text{rg } f$

Théorème 4 (du rang): Soit  $E$  un  $\mathbb{K}$ -es,  $F$  un  $\mathbb{K}$ -es et  $f \in \mathcal{L}(E, F)$

on a  $\dim(E) = \dim(\text{Ker } f) + \dim(\text{Im } f) = \dim(\text{Ker } f) + \text{rg } f$

Expression matricielle du système

soient  $A = (a_{ij}) = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{p1} & \dots & a_{pm} \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{p,m}(\mathbb{K})$   $B = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_p \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{p,1}(\mathbb{K})$

et  $X = \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_m \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{m,1}(\mathbb{K})$

le système (1) peut s'écrire sous forme matricielle  $AX = B$

Expression vectorielle du système

Notons  $\vec{c}_1, \dots, \vec{c}_m$  les vecteurs colonnes de  $A$

$\vec{c}_1 = (a_{11}, \dots, a_{p1}) \in \mathbb{K}^p, \dots, \vec{c}_m = (a_{1m}, \dots, a_{pm}) \in \mathbb{K}^p$

on a  $x_1 \vec{c}_1 = (a_{11}x_1 + \dots + a_{p1}x_1)$

$\vdots$

$x_m \vec{c}_m = (a_{1m}x_m + \dots + a_{pm}x_m)$

si  $\vec{b} = (b_1, \dots, b_p) \in \mathbb{K}^p$  le système peut s'écrire  $x_1 \vec{c}_1 + \dots + x_m \vec{c}_m = \vec{b}$

1 - Systèmes de Cramer

def 5: On appelle système de Cramer un système linéaire dont la matrice  $A$  est carrée et inversible

Théorème 6 (Cramer)

Soit  $A = (a_{ij}) = (\vec{c}_1, \dots, \vec{c}_m)$  et  $\det(A) \neq 0$

un système de Cramer  $\begin{cases} a_{11}x_1 + \dots + a_{1m}x_m = b_1 \\ \vdots \\ a_{m1}x_1 + \dots + a_{mm}x_m = b_m \end{cases}$  admet toujours une et une

seule solution quel que soit le vecteur  $\vec{b} = (b_1, \dots, b_m)$  solution donnée par les

formules de Cramer:  $x_i = \frac{\det(\vec{c}_1, \dots, \vec{c}_{i-1}, \vec{b}, \vec{c}_{i+1}, \dots, \vec{c}_m)}{\det(A)}$

Complexité:  $O(m(m+1)! - 1)$

2 - Généralisation: le système de Rouché - Perron

considérons un système de  $p$  équations à  $m$  inconnues de rang  $r$

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + \dots + a_{1r}x_r + \dots + a_{1m}x_m = b_1 \\ \vdots \\ a_{p1}x_1 + \dots + a_{pr}x_r + \dots + a_{pm}x_m = b_p \end{cases} \quad (2)$$

Prop 7: Il existe un déterminant  $\Delta$  d'ordre,  $r$  non nul extrait de  $A$

def 8:  $\Delta$  s'appelle le déterminant principal de (2)

Les équations dont les indices sont ceux des lignes de  $\Delta$  s'appellent les équations principales

Les inconnues dont les indices sont ceux des colonnes de  $D$  s'appellent les inconnues principales

déf 9: On appelle déterminant caractéristique les déterminants d'ordre  $n+1$  de la forme

$$\begin{array}{c|c} (a_{ij})_{i \in I} & (b_i)_{i \in I} \\ \hline (a_{ij})_{j \in J} & b_k \end{array} \quad \text{avec } k \notin J$$

Prop 14: Les déterminants caractéristiques n'existent que si  $n \leq p$  et il y en a alors  $p-n$

### Théorème 10 (Rouché - Fontené)

Le système (2) admet des solutions si  $p=n$  ou les  $p-n$  déterminants caractéristiques sont nuls

Le système est alors équivalent au système des équations principales, les inconnues principales étant déterminées par un système de  $n$  équations à l'aide des inconnues non principales

