

Extrait de la thèse de Jérôme Gilles (2006)

Annexe A

Méthode de projection non-linéaire

Dans [20] Antonin Chambolle propose un algorithme basé sur une technique de projection non-linéaire pour résoudre une certaine catégorie de fonctionnelle à base de variation totale.

A.1 Notations - Définitions préliminaires

On suppose que l'on traite une image de taille $M \times N$. On notera $X = \mathbb{R}^{M \times N}$ et $Y = X \times X$.

Définition A.1.1 Soit $u \in X$ alors le gradient discret de u , noté $\nabla u \in Y = X \times X$ est défini par :

$$(\nabla u)_{i,j} = ((\nabla u)_{i,j}^1, (\nabla u)_{i,j}^2) \quad (\text{A.1})$$

avec $\forall i, j \in \llbracket 0, \dots, M-1 \rrbracket \times \llbracket 0, \dots, N-1 \rrbracket$

$$(\nabla u)_{i,j}^1 = \begin{cases} u_{i+1,j} - u_{i,j} & \text{si } i < M-1 \\ 0 & \text{si } i = M-1 \end{cases} \quad (\text{A.2})$$

$$(\nabla u)_{i,j}^2 = \begin{cases} u_{i,j+1} - u_{i,j} & \text{si } j < N-1 \\ 0 & \text{si } j = N-1 \end{cases} \quad (\text{A.3})$$

Définition A.1.2 Soit $p \in Y$ ($p = (p^1, p^2)$), on définit la divergence discrète $\text{div} : Y \rightarrow X$ telle que $\text{div} = -\nabla^*$ (∇^* est l'opérateur adjoint de ∇) par :

$$(\text{div } p)_{i,j} = \begin{cases} p_{i,j}^1 - p_{i-1,j}^1 & \text{si } 0 < i < M-1 \\ p_{i,j}^1 & \text{si } i = 0 \\ -p_{i-1,j}^1 & \text{si } i = M-1 \end{cases} + \begin{cases} p_{i,j}^2 - p_{i,j-1}^2 & \text{si } 0 < j < N-1 \\ p_{i,j}^2 & \text{si } j = 0 \\ -p_{i,j-1}^2 & \text{si } j = N-1 \end{cases} \quad (\text{A.4})$$

On rappelle que : $\langle -\text{div } p, u \rangle_X = \langle p, \nabla u \rangle_Y$

A.2 Variation totale

Dans le cas discret, la variation totale s'exprime par :

$$J(u) = \sum_{\substack{0 < i < M-1 \\ 0 < j < N-1}} |(\nabla u)_{i,j}| \quad (\text{A.5})$$

$$= \sum_{\substack{0 < i < M-1 \\ 0 < j < N-1}} \sqrt{((\nabla u)_{i,j}^1)^2 + ((\nabla u)_{i,j}^2)^2} \quad (\text{A.6})$$

Or J est une fonction 1-homogène ($J(\lambda u) = \lambda J(u)$), si on applique la transformée de Legendre-Fenchel on obtient :

$$J^*(v) = \sup_u \langle u, v \rangle_X - J(u) \quad (\text{A.7})$$

avec

$$\langle u, v \rangle_X = \sum_{i,j} u_{i,j} v_{i,j} \quad (\text{A.8})$$

où J^* est la fonction caractéristique de l'ensemble convexe fermé K :

$$J^*(v) = \chi_K(v) = \begin{cases} 0 & \text{si } v \in K \\ +\infty & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{A.9})$$

Rq : on a la propriété $J^{**} = J$.

