

Convexité, optimisation et contrôle stochastique

2 parties

I Convexité et optimisation
II Contrôle stochastique

Partie I Convexité et optimisation

1. Ensembles et fonctions convexes

2. Structure des ensembles convexes

2.1. Propriétés topologiques

2.2. Séparation des ensembles convexes

3. Régularité des fonctions convexes

3.1. Convexité et continuité

3.2. Convexité et différentiabilité

4. Optimisation des fonctions différentiable

4.1. Conditions d'optimalité

4.2. Descente de gradient

5. Dualité des fonctions convexes.

5.1. Enveloppe supérieure affine

5.2. Régularisation convexe.

5.3. Dualité de Fenchel - Moreau (conjuguée)

5.4. Bi-conjuguée

Partie II. Contrôle stochastique

6. Processus de diffusion

6.1. EDS à coeff aléatoires

6.2. EDS markoviennes

6.3. Relation avec les EDP

7 Programmation dynamique

7.1. Problème de contrôle stochastique

7.2. Principe de prog. dynamique (PPD)

7.3. Équation de programmation dynamique

8. Vérification

8.1. Le résultat de vérification

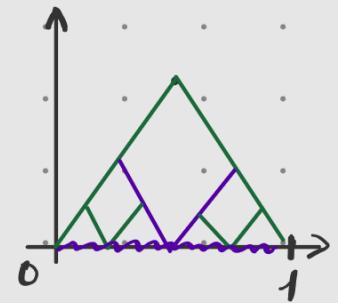
8.2. Application: pb d'allocation de portefeuille en horizon fini.

8.3. Application: pb d'investissement / conso.

Ex. d'EDP sans sol. régulière:

$$\begin{cases} |\nabla u(x)| = 1 \quad \forall x \in [0, 1] \\ u(0) = u(1) = 0 \end{cases}$$

Thm. de Rolle $\exists \theta \in [0, 1]$ t.q. $\nabla u(\theta) = 0$



9. Solutions de viscosité pour l'équation de prog. dynamique

9.1. Solutions de viscosité pour les EDP parabolique

9.2 Propriétés de la fonction valeur

9.3. Unicité par comparaison.

10. Principe du maximum et contrôle optimal non markovien.

10.1. Condition nécessaire d'optimalité

10.2. Condition suffisante dans le cas convexe

10.3. Application: maximisation d'utilité logarithmique

Chap. 1 Ensembles et fcts convexes

On fixe dans tout le cours E un espace vectoriel de dimension finie et $\|\cdot\|$ la norme euclidienne associée

1. Ensembles convexes

Déf Un ensemble C de E est dit **convexe** si

$$\lambda x + (1-\lambda)y \in C \text{ pour tout } \lambda \in [0,1], x, y \in E.$$

Déf Une combinaison convexe du $x_1, \dots, x_n \in E$ est un élément de la forme $\sum_{i=1}^n \lambda_i x_i$, où $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in [0,1]$ t.q. $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$

Prop $C \subseteq E$ est convexe ssi toute combin. convexe d'éléments de C est dans C .

Dém \Leftarrow évident

\Rightarrow Par récurrence sur le nombre d'élément de la comb. convexe.

Le rang $n=2$ ok par déf.

On suppose la ppté vraie au rang n

Soient $x_1, \dots, x_{n+1} \in C$

$$\lambda_1, \dots, \lambda_{n+1} \geq 0 : \sum_{i=1}^{n+1} \lambda_i = 1$$

$$\sum_{i=1}^{n+1} \lambda_i x_i \stackrel{?}{\in} C$$

Si $\lambda_{n+1} = 0$ $\sum_{i=1}^{n+1} \lambda_i x_i = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i \in C$ par hyp de récurs.

Si $\lambda_{n+1} \neq 0$ $\sum_{i=1}^{n+1} \lambda_i x_i = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i + \lambda_{n+1} x_{n+1} = \left(\sum_{i=1}^n \lambda'_i x_i \right) (1 - \lambda_{n+1}) + \lambda_{n+1} x_{n+1} \in C$
 $\lambda'_i = \frac{\lambda_i}{1 - \lambda_{n+1}} \in C$ \square

Prop Soit $(C_i)_{i \in I}$ famille des ensembles convexes de E .

alors $\bigcap_{i \in I} C_i$ est convexe.

Déf Soit $A \subset E$. L'enveloppe convexe de A notée $\text{conv}(A)$ est

le plus petit convexe contenant A . Un tel ensemble existe

d'après la proposition précédente et on a $\text{conv}(A) = \bigcap_{\substack{\text{convexe} \\ A \subset C}} C$

Prop $\text{conv}(A)$ est l'ensemble des comb. convexes d'éléments de A :

$$\text{conv}(A) = \left\{ \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i, n \geq 1 \quad x_1, \dots, x_n \in A, \lambda_1, \dots, \lambda_n \geq 0, \sum \lambda_i = 1 \right\}$$

$\sum \limits_{i=1}^n \lambda_i x_i \in C$

Démo

$$\text{conv}(A) \supset C$$

$$x_1, \dots, x_n \in A \rightarrow \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i \in A \subset \text{conv}(A)$$

$\text{conv}(A) \subset \tilde{C}$

\tilde{C} est convexe:

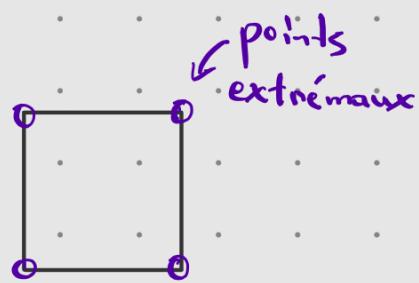
$$x \in \tilde{C} \Rightarrow x = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i$$

$$\lambda x + (1-\lambda)y = \sum_{i=1}^n \lambda_i \lambda x_i + \sum_{i=1}^m (1-\lambda) \partial_i y_i \in \tilde{C}$$

$$y \in \tilde{C} \Rightarrow y = \sum_{i=1}^m \partial_i y_i$$

Par déf de $\text{conv}(A)$ on a $\text{conv}(A) \subset \tilde{C}$

□



Déf Soit $C \subset E$ convexe. $x \in C$ est

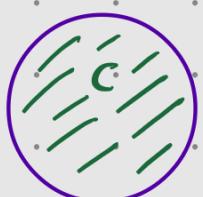
dit extrémal si $x \neq \lambda y + (1-\lambda)z$ pour $\lambda \in]0, 1[$

et $y, z \in C$ t.q. $y \neq z$. On note $\text{ext}(C)$

l'ensemble des points extrémaux de C .

Prop Les assertions suivantes sont équivalentes:

(i) $x \in \text{ext}(C)$



(ii) $x \neq \frac{y+z}{2}$ pour tout $y, z \in C$ t.q. $y \neq z$. $\text{ext}(C) = \partial C$

(iii) $x = \frac{y+z}{2} \quad \left\{ \begin{array}{l} \Rightarrow x = y = z \\ y, z \in C \end{array} \right.$

Démo On a (i) \Rightarrow (ii) \Rightarrow (iii)

On montre (iii) \Rightarrow (i)

$\lambda \in]0, 1[$ on suppose que $x = \lambda y + (1-\lambda)z$, $y, z \in C$.

Si $\lambda = \frac{1}{2}$ ok



Si $\lambda \in]0, \frac{1}{2}[$, alors $y' = 2x - y \in C \Rightarrow x = \frac{y+y'}{2} \stackrel{(ii)}{\Rightarrow} y = y' = x \Rightarrow$
 $x + (x-y) \in$
 $2\lambda y + 2(1-\lambda)z \in$
 $2\lambda y + (1-2\lambda)z \in C$

Si $\lambda \in [\frac{1}{2}, 1[$ → argument avec y à la place de z

□

Prop. (i) $x \in \text{ext}(C) \Leftrightarrow C \setminus \{x\}$ convexe.

(ii) On a $\text{ext}(\text{conv}(A)) \subset A$ pour $A \subset E$

Démo

(i) Soit $x \in \text{ext}(C)$, $y, z \in C \setminus \{x\}$, $\lambda \in [0, 1]$

Alors $\lambda y + (1-\lambda)z \in C$

Si $\lambda y + (1-\lambda)z = x$ on a $y = z = x$ impossible car $y, z \in C \setminus \{x\}$

Donc $\lambda y + (1-\lambda)z \in C \setminus \{x\}$ et $C \setminus \{x\}$ convexe

Réiproquement, supposons que $C \setminus \{x\}$ convexe.

Soient $y, z \in C$, $y \neq z$ et $\lambda \in]0, 1[$.

Si $x = \lambda y + (1-\lambda)z$ et $y = z$ ou $z = x$ on a $x = y = z$

impossible car $y \neq z$

Donc $y, z \in C \setminus \{x\}$. Comme $C \setminus \{x\}$ convexe on obtient

$x = \lambda y + (1-\lambda) z \in L\{x\}$ absurde. Donc $x \notin \lambda y + (1-\lambda) z$

© Théo Jalabert
T. Jalabert

(ii) Admis

□

Thm (Minkowski (ou Krein-Milman en dimension ∞))

Si A sous ensemble convexe compact de E , alors $\text{conv}(\text{ext}(A)) = A$

2. Fonctions convexes

Déf Une fct $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ est dite **convexe** si

$$f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1-\lambda) f(y) \text{ pour tout } \lambda \in [0,1] \text{ et } x, y \in E \text{ tq. } f(x) < \infty, f(y) < \infty$$

Rq Si f convexe les ensembles $A(a) = \{x : f(x) \leq a\}$, $B(a) = \{x : f(x) < a\}$

sont convexes pour tout $a \in \mathbb{R}$. Malheureusement, la réciproque est fausse.

Déf Le domaine d'une fct convexe f noté $\text{dom}(f)$ est défini par

$$\text{dom}(f) = \{x \in E : f(x) < +\infty\}$$

Rq $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ est convexe si

- $\text{dom}(f)$ est convexe

- $f|_{\text{dom}(f)}$ est convexe

Déf $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ est strictement convexe si

$$f(\lambda x + (1-\lambda)y) < \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y) \quad \forall \lambda \in (0,1), x, y \in \text{dom}(f) \quad x \neq y$$

Prop $C \subset E$ convexe et $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ stt convexe t.q. $C \subset \text{dom}(f)$

Soit $x_0 \in C$ t.q. $f(x_0) = \max_{x \in C} f(x)$. Alors $x_0 \in \text{ext}(C)$.

Dém Soit $x_0 \in C$ t.q. $f(x_0) = \max_{x \in C} f(x)$

Si $x_0 \notin \text{ext}(C)$, il existe $y, z \in C$ $y \neq z$ et $\lambda \in]0, 1[$

$$\text{t.q. } x_0 = \lambda y + (1-\lambda)z$$

Alors $f(x_0) < \lambda f(y) + (1-\lambda)f(z) \leq \max\{f(y), f(z)\} \leq \max_{x \in C} f(x) \stackrel{?}{=}$ \square

Prop Si $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ est convexe où C est ensemble convexe de E

La fct $\tilde{f}: E \rightarrow \mathbb{R}$ définie par $\tilde{f}(x) = \begin{cases} f(x) & \text{si } x \in C \\ +\infty & \text{sinon} \end{cases}$ est une

fct convexe de E dans $\mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ appelée extension convexe de f .

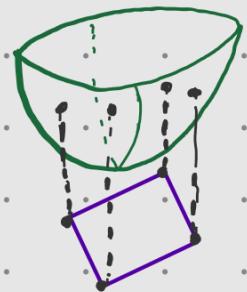
Déf Pour $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$, l'épi-graph est défini par

$$\text{epi}(f) = \{(x, t) \in E \times \mathbb{R} : f(x) \leq t\}$$

Prop f convexe $\Leftrightarrow \text{epi}(f)$ convexe

Dém Soient $(t, x), (s, y) \in \text{epi}(f)$

→ Supposons f convexe. Pour $\lambda \in [0, 1]$ on a



$$f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y) \leq \lambda t + (1-\lambda)s \Rightarrow \lambda(x, t) + (1-\lambda)(y, s) \in \text{epi}(f)$$

© Théo Jalabert

\Leftarrow Supposons $\text{epi}(f)$ convexe. Soient $(x, y) \in E^2$, $\lambda \in [0, 1]$

$(x, f(x))$, $(y, f(y)) \in \text{epi}(f)$ par déf. Donc

$$\lambda(x, f(x)) + (1-\lambda)(y, f(y)) \in \text{epi}(f) \Rightarrow f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y)$$

Prop (1) Si $(f_i)_{i \in I}$ famille de fct convexe. $\bar{f} = \sup_{i \in I} f_i$ fct convexe.

(2) Si $(g_n)_{n \geq 1}$ suite de fct convexes tq $g_n(x) \rightarrow g(x) \forall x \in E$.

Alors g convexe.

Dém $x, y \in E$, $\lambda \in [0, 1]$

$$(1) \quad f_i(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f_i(x) + (1-\lambda)f_i(y)$$

$$\sup_{i \in I} f_i(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \sup_{i \in I} \{\lambda f_i(x) + (1-\lambda)f_i(y)\} \leq$$

$$\leq \lambda \sup_i f_i(x) + (1-\lambda) \sup_i f_i(y) = \lambda \bar{f}(x) + (1-\lambda) \bar{f}(y)$$

$$(2) \quad g_n(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda g_n(x) + (1-\lambda)g_n(y)$$

$$\downarrow \quad \downarrow \quad \downarrow$$

$$g(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda g(x) + (1-\lambda)g(y)$$

□

Chapitre 2. Structure des ensembles convexes

1. Propriétés topologiques

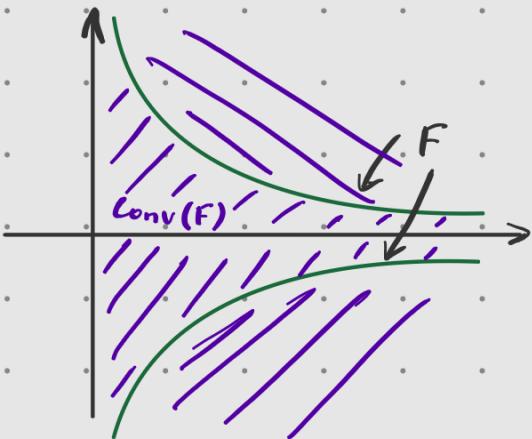
Prop Si C convexe de E , alors $\text{adh}(C)$ est un convexe de E .

Dém $x, y \in \text{adh}(\mathcal{C})$ $\lambda \in [0, 1]$. $\exists (x_n)_n, (y_n)_n \in \mathcal{C}^{\mathbb{N}}$ t.q. $x_n \rightarrow x$, $y_n \rightarrow y$

© Théo Jalabert

Alors $\lambda x + (1-\lambda)y = \lim_n (\underbrace{\lambda x_n + (1-\lambda)y_n}_{\in \mathcal{C}})$

Rq L'enveloppe euclidienne d'un fermé n'est pas toujours fermée.



F est fermé

$\text{conv}(F) = \mathbb{R}_+^k \times \mathbb{R}$ n'est pas fermé

Prop (i) $\text{adh}(\text{conv}(A))$ est le plus petit convexe fermé contenant A .

(ii) Si A_1, \dots, A_p convexes compacts. Alors

$\text{conv}(A_1, \dots, A_p)$ ($= \text{conv}(A_1 \cup A_2 \cup \dots \cup A_p)$) et compact.

Démo (ii) On a $\text{conv}(A_1, \dots, A_p) = \underbrace{\left\{ \sum_{i=1}^p \lambda_i x_i, \lambda_i \geq 0, x_i \in A_i, \sum \lambda_i = 1 \right\}}_{\tilde{\mathcal{C}}}$

En effet, $\tilde{\mathcal{C}} \subset \text{conv}(A_1, \dots, A_p)$ par définition

Soit $x \in \text{conv}(A_1, \dots, A_p)$. Alors $x = \sum_{i=1}^p \left(\sum_{j=1}^{n_i} \mu_{ij} x_{ij} \right)$ où $x_{ij} \in A_i$ $\mu_{ij} \geq 0$ $\sum \mu_{ij} = 1$.

$$\lambda_i := \sum_{j=1}^{n_i} \mu_{ij} \quad x_i = \sum_{j=1}^{n_i} \frac{\mu_{ij}}{\lambda_i} x_{ij} \in A_i$$

$$x = \sum_{i=1}^p \lambda_i x_i \in \tilde{\mathcal{C}} \text{ alors } \tilde{\mathcal{C}} = \text{conv}(A_1, \dots, A_p)$$

$\tilde{\mathcal{C}}$ est convexe par construction

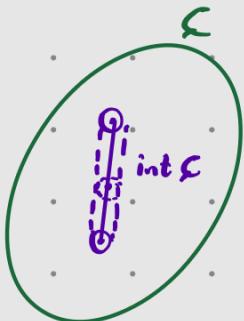
$\tilde{\mathcal{E}}$ compact en tant qu'image du compact \mathbb{R}_+^p par l'application continue $\sum \lambda_i x_i$

© Théo Jalabert 

$A_1 \times \dots \times A_p \times \{ \lambda \in \mathbb{R}_+^p : \sum \lambda_i = s \}$ par l'application continue

$$\Phi: (x_1, \dots, x_p, \lambda_1, \dots, \lambda_p) \mapsto \sum_{i=1}^p \lambda_i x_i$$

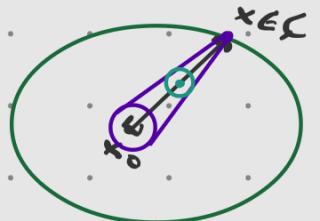
D



Prop E convexe $\Rightarrow \text{int}(E)$ est convexe

Lemme E evxe de E et $x_0 \in \text{Int}(E)$. Alors pour

tout $x \in \text{adh}(E)$ on a $(x_0, x) \subset \text{int}(E)$



Démo Soit $y \in (x_0, x)$ et $r > 0$: $B(x_0, r) \subset E$

1) On suppose que $x \in E$.

$$f: f(g) = x + \lambda(g - x) \quad \forall g \text{ avec } \lambda \text{ t.q. } f(x) = g$$

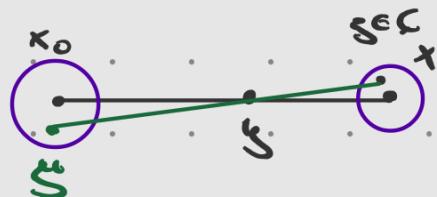
On a $f(E) \subset E$ par convexité de E et $f(B(x_0, r)) = B(y, \lambda r)$

Donc comme $B(x_0, r) \subset E$ on a $B(y, \lambda r) \subset E$ et $y \in \text{int}(E)$.