### ④ - Utilisation pour des problèmes de géométrie plane complexe

déf 11: Une courbe plane est une courbe qui est entièrement contenue dans une courbe plane et qui est identifiable à une fonction continue  $\gamma: I \rightarrow \mathbb{R}^2$  avec  $I \subset \mathbb{R}$

déf 12: L'image d'une courbe est appelée support de la courbe

Ex 13: • Les courbes quadratiques ou coniques de degré 2  
• Les courbes cubiques de degré 3

### Théorème 14 (Bezout faible)

Soient  $\phi$  une courbe plane de degré  $m$  et  $\psi$  une courbe plane degré  $n$ . Si  $\phi$  et  $\psi$  possèdent plus de  $mn$  points alors les courbes ont une composante commune

Corollaire 15: En reprenant les notations du théorème on a:

• Si  $\phi$  est une droite et si il y a  $mn$  points en commun alors  $\phi$  est une composante de  $\psi$ .

• Si  $\phi$  est une conique et si il y a plus de  $2mn$  points en commun alors:

- $\phi$  est une composante de  $\psi$
- ou  $\phi$  est produit de 2 droites dont l'une est aussi une composante de  $\psi$ .

Prop 16: 5 points du plan affine déterminent une unique conique si et si n'existe pas de droite passant par quatre de ces points

Théorème 17: Soient  $\phi$  et  $\psi$  deux cubiques projectives, sans composante commune qui se coupent en 9 points distincts. Alors toute cubique qui passe par 8 de ces 9 points passe par le neuvième.

## II - Systèmes échelonnés

### ① - Action de groupe aux racines des matrices

déf 17: On considère l'action par translation à gauche de  $GL_p(K)$  sur  $M_{p,n}(K)$  non

$$\begin{array}{ccc} GL_p(K) \times M_{p,n}(K) & \rightarrow & M_{p,n}(K) \\ R, A & \rightarrow & RA \end{array}$$

### a) Systèmes échelonnés

déf 19: On appelle pivot d'une ligne non nulle le coefficient non nul le plus à gauche.

déf 20: Une matrice est dite échelonnée en ligne lorsque:

- Si une ligne est nulle toutes les lignes suivantes sont nulles
- Le pivot d'une ligne est strictement plus à droite que les pivots des lignes précédentes.

déf 21: Une matrice est dite échelonnée réduite si et si tous les pivots sont égaux à 1 et les pivots sont les seuls coefficients non nuls de leur colonne

### b) Algorithme de Gauss

Théorème 22: L'ensemble des matrices échelonnées réduites forment un système d'invariants pour l'action de gauche précédemment.

peu ①

• Algorithme de Gauss-Jordan

$M = 0$

Pour  $j$  de 1 jusqu'à  $n$

Rechercher  $\max(|A_{ij}|), M+1 \leq i \leq n$

Si  $A_{kj} \neq 0$  alors

$M = M+1$

diviser la ligne  $k$  par  $A_{kj}$

Echanger les lignes  $k$  et  $j$

Pour  $i$  de 1 jusqu'à  $p$

Si  $i \neq M$  alors

ajouter à la ligne  $i$  la ligne  $M$  multipliée par  $A_{ij}$

Fin si

Fin Pour

Fin si

Fin Pour

Fin Gauss-Jordan

Complexité:  $O(n^3)$

• Application 23

1) Calcul du Rang d'une matrice

2) Calcul d'inverses

3) Recherche d'un système d'équations d'un jeu défini par une famille génératrice

4) Générateurs de  $GL_n(\mathbb{R})$ : dilatations et translations

5) Générateurs de  $SL_n(\mathbb{R})$ : translations

III - Analyse matricielle

• Stabilité et conditionnement

déf. 24: Le nombre  $\text{Cond}(A) = \|A^{-1}\| \|A\|$  est appelé conditionnement de  $A$ ; il dépend donc du choix des normes

