

Exercice numéro 5: Moindres carrés, régularisation, maximum d'entropie

Problème 1 : Dans un système d'imagerie, nous avons établi la relation $\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f} + \boldsymbol{\epsilon}$ où \mathbf{g} est un vecteur contenant les projections (mesures) $\{g_m, m = 1 \cdots, M\}$, $\boldsymbol{\epsilon}$ est un vecteur représentant les erreurs de mesures $\{\epsilon_m, m = 1 \cdots, M\}$, \mathbf{f} est un vecteur représentant les pixels de l'image $\{f_n, n = 1 \cdots, N\}$, et \mathbf{H} est une matrice dont les éléments $\{a_{mn}\}$ dépendent de la géométrie du système et sont supposés connus.

- Supposons d'abord que $M = N$ et que la matrice \mathbf{H} soit inversible. Pourquoi la solution $\hat{\mathbf{f}}_0 = \mathbf{H}^{-1}\mathbf{g}$ n'est, en général, pas une solution satisfaisante ?

Quelle relation existe-t-il entre $\frac{\|\delta\hat{\mathbf{f}}_0\|}{\|\hat{\mathbf{f}}_0\|}$ et $\frac{\|\delta\mathbf{g}\|}{\|\mathbf{g}\|}$?

- Revenons maintenant au cas général $M \neq N$. Montrez alors qu'on peut définir des solutions au sens des moindres carrés (MC), *i.e.* $\hat{\mathbf{f}}_1$ qui minimise

$$J_1(\mathbf{f}) = \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{f}\|^2$$

Montrez que, toute solution de l'équation $\mathbf{H}'\mathbf{H}\mathbf{f} = \mathbf{H}'\mathbf{g}$ est une solution au sens des moindres carrés du problème et que lorsque $\mathbf{H}'\mathbf{H}$ est inversible il existe une solution unique donnée par

$$\hat{\mathbf{f}}_1 = [\mathbf{H}'\mathbf{H}]^{-1}\mathbf{H}'\mathbf{g}$$

Quelle relation existe-t-il alors entre $\frac{\|\delta\hat{\mathbf{f}}_1\|}{\|\hat{\mathbf{f}}_1\|}$ et $\frac{\|\delta\mathbf{g}\|}{\|\mathbf{g}\|}$?

- Quelle relation existe entre la covariance de $\hat{\mathbf{f}}_1$ et covariance de \mathbf{g} ?
- Considérons maintenant le cas $M < N$. En évidence, $\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f}$ a une infinité de solutions. La solution de norme minimale s'écrit:

$$\hat{\mathbf{f}} = \arg \min_{\mathbf{H}\mathbf{f}=\mathbf{g}} \{\|\mathbf{f}\|^2\}$$

Montrez que cette solution s'obtient par la résolution du système d'équations suivante:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I} & -\mathbf{H}^t \\ \mathbf{H} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{f} \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{g} \end{bmatrix}$$

qui donne finalement

$$\hat{\mathbf{f}}_2 = \mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t)^{-1}\mathbf{g}$$

si $\mathbf{H}\mathbf{H}^t$ est inversible.

- Montrez que avec cette solution $\hat{\mathbf{g}} = \mathbf{H}\hat{\mathbf{f}}_2 = \mathbf{g}$.
- Quelle relation existe entre la covariance de $\hat{\mathbf{f}}_2$ et covariance de \mathbf{g} ?
- Revenons au cas général $M \neq N$ et définissons

$$\hat{\mathbf{f}} = \arg \min_{\mathbf{f}} \{J(\mathbf{f})\} \quad \text{avec} \quad J(\mathbf{f}) = \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{f}\|^2 + \lambda\|\mathbf{f}\|^2$$

Montrez que, pour tout $\lambda > 0$, cette solution existe et unique et s'écrit:

$$\hat{\mathbf{f}} = [\mathbf{H}'\mathbf{H} + \lambda\mathbf{I}]^{-1}\mathbf{H}'\mathbf{g}$$