2) Supposons $x \in \text{adh}(E)$ et soit $y \in (x_0, x)$. Soit g l'homothétie

entrée en y de rapport λ t.q. $g(x_0) = x$

Donc $\lambda < 0$. Alors $g(B(x_0, r)) = B(x, |\lambda|r)$



Comme $x \in \text{adh}(E)$ il existe $z \in E \cap B(x, |\lambda|r)$

Soit $\zeta = g'(s)$. Alors $g \in B(x_0, r) \subset \text{int}(\mathcal{C})$ et $g - \zeta = \lambda(u - g)$

© Théo Jalabert

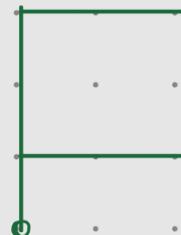
Donc $y \in (y, \zeta)$, $y \in \text{Int}(\mathcal{C})$, $\zeta \in \mathcal{C}$. Par 1) $y \in \text{Int}(\mathcal{C})$ □

Prop Si C est un ouvert de E t.q. $\text{int}(C) \neq \emptyset$. $\text{Int}(C)$ est ouvert.

De plus on a $\text{adh}(\text{int}(C)) = \text{adh}(C)$

Contre exemple si C non convexe:

$$\text{int}(\text{adh}(C)) = \text{int}(C)$$



Démo • $\text{int}(C)$ est ouvert. Si $x, y \in \text{int}(C)$, par

le lemme précédent $[x, y] \subset \text{int}(C)$ donc $\text{int}(C)$ est ouvert.

• On a toujours $\text{adh}(\text{int}(A)) \subset \text{adh}(A)$

Si $x \in \text{adh}(C)$ donc il existe $x_0 \in \text{int}(C)$ t.q. $(x_0, x) \subset \text{int}(C)$
(lemme + $\text{int}(C) \neq \emptyset$)

$x_n = \frac{1}{n}x_0 + \left(1 - \frac{1}{n}\right)x \in \text{int}C \quad \forall n \geq 1$ et $x_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\text{adhérence}} x$ donc $x \in \text{adh}(\text{int}(C))$

• On a toujours $\text{int}(A) \subset \text{int}(\text{adh}(A))$

Soit $x \in \text{int}(\text{adh}(C)) \Rightarrow \exists r > 0 ; B(x, r) \subset \text{adh}(C)$

On a $\text{adh}(C) = \text{adh}(\text{int}(C))$ donc il existe $y \in \text{int}(C) \cap B(x, r)$

Soit $z \in E$ t.q. $x = \frac{y+z}{2}$. On a $z \in B(x, r)$ donc $z \in \text{adh}(C)$

Par le lemme $[y, z] \subset \text{int}(C)$ et $x \in [y, z] \subset \text{int}(C)$ donc
 $x \in \text{int}(C)$ □

2. Séparation des convexes

Thm (projection sur les convexes)

C convexe fermé de E et $x_0 \notin C$. Il existe un unique $y_0 \in C$



$$\text{t.q. } |x_0 - y_0| = \inf_{y \in C} |x_0 - y|$$

y_0 est appelé projection de x_0 sur C et est caractérisé par

l'inégalité $\langle x_0 - y_0, y - y_0 \rangle \leq 0 \quad \forall y \in C$

Démo Soit $y \in C$ et on pose $r = |x_0 - y|$.

alors $\inf_{y \in C} |x_0 - y| = \inf_{\substack{y \in C \cap \bar{B}(x_0, r) \\ \text{compact}}} |x_0 - y| \Rightarrow \inf_{y \in C} |x_0 - y|$ est atteint.

Soit y_0 un pt de min. alors $|y_0 - x_0|^2 \geq |y - x_0|^2$

$$|y - y_0 + y_0 - x_0|^2 \geq |y_0 - x_0|^2$$

$$|y - y_0|^2 + |y_0 - x_0|^2 + 2\langle y - y_0, y_0 - x_0 \rangle$$

$$\left. \begin{aligned} & \Rightarrow |y - y_0|^2 + 2\langle y - y_0, y_0 - x_0 \rangle \geq 0 \\ & \end{aligned} \right\}$$

C convexe, $y, y_0 \in C$ on peut remplacer $y - y_0$ par $\theta(y - y_0)$, $\theta \in (0, 1)$

$$\text{Alors } |\theta(y - y_0)|^2 + 2\theta\langle y - y_0, y_0 - x_0 \rangle \geq 0 \quad \forall \theta \in (0, 1)$$

$$\underbrace{\theta|\theta(y - y_0)|^2}_{\downarrow \theta \rightarrow 0} + \langle y - y_0, y_0 - x_0 \rangle \geq 0$$

Un seul y_0 minimiseur vérifie cette inégalité: si y_0 le vérifie, © Théo Jalabert 

$$\forall y \quad \|y - x_0\|^2 = \|y - y_0\|^2 + \|y_0 - x_0\|^2 + 2\langle y - y_0, y_0 - x_0 \rangle \geq \|y - y_0\|^2 + \|y_0 - x_0\|^2 \geq \|y_0 - x_0\|^2$$

avec inégalité stricte si $y \neq y_0$. \square
→ unicité de y_0

On rappelle qu'un **hyperplan affine** H est un ss ensemble de E t.q.

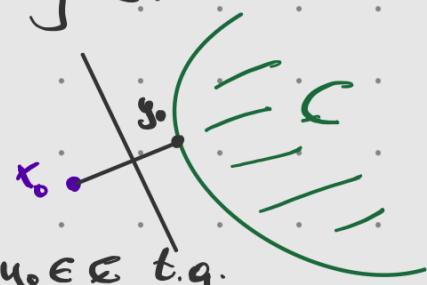
$H - \{x\} = \{y - x, y \in H\}$ est un **hyperplan vectoriel**

Thm (séparation d'un pt et d'un ence fermé)

C convexe fermé et $x_0 \in E \setminus C$. Il existe un hyperplan

affine H séparant x_0 de C : il existe une forme linéaire f et une const c t.q. $f(x_0) > c$ et $f(y) \leq c \quad \forall y \in C$.

Démo $x_0 \notin C$ donc $\inf_{y \in C} \|x_0 - y\| > 0$



Par le thm de proj il existe un unique $y_0 \in C$ t.q.

$$\|y_0 - x_0\| = \inf_{y \in C} \|x_0 - y\| \quad \langle y - y_0, x_0 - y_0 \rangle \leq 0 \quad \forall y \in C$$

En posant $f(y) = \langle y, x_0 - y_0 \rangle$ la forme linéaire non nulle

et on a $f(y) \leq f(x_0) \quad \forall y \in C$

$$\text{Mais } f(x_0) = f(y_0) + f(x_0 - y_0) = f(y_0) + \|x_0 - y_0\|^2 > f(y_0)$$

$$\text{Soit } c = \frac{f(x_0) + f(y)}{2} = f\left(\frac{x_0 + y}{2}\right)$$

$$\begin{cases} f(x_0) > c \\ f(y) < c \quad \forall y \in C \end{cases} \Rightarrow H = \{y, f(y) = c\} \text{ sépare } x_0 \text{ de } E \quad \square$$

Thm (Séparation d'un pt et d'un evxe ouvert)

ss ens. evxe ouvert du E et $x_0 \in E \setminus C$.

Alors il existe un hyperplan affine t.q.

$$x_0 \in H \text{ et } C \cap H = \emptyset$$

Démo Sans perte de généralité, on suppose $x_0 = 0$

Soit $P = \bigcup_{\lambda > 0} \lambda C$ P ouvert comme union de λC qui sont ouverts.

P convexe : $x, y \in P, \xi \in [0, 1]$

$$x = \lambda_1 \tilde{x}, \quad y = \lambda_2 \tilde{y}, \quad \tilde{x}, \tilde{y} \in C$$

$$\begin{aligned} \xi x + (1-\xi) y &= \xi \lambda_1 \tilde{x} + (1-\xi) \lambda_2 \tilde{y} = (\xi \lambda_1 + (1-\xi) \lambda_2) \left(\frac{\xi \lambda_1}{\xi \lambda_1 + (1-\xi) \lambda_2} \tilde{x} + \right. \\ &\quad \left. + \frac{(1-\xi) \lambda_2}{\xi \lambda_1 + (1-\xi) \lambda_2} \tilde{y} \right) = \lambda \cdot z, \quad z \in C \Rightarrow \xi x + (1-\xi) y \in P. \end{aligned}$$

$0 \notin P$ car $0 \notin C$

En particulier $\text{adh}(P) \neq E$

Sinon $\text{int}(\text{adh}(P)) = \text{int } E = E$

$$\text{int}(\bar{P}) = P$$

Soit $y_0 \in E \setminus \text{adh}(P)$. Le thm de séparation d'un pt et d'un evre ouvert nous donne une forme linéaire f :

$$f(y_0) < f(z) \quad \forall z \in \text{adh}(P)$$

Si $z \in P$ alors $tz \in P$ $\forall t > 0$ donc $f(y_0) < f(tz) = tf(z)$

$$\frac{f(y_0)}{t} < f(z) \quad \forall t > 0$$

$$\downarrow t \rightarrow +\infty \quad 0 < f(z) \quad \forall z \in \text{adh}(P)$$

Donc $P \subset \{f \geq 0\}$

comme P ouvert $P \subset \text{int}\{f \geq 0\} = \{f > 0\} \rightarrow C \subset \{f > 0\}$

Si $x_0 \neq 0$ prendre $C - \{x_0\}$ et appliquer le résultat \square

Corollaire (Thm de Hahn-Banach)

C_1 et C_2 deux convexes non vides de E t.q. $C_1 \cap C_2 = \emptyset$

et C ouvert. Alors il existe une forme linéaire f

et une const. c t.q. $f(x_1) < c \leq f(x_2) \quad \forall x_1 \in C_1, \forall x_2 \in C_2$

Démo On applique la séparation d'un pt et d'un evre

ouverte à $C = C_1 - C_2 = \{x_1 - x_2 : x_1 \in C_1, x_2 \in C_2\}$ et

au pt 0. $0 \notin \mathcal{L}$ car $\mathcal{L}_1 \cap \mathcal{L}_2 = \emptyset$

\mathcal{L} est ouvert: $\mathcal{L}_1 - \mathcal{L}_2 = \bigcup_{x_2 \in \mathcal{L}_2} (\mathcal{L}_1 - \{x_2\})$ est evxe.

Le thm nous donne une fl. f tq.

$$f(0) = 0 < f(x) \quad \forall x \in \mathcal{L}_1 - \mathcal{L}_2$$

$$x = x_1 - x_2 \rightarrow f(x_1) > f(x_2) \quad \forall x_1 \in \mathcal{L}_1 \quad \forall x_2 \in \mathcal{L}_2.$$

$$\text{On pose } c = \inf_{g \in \mathcal{L}_2} f(g) = f(g^*)$$

$$\text{Alors } f(x_1) \leq c \leq f(x_2) \quad \mathcal{L}_1 \subset \{f \leq c\} \xrightarrow{\mathcal{L}_1 \text{ ouvert}} \mathcal{L}_1 \subset \text{int}\{f \leq c\}$$

$$\text{Donc } f(x_1) \leq c \leq f(x_2) \quad \forall x_1 \in \mathcal{L}_1 \quad \forall x_2 \in \mathcal{L}_2 \quad \square$$

Corollaire Si \mathcal{L}_1 et \mathcal{L}_2 evxe tq: $\text{int}(\mathcal{L}_1) \neq \emptyset$ et $\mathcal{L}_1 \cap \mathcal{L}_2 = \emptyset$

il existe une fl. f et une cst c tq:

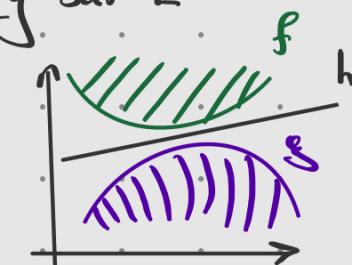
$$f(x_1) \leq c \leq f(x_2) \quad \forall x_1 \in \mathcal{L}_1 \quad \forall x_2 \in \mathcal{L}_2$$

Démo On applique le corollaire précédent à $\text{int}(\mathcal{L}_1)$ et \mathcal{L}_2 \square

Corollaire f fonction evxe et g fct concave tq: $f \geq g$ sur E

Alors il existe une forme affine h tq: $f \geq h \geq g$ sur E

Démo Appliquer la séparation aux épigraphes. \square



Chap. 3 Regularité des fonctions convexes

© Théo Jalabert

Jalabert

3. Continuité

Pour $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ et $x \in \text{int}(\text{dom}(f))$, on dit f est

localement Lipschitz en x si il existe $r > 0$ et $L > 0$ t.q.

$$B(x, r) \subset \text{dom}(f) \text{ et } |f(y) - f(z)| \leq L|y - z| \quad \forall y, z \in B(x, r)$$

On dit que f loc^t Lipschitz sur $\text{int}(\text{dom}(f))$ si f loc^t Lipschitz en tout point de $\text{int}(\text{dom}(f))$.

Prop Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ convexe et $x_0 \in \text{int}(\text{dom}(f))$.

Si f majorée au voisinage de x_0 , alors f continue en x_0 et même loc^t Lipschitz en x_0 .

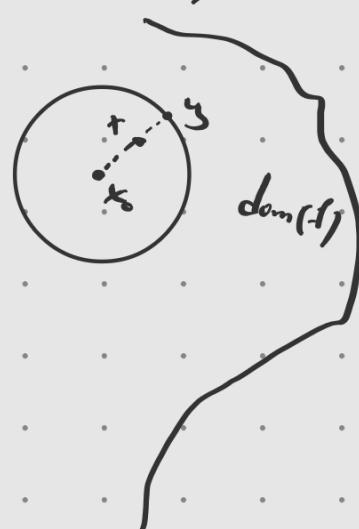
Démo 1) On montre la continuité, $x_0 \in \text{int}(\text{dom}(f))$ et r_0 :

$B(x_0, \text{r}_0) \subset \text{dom}(f)$ et $\sup_{x \in B(x_0, \text{r}_0)} f(x) \leq M$.

