

ALMA MATER STUDIORUM · UNIVERSITÀ DI
BOLOGNA

SCUOLA DI SCIENZE
Corso di Laurea Magistrale in Matematica

Equazioni stocastiche lineari e disuguaglianza di Harnack

Tesi di Laurea in Equazioni Differenziali Stocastiche

Relatore:
Chiar.mo Prof.
Andrea Pascucci

Presentata da:
Lucia Collinelli

III Sessione
Anno Accademico 2014/2015

Indice

Introduzione	V
1 Equazioni stocastiche lineari	1
1.1 Soluzione	1
1.2 $\mathcal{C}(t)$ definita positiva	5
1.2.1 Coefficienti B e σ costanti	5
1.2.2 Coefficienti $B(t)$ e $\sigma(t)$ dipendenti dal tempo	10
2 Disuguaglianza di Harnack	21
3 Un'applicazione della disuguaglianza di Harnack in finanza	27
A Equazioni differenziali stocastiche	29
Bibliografia	33
Ringraziamenti	35

Introduzione

In questo elaborato si presentano alcuni risultati relativi alle equazioni differenziali stocastiche (SDE) lineari:

$$dX_t = (B(t)X_t + b(t))dt + \sigma(t)dW_t$$

La soluzione di un'equazione differenziale stocastica lineare é un processo stocastico X_t con distribuzione multinormale in generale degenera. Al contrario, nel caso in cui la matrice di covarianza $\mathcal{C}(t)$ é definita positiva, X_t ha densità gaussiana $\Gamma(t_0, x_0; t, x)$.

La $\Gamma(t_0, x_0; t, x)$ é inoltre la soluzione fondamentale dell'operatore di Kolmogorov in \mathbb{R}^{N+1}

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N c_{ij}(t) \partial_{x_i x_j} + \langle b(t) + B(t)x, \nabla \rangle + \partial_t$$

associato alla SDE lineare.

Operatori di questo tipo furono introdotti da Kolmogorov nel 1934 per descrivere la densità di probabilità di un sistema con $2n$ gradi di libertà.

Negli ultimi decenni sono stati proposti in finanza molti modelli che comprendono operatori di Kolmogorov lineari e non lineari.

Nel primo capitolo vengono presentate alcune condizioni necessarie e sufficienti che assicurano che la matrice di covarianza $\mathcal{C}(t)$ sia definita positiva nel caso, piú semplice, in cui i coefficienti della SDE $(B(t), b(t), \sigma(t))$ sono costanti, e nel caso in cui questi sono dipendenti dal tempo. A questo scopo gioca un ruolo fondamentale la teoria del controllo. In particolare la condizione di Kalman fornisce un criterio operativo per controllare se la matrice di covarianza $\mathcal{C}(t)$ é definita positiva.

Nel secondo capitolo viene presentata una dimostrazione diretta della disuguaglianza di Harnack per u soluzione positiva di $Lu = 0$ utilizzando una stima del gradiente dovuta a Li e Yau [6]. Questo approccio é relativamente generale e può essere applicato a molti problemi differenti: equazioni

paraboliche su una varietà (Li e Yau [6]), equazione del mezzo poroso (Auchmuty e Bao [7]) e somme di quadrati di campi vettoriali (Cao e Yau [8]). Le disuguaglianze di Harnack sono strumenti fondamentali nella teoria delle equazioni differenziali a derivate parziali.

Nel terzo capitolo viene proposto un esempio di applicazione della disuguaglianza di Harnack in finanza. In particolare si osserva che la disuguaglianza di Harnack fornisce un limite superiore a priori del valore futuro di un portafoglio autofinanziante in funzione del capitale iniziale.

Capitolo 1

Equazioni stocastiche lineari

1.1 Soluzione di equazioni stocastiche lineari

Si consideri l'equazione differenziale stocastica (SDE) lineare in \mathbb{R}^N

$$dX_t = (B(t)X_t + b(t))dt + \sigma(t)dW_t \quad (1.1)$$

dove W é un moto browniano d -dimensionale con $d \leq N$ e $\sigma(t), B(t), b(t)$ sono funzioni $L_{\text{loc}}^\infty(\mathbb{R})$ con valori rispettivamente nello spazio delle matrici $N \times d, N \times N, N \times 1$.

Poiché valgono le *ipotesi standard* (A.4) esiste soluzione forte per (1.1) e questa é unica. Inoltre é possibile scrivere esplicitamente la soluzione.

Sia $\Phi = \Phi(t)$ la soluzione del problema di Cauchy ordinario:

$$\begin{cases} \Phi'(t) &= B(t)\Phi(t) \\ \Phi(t_0) &= I_N \end{cases}$$

dove I_N é la matrice identità $N \times N$.