EX 25: La matrice de Hilbert d'ordre  $n$  est la matrice  $H_n$  dont le coefficient d'indice  $(i, j)$

est  $\frac{1}{i+j-1}$

$H_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1/2 \\ 1/2 & 1/3 \end{pmatrix}$ ;  $\text{Cond}_{\infty}(H_2) = 27$

Prop 26: Pour une matrice symétrique inversible  $A$ , le conditionnement calculé relativement à la norme euclidienne est donné par la formule  $\text{Cond}_2(A) = \rho(A) / \rho(A^{-1})$  avec  $\rho$  rayon spectral de  $A$ .

• Méthodes itératives

Méthode de Jacobi: Pour résoudre  $AX = B$  on utilise l'idée suivante:

on écrit  $A = M - N$  avec  $M$  inversible et simple alors  $AX = B \Leftrightarrow X = MX + c$

avec  $P = M^{-1}N$  et  $c = M^{-1}B$

on considère le système  $X = MX + c$  comme un problème de point fixe que l'on résout en posant  $X_0 = 0$

$X_{k+1} = MX_k + c$

Dans le suite nous considérons une matrice symétrique définie positive:

Théorème 27: (Formulation Variational)

Si est solution du système  $AX = B$  qui minimise la fonction  $f: x \rightarrow \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle - \langle b, x \rangle$

Algorithme du gradient

Soit  $x_0$  donné et  $M_0 = b - Ax_0$ . On se fixe un seuil de tolérance  $\epsilon$

Tant que  $\frac{\|M_n\|}{\|A_0\|} \geq \epsilon$  faire

$x_{n+1} = \frac{\|M_n\|^2}{\langle A_n, M_n \rangle} M_n$  (1)

$x_{n+1} = x_n + x_{n+1} M_n$  (2)

$M_{n+1} = b - Ax_{n+1}$  (3)

Théorème 28 L'algorithme du gradient converge vers la solution  $\bar{x}$  du

système  $AX = b$  et pour tout  $m \in \mathbb{N}$  on a:

$\|x_m - \bar{x}\| \leq \left( \frac{\text{Cond}(A)-1}{\text{Cond}(A)+1} \right)^m \sqrt{\text{Cond}(A)} \|x_0 - \bar{x}\|$

De ②

Références :

- $H_2O_2$  : Philippe Colonna, Genmonie
- Bourdon Algèbre :
- Grifone : " Algèbre Linéaire "
- Romio, Wausfeld : " Mathématiques : Tout-en-un pour le lycée 2<sup>e</sup> " p 934

## Théorème de Cayley - Bacharach pour les cubiques

Références: polycopié de P. Costa "système d'équations linéaires et courbes passant par des points finés".

- P. Beyer, "algèbres et géométries".

### Résultats préliminaires:

prop ③ 5 points du plan affine déterminent une unique conique si, et seulement si, il n'y en a pas 4 d'alignés.

Thm (Bézout faible): soient  $\Phi$  une courbe de degré  $m$  et  $\Psi$  une courbe de degré  $n$  qui ont au moins  $m \cdot n + 1$  pts en commun. Alors  $\Phi$  et  $\Psi$  ont une composante en commun.

Corollaire: ① Dans le cas particulier où  $\Psi$  est une droite, si  $\Phi$  et  $\Psi$  ont  $m \cdot n + 1$  pts en commun, alors  $\Psi$  est une composante de  $\Phi$ ;

② si  $\Psi$  est une conique et si il y a  $2m + 1$  pts en commun entre  $\Phi$  et  $\Psi$ , alors  $\Psi$  est le produit de 2 droites, alors l'une d'elles est une composante commune à  $\Psi$  et  $\Phi$ ;

→ sinon  $\Psi$  est une composante de  $\Phi$ .

### Résultat principal:

Thm: soient  $\Phi$  et  $\Psi$  deux cubiques projectives, sans composante commune, qui se coupent en neuf points distincts. Toute cubique qui passe par 8 points passe par le neuvième.