Posons $y - x_0 = \text{r}_0 \cdot \frac{x - x_0}{\|x - x_0\|}$, $\lambda := \frac{\|x - x_0\|}{\text{r}_0} \in [0, 1]$

De plus, $x = \lambda y + (1-\lambda)x_0$

Donc par convexité $f(x) \leq \lambda f(y) + (1-\lambda)f(x_0)$

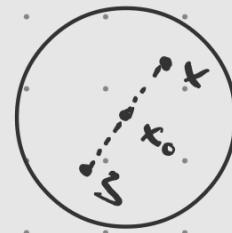


$$(*) \quad f(y) - f(x_0) \leq \lambda (f(y) - f(x_0)) = \frac{|x-x_0|}{r_0} (H - f(x_0)) \xrightarrow{\text{© Théo Jalabert}} \text{semicontinuité}$$

On pose $\zeta = x_0 - (x - x_0)$, $\zeta \in \bar{B}(x_0, r_0)$

$x_0 = \frac{\zeta + x}{2}$ par convexité on a

$$f(x_0) \leq \frac{f(\zeta) + f(x)}{2} \quad \text{et} \quad f(\zeta) - f(x_0) \geq -(f(x) - f(x_0))$$



$$\begin{aligned} \text{On applique } (*) \text{ à } \zeta: \quad f(\zeta) - f(x_0) &\leq \frac{|\zeta - x_0|}{r_0} (H - f(x_0)) = \\ &= \frac{|x - x_0|}{r_0} (H - f(x_0)) \end{aligned}$$

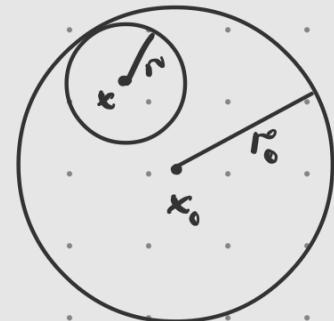
$$\text{Donc} \quad -(f(x) - f(x_0)) \leq \frac{|x - x_0|}{r_0} (H - f(x_0))$$

$$\text{alors} \quad |f(x) - f(x_0)| \leq \frac{|x - x_0|}{r_0} (H - f(x_0))$$

2) Ppté de Lipschitz: si $x, y \in \bar{B}(x_0, r_0)$

$$r = r_0 - |x - x_0|$$

Si $x \in B(x, r)$ $B(x_0, r) \subset \bar{B}(x_0, r_0)$



$$|f(y) - f(x)| \leq \frac{|y - x|}{r_0 - r} (\mu - f(x))$$

$$\text{comme } f(x) - f(x_0) \geq -(\mu - f(x_0)) \rightarrow f(x) \geq 2f(x_0) - \mu$$

$$\text{Donc} \quad |f(y) - f(x)| \leq 2 \frac{|y - x|}{r_0 - r} (\mu - f(x_0)) \quad \forall y \in B(x, r)$$

$\forall y \in B(x_0, r_0) \exists x_1, \dots, x_n$ t.q. $x_1 = x$ $x_n = y$ et $x_{i+1} \in \bar{B}(x_i, r)$

$$\text{Alors} \quad |f(x_{i+1}) - f(x_i)| \leq \frac{2|x_{i+1} - x_i|}{r} |x_{i+1} - x_i|$$

$$|f(x) - f(y)| \leq \sum_{i=1}^n |f(x_{i+1}) - f(x_i)| \leq \frac{\varphi(\mu - f(x_0))}{r} \sum_{i=1}^n |x_{i+1} - x_i|$$

En prenant x_1, \dots, x_n alignés on a

$$|f(x) - f(y)| \leq \frac{\varphi(\mu - f(x_0))}{r_0 - r} |x - y| \quad \square$$

Corollaire Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{-\infty\}$ convexe. On a équivalence entre

i) il existe $x_0 \in \text{dom}(f)$ t.q. f bornée au voisinage de x_0

ii) il existe $x_0 \in \text{dom}(f)$ t.q. f cont. en x_0

iii) $\text{int}(\text{dom}(f)) \neq \emptyset$ et f cont. sur $\text{int}(\text{dom}(f))$

iv) $\text{int}(\text{dom}(f)) \neq \emptyset$ et f est Lipschitz sur $\text{int}(\text{dom}(f))$

Demo On a iv) \Rightarrow iii) \Rightarrow ii) \Rightarrow i)

Il reste montrer i) \Rightarrow iv). Soit $x_0 \in \text{dom}(f)$ et $r_0 > 0$,

$B(x_0, r_0) \subset \text{dom}(f)$ et f majorée par M sur $B(x_0, r_0)$

$\text{int}(\text{dom}(f)) \neq \emptyset$. Soit $z \in \text{int}(\text{dom}(f))$. Alors il existe $\varsigma \in \text{int}(\text{dom}(f))$

t.q. $z \in [x_0, \varsigma]$. Soit h homothétie entrée en z de rap. λ

t.q. $h(x_0) = z$. Alors $h(\bar{B}(x_0, r_0)) = \bar{B}(z, \lambda r_0)$

Par convexité $f(h(x)) = f(z + \lambda(x - z)) = f(\lambda x + (1-\lambda)z) \leq$

$$\leq \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y) \leq \max\{M, f(y)\} < +\infty$$

Donc f majorée sur $\bar{B}(y_0, \lambda r_0)$ $\Rightarrow f$ Lipschitz sur $\bar{B}(y_0, \lambda r_0)$.

Corollaire f convexe est continue sur $\text{int}(\text{dom}(f))$

Démo Supposons que $\text{int}(\text{dom}(f)) \neq \emptyset$

$$B(x_0, r_0) \subset \text{dom}(f) \quad x_0 \in \text{dom}(f) \quad r_0 > 0$$

Alors il existe $x_1, \dots, x_n \in B(x_0, r_0)$ t.q. $(x_1 - x_0, \dots, x_n - x_0)$ soit

une base de E . Donc f majorée sur $\text{conv}(x_1, \dots, x_n)$

On a $\text{int}(\text{conv}(x_1, \dots, x_n)) \neq \emptyset$ car $(x_1 - x_0, \dots, x_n - x_0)$ base de E

On applique alors le résultat précédent \square

Convexité et différentiabilité

Déf Une fonction $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ est dite dérivable en $x_0 \in \text{dom } f$

dans la direction $h \in E \setminus \{0\}$ si $\lim_{t \downarrow 0} \frac{f(x_0 + th) - f(x_0)}{t}$ existe.

On la note alors $f'_d(x_0, h)$

Prop Une fct $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ convexe est dérivable en tout $x_0 \in \text{dom}(f)$ dans toutes les directions.

De plus, on a $f(x) - f(x_0) \geq f'_d(x_0, x - x_0)$

Lemme La fct $\Delta_{x_0, h} : \mathbb{R}_+^* \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ définie par

$$\Delta_{x_0, h}(t) = \frac{f(x_0 + th) - f(x_0)}{t}, \quad t \in \mathbb{R}_+^*$$

est croissante pour tout $h \in E \setminus \{0\}$.

Démo du lemme

Soit Φ la fct de $\mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}$ définie par $\Phi(t) = f(x_0 + th) - f(x_0)$

$$\Phi(0) = 0, \quad \Phi(\lambda t + (1-\lambda)s) = f(\lambda(x_0 + th) + (1-\lambda)(x_0 + sh)) - f(x_0) \leq$$

$$\leq \lambda(f(x_0 + th) - f(x_0)) + (1-\lambda)(f(x_0 + sh) - f(x_0)) \Rightarrow \Phi \text{ est convexe}$$

Alors pour $\lambda \in [0, 1]$

$$\Phi(\lambda t) = \Phi(\lambda t + (1-\lambda)0) \leq \lambda \Phi(t) + (1-\lambda)\overset{\circ}{\Phi}(0) = \lambda \Phi(t)$$

$$\text{Si } s = \lambda t \rightarrow \Phi(s) \leq \frac{s}{t} \Phi(t) \text{ pour } s \leq t$$

$$\frac{\Phi(s)}{s} \leq \frac{\Phi(t)}{t} \Rightarrow \Delta_{x_0, h}(s) \leq \Delta_{x_0, h}(t) \text{ pour } 0 \leq s < t. \quad \square$$

Démo de la prop.

Comme $\Delta_{x_0, h} \uparrow$ elle admet une \lim en $0+$ donc $f'_d(x_0, h)$

existe. $f(x) - f(x_0) = f(x_0 + h) - f(x_0)$ avec $h = x - x_0$.

$$f(x) - f(x_0) = \Delta_{x_0, h}(1) \geq \lim_{t \rightarrow 0} \Delta_{x_0, h}(t) = f'_d(x_0, x-x_0)$$

© Théo Jalabert 

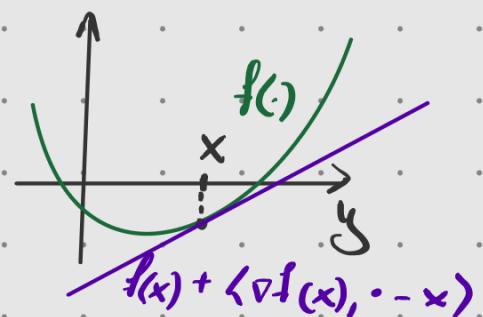
Corollaire f est evxe admet un min en x_0 ssi

$$f'_d(x_0, h) \geq 0 \text{ pour tout } h \in E \setminus \{0\}$$

Prop Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ différentiable sur $\text{dom}(f)$.

f convexe ssi $f(y) - f(x) \geq \langle \nabla f(x), y-x \rangle$

pour tout $x \in \text{dom}(f)$ et tout $y \in E$.



Démo

\Rightarrow Supposons f evxe. Comme f différentiable

$$f'_d(x, y-x) = \langle \nabla f(x), y-x \rangle$$

Comme f evxe, $f(y) - f(x) \geq f'_d(x, y-x) \geq \langle \nabla f(x), y-x \rangle$

\Leftarrow Soit $x \in \text{dom}(f)$ et $y \in E$. Si $y \notin \text{dom}(f)$ $f(y) - f(x) = +\infty \geq \langle \nabla f(x), y-x \rangle$

Supposons $y \in \text{dom}(f)$. Soit $z = \lambda x + (1-\lambda)y$

On applique l'inégalité en z :

$$f(y) - f(z) \geq \langle \nabla f(z), y-z \rangle \quad (L_1)$$

$$f(x) - f(z) \geq \langle \nabla f(z), x-z \rangle \quad (L_2)$$

$$\lambda L_2 + (1-\lambda) L_1$$

$$\lambda f(x) + (1-\lambda)f(y) - f(\zeta) \geq \langle \nabla f(\zeta), \underbrace{\lambda(x-\zeta) + (1-\lambda)(y-\zeta)}_{\text{par déf de } \zeta} \rangle$$

$$f(\zeta) \leq \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y)$$

"par déf de ζ " \square

Prop Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ différentiable sur $\text{dom}(f)$.

Alors f exxe ssi $\langle \nabla f(x) - \nabla f(y), x-y \rangle \geq 0 \quad \forall x, y \in \text{dom}(f)$

Démo

\Rightarrow Supposons f exxe. Soit $x, y \in \text{dom}(f)$

Alors d'après la prop. précédante

$$+ \begin{cases} f(y) - f(x) \geq \langle \nabla f(x), y-x \rangle \\ f(x) - f(y) \geq \langle \nabla f(y), x-y \rangle \end{cases}$$

$$0 \geq \langle \nabla f(x) - \nabla f(y), y-x \rangle$$

\Leftarrow $\varphi: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \quad \lambda \mapsto \varphi(\lambda x + (1-\lambda)y)$

$$\varphi(\lambda) = f(y + \lambda(x-y))$$

φ dérivable de dérivée

$$\varphi'(\lambda) = \langle \nabla f(y + \lambda(x-y)), x-y \rangle$$

Pour $\lambda_1 < \lambda_2$ on a

$$\varphi'(\lambda_1) - \varphi'(\lambda_2) = \langle \nabla f(y + \lambda_1(x-y)) - \nabla f(y + \lambda_2(x-y)), x-y \rangle \leq 0$$

Donc $\varphi' \uparrow$ donc φ euvre et $\varphi(\lambda) \leq \lambda \varphi(1) + (1-\lambda) \varphi(0)$

$$f(\lambda x + (1-\lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1-\lambda)f(y)$$

□

Prop (bordure du gradient)

Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ convexe différentiable et ∇f L -Lipschitz

$$|\nabla f(x) - \nabla f(y)| \leq L|x-y| \quad \forall x, y \in E$$

$$\text{Alors } \langle \nabla f(x) - \nabla f(y), x-y \rangle \geq \frac{1}{L} |\nabla f(x) - \nabla f(y)|^2 \quad \forall x, y \in E$$

Démo Fixons $y, z \in E$ et g une ft. vérifiant les \hat{m} hypothèses que f . Par la formule de Taylor à l'ordre 1,

$$g(z) = g(y) + \underbrace{\int_0^1 \langle \nabla g(tz + (1-t)y), z-y \rangle dt}_{\leq \langle \nabla g(y), z-y \rangle + tL|z-y|^2} \\ \text{Lipsch.}$$

$$\text{Donc } g(z) \leq g(y) + \langle \nabla g(y), z-y \rangle + L|z-y|^2 \underbrace{\int_0^1 t dt}_{1/2}$$

On prend $y=x$ et $z=x - \frac{\nabla g(x)}{L}$

$$\text{On obtient } \frac{1}{2L} |\nabla g(x)|^2 \leq g(x) - g(z) \quad (*)$$

Supposons que g minorée par la const M

$$\text{Alors } (*) \quad \frac{1}{2L} \|\nabla g(x)\|^2 \leq g(x) - M$$

On applique (*) à $g = h_1$ et $g = h_2$ où

$$h_1(u) = f(u) - \langle \nabla f(x), u \rangle$$

$$h_2(u) = f(u) - \langle \nabla f(y), u \rangle$$

Lei y exxe donc $f(u) - f(x) \geq \langle \nabla f(x), u - x \rangle$ donc $h_1(u) \geq f(x)$ de

che même, $h_2(u) \geq f(y)$.

$$\begin{aligned} \text{D'après (*) on a } & \left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{2L} \|\nabla f(u) - \nabla f(x)\|^2 \leq h_1(u) - f(x) \\ + \left\{ \begin{array}{l} \frac{1}{2L} \|\nabla f(u) - \nabla f(y)\|^2 \leq h_2(u) - f(y) \end{array} \right. \end{array} \right. \quad \begin{array}{l} u=y \\ u=x \end{array} \end{aligned}$$

$$\frac{1}{2L} \|\nabla f(y) - \nabla f(x)\|^2 \leq \langle \nabla f(x) - \nabla f(y), x - y \rangle$$

□

Prop Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ 2 fois différentiable. Supposons que

$$\left\langle \frac{\nabla f(x+th) - \nabla f(x)}{t}, h \right\rangle \xrightarrow[t \rightarrow 0+]{} Q(x, h)$$

avec $Q(x, h) \geq 0 \quad \forall x \in E \quad \forall h \in E \setminus \{0\}$. Alors f exxe.

Démo Par le thm des accraiss. finis, il existe $\theta \in [0, 1]$ t.q.

$$\langle \nabla f(x) - \nabla f(y), y - x \rangle = \frac{d}{dt} \langle \nabla f(y + t(x-y)), x-y \rangle \Big|_{t=0}$$

On obtient alors la crité

Chapitre 4. Optimisation de fct différentiables

1. Condition d'optimalité

On fixe un fermé enxe K de E et $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ différentiable tq.

$$\lim_{\|x\| \rightarrow +\infty} f(x) = +\infty$$

Thm La fct f admet un minimum global sur K .

Si de plus f strictement enxe, ce minimum est unique.

Démo Fixons $x_0 \in K$, alors $\tilde{K} = \{y \in E, f(y) \leq f(x_0)\} \cap K$

Fermé est borné car $\lim_{\|x\| \rightarrow +\infty} f(x) = +\infty$. Donc \tilde{K} compact

comme $x_0 \in K$ $\inf_K f = \inf_{\tilde{K}} f$ comme f diff, f continue

et elle admet un pt de min sur \tilde{K} donc sur K .

Supposons f stt enxe. Soient x_1 et x_2 2 pts de min *.

Alors $f(x_1 + (1-\lambda)x_2) < \lambda f(x_1) + (1-\lambda)f(x_2) = \min_K f(x)$ impossible \square

Thm Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ enxe et différentiable. Alors x^* pt de min

de f sur K si $\langle \nabla f(x^*), q - x^* \rangle \geq 0 \quad \forall q \in K$.

Démo (\Leftarrow) $\langle \nabla f(x^*), v - x^* \rangle \leq f(v) - f(x^*) \rightarrow f(v) \geq f(x^*)$

$$\Rightarrow \langle \nabla f(x^*), v - x^* \rangle = \lim_{t \downarrow 0} \frac{f(x^* + t(v - x^*)) - f(x^*)}{t} \geq 0 \quad \square$$

Multiplicateurs de Lagrange

On considère le cas où l'ensemble K est donné par

$$K = \{x \in E, F_i(x) = 0 \text{ pour } i=1, \dots, n\}$$

Thm Supposons que $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ soit différentiable et

$F_1, \dots, F_n: E \rightarrow \mathbb{R}$ C^1 . Soit x^* solution de $\inf_x f(x)$
 $x: F_1(x)=0, \dots, F_n(x)=0$

t.q. $(\nabla F_i(x^*))_{i=1}^n$ forme une famille libre.

alors il existe $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{R}$ t.q. $\nabla f(x^*) + \sum \lambda_i \nabla F_i(x^*) = 0$

les coeff $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ sont appelés multiplicateurs de Lagrange

Mode d'emploi Si on cherche x^* sol. de $\inf f(x)$
 $x: F_i(x)=0$

On introduit le lagrangien $\mathcal{L}: E \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ $(x, \lambda_1, \dots, \lambda_n) \mapsto f(x) + \sum \lambda_i F_i(x)$

x^* alors vérifie $\begin{cases} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial x}(x^*, \lambda_1, \dots, \lambda_n) = 0 \\ \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_i}(x^*, \lambda_1, \dots, \lambda_n) = F_i(x^*) = 0 \end{cases}$ $n+1$ équations avec $n+1$ inconnues $x^*, \lambda_1, \dots, \lambda_n$

Exemple d'actifs sur une période (à temps, $t=0$ et $t=s$)

(S^1, \dots, S^d) S_t^i : valeur de S^i au temps t .