- Quelle relation existe entre $\hat{\mathbf{g}} = \mathbf{H}\hat{\mathbf{f}}$ et \mathbf{g} ?
- Quelle relation existe entre la covariance de $\hat{\mathbf{f}}$ et covariance de \mathbf{g} ?
- Une autre solution régularisée $\hat{\mathbf{f}}_2$ à ce problème est de minimiser un critère de la forme

$$J_2(\mathbf{f}) = \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\mathbf{f}\|^2 + \lambda\|\mathbf{D}\mathbf{f}\|^2,$$

où \mathbf{D} est une matrice approximant un opérateur linéaire de dérivation.

Montrez que cette solution s'écrit:

$$\hat{\mathbf{f}}_2 = \arg \min_{\mathbf{f}} \{J_2(\mathbf{f})\} = [\mathbf{H}'\mathbf{H} + \lambda\mathbf{D}'\mathbf{D}]^{-1}\mathbf{H}'\mathbf{g}$$

Pourquoi cette solution est-elle préférable à $\hat{\mathbf{f}}_0$ et à $\hat{\mathbf{f}}_1$ et $\hat{\mathbf{f}}_2$?

Problème 2:

Considérons le problème $\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f}$. Nous cherchons une solution $\hat{\mathbf{f}}$ pour le problème inverse telle que $\hat{\mathbf{f}} = \mathbf{M}\mathbf{g}$, c'est-à-dire qu'elle soit une fonction linéaire des données \mathbf{g} . Nous cherchons à déterminer la matrice d'inversion \mathbf{M} en imposant un certain nombre de contraintes sur elle.

- Supposons d'abord qu'il existe une solution \mathbf{f}^* telle que $\mathbf{H}\mathbf{f}^* = \mathbf{g}$. Alors,

$$\hat{\mathbf{f}} = \mathbf{M}\mathbf{g} = \mathbf{M}\mathbf{H}\mathbf{f}^* = \mathbf{R}\mathbf{f}^*$$

La matrice $\mathbf{R} - \mathbf{M}\mathbf{H}$ mesure le *pouvoir de la résolution dans l'espace des solutions* de l'opérateur inverse \mathbf{M} . Le cas idéal est $\mathbf{R} = \mathbf{I}$, ce qui revient à exiger $\mathbf{M} = \mathbf{H}^{-1}$, ce qui est souvent impossible. Cherchons alors la matrice \mathbf{M} telle que

$$J_1(\mathbf{M}) = \|\mathbf{R} - \mathbf{I}\|^2 = \|\mathbf{M}\mathbf{H} - \mathbf{I}\|^2$$

soit minimale. Montrez alors que la solution s'écrit

$$\frac{\partial J_1}{\partial \mathbf{M}} = [\mathbf{M}\mathbf{H} - \mathbf{I}]\mathbf{H}^t = [0] \longrightarrow \mathbf{M} = \mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t)^{-1}$$

- Une deuxième argumentation est de chercher \mathbf{M} telle que $\hat{\mathbf{g}} = \mathbf{H}\hat{\mathbf{f}} = \mathbf{H}\mathbf{M}\mathbf{g} = \mathbf{N}\mathbf{g}$ soit la plus proche de \mathbf{g} . La matrice $\mathbf{N} - \mathbf{H}\mathbf{M}$ mesure le *pouvoir de la résolution dans l'espace des données* de l'opérateur inverse \mathbf{M} . Le cas idéal est $\mathbf{N} = \mathbf{I}$, ce qui revient de nouveau à exiger $\mathbf{M} = \mathbf{H}^{-1}$, ce qui est souvent impossible. Cherchons alors la matrice \mathbf{M} telle que

$$J_2(\mathbf{M}) = \|\mathbf{N} - \mathbf{I}\|^2 = \|\mathbf{H}\mathbf{M} - \mathbf{I}\|^2$$

soit minimale. Montrez alors que la solution s'écrit Montrez alors que la solution s'écrit

$$\frac{\partial J_2}{\partial \mathbf{M}} = [\mathbf{H}\mathbf{M} - \mathbf{I}]\mathbf{H}^t = [0] \longrightarrow \mathbf{M} = (\mathbf{H}^t\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}^t$$