Demo: une cubique est la donnée de 10 coefficients et la condition de passer par 9 points finés s'exprime par un système de neuf équations linéaires homogènes en ces 10 coefficients, on note  $S$  la matrice du système (S).

• La matrice formée par les 9 intersections forme un système d'équation de rang au plus 8: l'espace des solutions du système homogène contient le plan issu de  $\Phi$  et  $\Psi$ :  $\exists \lambda \Phi + \mu \Psi$ ,  $\lambda, \mu \in \mathbb{C}^2 \setminus \{0\}$ . Par le théorème du rang, on a alors:

$$\text{rg}(S) = \dim(\mathbb{C}^{10}) - \ker(S) \leq 10 - 2 = 8$$

• Prenons un sous-système issu de (S) formé par les équations de 8 points d'intersection. [But: montrer que le rang(S) est exactement 8]

Lemme ① Parmi les 9 points d'intersection, il n'y en a pas 4 d'alignés.

② Il n'y en a pas 7 sur une conique.

démo (Lemme)

① Supposons qu'il y en a 4 d'alignés. On peut considérer la droite qui les contient. Ayant  $4 \geq 3 \times 1 + 1$  pts en commun, le Théorème de Bézout (Colloïde pour une cubique et une droite)

en commun.

La seule composante de la droite étant elle-même, on en déduit que  $\Phi$  et  $\Psi$  ont une composante en commun, contradiction.

② Supposons qu'il existe une conique  $\Gamma$  contenant 7 points. Deux cas:  
→ si  $\Gamma$  est dégénérée (càd produit de 2 droites) alors une des 2 droites contient 4 pts parmi les 7, et on est ramené au cas précédent;

→ sinon  $\Gamma$  est la conique commune à  $\Phi$  et  $\Psi$

(on utilise le corollaire dans le 2<sup>nd</sup> cas et  $7 \geq 3 \times 2 + 1$ )

Prenons A un des 8 points. Puisqu'il n'y a pas 4 pts alignés,  $\square$  Lemme  
on peut choisir B parmi les 7 pts restant, puis C hors de (AB), et enfin D hors des droites (AB), (AC) et (BC).

Ainsi les cotés du triangle BCD ne passent pas par A.

De plus, on peut considérer 4 coniques passant par 5 points :

- $\Gamma_A$  qui passe par A, E, F, G, H ;
- $\Gamma_B$  ————— B ————— ;
- $\Gamma_C$  ————— C ————— ;
- $\Gamma_D$  ————— D ————— ;

ceci se prouve grâce à la proposition ④.

Les coniques  $\Gamma_B$ ,  $\Gamma_C$  et  $\Gamma_D$  ne sont pas toutes identiques, sinon elles passeraient toutes par 7 pts du système, ce qui contredit Lemme ②. Ainsi il y a au moins 1 de ces 3 coniques distinctes de  $\Gamma_A$ , et puisque disons  $\Gamma_D$ , et puisque  $\Gamma_A$  et  $\Gamma_D$  ont déjà 4 points en commun, on sait que  $\Gamma_D$  ne passe pas par A.

Enfin, en considérant le produit  $\Gamma_D$  par (BC), on obtient une cubique passant par 7 pts mais pas par le 8<sup>ème</sup> point. D'où l'indépendance des équations du sous-système considéré, et finalement, (S) est de rang 8.

En reformulant ceci, on aboutit bien au résultat suivant :

Toute cubique dont le vecteur des coefficients satisfait 8 des 9 équations de (S), satisfait automatiquement la 9<sup>ème</sup>.

ie si la cubique passe par 8 des 9 points, elle passe par le 9<sup>ème</sup>.

$\square$  Thm

## Méthode du gradient à pas optimal

Ce développement est extrait du *Cours de mathématiques pures et appliquées, volume 1* de Ramis, Warusfel et Moulin. La preuve de l'inégalité de Kantorovitch se trouve dans les oraux X-ENS.