Stratégie d'investissement: capital initial x . π^i est une proportion

de richesse investie en S^i

$$\sum_{i=1}^d \pi^i = 1$$

Montant investi en S^i : $\pi^i \cdot x$

$V_t^{x, \pi}$ valeur en t du portefeuille de stratégie (x, π)

$$V_0^{x, \pi} = x = \sum_i \frac{\pi^i x}{S_0^i} \cdot S_0^i$$

$$V_1^{x, \pi} = x \sum_i \pi^i \underbrace{\frac{S_1^i}{S_0^i}}_{R^i}$$

$$\text{Rdt: } R^{\pi} = \frac{V_1^{x, \pi} - V_0^{x, \pi}}{V_0^{x, \pi}} = \sum_i \pi^i \left(\frac{S_1^i - S_0^i}{S_0^i} \right) = \sum_i \pi^i R^i$$

En gestion de portefeuille, on recherche à maximiser le rdt moyen ss contrainte de risque:

$$\begin{aligned} \sup_{\pi \in \mathbb{R}^d} \mathbb{E}[R^{\pi}] &= \sup_{\pi \in \mathbb{R}^d} \mathbb{E}[R^{\pi}] \Leftrightarrow \begin{cases} \sup \sum_i \pi_i \mathbb{E}[R^i] \\ \text{s.c. } \sum_i \pi_i = 1 \\ \text{Var}[R^{\pi}] = c \end{cases} \\ &\Leftrightarrow \begin{cases} \sup \sum_i \pi_i \mathbb{E}[R^i] \\ \text{s.c. } \sum_i \pi_i = 1 \\ \pi^T \Sigma \pi = c \end{cases} \end{aligned}$$

$$\Leftrightarrow \begin{cases} \sup \pi^T R \\ \text{s.c.} \\ \pi^T \mathbf{1} = 1 \\ \pi^T \Sigma \pi = c \end{cases}$$

$$\mathcal{L} = \mathbf{R}^T \mathbf{R} + \lambda (\mathbf{R}^T \mathbf{1} \mathbf{1}^T) + \frac{\mu}{2} (\mathbf{R}^T \Sigma \mathbf{R} - c)$$

$$\nabla_{\mathbf{R}} \mathcal{L} = \mathbf{R} + \lambda \cdot \mathbf{1} + 2 \frac{\mu}{2} \Sigma \mathbf{R} = \mathbf{0}$$

$$\mathbf{R} = -\frac{1}{2\mu} \Sigma^{-1} (\mathbf{R} + \lambda \cdot \mathbf{1})$$

$$\mathbf{R}^T \Sigma \mathbf{R} = \frac{1}{4\mu^2} (\lambda \mathbf{1}^T + \mathbf{R}^T) \Sigma^{-1} \Sigma \Sigma^{-1} (\mathbf{R} + \lambda \mathbf{1}) = \frac{1}{4\mu^2} (\lambda \mathbf{1}^T + \mathbf{R}^T) \Sigma^{-1} (\lambda \mathbf{1} + \mathbf{R}) = c$$

$$\mathbf{R}^T \mathbf{1} = -\frac{1}{2\mu} (\mathbf{R}^T + \lambda \mathbf{1}^T) \Sigma^{-1} \mathbf{1} = 1.$$

Conditions de K-K-T (Karush-Kuhn-Tucker)

Théorème Soient f et F_1, \dots, F_m des fcts de E dans \mathbb{R} convexes

et différentiables. Soit x^* solution du pb

$$\begin{cases} \inf_{x \in E} f(x) \\ F_i(x) \leq 0, i=1, \dots, m \end{cases}$$

t.q. les contraintes sont qualifiées (*) en x^* .

Alors il existe $\lambda_1, \dots, \lambda_n \in \mathbb{R}_+$ t.q. $\nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^n \lambda_i \nabla F_i(x^*) = \mathbf{0}$

avec $\lambda_i = 0$ si $F_i(x^*) < 0$ pour $i=1, \dots, n$.

(*) $(\nabla F_i(x^*))_{i=1}^n$ est une famille libre, $\exists w : \langle \nabla F_i(x^*), w \rangle < 0$

2. Descente de gradient

On prend dans cette section $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ convexe et différentiable.

On cherche à construire une suite (x_n) t.q. $x_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} x^*$

$$\text{avec } q(x^*) = \min_{x \in E} f(x)$$

On fixe $\gamma \in \mathbb{R}_+$ appelé pas de la descente et on définit la

suite $(x_n)_{n \in \mathbb{N}}$ en fixant $x_0 \in E$ et par la récurrence

$$x_{n+1} = x_n - \gamma \nabla f(x_n), \quad n \geq 0$$

Conditions pour avoir convergence?

On introduit l'opérateur $T: E \rightarrow E$ défini par

$$T(x) = x - \gamma \nabla f(x) = (I - \gamma \nabla f)(x)$$

Alors $x_{n+1} = T(x_n)$, $n \geq 0$

Pour que (x_n) converge, il faut que T ait un point fixe.

Théorème Supposons que ∇f est L -lipschitzien et que f

admet un min global en x^* . Alors pour tout $x_0 \in E$ et $\gamma \in (0, \frac{2}{L})$

on a $x_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} x^*$.

Lemma Soit $R: E \rightarrow E$ 1-Lipschitz admettant un point fixe.

Soit $(y_n)_{n \geq 0}$ une suite définie par $y_0 \in E$ et $y_{n+1} = R(y_n)$, $n \geq 0$

Si $\lim_{n \rightarrow \infty} |y_{n+1} - y_n| = 0$, alors $(y_n)_n$ converge.

Preuve du lemme

Soit y pt fixe de R . Comme R est 1-lipshitz la suite

$$(|y_n - y|)_{n \geq 0} \text{ est } \downarrow, \text{ car } |y_n - y| = |R(y) - R(y_n)| \leq |y - y_n|$$

E de dim finie donc $(y_n)_n$ à une sous suite près vers $\zeta \in E$.

Comme $|y_{n+1} - y_n| \rightarrow 0$ ζ est un point fixe de R

Alors $(|\zeta - y_n|)_{n \geq 0} \downarrow$ et admet ss suite tendant vers 0.

Donc $|\zeta - y_n| \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{} 0$. $(y_n)_n$ converge vers pt fixe de R . \square

Lemme Pour $\gamma \in (0, \frac{2}{L}]$, T est 1-lipshitz

Preuve du lemme

Posons $S = I - T = \gamma \nabla f$

$$\text{Alors } \|x - y\|^2 - \|T(x) - T(y)\|^2 = 2 \langle S(x) - S(y), x - y \rangle - \|S(x) - S(y)\|^2$$

En effet $T = I - S$ donc

$$\|x - y\|^2 - \|T(x) - T(y)\|^2 = \|x - y\|^2 - (\|x - y\|^2 - 2 \langle S(x) - S(y), x - y \rangle + \|S(x) - S(y)\|^2)$$

Par concavité du gradient d'une fonction convexe,

$$\langle \nabla f(x) - \nabla f(y), x - y \rangle \geq \frac{1}{L} \|\nabla f(x) - \nabla f(y)\|^2$$

on a $\langle S(x) - S(y), x - y \rangle \geq \frac{1}{8L} \|S(x) - S(y)\|^2$ car $S = 8\sqrt{f}$

Alors pour $\gamma \in (0, \frac{2}{L})$ $\|x - y\|^2 - \|T(x) - T(y)\|^2 \geq 0$ et T 1-Lipschitz. \square

Preuve du thm

On remarque que être pt fixe de T est équivalent à

annuler Df. comme ∇f L-Lipschitz on a

$$f(z) \leq f(y) + \langle \nabla f(y), z - y \rangle + \frac{L}{2} \|z - y\|^2 \text{ pour } y, z \in E.$$

On l'applique à $y = x_n$ et $z = x_{n+1}$

$$f(x_{n+1}) \leq f(x_n) + \langle \nabla f(x_n), -\nabla f(x_n) \rangle + \frac{L}{2} \|\nabla f(x_n)\|^2$$

$$f(x_{n+1}) \leq f(x_n) - \left(\frac{1}{8} - \frac{L}{2}\right) \|x_{n+1} - x_n\|^2$$

Donc comme $\frac{2}{L} \leq \frac{1}{8}$, $\frac{1}{8} - \frac{L}{2} \geq 0$

$$\left(\frac{1}{8} - \frac{L}{2} \right)$$

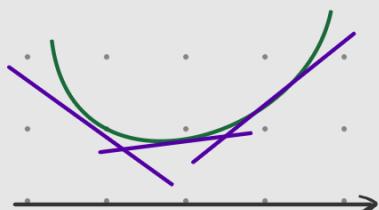
et $(f(x_n))_n \downarrow$ donc elle converge et $|x_{n+1} - x_n| \rightarrow 0$ et

par les lemmes $x_n \rightarrow x^*$ pt fixe de T donc $\nabla f(x^*) = 0$. \square

Chapitre 5. Dualité des fonctions convexes

1. Enveloppe supérieure de fonction affine

On rappelle que $h: E \rightarrow \mathbb{R}$ est affine si



$$h(\lambda x + (1-\lambda)y) = \lambda h(x) + (1-\lambda)h(y) \text{ pour } x, y \in E \text{ et } \lambda \in \mathbb{R}$$

C'est équivalent à $h - h(0)$ fonction linéaire.

On dit que $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ est semi-continue inférieurement (sci) si

$$\liminf_{x' \rightarrow x} f(x') \geq f(x)$$

$$\liminf_{x' \rightarrow x} = \lim_{r \rightarrow 0} \inf_{x' \in B(x, r)}$$

En particulier, $f \in C \Leftrightarrow f$ sci et $-f$ sci.

Thm. $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ convexe et sci. ssi f est l'enveloppe supérieure de fcts affines

Preuve Si f enveloppe supérieure d'une famille $(f_i)_{i \in I}$ de

fcts affines. $f(x) = \sup_{i \in I} f_i(x) \quad x \in E$

Alors f est sci en tant que sup de fcts f_i continues.

f convexe en tant que sup de fct affines.

Réciproque $f: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ convexe et sci.

Si $f \equiv +\infty$, $f_i \equiv c$, $f = \sup_i f_i$

Sinon $\text{dom}(f) \neq \emptyset$. Soit $x_0 \in \text{adh}(\text{dom}(f))$.

Pour $t < f(x_0)$, on définit $V_f(t) = \{x \in E, f(x) > t\}$

$V_t(f)$ ouvert car f sci. et $x_0 \in V_f(t)$

Donc $B(x_0, r) \subset V_f(t)$ pour un certain $r > 0$

On définit la fct $g: E \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$ par

$$g(x) = \begin{cases} t & \text{si } x \in B(x_0, r) \\ +\infty & \text{sinon} \end{cases}$$

Alors g concave ($-g$ exxe) liné et continue sur $B(x_0, r)$

et majorée par f comme $x_0 \in \text{adh}(\text{dom}(f))$, on a $\text{dom}(f) \cap B(x_0, r) \neq \emptyset$.

Par thm de séparation, il existe une forme affine h t.q.

$$g \leq h \leq f$$

Donc h fct affine t.q. $t \leq h(x_0) < f(x_0)$

Soit $x_0 \in E \setminus \text{adh}(\text{dom}(f))$. Par théorème de séparation d'un pt

et d'un convexe, il existe $u^* \in E$ t.q.

$$\lambda = \sup_{x \in \text{dom}(f)} \langle u^*, x \rangle < \langle u^*, x_0 \rangle$$

$$\text{Soit } h_{u^*, \lambda}(x) = \langle u^*, x \rangle - \lambda$$

Alors $h_{u^*, \lambda}(x) \leq 0 \quad \forall x \in \text{dom } f$ et $h_{u^*, \lambda}(x_0) > 0$

Soit h_0 une forme lin. $h \leq f$ (continuité pour le cas $x_0 \in \text{dom } f$)

On définit $h_n(x) = n h_{n,2}(x) + h_0(x)$, $x \in E$

© Théo Jalabert



donne b_n en $+\infty$ à l'extérieur de $\text{dom}(f)$

3. Conjuguée de Fenchel-Moreau

Déf Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R}$. Sa conjuguée (au sens de Fenchel-Moreau)

est la fct $f^*: E \rightarrow \mathbb{R}$ définie par $f^*(y) = \sup_{x \in E} \{\langle x, y \rangle - f(x)\}$, $y \in E$

Prop f^* est soit convexe s.c.i soit identiquement $-\infty$.

Démo $f = +\infty \Rightarrow f^* = -\infty$

Si non, f^* est un suprénum de fcts affines de $E \rightarrow \mathbb{R}$

(donc continues). Elle est donc convexe et s.c.i. \square

$$(f \text{ s.c.i} \Leftrightarrow \liminf_{x' \rightarrow x} f(x') \geq f(x))$$

Rem $f^*(y)$ est la plus petite valeur b tq. la fct $h_{y,b}$

soit dominée par f avec $h_{y,b}(x) = \langle y, x \rangle - b$, $x \in E$

En effet, $f \geq h_{y,b} \Leftrightarrow f(x) \geq \langle y, x \rangle - b \quad \forall x \in E \Leftrightarrow b \geq \langle y, x \rangle - f(x)$

$$\Leftrightarrow b \geq \sup_{x \in E} \{\langle y, x \rangle - f(x)\} = f^*(y)$$

4. Bi-conjuguée

Déf Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ et f^* sa conjuguée. La bi-conjuguée $(f^*)^*$ est la conjuguée de f^* .

Déf Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R}$, sa convexe s.c.i régularisée \hat{f} est la plus grande fct convexe sci dominée par f .

Théorème (des fct bi-conjuguée)

Soit $f: E \rightarrow \mathbb{R}$, sa bi-conjuguée $(f^*)^*$ est sa convexe s.c.i régularisée si f domine une fonction convexe.

Si non $(f^*)^*$ est identiquement égale à $+\infty$.

Démo D'après la remarque on a f domine $h_{y,b} \Leftrightarrow$

$$\Leftrightarrow b \geq f^*(y) \Leftrightarrow (y, b) \in \text{epi}(f^*)$$

\wedge Voir * car f est + grande fct convexe sci \Leftrightarrow

$$\begin{aligned} f(x) &\geq \sup h_{y,b}(x) = \sup \{ \langle y, x \rangle - b \} = \sup_{y \in E} \{ \langle y, x \rangle - f^*(y) \} = (f^*)^*(x) \\ (y, b) \in \text{epi}(f^*) & \quad b \geq f^*(y) \end{aligned}$$

Corollaire Si $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ est evxe et $\text{dom}(f) = E$. Alors $(f^*)^* = f$

Démo Pour une telle fct f , on est convexe, continue, donc

$\hat{f} = f$ et elle est minorée par une fct affine donc

$$(f^*)^* = f = \hat{f}$$

□

Rem Soit \hat{f} la凸函数 regularisée de f . Alors si h est affine dominée par f alors h dominée par \hat{f} (car凸函数 et sci). Alors

$$\sup_{\substack{h \text{ affine} \\ h \leq f \text{凸函数 sci}}} h(x) \leq \hat{f}(x) \quad \forall x \in E \Rightarrow \sup_{\substack{h \text{ affine} \\ h \leq f \text{凸函数 sci}}} h = \hat{f}$$

Chapitre 6. Processus de diffusion

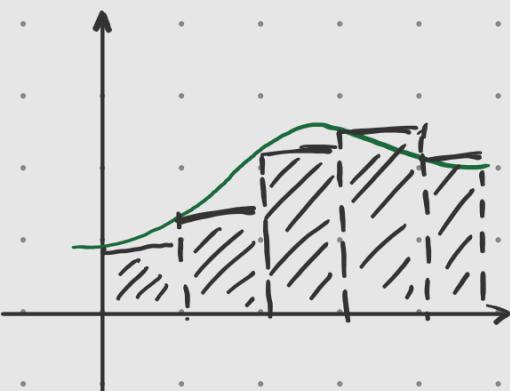
0. Intégrale stochastique et formule d'Itô

On fixe dans la suite un espace de probabilité complet $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$

Soit $(W_t)_{t \in [0, T]}$ un mouvement brownien à valeurs dans \mathbb{R}^d défini sur $(\Omega, \mathcal{A}, \mathbb{P})$. On note $\mathcal{F} = (\mathcal{F}_t)_{t \geq 0}$ la filtration complète engendrée par W . $\mathcal{F}_t = \sigma(W_u, u \leq t) \vee N$ où N est les négligeables de \mathcal{A} .

On cherche à définir des intégrales de la forme $\int_0^t X_s dW_s, t \in [0, T]$

Pour Riemann



$$\rightsquigarrow \int_0^t f(s) ds$$

On fait la même chose

$$\sum_{i=0}^{n-1} X_{t_i} (W_{t_{i+1}} - W_{t_i}) \rightarrow \int_0^t X_s dW_s$$

Cela a existé avant Itô, ça s'appelle l'intégral de

Pb Ça n'est défini que pour g régulière (à variation finie)

Donc, on ne peut pas appliquer cette théorie pour $\int X dW$

La convergence p.s. de $\sum X_{t_i} (W_{t_{i+1}} - W_{t_i})$ pose pb.