Proposizione 1.1.1. *La soluzione della SDE (1.1) con condizione iniziale $X_0^x = x$ é data da*

$$X_t^x = \Phi(t) \left(x + \int_0^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds + \int_0^t \Phi^{-1}(s)\sigma(s)dW_s \right) \quad (1.2)$$

Inoltre X_t^x ha distribuzione multinormale con media

$$E[X_t^x] = \Phi(t) \left(x + \int_0^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds \right) \quad (1.3)$$

e matrice di covarianza

$$\text{cov}(X_t^x) = \Phi(t) \left(\int_0^t \Phi^{-1}(s)\sigma(s)(\Phi^{-1}(s)\sigma(s))^* ds \right) \Phi^*(t) \quad (1.4)$$

Dimostrazione. Per provare che X^x in (1.2) é soluzione é sufficiente utilizzare la formula di Itô. Posto

$$Y_t = x + \int_0^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds + \int_0^t \Phi^{-1}(s)\sigma(s)dW_s$$

si deve mostrare che

$$d(\Phi(t)Y_t) = dX_t$$

cioé

$$d(\Phi(t)Y_t) = (B(t)X_t + b(t))dt + \sigma(t)dW_t$$

Applicando la formula di Itô al processo $\Phi(t)Y_t$ si ottiene

$$\begin{aligned} d(\Phi(t)Y_t) &= \Phi'(t)Y_t dt + \Phi(t)dY_t = \\ &= \Phi'(t)Y_t dt + \Phi(t)(\Phi^{-1}(t)b(t)dt + \Phi^{-1}(t)\sigma(t)dW_t) = \\ &= B(t)\Phi(t)Y_t dt + b(t)dt + \sigma(t)dW_t = \\ &= (B(t)X_t^x + b(t))dt + \sigma(t)dW_t \end{aligned}$$

Poiché X_t^x é somma di funzioni deterministiche si ha che X_t^x ha distribuzione multinormale con media

$$\begin{aligned} E[X_t^x] &= E \left[\Phi(t) \left(x + \int_0^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds + \int_0^t \Phi^{-1}(s)\sigma(s)dW_s \right) \right] = \\ &= E \left[\Phi(t) \left(x + \int_0^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds \right) \right] = \\ &= \Phi(t) \left(x + \int_0^t \Phi^{-1}(s)b(s)ds \right) \end{aligned}$$

e matrice di covarianza

$$\begin{aligned} cov(X_t^x) &= E [(X_t^x - E[X_t^x])(X_t^x - E[X_t^x])^*] = \\ &= \Phi(t)E \left[\left(\int_0^t \Phi^{-1}(s)\sigma(s)dW_s \right) \left(\int_0^t \Phi^{-1}(s)\sigma(s)dW_s \right)^* \right] \Phi(t)^* = \\ &= \Phi(t)E \left[\int_0^t (\Phi^{-1}(s)\sigma(s))(\Phi^{-1}(s)\sigma(s))^* ds \right] \Phi(t)^* = \\ &= \Phi(t) \left(\int_0^t (\Phi^{-1}(s)\sigma(s))(\Phi^{-1}(s)\sigma(s))^* ds \right) \Phi(t)^* \end{aligned}$$

□

Notazione 1. Poniamo

$$m_{t_0, x_0}(t) = E[X_t^x], \quad \mathcal{C}_{t_0}(t) = cov(X_t^x) \quad (1.5)$$

Osservazione 1. Il caso con coefficienti costanti $b(t) \equiv b$, $B(t) \equiv B$ e $\sigma(t) \equiv \sigma$ é molto importante. Infatti in questo caso si ha $\Phi(t) = e^{tB}$ dove

$$e^{tB} = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(tB)^n}{n!} \quad (1.6)$$

La serie in (1.6) é assolutamente convergente in quanto

$$\sum_{n=0}^{\infty} \frac{\|t^n B^n\|}{n!} \leq \sum_{n=0}^{\infty} \frac{|t|^n}{n!} \|B\|^n = e^{|t|\|B\|}$$

In piú si ha

$$(e^{tB})^* = e^{tB^*}, \quad e^{tB} e^{sB} = e^{(t+s)B} \quad t, s \in \mathbb{R}$$