- Notons que $\text{cov}[\hat{\mathbf{f}}] = \text{cov}[\mathbf{M}\mathbf{g}] = \mathbf{M}\text{cov}[\mathbf{g}]\mathbf{M}^t$ et si $\text{cov}[\mathbf{g}] = \mathbf{I}$ on a $\text{cov}[\hat{\mathbf{f}}] = \mathbf{M}\mathbf{M}^t$. Le cas idéal pour une solution inverse $\hat{\mathbf{f}}$ est avoir une matrice de covariance proche d'identité \mathbf{I} . On peut donc définir un troisième critère

$$J_3(\mathbf{M}) = \|\mathbf{U}\|^2 = \|\mathbf{M}\mathbf{M}^t\|^2$$

qui peut servir pour contraindre \mathbf{M} . Écrivez l'expression de $\frac{\partial J_3}{\partial \mathbf{M}}$.

- Définissons $J(\mathbf{M}) = \alpha_1 J_1(\mathbf{M}) + \alpha_2 J_2(\mathbf{M}) + \alpha_3 J_3(\mathbf{M})$. Écrivez l'expression de $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{M}}$ et l'expression de \mathbf{M} qui minimise $J(\mathbf{M})$ pour différentes combinaisons de $(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3)$. Dans chaque cas Écrivez l'expression de \mathbf{R} , \mathbf{N} et \mathbf{U} .

Vérifier ce tableau :

$\alpha_1\alpha_2\alpha_3$	\mathbf{M}	$\mathbf{N} = \mathbf{H}\mathbf{M}$	$\mathbf{R} = \mathbf{M}\mathbf{H}$	$\mathbf{U} = \mathbf{M}\mathbf{M}^t$
1 0 0	$\mathbf{M} = \mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t)^{-1}$	\mathbf{I}	$\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t)^{-1}\mathbf{H}$	$\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t)^{-2}\mathbf{H}^t$
0 1 0	$\mathbf{M} = (\mathbf{H}^t\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}^t$	$\mathbf{H}(\mathbf{H}^t\mathbf{H})^{-1}\mathbf{H}^t$	\mathbf{I}	$(\mathbf{H}^t\mathbf{H})^{-1}$
1 0 1	$\mathbf{M} = \mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t + \lambda\mathbf{I})^{-1}$	$\mathbf{H}\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t + \lambda\mathbf{I})^{-1}$	$\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t + \lambda\mathbf{I})^{-1}\mathbf{H}$	$\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t + \lambda\mathbf{I})^{-2}\mathbf{H}$
0 1 1	$\mathbf{M} = (\mathbf{H}^t\mathbf{H} + \lambda\mathbf{I})^{-1}\mathbf{H}^t$	$\mathbf{H}(\mathbf{H}^t\mathbf{H} + \lambda\mathbf{I})^{-1}\mathbf{H}^t$	$(\mathbf{H}^t\mathbf{H} + \lambda\mathbf{I})^{-1}\mathbf{H}^t\mathbf{H}$	$(\mathbf{H}^t\mathbf{H} + \lambda\mathbf{I})^{-1}\mathbf{H}^t\mathbf{H}(\mathbf{H}^t\mathbf{H} + \lambda\mathbf{I})^{-1}$
1 1 0	$\mathbf{M} = \mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t)^{-1}$	\mathbf{I}	$\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t)^{-1}\mathbf{H}$	$\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t)^{-2}\mathbf{H}$
1 1 1	$\mathbf{M} = \mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t + \lambda\mathbf{I})^{-1}$	$\mathbf{H}\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t + \lambda\mathbf{I})^{-1}$	$\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t + \lambda\mathbf{I})^{-1}\mathbf{H}$	$\mathbf{H}^t(\mathbf{H}\mathbf{H}^t + \lambda\mathbf{I})^{-2}\mathbf{H}$