En fait on a evité dans L^2 . On peut définir $\int X dW$

comme limite L^2 de $\sum X_{t_i} (W_{t_{i+1}} - W_{t_i})$ si X vérifie $E \int |X_s|^2 ds < \infty$

Pptés de l'intégrale stochastique

- $E\left(\left(\int_0^t X_s dW_s\right)^2\right) = E\left[\int_0^t |X_s|^2 ds\right]$
- $\langle \int_0^t X_s dW_s \rangle_t = \int_0^t |X_s|^2 ds$

X doit être adapté et F -progressif

Processus d'Itô $X_t = X_0 + \int_0^t \alpha_s ds + \int_0^t \beta_s dW_s, t \in [0, T]$

$$\int_0^T |\alpha_s| ds + \int_0^T |\beta_s|^2 ds < +\infty \text{ p.s.}$$

Formule d'Itô

$f: [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, f \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^d, \mathbb{R})$

$$f(t, X_t) = f(0, X_0) + \int_0^t \partial_t f(s, X_s) ds + \int_0^t \nabla f(s, X_s) dW_s + \frac{1}{2} \int_0^t \text{Tr}(\beta_s \beta_s^\top \nabla^2 f(s, X_s)) ds$$

1. EDS

On fixe $b, \sigma : [0, T] \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^n, \mathbb{R}^{n \times d}$

On suppose que b et σ sont $\mathcal{F} \otimes \mathcal{B}(\mathbb{R})$ -progressives.

Déf Une solution à l'EDS

$$\begin{cases} dX_t = b_t(X_t) dt + \sigma_t(X_t) dW_t \\ X_0 = x \end{cases}$$

est un processus X \mathcal{F} -adapté t.q. $\int_0^T |b_t(x)| dt + \int_0^T |\sigma_t(x)|^2 dt < \infty$ p.s.
et $X_t = x + \int_0^t b_s(X_s) ds + \int_0^t \sigma_s(X_s) dW_s$ pour $t \in [0, T]$

Exemple $d = n = 1$

$$b_t(x) = \mu_t x \quad \text{et } \mu, \sigma \text{ fct de } [0, T] \text{ dans } \mathbb{R} \text{ bornées}$$

$$\sigma_t(x) = \sigma_t x$$

$$\text{Alors } X_t = x \exp \left\{ \int_0^t (\mu_s - \frac{\sigma_s^2}{2}) ds + \int_0^t \sigma_s dW_s \right\}$$

$$\text{est solution de } \begin{cases} dX_t = \mu_t X_t dt + \sigma_t X_t dW_t \\ X_0 = x \end{cases}$$

Théorème (Itô-Lauchy-Lipschitz)

Soit $x \in \mathbb{R}$. Supposons que $\mathbb{E} \left[\int_0^T |b_s(0)| + |\sigma_s(0)|^2 ds \right] < \infty$

et il existe une constante $L > 0$ t.q.

$$|b_t(x) - b_t(y)| + |\sigma_t(x) - \sigma_t(y)| \leq L|x-y| \quad \forall x, y \in \mathbb{R}^n$$

Idée de la preuve

On suit le schéma de preuve du thm de Cauchy-Lipschitz:

construire une contraction dont le point fixe est la solution de l'équation.

On remarque X solution de l'EDS est équivalent à X

pt fixe de Φ où Φ définie par

$$\Phi(v)_t = x + \int_0^t b_s(v_s) ds + \int_0^t \sigma_s(v_s) dW_s$$

On change la norme pour rendre Φ contractante

$$\Phi: H^2 \rightarrow H^2 \text{ où } H^2 = \{\text{processus } U \text{ F-prog. et } \mathbb{E} \int_0^T |U_s|^2 ds < \infty\}$$

Norme naturelle $\|\cdot\|_{H^2}$ définie par

$$\|U\|_{H^2} = \left(\mathbb{E} \int_0^T (U_s)^2 ds \right)^{1/2}$$

$$\text{À la place, on prend } \|U\|_{H^2,c} = \left(\mathbb{E} \int_0^T e^{-cs} |U_s|^2 ds \right)^{1/2}$$

On montre que

$$\|\Phi(u) - \Phi(v)\|_{H^2_c} \leq 2 \frac{(T+1)L}{c} \|u - v\|_{H^2_c}$$

En prenant $c \geq 2L(T+1)$, Φ est $\|\cdot\|_{H^2_c}$ -contractante.

Elle admet un unique point fixe qui est dans H^2 car

$\|\cdot\|_{H^2}$ et $\|\cdot\|_{H^2_c}$ sont équivalentes. \square

lors d'une condition initiale que

On peut généraliser ces résultats au cas où la condition $X_0 = x$ est remplacée par $X_{t^2} = x$

La solution unique est alors notée $(X_s^{t,x})_{s \in [t,T]}$ pour $(t,x) \in [0,T] \times \mathbb{R}^d$

Théorème Sous les hypothèses d'existence et d'unicité de solution à l'EDS,

(i) il existe une const C t.q.

$$E[\sup_{t \leq s \leq t'} |X_s^{t,x} - X_s^{t,x'}|^2] \leq C e^{ct'} |x - x'| \text{ pour } 0 \leq t \leq T \text{ et } x, x' \in \mathbb{R}^d$$

(ii) Si de plus $B = \sup_{t \leq t' \leq T} \left\{ \frac{1}{t'-t} \int_t^{t'} (|b_s(s)| + |\sigma_s(s)|)^2 ds \right\} < \infty$ alors

$$E[\sup_{t \leq s \leq t'} |X_s^{t,x} - X_s^{t,x'}|] \leq C e^{ct} (B + |x|^2)(t' - t) \text{ pour } 0 \leq t \leq T, x \in \mathbb{R}^n$$

$$\begin{matrix} b \\ \sigma \end{matrix} : [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \begin{matrix} \mathbb{R}^n \\ \mathbb{R}^{n \times d} \end{matrix}$$

$(X_s^{t,x})_{s \in [t,T]}$ solution de l'EDS $X_s^{t,x} = x + \int_t^s b_u(X_u^{t,x}) du + \int_t^s \sigma_u(X_u^{t,x}) dW_u(t)$

$(W_s)_{s \in [0,T]}$ MBS à valeurs de \mathbb{R}^d

$$|b_t(x) - b_t(x')| + |\sigma_t(x) - \sigma_t(x')| \leq L|x - x'|$$

$$\int_0^T (|b_s(0)|^2 + |\sigma_s(0)|^2) ds < \infty$$

les deux conditions assurent l'existence et l'unicité de la solution $(X_s^{t,x})_{s \in [t,T]}$

2. Propriété de Markov

$$dX_s^{t,x} = b_s(X_{s-\underline{s}}^{t,x}) ds + \sigma_s(X_{s-\underline{s}}^{t,x}) dW_s$$

↑

↑

Non-Markovien à cause de ça.

Soit $(X_s^{t,x})_{s \in [t,T]}$ la solution de l'EDS (*)

On a alors les 2 propriétés suivantes:

- $X_s^{t,x} = \Phi(t, x, s, (W_u - W_t)_{u \in [t,T]})$

- D'après l'unicité on a la propriété de flot

$X_u^{u,x} = X_s^{t,x}$ pour $s \geq u$ et solution de

$$U_s = X_u^{t,x} + \int_u^s b_r(\cdot) dr + \int_u^s \sigma_r(\cdot) dW_r$$

$$X_s^{t,x} = x + \int_t^s b_r(\cdot) dr + \int_t^s \sigma_r(\cdot) dW_r = \left(x + \underbrace{\int_t^s b_r(\cdot) dr + \int_t^s \sigma_r(\cdot) dW_r}_{X_u^{t,x}} \right) + \int_u^s b_r(\cdot) dr + \int_u^s \sigma_r(\cdot) dW_r$$

© Théo Jalabert

Théorème (propriété de Markov)

$$\mathbb{E}[\Psi(X_r^{t,x}, u \leq r \leq s) | \mathcal{F}_u] = \mathbb{E}[\Psi(X_r^{t,x}, u \leq r \leq s) | X_u^{t,x}]$$

pour Ψ C^0 mesurable bornée et $0 \leq u \leq s \leq T$

3. lien avec les EDPs

Soit $(X_s^{t,x})_{s \in [t,T]}$ solution de l'EDS (*) pour $t \in [0,T]$, $x \in \mathbb{R}$

On définit l'opérateur \mathcal{L} par

$$\mathcal{L}\varphi(t,x) = \lim_{h \rightarrow 0^+} \frac{\mathbb{E}[\varphi(t+h, X_{t+h}^{t,x})] - \varphi(t,x)}{h} \quad \text{pour } \varphi \in C^{1,2}([0,T] \times \mathbb{R}^n, \mathbb{R})$$

et $(t,x) \in [0,T] \times \mathbb{R}^n$. ↑ générateur

Par la formule d'Itô

$$\begin{aligned} \varphi(t+h, X_{t+h}^{t,x}) &= \varphi(t,x) + \int_t^{t+h} \left(\partial_t \varphi + \nabla \varphi \cdot b + \frac{1}{2} \text{Tr}(\nabla^2 \varphi \cdot \Sigma \cdot \Sigma^T) \right)(s, X_s^{t,x}) ds \\ &\quad + \int_t^{t+h} (\nabla \varphi \cdot \Sigma)(s, X_s^{t,x}) dW_s \end{aligned}$$

$$\mathbb{E}[\varphi(t+h, X_{t+h}^{t,x})] - \varphi(t,x) = \mathbb{E} \int_t^{t+h} \left(\partial_t \varphi + \nabla \varphi \cdot b + \frac{1}{2} \text{Tr}(\nabla^2 \varphi \cdot \Sigma \cdot \Sigma^T) \right)(s, X_s^{t,x}) ds$$

$$\cdot \frac{1}{h}, \quad h \rightarrow 0 \Rightarrow \mathcal{L}\varphi(t,x) = \left(\partial_t \varphi + \nabla \varphi \cdot b + \frac{1}{2} \text{Tr}(\nabla^2 \varphi \cdot \Sigma \cdot \Sigma^T) \right)(t,x)$$

On considère l'EDP (parabolique)

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathcal{L}v(t,x) = 0, \quad (t,x) \in [0,T] \times \mathbb{R}^n \\ v(T,x) = g(x), \quad x \in \mathbb{R}^n \end{array} \right.$$

But Donner la solution de cette équation à l'aide de $X^{t,x}$

$$\left\{ \begin{array}{l} \partial_t v(t,x) + \nabla v(t,x) \cdot b_t(x) + \frac{1}{2} \text{Tr}(G_t(x) G_t(x)^T \nabla v(t,x)) = 0, \quad (t,x) \in [0,T] \times \mathbb{R}^n \\ v(T,x) = g(x), \quad x \in \mathbb{R}^n \end{array} \right.$$

Proposition Supposons que la fonction $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ est telle que la fonction $v: [0,T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ définie par $v(t,x) = \mathbb{E}[g(X_T^{t,x})]$ vérifie $v \in C^{1,2}([0,T] \times \mathbb{R}^n)$. Alors v solution de EDP.

Preuve

$$\begin{aligned} v(t,x) &= \mathbb{E}[v(T, X_T^{t,x})] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[g(X_T^{t,x}) | X_{t+h}^{t,x}]] = \mathbb{E}[\mathbb{E}[g(X_T^{t+h}, X_{t+h}^{t,x}) | X_{t+h}^{t,x}]] = \\ &= \mathbb{E}[\mathbb{E}[g(\Phi(t+h, X_{t+h}^{t,x}, T, (W_u - W_{t+h})_{u \in [t+h, T]})) | X_{t+h}^{t,x}]] = \mathbb{E}[v(t+h, X_{t+h}^{t,x})] \end{aligned}$$

Par la formule d'Itô,

$$\begin{aligned} v(t+h, X_{t+h}^{t,x}) &= v(t,x) + \int_t^{t+h} \mathcal{L}v(s, X_s^{t,x}) ds + \int_t^{t+h} \nabla v(s, X_s^{t,x}) dW_s \\ \mathbb{E}[v(t+h, X_{t+h}^{t,x})] &= v(t,x) + \mathbb{E}\left[\int_t^{t+h} \mathcal{L}v(s, X_s^{t,x}) ds\right] \end{aligned}$$

Mais on a $v(t, x) = \mathbb{E}v(t+h, X_{t+h}^{t,x})$ donc

$$\mathbb{E}\left[\int_t^{t+h} \mathcal{L}v(s, X_s^{t,x}) ds\right] = 0 \quad \forall h \in [0, T-t]$$

$$\cdot \frac{1}{h}, \lim_{h \rightarrow 0} \Rightarrow \mathcal{L}v(t, x) = 0 \quad \forall (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n \quad \square$$

Représentation de Feynmann-Kac pour le problème de Cauchy

On considère l'EDP appelée problème de Cauchy

$$\begin{cases} \mathcal{L}v - kv + f = 0 & \text{sur } [0, T] \times \mathbb{R}^n \\ v(T, \cdot) = g & \text{sur } \mathbb{R}^n \end{cases}$$

k et f sont des fonctions de $[0, T] \times \mathbb{R}^n$ dans \mathbb{R}

Théorème

Supposons que f et g vérifient les conditions du thm

d'E et d'! de solution aux EDS. Supposons que k est

minorée et f à \int quadratique, $\sup_{(t, x)} \frac{|f(t, x)|}{1 + |x|^2} < \infty$

Soit $v \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n) \cap C^0([0, T] \times \mathbb{R}^n)$ solution du problème

de Cauchy et telle que $\sup_{(t, x)} \frac{|v(t, x)|}{1 + |x|^2} < \infty$

Alors $v(t, x) = \mathbb{E}\left[\int_t^T \beta_s^{t,x} f(s, X_s^{t,x}) ds + \beta_T^{t,x} g(X_T^{t,x})\right]$ avec

$\beta_s^{t,x}$ définie par $\beta_s^{t,x} = \exp\left\{-\int_t^s k(u, X_u^{t,x}) du\right\}$ $s \in [t, T]$

Preuve Par la formule d'Itô, on a

$$\begin{aligned} d\beta_s^{t,x} v(s, X_s^{t,x}) &= (-k \cdot \beta_s^{t,x} v + \beta_s^{t,x} \cdot L v) ds + \cdots dW_s = \{EDPS = \\ &= -\beta_s^{t,x} f(s, X_s^{t,x}) ds + (\cdots) dW_s \end{aligned}$$

En intégrant entre t et $T-\epsilon$

$$\mathbb{E}\left[\beta_{T-\epsilon}^{t,x} v(T-\epsilon, X_{T-\epsilon}^{t,x})\right] = v(t, x) - \mathbb{E}\int_t^{T-\epsilon} \beta_s^{t,x} f(s, X_s^{t,x}) ds$$

$\epsilon \downarrow 0$, par continuité de v

$$\beta_{T-\epsilon}^{t,x} v(T-\epsilon, X_{T-\epsilon}^{t,x}) \xrightarrow[\epsilon \downarrow 0]{P.s.} \beta_T^{t,x} v(T, X_T^{t,x})$$

$$\int_t^{T-\epsilon} ds \xrightarrow{P.s.} \int_t^T \beta_s^{t,x} f(s, X_s^{t,x}) ds$$

les conditions de \nearrow quadratique sur v et f \oplus estimées

$\sup L^2$ sur $X^{t,x}$ permettent d'appliquer le TCO.

$$\epsilon \downarrow 0 \quad \mathbb{E}\left[\beta_T^{t,x} v(T, X_T^{t,x})\right] = v(t, x) - \mathbb{E}\left[\int_t^T \underbrace{\beta_s^{t,x} f(s, X_s^{t,x})}_{g(X_s^{t,x})} ds\right]$$

$$\text{Donc } v(t, x) = \mathbb{E}\left[\beta_T^{t,x} g(X_T^{t,x}) + \int_t^T \beta_s^{t,x} f(s, X_s^{t,x}) ds\right]. \quad \square$$

Chapitre 7. Contrôle optimale de diffusions et programmation dynamique

1. Le problème de contrôle stochastique

Pour définir le pb de contrôle stoch on introduit les
objets suivants.

Contrôles On fixe un ensemble A de \mathbb{R}^p ($p \geq 1$).

On suppose A borné et on note \mathcal{A} l'ensemble des contrôles i.e. l'ensemble des processus $(\alpha_t)_{t \in [0, T]}$ \mathcal{F} -progressifs à valeurs dans A . On rappelle que \mathcal{F} est la filtration naturelle du MB W .

Processus de diffusion contrôlé

On fixe 2 fonctions $b : \mathbb{R}^n \times A \rightarrow \mathbb{R}^n$, $\sigma : \mathbb{R}^n \times A \rightarrow \mathbb{R}^{n \times d}$

On suppose qu'il existe une constante $L > 0$ t.q.

$$\begin{aligned} |b(x, a) - b(x', a')| \\ |\sigma(x, a) - \sigma(x', a')| \leq L(|x - x'| + |a - a'|) \quad \forall x, x' \in \mathbb{R}^n \quad \forall a, a' \in A \end{aligned}$$

Pour $\lambda \in \mathcal{A}$ et $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$ on définit la processus de diffusion $(X_s^{t, x, \lambda})_{s \in [t, T]}$ partant de x en t .

et contrôle suivant λ , comme solution de l'EDS

$$X_s^{t, x, \lambda} = x + \int_t^s b(X_u^{t, x, \lambda}, \lambda_u) du + \int_t^s \sigma(X_u^{t, x, \lambda}, \lambda_u) dW_u, \quad s \in [t, T]$$

Les processus de drift $(b(\cdot, \lambda_s))_{s \in [t, T]}$ et de diffusion $(\sigma(\cdot, \lambda_s))_{s \in [t, T]}$

© Théo Jalabert

sont lipschitzien. Par théorème d'Itô-Laudy-Lipschitz, $X^{t,x,z}$ est bien défini de manière unique.