Soit  $A$  une matrice symétrique définie positive. On utilise sans démonstration le résultat suivant :  $\bar{x}$  est la solution du système  $Ax = b$  si et seulement s'il minimise la fonction  $f : x \mapsto \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle - \langle b, x \rangle$ . Il s'agit d'appliquer l'algorithme de minimisation du gradient à pas optimal à la fonction  $f$  : on construit la suite  $(x_n)$  en posant

$$x_{n+1} = x_n + \alpha_{n+1} r_n$$

où  $r_n = -\nabla f(x_n) = b - Ax_n$  (direction de plus grande pente) et  $\alpha_{n+1}$  est le pas optimal, c'est-à-dire que

$$f(x_n + \alpha_{n+1} r_n) = \min_{\alpha > 0} f(x_n + \alpha r_n).$$

On vérifie que  $\alpha_{n+1} = \frac{\|r_n\|^2}{\langle Ar_n, r_n \rangle}$ , défini tant que  $x_n \neq \bar{x}$ . On rappelle l'algorithme :

Soit  $x_0$  donné et  $r_0 = b - Ax_0$ . On se fixe un seuil de tolérance  $TOL$ .

Tant que  $\frac{\|r_n\|}{\|r_0\|} \geq TOL$ , faire

$$\alpha_{n+1} = \frac{\|r_n\|^2}{\langle Ar_n, r_n \rangle} \quad (1)$$

$$x_{n+1} = x_n + \alpha_{n+1} r_n \quad (2)$$

$$r_{n+1} = b - Ax_{n+1}. \quad (3)$$

**Théorème.** *L'algorithme du gradient converge vers la solution  $\bar{x}$  du système  $Ax = b$  et, pour tout  $n \in \mathbb{N}$*

$$\|x_n - \bar{x}\| \leq \left( \frac{\text{Cond}(A) - 1}{\text{Cond}(A) + 1} \right)^n \sqrt{\text{Cond}(A)} \|x_0 - \bar{x}\|.$$

*Démonstration.*

**Lemme.** *Inégalité de Kantorovitch Soit  $A \in M_N(\mathbb{R})$  symétrique définie positive, de valeurs propres minimale et maximale  $\lambda_m$  et  $\lambda_M$ . Alors*

$$\forall x \in \mathbb{R}, \quad \frac{\|x\|^4}{\|x\|_{A^{-1}}^2 \|x\|_A^2} \geq 4 \frac{\lambda_m \lambda_M}{(\lambda_M + \lambda_m)^2}$$

où  $\|x\|_A = \sqrt{\langle Ax, x \rangle}$ .

*Démonstration.* Il suffit de montrer cette inégalité pour  $x$  de norme 1, ce qu'on supposera dans la suite.  $A$  est symétrique donc il existe une base  $(e_1, \dots, e_n)$  orthonormale de vecteurs propres de  $A$ . On note  $x = \sum x_i e_i$  et  $0 < \lambda_1 \leq \dots \leq \lambda_n$  les valeurs propres de  $A$ .

$$\begin{aligned} \langle Ax, x \rangle \langle A^{-1}x, x \rangle &= \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\lambda_i} x_i^2 = \frac{\lambda_1}{\lambda_n} \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i^2 \sum_{i=1}^n \frac{\lambda_1}{\lambda_i} x_i^2 \\ &\leq \frac{\lambda_1}{4\lambda_n} \left( \sum_{i=1}^n \left( \frac{\lambda_i}{\lambda_n} + \frac{\lambda_1}{\lambda_i} \right) x_i^2 \right)^2. \end{aligned}$$

Après étude de la fonction  $x \mapsto x + \frac{1}{x}$  qui atteint son maximum  $1 + \frac{1}{\lambda_1^n}$  en  $\lambda_1$  et en  $\lambda_n$ , on en déduit que

$$\langle Ax, x \rangle \langle A^{-1}x, x \rangle \leq \frac{\lambda_1}{4\lambda_n} \left( \left( 1 + \frac{\lambda_n}{\lambda_1} \sum_{i=1}^n x_i^2 \right)^2 \right) \leq \frac{\lambda_1}{4\lambda_n} \left( 1 + \frac{\lambda_n}{\lambda_1} \right)^2 = \frac{(\lambda_1 + \lambda_n)^2}{4\lambda_1\lambda_n}.$$