Problème 3:

Considérons le problème $\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f}$ et supposons que \mathbf{f} représente une image avec $f_n \geq 0$. Supposons que le système $\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f}$ est sous-déterminée et que nous cherchons à choisir parmi toutes ses solutions, celle qui maximise l'entropie

$$S = - \sum_j f_j \ln f_j$$

1. Montrez que cette solution existe et s'écrit:

$$f_j = \exp \left[-\lambda_0 - \sum_i H_{ij} \lambda_i \right]$$

où $\boldsymbol{\lambda} = \{\lambda_i, i = 1, \dots, M\}$ s'obtient en résolvant le système d'équations suivante:

$$\sum_j H_{ij} \exp \left[-\lambda_0 - \sum_i H_{ij} \lambda_i \right] = g_i$$

et où λ_0 est une constante qui ne peut être fixée que si on impose par exemple $\sum_j f_j = 1$.

2. Montrez que cette solution peut aussi s'écrire:

$$f_j = \frac{1}{Z(\boldsymbol{\lambda})} \exp \left[- \sum_i H_{ij} \lambda_i \right]$$

où

$$-\ln Z(\boldsymbol{\lambda}) = \ln f_j + [\mathbf{H}^t \boldsymbol{\lambda}]_j$$

et où $\boldsymbol{\lambda}$ s'obtient en résolvant le système d'équations suivante:

$$\frac{\partial \ln Z(\boldsymbol{\lambda})}{\partial \lambda_i} = g_i$$

3. Montrez aussi que $\boldsymbol{\lambda}$ s'obtient aussi par optimisation du critère dual $D(\boldsymbol{\lambda}) = \|\mathbf{g} - \mathbf{H} \exp[-\mathbf{H}\mathbf{f}]\|^2$.
4. Écrivez un algorithme itératif du type gradient ou de Newton qui calcule cette solution en précisant le coût de calcul dans chaque étape. Pour cela, vous pouvez utiliser deux routines `g=direct(H,f)` qui calcule $\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f}$ et `f=transp(H,g)` qui calcule $\mathbf{f} = \mathbf{H}^t \mathbf{g}$.

Problème 4:

Considérons le problème $\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f}$ et supposons que \mathbf{f} représente une image moyenne, *i.e.* chaque f_n correspond à l'espérance d'une grandeur Z_n . Les mesures g_m (supposés sans bruit) peuvent alors être considérées comme une combinaison linéaire de $E\{Z_n\}$, *i.e.*;

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f} \longrightarrow g_m = \sum_{n=1}^N a_{m,n} f_n = \sum_{n=1}^N a_{m,n} E\{Z_n\}, \quad m = 1, \dots, M.$$

Trouvez la forme de la densité de probabilité $p(\mathbf{z})$ qui satisfait ces contraintes et qui maximise

$$- \int p(\mathbf{z}) \ln \left(\frac{p(\mathbf{z})}{\mu(\mathbf{z})} \right) d\mathbf{z},$$

où $\mu(\mathbf{z})$ est une densité de référence connue. Montrez alors que lorsque $\mu(\mathbf{z})$ est séparable, *i.e.*; $\mu(\mathbf{z}) = \prod_{j=1}^N \mu(z_n)$, alors $p(\mathbf{z})$ l'est aussi, *i.e.*;

$$p(\mathbf{z}) = \prod_{j=1}^N p(z_n) \quad \text{avec} \quad p(z_n) \propto \mu(z_n) \exp \left[\sum_{m=1}^M a_{m,n} \lambda_m z_n \right],$$