En appliquant des estimés sur les diffusions on obtient

les résultats suivants de régularité en flot et contrôle

Prop Pour $p \geq 1$ il existe un constante $C_p > 0$ t.q.

$$\mathbb{E} \left[\sup_{s \in [t, T]} |X_s^{t,x,z}|^p \right] \leq C_p (1 + |x|^p) \quad (1)$$

$$\mathbb{E} \left[\sup_{s \in [t, T]} |X_s^{t,x,z} - X_s^{t,x',z}|^p \right] \leq C_p |x - x'|^p \quad (2)$$

$$\mathbb{E} \left[\sup_{s \in [t, T]} |X_s^{t,x,z} - X_{s+h,t+h}^{t+h,x,z}|^p \right] \leq C_p h^{p/2} (1 + |x|^p) \quad (3)$$

$$\mathbb{E} \left[\sup_{s \in [t, T]} |X_s^{t,x,z} - X_s^{t,x,z'}|^p \right] \leq C_p \mathbb{E} \left[\int_t^T |h_s - z'_s|^p ds \right] \quad (4)$$

$$\forall \lambda, \lambda' \in A \quad \forall x, x' \in \mathbb{R}^n \quad \forall t \in [0, T] \quad \forall h \in [0, T-t]$$

Fonctions de récompense (gain)

On fixe 2 fcts $f: \mathbb{R}^n \times A \rightarrow \mathbb{R}$ et $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ (fcts de gain)

On suppose f et g loc^t Lipschitz

$$\forall N > 0 \quad \exists L_N > 0 \quad |f(x, a) - f(x', a')| + |g(x) - g(x')| \leq L_N (|x - x'| + |a - a'|)$$

$\forall x, x' \in B(0, N) \quad \forall a, a' \in A$ (A borné)

Où supposons f et g à polynomiale: $\exists q > 0, \exists C$: © Théo Jalabert 

$$|f(x, \alpha)| + |g(x)| \leq C(1 + |x|^q) \quad \forall (x, \alpha) \in \mathbb{R}^n \times A$$

On définit la fonctionnelle $\mathcal{T}: [0, T] \times \mathbb{R}^n \times \mathcal{A} \rightarrow \mathbb{R}$ par

$$\mathcal{T}(t, x, \lambda) = \mathbb{E} \left[g(X_T^{t, x, \lambda}) + \int_t^T f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds \right] \text{ pour } (t, x, \lambda) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n \times \mathcal{A}$$

On note que $\mathcal{T}(t, x, \lambda)$ est bien définie. En effet,

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[|g(X_T^{t, x, \lambda}) + \int_t^T f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds| \right] &\leq \mathbb{E} \left[C(1 + |X_T^{t, x, \lambda}|^q) + C \int_t^T (1 + |X_s^{t, x, \lambda}|^q) ds \right] \\ &\leq \tilde{C} \left(1 + \mathbb{E} \sup_{s \in [t, T]} |X_s^{t, x, \lambda}|^q \right) \leq \tilde{C} (1 + C_q (1 + |x|^q)) < +\infty. \end{aligned}$$

On définit la fonction valeur $v: [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$

par $v(t, x) = \sup_{\lambda \in \mathcal{A}_t} \mathcal{T}(t, x, \lambda)$ avec $\mathcal{A}_t = \{\lambda \in \mathcal{A} \mid \lambda \perp\!\!\!\perp \mathcal{F}_t\}$

But Calculer la fonction v .

Rem En fait, on peut montrer $v(t, x) = \sup_{\lambda \in \mathcal{A}} \mathcal{T}(t, x, \lambda)$

2 Principe de programmation dynamique (PPD)

But Donner une expression $v(t, x)$ à l'aide de v à un temps intermédiaire.

$$v(t, x) = \sup_{\lambda \in \mathcal{A}_t} \mathbb{E} \left[\int_t^\theta f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds + v(\theta, X_\theta^{t, x, \lambda}) \right]$$

Est-elle mesurable?

Où on a besoin que η^v soit régulière (mesurable) pour calculer \mathbb{E}

Prop Pour un compact $\mathbb{H} \subset [0, T] \times \mathbb{R}^n$ il existe une fct

$$\lambda_{\mathbb{H}} : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}_+ \text{ t.q. } \lambda_{\mathbb{H}}(r) \xrightarrow[r \rightarrow 0]{} 0 \text{ et } |\mathcal{T}(t, x, z) - \mathcal{T}(t', x', z')| \leq \lambda_{\mathbb{H}}(|t-t'| + |x-x'|)$$

pour $(t, x), (t', x') \in \mathbb{H}$ et $L \in \mathbb{N}$ on est alors localement infinité continuer

et à \mathcal{T} polynomiale

Preuve f et g loc^t Lipschitz + estimées sur régularité des diffusions contrôlées donnent

$$(3) \quad \mathcal{T}(t, x, z) - \mathcal{T}(t', x', z) \leq \underbrace{\mathcal{L}(|t-t'|^{1/2}(1+\log(1+|x|)) + |x-x'|)}_{\sup |X_s^{t,x}| \leq N} +$$

$$|\mathcal{T}(t, x, z) - \mathcal{T}(t', x', z)| = |\mathbb{E}\delta(t, t', x, x', z)| \leq \mathbb{E}[|\delta(t, t', x, x')| \mathbb{I}_{\sup |X_s^{t,x}| \leq N}] + \sup |X_s^{t,x}| \leq N$$

$$+ \underbrace{\mathbb{E}[\delta(t, t', x, x') \mathbb{I}_{\sup |X_s^{t,x}| \vee \sup |X_s^{t',x'}| > N}]}_{\leq \mathcal{L}(1+|x|^q + |x'|^q) \mathbb{P}(\sup_{[t,T]} |X_s^{t,x}| \vee \sup_{[t',T]} |X_s^{t',x'}| > N)}$$

$$\leq \mathcal{L}(1+|x|^q + |x'|^q) \mathbb{P}(\sup_{[t,T]} |X_s^{t,x}| \vee \sup_{[t',T]} |X_s^{t',x'}| > N)$$

Par inégalité de Markov

$$\mathbb{P}(\dots) \leq \frac{\text{const}}{N}$$

$$|\mathcal{T}(t, x, z) - \mathcal{T}(t', x', z)| \leq C|t-t'|^{1/2}(1+|x|+|x'|) + C|x-x'| + \frac{C}{N}(1+|x|P_t^z + |x'|P_t^z)$$

$$1) \text{ Prend } N \text{ grand: } \frac{C}{N}(1+|x|) < \frac{\epsilon}{3}$$

$$2) \text{ On choisit } |x-x'|: \frac{C}{N}|x-x'| < \frac{\epsilon}{3}$$

$$3) \text{ On choisit } |t-t'|: C|t-t'|^{1/2}(1+|x|) < \epsilon/3$$

□

$$|\mathcal{V}(t, x) - \mathcal{V}(t', x')| \leq \sup_{\lambda \in A} |\mathcal{T}(t, x, \lambda) - \mathcal{T}(t', x', \lambda)| \leq C(|t-t'|^{\frac{1}{2}}(1+|x|+|x'|) +$$

$$+ |x-x'| + \frac{C}{N}(1+|x|^p + |x'|^p))$$

La \mathcal{V} polynomiale de \mathcal{W} est une conséquence de la \mathcal{T} polynomiale de f et g et des estimées de moments de diffusions contrôlées. On peut penser au PPD.

Théorème Soit $\{\theta_\lambda, \lambda \in \Lambda\}$ une famille de t.a. à valeurs dans $[t, T]$ pour $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$ fixé. Alors

$$\mathcal{V}(t, x) = \sup_{\lambda \in A_t} \mathbb{E}[\mathcal{V}(\theta_\lambda, X_{\theta_\lambda}^{t, x, \lambda}) + \int_t^{\theta_\lambda} f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds] \quad \lambda \in A_t.$$

Idee de la preuve

$$\begin{aligned} \mathcal{V}(t, x) &= \sup_{\theta_\lambda} \mathbb{E}\left[g(X_T^{t, x, \lambda}) + \int_t^T f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds\right] = \sup_{\lambda \in A_t} \mathbb{E}\left[g(X_T^{t, x, \lambda}) + \int_t^T f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds\right] \\ &+ \int_t^T f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds = \sup_{\lambda \in A_t} \underbrace{\mathbb{E}\left[\mathbb{E}\left[g(X_T^{t, x, \lambda}) + \int_t^T f(\cdot, \lambda_s) ds \mid \mathcal{F}_{\theta_\lambda}\right] + \int_t^T f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds\right]}_{\mathbb{E}[g(X_T^{\theta_\lambda, X_{\theta_\lambda}^{t, x, \lambda}}, \lambda_s) + \int_t^T f(X_s^{\theta_\lambda, X_{\theta_\lambda}^{t, x, \lambda}}, \lambda_s) ds]} = \\ &= \underbrace{\mathbb{E}\left[g(X_T^{s, y, \lambda}) + \int_s^T f(X_u^{s, y, \lambda}, \lambda_u) ds\right]}_{\mathcal{T}(\theta_\lambda, X_{\theta_\lambda}^{t, x, \lambda})} \Big|_{s \in \mathcal{S}_\lambda} \Big|_{y = X_{\theta_\lambda}^{t, x, \lambda}} \\ &= \sup_{\lambda \in A_t} \mathbb{E}\left[\mathcal{T}(\theta_\lambda, X_{\theta_\lambda}^{t, x, \lambda}) + \int_t^{\theta_\lambda} f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds\right] \leq \sup_{\lambda \in A_t} \mathbb{E}\left[\mathcal{V}(\theta_\lambda, X_{\theta_\lambda}^{t, x, \lambda}) + \int_t^{\theta_\lambda} f(X_s^{t, x, \lambda}, \lambda_s) ds\right] \end{aligned}$$

Soit β^2 un contrôle ϵ -optimal pour $V(\theta_2, X_{\theta_2}^{t,x_2})$

Théo Jalabert

$$J(\theta_2, X_{\theta_2}^{t,x_2}, \beta^2) \geq V(\theta_2, X_{\theta_2}^{t,x_2}) - \epsilon$$

On pose $\tilde{L}_s = L_s + (\beta_s^2)^{\frac{1}{2}} \mathbb{I}_{[\theta_2, T]} \in \mathcal{A}_t$ $\tilde{\mathcal{A}}_t = \{ \tilde{L}_s = L_s + (\beta_s^2)^{\frac{1}{2}} \mathbb{I}_{[\theta_2, T]} \mid \theta_2 \in \mathcal{A}_t \}$

$$\text{Alors } V(t, x) = \sup_{L \in \mathcal{A}_t} \mathbb{E} \left[J(\theta_2, X_{\theta_2}^{t,x_2}, L_s) + \int_t^{\theta_2} f(X_s^{t,x_2}, L_s) ds \right] \geq \sup_{\tilde{L} \in \tilde{\mathcal{A}}_t} \mathbb{E} \left[\dots \right]$$

$$\geq \sup_{L \in \mathcal{A}_t} \mathbb{E} \left[J(\theta_2, X_{\theta_2}^{t,x_2}, \beta_s) + \int_t^{\theta_2} f(X_s^{t,x_2}, L_s) ds \right] \geq \sup_{L \in \mathcal{A}_t} \mathbb{E} [V(\theta_2, X_{\theta_2}^{t,x_2}) - \epsilon + \int_t^{\theta_2} f(\cdot, L_s) ds]$$

$$V(t, x) \geq \sup_{L \in \mathcal{A}_t} \mathbb{E} \left[V(\theta_2, X_{\theta_2}^{t,x_2}) + \int_t^{\theta_2} f(X_s^{t,x_2}, L_s) ds \right]$$

□

(PPA) $V(t, x) = \sup_{L \in \mathcal{A}_t} \mathbb{E} \left[V(\theta_2, X_{\theta_2}^{t,x_2}) + \int_t^{\theta_2} f(X_s^{t,x_2}, L_s) ds \right]$

3. Équation de programmation dynamique

On étudie dans cette section le cas où la fct valeur V est régulière (C^2). L'objectif est de montrer que V est solution d'une équation aux dérivées partielles (EDP) appelée équation de Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB)

On introduit l'opérateur local du second ordre \mathcal{L}^α , $\alpha \in A$

© Théo Jalabert

défini par $\mathcal{L}^a \varphi(t, x) = \partial_t \varphi(t, x) + b(t, x) \nabla \varphi(t, x) + \frac{1}{2} \text{Tr}(G^T(x, t) \nabla^2 \varphi)$

pour $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$ et $\varphi \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$

L'EDP de HJB est alors donnée par

$$\begin{cases} \sup_{a \in A} \{\mathcal{L}^a v(t, x) + f(x, a)\} = 0 & (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n \\ v(T, x) = g(x) & x \in \mathbb{R}^n \end{cases}$$

Dans la suite on note l'opérateur \mathcal{H}

$$\mathcal{H} \varphi(t, x) = \sup_{a \in A} \{\mathcal{L}^a \varphi(t, x) + f(x, a)\} \quad \varphi \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$$

Théorème Supposons $v \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n) \cap C^0([0, T] \times \mathbb{R}^n)$

Alors v est solution de l'EDP de HJB.

Preuve Par la définition de v on a bien $v(T, \cdot) = g(\cdot)$

$$v(t, x) = \sup_{\substack{A \in \mathcal{A}_t \\ L \in \mathcal{L}_t}} E \left[g(X_T^{t, x, L}) + \int_0^T f(X_s^{t, x, L}) ds \right]$$

Sur $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$. Supposons que $\mathcal{H}v(t, x) \neq 0$

Cas 1 $\mathcal{H}v(t, x) > 0$. Donc il existe $\bar{a} \in A$: $\mathcal{L}^{\bar{a}} v(t, x) + f(x, \bar{a}) > 0$

Par continuité, il existe un voisinage V de (t, x)

dans $[0, T] \times \mathbb{R}^n$ t.q. $\mathcal{L}^{\bar{a}} v(s, y) + f(y, \bar{a}) > 0 \quad \forall (s, y) \in V$

Soit α le contrôle const. de valeur \bar{a} et

$$\theta = \inf \{ s \geq t : (s, X_s^{t,x,\alpha}) \notin V \} \wedge T$$

Par la formule d'Itô appliquée à v entre t et θ

$$v(\theta, X_\theta^{t,x,\alpha}) = v(t, x) + \int_t^\theta \mathcal{L}^{\bar{a}} v(s, X_s^{t,x,\alpha}) ds + \int_t^\theta \nabla v(s, X_s^{t,x,\alpha}) \cdot \bar{G}(X_s^{t,x,\alpha}) dW_s$$

t avant θ on reste dans un ensemble borné

$$\mathbb{E}[v(\theta, X_\theta^{t,x,\alpha})] = v(t, x) + \mathbb{E}\left[\int_t^\theta \mathcal{L}^{\bar{a}} v(s, X_s^{t,x,\alpha}) ds\right] + 0$$

Donc

$$\mathbb{E}[v(\theta, X_\theta^{t,x,\alpha}) + \int_t^\theta f(X_s^{t,x,\alpha}) ds] = v(t, x) + \underbrace{\mathbb{E}\left[\int_t^\theta (\mathcal{L}^{\bar{a}} v + f)(s, X_s^{t,x,\alpha}) ds\right]}_{>0} > v(t, x)$$

impossible d'après le PPD.

cas 2 $\mathcal{L}v(t, x) < 0$. Toujours par continuité, il existe

$r > 0$ t.q. $\mathcal{L}v < 0$ sur $V = B((t, x), r) \cap [0, T] \times \mathbb{R}^n$

Soit $w: [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ définie par

$$w(s, y) = v(s, y) + (s-t)^2 + |y-x|^4 \text{ pour } (s, y) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$$

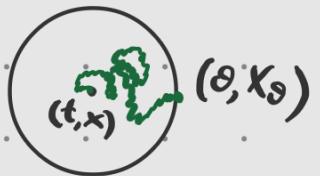
Alors en réduisant r , on peut supposer que $\mathcal{L}w < 0$

sur V (car $\mathcal{L}w(t, x) = \mathcal{L}v(t, x) + \text{eont.}$)

Par Itô, on a $\mathbb{E}[w(\theta, X_\theta^{t,x,\omega}) + \int_t^\theta f(X_s^{t,x,\omega}, \omega_s) ds] =$
 $= w(t, x) + \mathbb{E}\left[\int_t^\theta (\mathcal{L}^{\omega_s} w(s, X_s^{t,x,\omega}) + f(X_s^{t,x,\omega}, \omega_s)) ds\right]$ avec θ temps de sortie de V .