Dans le cas continu (voir les propriétés de l'espace BV), on a :

$$K = G_1 = \{ \text{div } \xi : \xi \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^2); |\xi(x)| \leq 1, \forall x \in \Omega \} \quad (\text{A.10})$$

alors

$$J(u) = \sup_{\xi} \left\{ \int_{\Omega} u(x) \text{div } \xi(x) dx : \xi \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^2); |\xi(x)| \leq 1, \forall x \in \Omega \right\} \quad (\text{A.11})$$

or $\int_{\Omega} u(x) \text{div } \xi(x) dx = \langle u, \text{div } \xi \rangle_X$ on peut réécrire :

$$J(u) = \sup_{\xi} \langle u, \text{div } \xi \rangle_X \quad (\text{A.12})$$

ou encore si l'on pose $v = \text{div } \xi$,

$$J(u) = \sup_{v \in K} \langle u, v \rangle_X \quad (\text{A.13})$$

On aimerait une expression identique dans le cas discret. Pour cela Antonin Chambolle a montré le lemme suivant :

Lemme A.2.1 Dans le cas discret, on a :

$$J(u) = \sup_{v \in G_1} \langle v, u \rangle \quad (\text{A.14})$$

$$\text{où } G_1 = \{\text{div } p; p \in Y; |p_{i,j}| \leq 1\} \quad (\text{A.15})$$

Définition A.2.2 On définit le produit scalaire sur Y : soient $p \in Y, q \in Y$ tel que $p = (p^1, p^2)$ et $q = (q^1, q^2)$ alors

$$\langle p, q \rangle_Y = \sum_{\substack{0 < i < M-1 \\ 0 < j < N-1}} (p_{i,j}^1 q_{i,j}^1 + p_{i,j}^2 q_{i,j}^2) \quad (\text{A.16})$$

A.3 Algorithme

On veut donc résoudre

$$\min_{u \in X} \frac{\|u - g\|^2}{2\lambda} + J(u) \quad (\text{A.17})$$

avec $g \in X, \lambda > 0, \|\cdot\|$ la norme euclidienne définie par $\|u\|^2 = \langle u, u \rangle_X$.

Si l'on applique Euler-Lagrange à A.17 on obtient

$$\frac{2(u - g)}{2\lambda} + \partial J(u) \ni 0 \quad (\text{A.18})$$

$$\iff u - g + \lambda \partial J(u) \ni 0 \quad (\text{A.19})$$

où ici ∂J est le pseudo-différentiel de J défini par

$$w \in \partial J(u) \iff J(v) \geq J(u) + \langle w, v - u \rangle_X \quad \forall v \quad (\text{A.20})$$

alors A.19 peut être réécrit comme

$$\frac{g - u}{\lambda} \in \partial J(u) \quad (\text{A.21})$$

$$\iff \partial J^* \left(\frac{g - u}{\lambda} \right) \ni u \quad (\text{A.22})$$

$$\iff \frac{u}{\lambda} \in \frac{1}{\lambda} \partial J^* \left(\frac{g - u}{\lambda} \right) \quad (\text{A.23})$$

$$\iff \frac{g}{\lambda} \in \frac{g - u}{\lambda} + \frac{1}{\lambda} \partial J^* \left(\frac{g - u}{\lambda} \right) \quad (\text{A.24})$$

Supposons que l'on cherche un minimiseur de

$$\frac{\|w - \left(\frac{g}{\lambda}\right)\|^2}{2} + \frac{1}{\lambda} J^*(w) \quad (\text{A.25})$$

on applique Euler-Lagrange à A.25, on obtient alors

$$w - \frac{g}{\lambda} + \frac{1}{\lambda} \partial J^*(w) \ni 0 \quad (\text{A.26})$$

$$\iff w + \frac{1}{\lambda} \partial J^*(w) \ni \frac{g}{\lambda} \quad (\text{A.27})$$