In particolare e^{tB} é non degenera e si ha che

$$(e^{tB})^{-1} = e^{-tB}$$

Quindi, per la **Proposizione 1.0.1** la soluzione della SDE lineare

$$dX_t = (BX_t + b)dt + \sigma dW_t$$

con condizione iniziale x é data da

$$X_t^x = e^{tB} \left(x + \int_0^t e^{-sB} b ds + \int_0^t e^{-sB} \sigma dW_s \right)$$

e si ha

$$m_{t_0, x_0}(t) = E[X_t^x] = e^{tB} \left(x + \int_0^t e^{-sB} b ds \right) = e^{tB} x + \int_0^t e^{sB} b ds$$

e

$$C_{t_0}(t) = cov(X_t^x) = e^{tB} \int_0^t e^{-sB} \sigma (e^{-sB} \sigma)^* ds e^{tB^*} = \int_0^t (e^{sB} \sigma) (e^{sB} \sigma)^* ds$$

Osservazione 2. Si noti che la matrice $\Phi^{-1}(s)\sigma(s)(\Phi^{-1}(s)\sigma(s))^*$ dell'integrale (1.4) ha rango d . Inoltre anche quando $d < N$ la matrice $N \times N$ $C(t)$ puó essere definita positiva.

Esempio 1.1 (Kolmogorov). Si consideri la seguente SDE in \mathbb{R}^2

$$\begin{cases} dX_t^1 &= \mu dt + \sigma_0 dW_t \\ dX_t^2 &= X_t^1 \end{cases} \quad (1.7)$$

con μ e σ_0 costanti positive. Si ha che

$$B = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad \sigma = \begin{pmatrix} \sigma_0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} \mu \\ 0 \end{pmatrix}$$

cosí che $1 = d < N = 2$. Poiché $B^2 = 0$, la matrice B é nilpotente e

$$e^{tB} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ t & 1 \end{pmatrix}$$

Inoltre, se poniamo $x = (x_1, x_2)$ si ha

$$m_{t_0, x_0}(t) = e^{tB}x + \int_0^t e^{sB}b ds = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 + x_1 t \end{pmatrix} + \int_0^t \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ s & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mu \\ 0 \end{pmatrix} ds = \begin{pmatrix} x_1 + \mu t \\ x_2 + x_1 t + \mu \frac{t^2}{2} \end{pmatrix}$$

e

$$\mathcal{C}_{t_0}(t) = \int_0^t e^{sB} \sigma \sigma^* e^{sB^*} ds = \int_0^t \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ s & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_0 \\ 0 \end{pmatrix} (\sigma_0 \ 0) \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix} ds = \sigma_0^2 \begin{pmatrix} t & \frac{t^2}{2} \\ \frac{t^2}{2} & \frac{t^3}{3} \end{pmatrix} > 0$$

per ogni $t > 0$

Consideriamo la SDE (1.1) sotto l'ipotesi che la matrice $\mathcal{C}(T)$ sia definita positiva per ogni $t < T$.

In questo caso, per ogni $t < t_0$, X_t ha densitá $x \mapsto \Gamma(t_0, x_0; t, x)$ dove

$$\Gamma(t_0, x_0; t, x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N \det \mathcal{C}_{t_0}(t)}} e^{-\frac{1}{2} \langle \mathcal{C}_{t_0}(t)^{-1} (x - m_{t_0, x_0}(t)), (x - m_{t_0, x_0}(t)) \rangle} \quad (1.8)$$

Inoltre Γ é la soluzione fondamentale dell'operatore differenziale di Kolmogorov in \mathbb{R}^{N+1} associato alla SDE lineare:

$$\begin{aligned} L &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N c_{ij}(t) \partial_{x_i x_j} + \sum_{i=1}^N b_i(t) \partial_{x_i} + \sum_{i=1}^N B_{ij}(t) x_i \partial_{x_j} + \partial_t \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N c_{ij}(t) \partial_{x_i x_j} + \langle b(t) + B(t)x, \nabla \rangle + \partial_t \end{aligned} \quad (1.9)$$

dove $c_{ij} = \sigma\sigma^*$ e $\nabla = (\partial_{x_1}, \dots, \partial_{x_N})$. Ciò significa che la funzione

$$u(t, x) = \int_{\mathbb{R}} \Gamma(t, x; T, y) \varphi(y) dy, \quad t < T, x \in \mathbb{R}^N$$

é soluzione classica del problema di Cauchy

$$\begin{cases} Lu = 0 & \text{su }]-\infty, T[\times \mathbb{R}^N \\ u(T, x) = \varphi(x) & x \in \mathbb{R}^N \end{cases}$$