Comme $w(t, x) = v(t, x)$ et θ est temps de sortie de V

$$\mathbb{E}[w(\theta, X_\theta^{t,x,\omega}) + \int_t^\theta f(X_s^{t,x,\omega}, \omega_s) ds] \leq v(t, x)$$

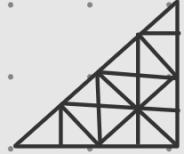


$$\mathbb{E}\left[v(\theta, X_\theta^{t,x,\omega}) + \int_t^\theta f(X_s^{t,x,\omega}, \omega_s) ds + \underbrace{(\theta-t)^2 + |X_\theta^{t,x,\omega} - x|^4}_{\geq r^4 \text{ si } r \in [0, 1]}\right] \leq v(t, x)$$

$$\mathbb{E}[v(\theta, X_\theta^{t,x,\omega}) + \int_t^\theta f(X_s^{t,x,\omega}, \omega_s) ds] \leq v(t, x) - r^4 \text{ pour tout } \omega \in \mathcal{A}_t$$

donc $\sup_{\omega \in \Omega} \mathbb{E}[v(\theta, X_\theta^{t,x,\omega}) + \int_t^\theta f(X_s^{t,x,\omega}, \omega_s) ds] \leq v(t, x) - r^4 < v(t, x)$

contradit le PPD.



Chapitre 8. Vérification

1. Le résultat de vérification

Théorème Soit $\varphi \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$ solution de l'EDP de HJB

$$\begin{cases} \mathcal{L}\varphi(t, x) = 0 & \text{pour } (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n \\ \varphi(T, x) = g(x) & \text{pour } x \in \mathbb{R}^n \end{cases}$$

Supposons que Φ est à \nearrow polynomiale

$$\exists p \in \mathbb{N}^* \quad \exists C > 0 \quad \text{t.q.} \quad |\Phi(t, x)| \leq C(1 + |x|^p) \quad \forall (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$$

et supposons que $\liminf_{\substack{t \rightarrow T^- \\ y \rightarrow x}} \Phi(t, y) \geq g(x)$

Supposons également que

(i) il existe $\hat{\lambda}: [0, T] \times \mathbb{R}^n \rightarrow A$ mesurable t.q.

$$\mathcal{L}\Phi(t, x) = \hat{\lambda}(t, x) + f(x, \hat{\lambda}(t, x)) \quad \text{pour } (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$$

(ii) L'E.D.S. $\begin{cases} dX_s = b(X_s, \hat{\lambda}(s, X_s)) ds + \sigma(X_s, \hat{\lambda}(s, X_s)) dW_s, \quad s \geq t \\ X_t = x \end{cases}$

admet une unique solution pour tout $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$

(iii) Pour $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$, il existe une suite \nearrow de t.a. $(\theta_n)_{n \geq 1}$

t.q. $X^{t, x, \hat{\lambda}}$ est borné sur $[t, \theta_n]$ pour tout $n \geq 1$ et $\theta_n \nearrow T$ p.s

et $\mathbb{E}[\Phi(\theta_n, X_{\theta_n}^{t, x, \hat{\lambda}}) + \int_t^{\theta_n} f(X_s^{t, x, \hat{\lambda}}, \hat{\lambda}_s(s, X_s^{t, x, \hat{\lambda}})) ds] \rightarrow \mathbb{E}[g(X_T^{t, x, \hat{\lambda}}) + \int_t^T f(\dots) ds]$

Alors $\Phi = v$ (fct valeur) et $\hat{\lambda}$ contrôle optimal:

$(\hat{\lambda}(s, X_s^{t, x, \hat{\lambda}}))_{s \in [t, T]}$ optimal pour $v(t, x)$.

Preuve Par Itô appliquée à Φ entre t et θ_n

$$\Phi(t, x) = \mathbb{E}[\Phi(\theta_n, X_{\theta_n}^{t, x, \hat{\lambda}}) - \int_t^{\theta_n} \mathcal{L}\Phi(s, X_s^{t, x, \hat{\lambda}}) ds]$$

φ sol de l'EDP + (i) donne

$$\mathcal{L}^{\hat{\omega}(s, X_s)} \varphi(s, X_s^{t,x,\hat{\omega}}) = -f(X_s^{t,x,\hat{\omega}}, \hat{\omega}(s, X_s^{t,x,\hat{\omega}}))$$

Donc $\varphi(t, x) = \mathbb{E}[\varphi(\theta_n, X_{\theta_n}^{t,x,\hat{\omega}}) + \int_t^{\theta_n} f(X_s^{t,x,\hat{\omega}}, \hat{\omega}(s, X_s^{t,x,\hat{\omega}})) ds]$

(iii) + $n \rightarrow \infty$ donnent

$$\varphi(t, x) = \mathbb{E}[g(X_T^{t,x,\hat{\omega}}) + \int_t^T f(X_s^{t,x,\hat{\omega}}, \hat{\omega}(s, X_s^{t,x,\hat{\omega}})) ds] \rightarrow \varphi(t, x) \leq v(t, x)$$

Inégalité réciproque

Soit $\lambda \in \mathcal{A}_t$ et $\mathcal{D}_n = T \wedge \tau_n$ où $\tau_n = \inf\{s \geq t : |X_s^{t,x,\lambda}| \geq n\}$

Par la formule d'Itô

$$\mathbb{E}[\varphi(\mathcal{D}_n, X_{\mathcal{D}_n}^{t,x,\lambda}) + \int_t^{\mathcal{D}_n} f(X_s^{t,x,\lambda}, \lambda_s) ds] = \varphi(t, x) + \mathbb{E}\left[\int_t^{\mathcal{D}_n} \underbrace{(\mathcal{L}^{\lambda_s} \varphi(s, X_s) + f(X_s, \lambda_s))}_{\in H^{\infty} B} ds\right] \leq \mathcal{L} \varphi(s, X_s) = 0$$

$$\varphi(t, x) \geq \mathbb{E}[\varphi(\mathcal{D}_n, X_{\mathcal{D}_n}) + \int_t^{\mathcal{D}_n} f(X_s, \lambda_s) ds]$$

φ à \uparrow poly \Rightarrow
 minorée par $|X_s|^p$ intégrable
 \hookrightarrow on peut l'appliquer

Donc $\varphi(t, x) \geq \liminf_{n \rightarrow +\infty} \mathbb{E}[\varphi(\mathcal{D}_n, X_{\mathcal{D}_n}) + \int_t^{\mathcal{D}_n} f(X_s, \lambda_s) ds] \geq \{ \text{ratou} \} \geq (\varphi \geq -C(1 + \sup_{s \in [t, T]} |X_s^{t,x,\lambda}|^p) K_n)$

$$\geq \mathbb{E}[\liminf_{n \rightarrow +\infty} \varphi(\mathcal{D}_n, X_{\mathcal{D}_n}) + \int_t^{\mathcal{D}_n} f(X_s, \lambda_s) ds]$$

Alors $\varphi(t, x) \geq \mathbb{E}[g(T, X_T) + \int_t^T f(X_s, \lambda_s) ds] \quad \forall \lambda \in \mathcal{A}_t$

On a $\varphi(t, x) \geq v(t, x)$

□

2. Application: allocation optimale de portefeuille en horizon fini

© Théo Jaboré

On considère un marché sur un intervalle de temps $[0, T]$ et composé de λ actif.

Le premier actif S^0 est sans risque de taux const. $r > 0$.

$$\begin{cases} dS_t^0 = r S_t^0 dt \\ S_0^0 > 0 \text{ fixée} \end{cases} \rightarrow S_t^0 = S_0^0 e^{rt}$$

Le second actif S est défini par $S_0 > 0$ et la dynamique BES

$$\frac{dS_t}{S_t} = \mu dt + \sigma dW_t \quad \mu, \sigma \in \mathbb{R}, \sigma > 0 \text{ et } W \text{ MB de dim 1}$$

On note λ_t la proportion de richesse investie dans S au temps t , et X^L la richesse autofin. associée. Alors

$$dX_t^L = \underbrace{\frac{\lambda_t X_t^L}{S_t} dS_t}_{\Delta t - \text{unité de } S_t} + \underbrace{\frac{(1-\lambda_t) X_t^L}{S_t^0} dS_t^0}_{\Delta_t^0 - \text{unité de } S_t^0} = X_t^L (\lambda_t \mu + (1-\lambda_t)r) dt + \lambda_t X_t^L \sigma dW_t$$

On note \mathcal{A} l'ensemble de contrôles (λ_t) t.q. $\int_0^T |\lambda_s|^2 ds < \infty$ IP-p.s.

Cela assure pour $\lambda \in \mathcal{A}$ l'existence et l'unicité de X^L

On note $(X_s^{t, x, \lambda})_{s \in [t, T]}$ le processus sol de l'EoS

$$\begin{cases} dX_s^{t, x, \lambda} = X_s^{t, x, \lambda} (\lambda_s \mu + (1-\lambda_s)r) ds + \lambda_s \sigma dW_s \\ X_t^{t, x, \lambda} = x \end{cases}$$

On suppose que les préférences de l'investisseur sont donnée par

une fct d'utilité CRRA $u(x) = \frac{x^p}{p}$ avec $p \in (0, 1)$

But $V(t, x) = \sup_{\lambda \in A} \mathbb{E}[u(X_T^{t, x_\lambda})]$ maximiser son utilité moyenne

lorsque il/elle peut d'une richesse x ent.

Équation de HJB associée

L'opérateur local de second ordre est donnée par

$$\mathcal{L}^\alpha V(t, x) = \partial_t V(t, x) + (a\mu + (1-a)r)x \partial_x V(t, x) + \frac{1}{2} \sigma^2 x^2 \partial_{xx} V(t, x)$$

L'EDP de HJB est alors

$$\begin{cases} \sup_{\alpha \in A} \mathcal{L}^\alpha V(t, x) = 0 \\ V(T, x) = U(x) \end{cases}$$

On cherche alors V sous la forme $V(t, x) = \varphi(t)U(x)$ $(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}_+$

$$\text{Alors } \mathcal{L}^\alpha V(t, x) = \varphi'(t)U(x) + (a\mu + (1-a)r)p\varphi(t)U + \frac{1}{2} \sigma^2 x^2 p(p-1)\varphi''(t)U(x)$$

$$\begin{aligned} \sup_{\alpha \in A} \mathcal{L}^\alpha V(t, x) = 0 &\Leftrightarrow U(x) \left(\varphi'(t) + \sup_{\alpha \in A} \left\{ (a\mu + (1-a)r)p + \underbrace{\frac{1}{2} \sigma^2 p(p-1)}_{< 0} \right\} \varphi''(t) \right) \Leftrightarrow \\ &\Leftrightarrow \varphi'(t) + p\varphi(t) = 0 \quad t \in [0, T] \quad \text{avec } p = \sup_{\alpha \in A} \left\{ (a\mu + (1-a)r)p + \frac{1}{2} \sigma^2 p(p-1) \right\} \end{aligned}$$

$$\text{Donc } \varphi(t) = e^{-pt}, \quad \varphi(T) = 1 \rightarrow \varphi(t) = e^{p(T-t)}$$

$$\text{et } \mathfrak{W}(t,x) = e^{\beta(T-t)} U(x)$$

J. C. Albert

Le contrôle optimal est celui maximisant \mathcal{L}_{agr} :

$$\hat{a} \in \underset{a \in A}{\operatorname{argmax}} \left\{ (ay + (1-a)r) p + \frac{1}{2} \sigma^2 a^2 p(p-1) \right\}$$

La fct à maximiser est stt concave. En particulier, si

A l'axe fermé, elle admet un unique maximum à qui ne dépend pas de la position.

En particulier, l'EDS

$$\frac{dx_t}{x_t} = (\hat{\alpha} y + (1 - \hat{\alpha}) r) dt + \sigma \hat{\alpha} dW_t$$

admet une unique solution pour une cond. initiale donnée.

On peut donc appliquer le thm de vérification et

$V(t, x) = e^{p(\tau-t)} U(x)$ et $\hat{L}_t = \hat{a}$ $t \in [0, \tau]$ contrôle optimale.

3. Application 2: un problème d'investissement-consommation

On reprend le même modèle de marché que celui dans la section précédente. On a aussi notre stratégie d'investissement

$(L_t)_{t \in [0, T]} \in \mathcal{A}$. On considère également une stratégie de

consommation $(\gamma_t)_{t \in [0, T]}$ où γ_t le taux de consommation

unité de richesse relativement au temps. La dynamique du portefeuille $X^{l, \gamma}$ autofinancé associé est donnée par

$$dX_t^{l, \gamma} = \lambda_t X_t^{l, \gamma} \frac{ds_t}{s_t} + (1 - \lambda_t) X_t^{l, \gamma} \frac{ds_t^0}{s_t^0} - \gamma_t X_t^{l, \gamma} dt$$

Alors $\frac{dX_t^{l, \gamma}}{X_t^{l, \gamma}} = X_t^{l, \gamma} (\lambda_t(\mu - r) + \nu - \gamma_t) dt + \sigma \lambda_t X_t^{l, \gamma} dW_t$ (**)

L'agent cherche à résoudre le pb d'investissement / consommation

donné par $V(t, x) = \sup_{(l, \gamma) \in \mathcal{A} \times \mathbb{P}} \mathbb{E} \left[V(X_T^{t, x, l, \gamma}) + \int_t^T V(\gamma_s X_s^{t, x, l, \gamma}) ds \right]$

avec $\mathcal{P} = \{(Y_t)_{t \in [t, T]}\} \text{ FF-progr. mes, } \int_0^T |Y_t|^2 dt < +\infty \text{ (P-p.s.)}$

et $(X_s^{t, x, l, \gamma})_{s \in [t, T]}$ solution de (***) avec condition initiale $X_t^{t, x, l, \gamma} = x \in \mathbb{R}_+$

EDP de HJB associée

Opérateur du second ordre

$$\mathcal{L}^{(a, c)} \varphi(t, x) = \partial_t \varphi(t, x) + x(a(\mu - r) + \nu - c) \partial_x \varphi(t, x) + \frac{1}{2} x^2 \sigma^2 a^2 \partial_{xx}^2 \varphi(t, x)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \sup_{\substack{a \in A \\ c \geq 0}} \left\{ \mathcal{L}^{(a, c)} v(t, x) + U(cx) \right\} = 0 \quad (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}_+ \\ \\ v(T, x) = U(x), \quad x \in \mathbb{R}_+ \end{array} \right.$$

On s'intéresse au terme

$$\sup_{\substack{a \in A \\ c \geq 0}} \left\{ \mathcal{L}^{(a,c)} v(t,x) + U(cx) \right\} = \sup_{\substack{a \in A \\ c \geq 0}} \left\{ \partial_t v + x(a(\mu - r) + r) \partial_x v + \frac{1}{2} \sigma^2 x^2 a^2 \partial_{xx}^2 v \right\}$$

$$+ \sup_{c \geq 0} \{ U(cx) - cx \partial_x v(t,x) \} = \sup_{a \in A} \mathcal{L}^a v(t,x) + \tilde{U}(\partial_x v(t,x))$$

avec $\tilde{U}(\zeta) = \sup_{c \geq 0} \{ U(c) - c\zeta \}$ (Transformée de Fenchel-Legendre)

et \mathcal{L}^a défini à la section précédente.

On cherche (encore) v sous la forme $v(t,x) = \varphi(t)U(x)$

comme v sol. de

$$\begin{cases} \sup_{a \in A} \mathcal{L}^a v(t,x) + \tilde{U}(\partial_x v(t,x)) = 0 \\ v(T,x) = U(x) \end{cases}$$

$$U(x)(\varphi'(t) + p\varphi(t)) + \tilde{U}(\varphi(t)\tilde{U}(x)) = 0$$

Calculons \tilde{U} :

$$\tilde{U}(\zeta) = \sup_{c \geq 0} \{ U(c) - c\zeta \} = \sup_{c \geq 0} \left\{ \frac{c^p}{p} - c\zeta \right\}$$

$$\text{cpo: } e^{*\frac{p-1}{p}} = \zeta \Rightarrow e^* = \zeta^{\frac{1}{p-1}} \quad \left(\frac{1}{p} - \frac{1}{q} = 1 \right)$$

$$\tilde{U}(\zeta) = \frac{(e^*)^p}{p} - e^* \zeta = \frac{\zeta^{\frac{p}{p-1}}}{p} - \zeta^{\frac{1}{p-1}} = \left(\frac{1}{p-1} \right) \zeta^{\frac{p}{p-1}} = \frac{\zeta^q}{q} \text{ où } q = \frac{p}{p-1}$$

$$U(x)(\varphi'(t) + p\varphi(t)) + \frac{\varphi(t)^q}{q} U(x)^q$$

$$\text{Or } (U(x))^q = (x^{p-1})^q = x^p = pU(x)$$

donc

$$U(x) \left(\varphi'(t) + p\varphi(t) + \frac{(\varphi(t))^q}{q} p \right) = 0$$

$$\underbrace{\varphi'(t)\varphi(t)^q}_{\dot{\varphi}(t)} + p\underbrace{\varphi(t)^{q+1}}_{\varphi(t)} + \frac{p}{q} = 0$$

$$\frac{1}{q+1} \frac{d}{dt} [(\varphi(t))^{q+1}]$$

$$\dot{\varphi}(t) + p(q+1)\varphi(t) = -\frac{p(q+1)}{q} \quad \varphi(T) = 1$$

$$\varphi(t) = c(t) e^{-p(q+1)t}$$

$$c'(t) = e^{p(q+1)t} \left(-\frac{p(q+1)}{q} \right)$$

$$e^{p(q+1)T} - c(t) = \int_t^T e^{p(q+1)s} \cdot \left(-\frac{p(q+1)}{q} \right) ds = \frac{e^{p(q+1)t} - e^{p(q+1)T}}{q}$$

$$c(t) = -\frac{e^{p(q+1)t}}{q} + e^{p(q+1)T} \left(1 + \frac{1}{q} \right)$$

$$\varphi(t) = -\frac{1}{q} + e^{p(q+1)(T-t)} \left(1 + \frac{1}{q} \right)$$

$$\varphi(t) = \left(\left(1 + \frac{1}{q} \right) e^{p(q+1)(T-t)} - \frac{1}{q} \right)^{\frac{1}{q+1}}$$

Contrôle optimal:

• Investissement $\lambda_t = \bar{\alpha}$ comme section précédente

• Consommation $c(t, x)$ qui réalise le max

$$c^*(t, x) \text{ réalise } \tilde{U}(\Delta U(t, x)) \rightarrow c^*(t, x) = \frac{1}{x} (\varphi(t) U(x))^{\frac{1}{p-1}}$$

$$c^*(t, x) = \frac{1}{x} \left(\frac{x^p}{p} \right)^{\frac{1}{p-1}} \varphi(t)^{\frac{1}{p-1}} = \frac{1}{p^{\frac{1}{p-1}}} \varphi(t)^{\frac{1}{p-1}} = c^*(t) \quad \text{fct continue}$$

L'EDS associée $dX_t = X_t(\hat{\alpha}(y-r) + r - c^*(t))dt + \hat{\alpha} \sigma X_t dW_t$

© Théo Jalabert



admet une unique sol car drift et vol ne dépend pas de X et sont continue.