On voit donc grâce à A.24 que

$$w = \frac{g - u}{\lambda} \quad (\text{A.28})$$

est un minimiseur de A.25

Or comme $J^*(w) = \chi_{G_1}(w)$ et si $w = P_{G_1} \left(\frac{g}{\lambda} \right)$ (l'opérateur de projection sur G_1) alors $J^*(w) = 0$ et $\|w - \frac{g}{\lambda}\|$ est minimum. Donc

$$P_{G_1} \left(\frac{g}{\lambda} \right) = \frac{g - u}{\lambda} \quad (\text{A.29})$$

$$u = g - \lambda P_{G_1} \left(\frac{g}{\lambda} \right) \quad (\text{A.30})$$

On note $P_{G_\lambda} \left(\frac{g}{\lambda} \right) = \lambda P_{G_1} \left(\frac{g}{\lambda} \right)$, on a alors

$$u = g - P_{G_\lambda} \left(\frac{g}{\lambda} \right) \quad (\text{A.31})$$

Il reste donc à trouver le moyen de calculer $P_{G_\lambda}(g)$. A.Chambolle donne le résultat suivant :

$$\text{calculer } P_{G_\lambda}(g) \iff \min_{p \in \mathbb{R}^3} \{ \|\lambda \text{div}(p) - g\|^2; |p_{i,j}| \leq 1 \quad \forall i, j \} \quad (\text{A.32})$$

Les conditions de Karush-Kuhn-Tucker montrent l'existence d'un multiplicateur de Lagrange $\alpha_{i,j} \geq 0$ associé à chaque contrainte de A.32 tel que l'on ait $\forall i, j$:

$$-(\nabla(\lambda \text{div}(p) - g))_{i,j} + \alpha_{i,j} p_{i,j} = 0 \quad (\text{A.33})$$

avec

$$\alpha_{i,j} > 0 \quad \text{et} \quad |p_{i,j}| = 1 \quad (\text{A.34})$$

$$\alpha_{i,j} = 0 \quad \text{et} \quad |p_{i,j}| < 1. \quad (\text{A.35})$$

On voit alors que si $\alpha_{i,j} = 0$, alors $(\nabla(\lambda \text{div}(p) - g))_{i,j} = 0$; donc ce cas n'est pas intéressant. Donc passons au cas $\alpha_{i,j} \neq 0$:

$$\alpha_{i,j} p_{i,j} = (\nabla(\text{div}(p) - g))_{i,j} \quad (\text{A.36})$$

$$\Rightarrow |\alpha_{i,j} p_{i,j}| = |(\nabla(\text{div}(p) - g))_{i,j}| \quad (\text{A.37})$$

or $|\alpha_{i,j}| = \alpha_{i,j}$ car $\alpha_{i,j} > 0$ et $|p_{i,j}| = 1$ donc

$$\alpha_{i,j} = \left| (\nabla (\operatorname{div}(p) - g))_{i,j} \right| \quad (\text{A.38})$$

On utilise alors un algorithme de descente du gradient avec $\tau > 0$; $p^0 = 0$; $n \geq 0$

$$p_{i,j}^{n+1} = p_{i,j}^n + \tau \left[\left(\nabla \left(\operatorname{div}(p^n) - \frac{g}{\lambda} \right) \right)_{i,j} - \left| \left(\nabla \left(\operatorname{div}(p^n) - \frac{g}{\lambda} \right) \right)_{i,j} \right| p_{i,j}^{n+1} \right] \quad (\text{A.39})$$

On obtient donc l'équation itérative

$$p_{i,j}^{n+1} = \frac{p_{i,j}^n + \tau \left(\nabla \left(\operatorname{div}(p^n) - \frac{g}{\lambda} \right) \right)_{i,j}}{1 + \tau \left| \left(\nabla \left(\operatorname{div}(p^n) - \frac{g}{\lambda} \right) \right)_{i,j} \right|} \quad (\text{A.40})$$

Antonin Chambolle démontre le théorème important suivant

Théorème A.3.1 *Si $\tau < \frac{1}{8}$ alors $\lambda \operatorname{div}(p^n)$ converge vers $P_{G_\lambda}(g)$ quand $n \rightarrow +\infty$*

La démonstration de ce théorème est disponible dans [20]. En pratique, on constate que le choix $n = 20$ est suffisant à obtenir la convergence souhaitée.