Notant que $f_n = E\{Z_n\}$ montrez que

1. si $\mu(z_n) \propto \exp[-\frac{1}{2}z_n^2]$ on a

$$p(z_n) \propto \exp \left[-\frac{1}{2}z_n^2 + \sum_{m=1}^M a_{m,n} \lambda_m z_n \right],$$

et par conséquent

$$f_n = \sum_{m=1}^M a_{m,n} \lambda_m, \text{ ou encore } \mathbf{f} = \mathbf{H}' \boldsymbol{\lambda}$$

où $\{\lambda_m\}$ sont solution du système d'équations

$$g_m = \sum_{n=1}^N a_{m,n} \sum_{i=0}^M a_{m,n} \lambda_m, \text{ ou encore } \mathbf{g} = \mathbf{H} \mathbf{H}' \boldsymbol{\lambda},$$

ce qui permet d'écrire (supposons que $\mathbf{H} \mathbf{H}'$ est inversible)

$$\mathbf{f} = \mathbf{H}' [\mathbf{H} \mathbf{H}']^{-1} \mathbf{g}$$

Interpréter alors ce résultat.

2. si $\mu(z_n) \propto \exp[-z_n]$, $z_n > 0$ on a

$$p(z_n) \propto \exp \left[-z_n - \sum_{m=1}^M a_{m,n} \lambda_m z_n \right], \quad z_n > 0$$

et par conséquent

$$f_n = 1 + \sum_{m=1}^M a_{m,n} \lambda_m, \text{ ou encore } \mathbf{f} = \mathbf{1} + \mathbf{H}' \boldsymbol{\lambda}$$

où $\{\lambda_m\}$ sont solution du système d'équations

$$g_m = \sum_{n=1}^N a_{m,n} (1 + \sum_{i=0}^M a_{m,n} \lambda_m), \text{ ou encore } \mathbf{g} = \mathbf{H} \mathbf{1} + \mathbf{H} \mathbf{H}' \boldsymbol{\lambda},$$

ce qui permet d'écrire (supposons que $\mathbf{H} \mathbf{H}'$ est inversible)

$$\mathbf{f} = \mathbf{1} + \mathbf{H}' [\mathbf{H} \mathbf{H}']^{-1} (\mathbf{g} - \mathbf{H} \mathbf{1}) = \mathbf{H}' [\mathbf{H} \mathbf{H}']^{-1} \mathbf{g} + (\mathbf{I} - \mathbf{H}' [\mathbf{H} \mathbf{H}']^{-1} \mathbf{H}) \mathbf{1}$$

Interpréter alors ce résultat.

3. si $\mu(z_n) \propto z_n^{(\alpha-1)} = \exp[(\alpha-1) \ln z_n]$, $z_n > 0$ on a

$$p(z_n) \propto \exp \left[(\alpha-1) \ln z_n - \sum_{m=1}^M a_{m,n} \lambda_m z_n \right], \quad z_n > 0$$

qui est une loi *Gamma*(α, β) avec $\beta = \sum_{m=1}^M a_{m,n} \lambda_m$ et par conséquent

$$f_n = \mathbb{E}\{Z_n\} = \frac{\alpha}{\beta} = \frac{\alpha}{\sum_{m=1}^M a_{m,n} \lambda_m},$$

où $\{\lambda_m\}$ sont solution du système d'équations

$$g_m = \sum_{n=1}^N a_{m,n} \frac{\alpha}{\sum_{m=1}^M a_{m,n} \lambda_m}$$

ce qui permet d'écrire (symboliquement ou avec les notations Matlab)

$$\begin{aligned} \mathbf{f} &= \frac{\alpha}{\mathbf{H}' \boldsymbol{\lambda}} & \text{ou encore} & \quad \mathbf{f} = \alpha \mathbf{1} ./ \mathbf{H}' \boldsymbol{\lambda} \\ \mathbf{g} &= \mathbf{H} \frac{\alpha}{\mathbf{H}' \boldsymbol{\lambda}} & \text{ou encore} & \quad \mathbf{g} = \mathbf{H} (\alpha \mathbf{1} ./ \mathbf{H}' \boldsymbol{\lambda}) = (\alpha \mathbf{H} \mathbf{1}) ./ (\mathbf{H}' \boldsymbol{\lambda}) \end{aligned}$$

Interpréter alors ce résultat.