Chapitre 9. Solutions de viscosité des équations de HJB

1. Définition des solutions de viscosité

⚠ Théorie des solutions faible au sens de Sobolev ne marche pas pour les EDP non-linéaire (le cas de HJB)

On note F l'opérateur de $\mathbb{R}^n \times \mathbb{R} \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{S}^n$ dans \mathbb{R} ,

où \mathbb{S}^n est l'ensemble des matrices $n \times n$ symétriques,

donnée par $F(x, a, q, p, M) = -\sup_{a \in A} \mathcal{L}^a[x, q, p, M] + f(x, a)$

où $\mathcal{L}^a[x, q, p, M] = q + b(x, a)p + \frac{1}{2} \text{Tr}(G(x, a)G^T(x, a)M)$

pour $a \in A$ et $(x, q, p, M) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}^n \times \mathbb{S}^n$

On considère l'EDP

$$(*) \quad \begin{cases} F(x, u(t, x), \partial_t u(t, x), \nabla u(t, x), \nabla^2 u(t, x)) = 0 & (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n \\ (**) \quad u(T, x) = g(x) \quad \text{pour } x \in \mathbb{R}^n \end{cases}$$

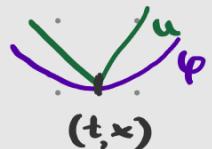
Déf (i) Une fonction $u \in C^0([0,T] \times \mathbb{R}^n)$ est **soussolution de viscosité**

© Théo Jalabert

Jalabert

de (*) si pour toute fonction (test) $\varphi \in C^{1,2}([0,T] \times \mathbb{R}^n)$ t.q. pour

tout $(t,x) \in [0,T] \times \mathbb{R}^n$ t.q. $0 = (u - \varphi)(t,x) = \min_{[0,T] \times \mathbb{R}^n} (u - \varphi)$



on a $F(x, \varphi(t,x), \partial_t \varphi(t,x), \nabla \varphi(t,x), \nabla^2 \varphi(t,x)) \geq 0$.

(ii) Une fonction $u \in C^0([0,T] \times \mathbb{R}^n)$ est **soussolution de viscosité**

de (*) si $\forall \varphi \in C^{1,2}([0,T] \times \mathbb{R}^n)$ pour tout (t,x) t.q.

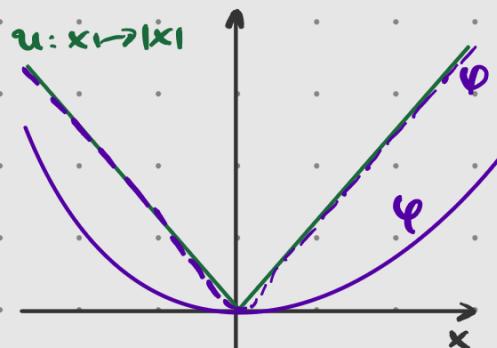
$0 = (u - \varphi)(t,x) = \max_{[0,T] \times \mathbb{R}^n} (u - \varphi)$ on a $F(x, \varphi(t,x), \partial_t \varphi(t,x), \nabla \varphi(t,x), \nabla^2 \varphi(t,x)) \leq 0$

(iii) $u \in C^0([0,T] \times \mathbb{R}^n)$ est **solution de viscosité** de (*) si u est

sur et sous solution de (*).

$$F(\dots) = -|\nabla u| + 1$$

u solution de viscosité de $|\nabla u| = 1$?



Si $x \neq 0$ on a bien la ppté de viscosité
(on a condition de min du 1er ordre / 2me ordre $\rightarrow \Delta u = \delta \varphi$)

En $x=0$ ppté de sur solution: φ test

$$\varphi(h) - \varphi(0) = \varphi'(\theta_h) \cdot h \quad (\text{Théorème des accroissements finis})$$

I	II
h	0

$$h \geq \varphi'(\theta_h) \cdot h \quad h \rightarrow 0 \quad \theta_h \rightarrow 0 \Rightarrow \varphi'(0) \leq 1$$

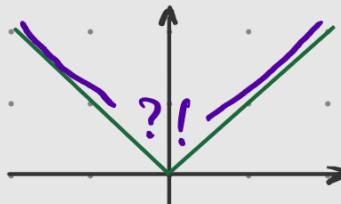
$$\varphi(-h) - \varphi(0) = \varphi'(\theta_h) \cdot (-h)$$

$$h - 0 \geq \varphi'(\theta_h) \cdot (-h) \quad h \rightarrow 0 \quad \theta_h \rightarrow 0 \Rightarrow \varphi'(0) \geq -1$$

© Théo Jalabert

Donc $|\varphi'(0)| \leq 1$ et $1 - |\varphi'(0)| \geq 0$ donc il y a une solution.

Propriété de sous solution $\Psi \in C^2(\mathbb{R})$ t.q. $0 = (\Psi - \varphi)(0) = \max_{\mathbb{R}} (\Psi - \varphi)$



Une telle fonction test n'existe pas.
Par convention, la pppté de sous sol est vérifiée

2. Propriétés de viscosité de la fonction valeur

On rappelle que la fonction valeur \mathcal{V} est définie par

$$\mathcal{V}(t, x) = \sup_{L \in \mathcal{A}_t} \mathbb{E} \left[g(X_T^{t,x,L}) + \int_t^T f(X_s^{t,x,L}, L_s) ds \right] \text{ pour } (t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$$

et \mathcal{V} vérifie le PPP

$$\mathcal{V}(t, x) = \sup_{L \in \mathcal{A}_t} \mathbb{E} \left[\mathcal{V}(0, X_0^{t,x,L}) + \int_0^t f(X_s^{t,x,L}, L_s) ds \right]$$

Théorème La fnct \mathcal{V} vérifie $(**)$ et est solution de viscosité de $(*)$

Preuve \mathcal{V} vérifie $(**)$ par définition

On montre la pppté de viscosité de \mathcal{V} .

1. Ppté de sous solution

Soit $(\bar{t}, \bar{x}) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$ et $\varphi \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$ t.q.

$$0 = (\mathcal{V} - \varphi)(\bar{t}, \bar{x}) = \max_{[0, T] \times \mathbb{R}^n} (\mathcal{V} - \varphi)$$

On raisonne par l'absurde et on suppose que

$$2\eta = -\sup_{a \in A} \{ \mathcal{L}^a \varphi(\bar{t}, \bar{x}) + f(x, a) \} > 0$$

Par continuité des qttés apparaissant dans le sup on a

$$-\sup_{a \in A} \{ \mathcal{L}^a \varphi(t, x) + f(x, a) \} \geq \eta > 0 \quad \text{pour } (t, x) \in B(\bar{t}, r) \times B(\bar{x}, r)$$

$\underbrace{\phantom{B(\bar{t}, r) \times B(\bar{x}, r)}}_B$

avec $0 < r < T - \bar{t}$

Sans perte de généralité, on suppose que (\bar{t}, \bar{x}) est un point de max strict de $(v - \varphi)$ (sinon remplacer $\varphi(t, x)$

par $\varphi(t, x) + |x - \bar{x}|^4 + |t - \bar{t}|^2$)

on peut prendre ici
 η plus petit si nécessaire

En particulier, $\max_{\partial B} (v - \varphi) \leq -\eta$

Soit $\mathcal{D}^L = \inf \{ s \geq \bar{t}, (s, X_s^{\bar{t}, \bar{x}, L}) \notin B \}$

D'après le PPD, il existe \hat{z} t.q.

par définition
↓ de sup

$$v(\bar{t}, \bar{x}) \leq \mathbb{E} [v(\mathcal{D}^L, X_{\mathcal{D}^L}^{\bar{t}, \bar{x}, \hat{z}}) + \int_{\bar{t}}^{\mathcal{D}^L} f(X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \hat{z}}, \hat{z}_s) ds] + \frac{\eta}{2}$$

par $\max_{\partial B} (v - \varphi) \leq -\eta$

$$\varphi(\bar{t}, \bar{x}) \leq \mathbb{E} [\varphi(\mathcal{D}^L, X_{\mathcal{D}^L}^{\bar{t}, \bar{x}, \hat{z}}) - \eta + \int_{\bar{t}}^{\mathcal{D}^L} f(X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \hat{z}}, \hat{z}_s) ds] + \frac{\eta}{2}$$

En appliquant Itô à φ on obtient

$$\varphi(\bar{t}, \bar{x}) \leq \mathbb{E} [\varphi(\bar{t}, \bar{x}) + \int_t^{\mathcal{D}^L} \mathcal{L}^{\hat{z}_s} \varphi(s, X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \hat{z}}) ds - \eta + \int_t^{\mathcal{D}^L} f(X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \hat{z}}, \hat{z}_s) ds] + \frac{\eta}{2}$$

$$\frac{n}{2} \leq \mathbb{E} \left[\int_t^{\bar{T}} (\mathcal{L}^{\bar{x}_s} \varphi + f)(X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}, \bar{z}_s) ds \right] \leq 0$$

$\leq -\eta$

© Théo Jalabert



2. Propriété de sur-solution de \mathcal{U}

Soient $(\bar{t}, \bar{x}) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n$ et $\varphi \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$ t.q.

$$0 = (\mathcal{U} - \varphi)(\bar{t}, \bar{x}) = \min_{[0, T] \times \mathbb{R}^n} (\mathcal{U} - \varphi)$$

Soit $a \in A$ et notons \bar{z} le contrôle conste égal à a .

Par PPD on a

$$\mathcal{U}(\bar{t}, \bar{x}) \geq \mathbb{E} \left[\mathcal{U}(\theta_h, X_{\theta_h}^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}) + \int_t^{\theta_h} f(X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}, a) ds \right]$$

où $\theta_h = (\bar{t} + h) \wedge \inf_{\varphi(\bar{t}, \bar{x})} \{ s \geq \bar{t} : (s, X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}) \notin B \}$

$$\varphi(\bar{t}, \bar{x}) \geq \mathbb{E} \left[\varphi(\theta_h, X_{\theta_h}^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}) + \int_t^{\theta_h} f(X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}, a) ds \right]$$

car $(\mathcal{U} - \varphi) \geq 0$

Ici: $B = B(\bar{t}, r) \times B(\bar{x}, r)$ avec $r \in]0, T - \bar{t}[$

Par Itô appliqué à φ on a

$$\varphi(\bar{t}, \bar{x}) \geq \mathbb{E} \left[\varphi(\bar{t}, \bar{x}) + \int_t^{\theta_h} \mathcal{L}^a \varphi(s, X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}) ds + \int_t^{\theta_h} f(X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}, a) ds \right]$$

$$0 \geq \mathbb{E} \left[\int_t^{\bar{T}} (\mathcal{L}^a \varphi + f)(s, X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}, a) ds \right] \cdot \frac{1}{h}$$

$h \rightarrow 0 \rightarrow \theta_h = \bar{t} + h$ ($X_s^{\bar{t}, \bar{x}, \bar{z}}$ est continue) \Rightarrow TCD + TAF donnent

$$0 \geq (\mathcal{L}^a \varphi + f)(\bar{t}, \bar{x}, a) \rightarrow -\sup_{a \in A} \{(\mathcal{L}^a \varphi + f)(\bar{t}, \bar{x}, a)\} \geq 0 \xrightarrow{\text{© Théo Jalabert}} \boxed{\square}$$

$\Rightarrow v^\theta$ est sur-solution.

3. Comparaison et unicité

Théorème (comparaison)

i.e. (*) avec ≤ 0

Soit $U \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$ (resp. $V \in C^{1,2}([0, T] \times \mathbb{R}^n)$) sous solution
 à croissance polynomiale (régulière)
 (resp. sur-solution) de (*). Alors si $U(T, x) \leq V(T, x)$

pour tout $x \in \mathbb{R}^n$, on a $U \leq V$ sur $[0, T] \times \mathbb{R}^n$

Rem Le thm de comparaison reste vrai si U (resp. V)

est sous solution de viscosité (resp. sur-sol de viscosité) la

démo utilise l'analogie de la condition du 2nd ordre

d'optimalité, appelé lemme d'Ishii.

Idée de la preuve

Étape 1 Introduire du u dans le F

Posons $\hat{U}(t, x) = e^{\lambda t} U(t, x)$

$\hat{V}(t, x) = e^{\lambda t} V(t, x)$

Alors \tilde{U} et \tilde{V} sont resp sous et sur solutions régulières

de $-\sup_{a \in A} \{\tilde{\mathcal{L}}^a \varphi + \tilde{f}(t, a)\} = 0$ avec

$$\tilde{\mathcal{L}}^a \varphi(t, x) = \mathcal{L}^a \varphi(t, x) - \lambda \varphi(t, x)$$

et $\tilde{f}(t, x, a) = e^{\lambda t} f(x, a)$

Etape 2 comme \tilde{U} et \tilde{V} à \nearrow polynomiale il existe $p > 0$:

$$\sup_{(t, x) \in [0, T] \times \mathbb{R}^n} \frac{|\tilde{U}(t, x)| + |\tilde{V}(t, x)|}{1 + |x|^p} < +\infty$$

On pose $\Psi(t, x) = e^{\lambda t} \varphi(t, x)$ où $\varphi(t, x) = (1 + |x|)^p$

Alors par \nearrow lin de B et \mathcal{L} il existe une conste $c > 0$ t.q

$$-\sup_{a \in A} \tilde{\mathcal{L}}^a \varphi(t, x) \geq (\lambda - c) \varphi(t, x) \geq 0$$

Si $\lambda > c$ alors en posant $\tilde{V}_\epsilon(t, x) = \tilde{V}(t, x) + \epsilon \varphi(t, x)$

on a $\limsup_{|x| \rightarrow \infty} \limsup_{t \in [0, T]} (\tilde{U} - \tilde{V}_\epsilon)(t, x) = -\infty$

Etape 3 Par contradiction, supposons que $\sup_{[0, T] \times \mathbb{R}^n} (\tilde{U} - \tilde{V}_\epsilon) > 0$

$\tilde{U} - \tilde{V}_\epsilon$ admet un pt de max car $\limsup_{|x| \rightarrow \infty} \limsup_{t \in [0, T]} (\tilde{U} - \tilde{V}_\epsilon)(t, x) = -\infty$

Notons (\bar{t}, \bar{x}) ce point.

Alors par optimalité de (\bar{t}, \bar{x}) ,

$$\partial_t \tilde{U}(\bar{t}, \bar{x}) \leq \partial_t \tilde{V}_\varepsilon(\bar{t}, \bar{x})$$

$$\nabla \tilde{U}(\bar{t}, \bar{x}) = \nabla \tilde{V}_\varepsilon(\bar{t}, \bar{x})$$

$$\nabla^2 \tilde{U}(\bar{t}, \bar{x}) \leq \nabla^2 \tilde{V}_\varepsilon(\bar{t}, \bar{x})$$

Alors $\lambda(\tilde{U} - \tilde{V}_\varepsilon)(\bar{t}, \bar{x}) \leq \tilde{F}\underbrace{\tilde{U}(\bar{t}, \bar{x})}_{\geq 0} - \tilde{F}\underbrace{\tilde{V}_\varepsilon(\bar{t}, \bar{x})}_{\geq 0} \leq 0$

Impossible donc $\tilde{U} \leq \tilde{V}_\varepsilon \quad \forall \varepsilon > 0$

Donc $\tilde{U} \leq \tilde{V}$ et $U \leq V$

□

Corollaire U est l'unique solution de viscosité de (*)

satisfaisant (**).