Il suffit d'inverser cette formule pour obtenir l'inégalité escomptée.  $\square$

Pour la preuve générale, remarquons que

$$f(x) = \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle - \langle b, x \rangle = \frac{1}{2} \langle Ax, x \rangle - \langle A\bar{x}, x \rangle = \frac{1}{2} \langle A(x - \bar{x}), x - \bar{x} \rangle - \frac{1}{2} \langle A\bar{x}, \bar{x} \rangle,$$

c'est-à-dire  $f(x) = \frac{1}{2} \|x - \bar{x}\|_A^2 - \frac{1}{2} \langle A\bar{x}, \bar{x} \rangle$ . L'algorithme garantit la décroissance de  $f$  à chaque itération. Reste à voir qu'on a en fait une contractance de  $f$  :

$$\frac{\|x_{n+1} - \bar{x}\|_A^2}{\|x_n - \bar{x}\|_A^2} = \frac{\|x_n + \alpha_{n+1}r_n - \bar{x}\|_A^2}{\|x_n - \bar{x}\|_A^2} = \frac{\|x_n - \bar{x}\|_A^2 + \alpha_{n+1}^2 \|r_n\|_A^2 + 2 \langle A(x_n - \bar{x}), \alpha_{n+1}r_n \rangle}{\|x_n - \bar{x}\|_A^2} \quad (4)$$

$$= 1 + \frac{\|r_n\|^4 / \|r_n\|_A^2 + 2\alpha_{n+1} \langle Ax_n - b, b - Ax_n \rangle}{\|x_n - \bar{x}\|_A^2} \quad (5)$$

$$= 1 - \frac{\|r_n\|^4 / \|r_n\|_A^2}{\|x_n - \bar{x}\|_A^2} = 1 - \frac{\|r_n\|^4}{\|r_n\|_A^2 \|A^{-1}r_n\|_A^2} = 1 - \frac{\|r_n\|^4}{\langle Ar_n, r_n \rangle \langle A^{-1}r_n, r_n \rangle}. \quad (6)$$

On peut alors appliquer l'inégalité de Kantorovitch qui donne

$$\|x_{n+1} - \bar{x}\|_A^2 \leq \left( 1 - 4 \frac{\lambda_1 \lambda_n}{(\lambda_1 + \lambda_n)^2} \right) \|x_n - \bar{x}\|_A^2 \quad (7)$$

$$\leq \left( \frac{\lambda_1 - \lambda_n}{\lambda_1 + \lambda_n} \right)^2 \|x_n - \bar{x}\|_A^2. \quad (8)$$

$$\leq \left( \frac{1 - \text{Cond}(A)}{1 + \text{Cond}(A)} \right)^2 \|x_n - \bar{x}\|_A^2. \quad (9)$$

Ceci montre la convergence linéaire de  $(x_n)$  vers  $\bar{x}$  pour  $\| \cdot \|_A$ . Or, pour tout  $x$ ,  $\leq \lambda_1 \|x\|^2 \langle Ax, x \rangle = \|x\|_A^2 \leq \lambda_n \|x\|^2$ , c'est-à-dire

$$\|x_n - \bar{x}\| \leq \left( \frac{1 - \text{Cond}(A)}{1 + \text{Cond}(A)} \right)^n \sqrt{\lambda_n / \lambda_1} \|x_0 - \bar{x}\| = \left( \frac{1 - \text{Cond}(A)}{1 + \text{Cond}(A)} \right)^n \sqrt{\text{Cond}(A)} \|x_0 - \bar{x}\|,$$

ce qu'il fallait montrer.  $\square$