Tornando all'**Esempio 1**, l'equazione di Kolmogorov relativa al sistema (1.7) é

$$\frac{\sigma_0^2}{2} \partial_{x_1 x_1} u(t, x) + \mu \partial_{x_1} u(t, x) + x_1 \partial_{x_2} u(t, x) + \partial_t u(t, x) = 0 \quad (1.10)$$

e la sua soluzione fondamentale é

$$\Gamma(s, y; t, x) = \frac{\sqrt{3}}{\pi \sigma_0^2 (t-s)^2} \exp \left(-\frac{1}{2} \langle \mathcal{C}^{-1}(t-s)(y - m_x(t-s)), (y - m_x(t-s)) \rangle \right) \quad (1.11)$$

per $x, y \in \mathbb{R}^2$ e $s < t$, dove

$$\mathcal{C}^{-1}(t) = \frac{1}{\sigma_0^2} \begin{pmatrix} \frac{4}{t} & -\frac{6}{t^2} \\ -\frac{6}{t^2} & \frac{12}{t^3} \end{pmatrix}$$

Esplicitamente si ottiene

$$\Gamma(s, y; t, x) = \frac{\sqrt{3}}{\pi \sigma_0^2 (t-s)^2} \exp \left(-\frac{(x_1 - y_1 - \mu(t-s))^2}{2\sigma_0^2(t-s)} - 3 \frac{(2x_2 - 2y_2 - (t-s)(x_1 + y_1))^2}{2\sigma_0^2(t-s)^3} \right)$$

1.2 Condizioni affinché $\mathcal{C}(t)$ sia definita positiva

1.2.1 Coefficienti B e σ costanti

In questo paragrafo vengono presentate alcune condizioni necessarie e sufficienti affinché la matrice di covarianza $\mathcal{C}(t)$ di X_t sia definita positiva così che X_t abbia densità. Si considera la SDE

$$dX_t = (BX_t + b)dt + \sigma dW_t \quad (1.12)$$

dove B e σ sono costanti e si suppone che la matrice σ abbia rango massimo uguale a d . Inoltre, con opportune trasformazioni lineari, possiamo supporre che σ assuma la forma

$$\sigma = \begin{pmatrix} I_d \\ 0 \end{pmatrix}$$

dove I_d é la matrice identità $d \times d$.

Il primo risultato presentato da una condizione in termini di controllabilità.

Definizione 1.2. La coppia (B, σ) é controllabile su $[0, T]$ se per ogni $x, y \in \mathbb{R}^N$ esiste una funzione $v \in C([0, T]; \mathbb{R}^d)$ tale che il problema

$$\begin{cases} \gamma'(t) = B\gamma(t) + \sigma v(t) & t \in]0, T[\\ \gamma(0) = x, \quad \gamma(T) = y \end{cases} \quad (1.13)$$

abbia soluzione. La funzione v é detta *controllo* di (B, σ) .

Teorema 1.2.1. Dato $T > 0$, la matrice

$$\mathcal{C}(T) = \int_0^T (e^{sB}\sigma)(e^{sB}\sigma)^* ds \quad (1.14)$$

é definita positiva se e solo se la coppia (B, σ) é controllabile su $[0, T]$. In questo caso il controllo é dato da $v(t) = G^*(t)M^{-1}(T)(e^{-TB}y - x)$ $t \in [0, T]$ dove

$$G(t) = e^{-tB}\sigma \quad e \quad M(t) = \int_0^T G(s)G^*(s)ds \quad (1.15)$$

Osservazione 3. Per $x \in \mathbb{R}^N$ si ha che

$$\gamma(t) = e^{tB} \left(x + \int_0^t G(s)v(s)ds \right) \quad (1.16)$$

é soluzione del problema di Cauchy lineare

$$\begin{cases} \gamma'(t) = B\gamma(t) + \sigma v(t) & t \in]0, t[\\ \gamma(0) = x \end{cases} \quad (1.17)$$

Dimostrazione. Per (1.14) si ha

$$\mathcal{C}(T) = e^{TB}M(T)e^{TB*}$$

con M come in (1.15). Poiché le matrici esponenziali sono non degeneri, $\mathcal{C}(T)$ é definita positiva se e solo se $M(T)$ lo é.

Si suppone $M(T) > 0$ e si prova che (B, σ) é controllabile su $[0, T]$. Per $x \in \mathbb{R}^N$ fissato consideriamo la curva γ in (1.16), soluzione del problema (1.17); dato $y \in \mathbb{R}^N$, si ha che $\gamma(T) = y$ se e solo se

$$\int_0^T G(t)v(t)dt = e^{-TB}y - x =: z \quad (1.18)$$

Siccome vale

$$\int_0^T G(s)G(s)^*dsM^{-1}(T)z = z$$

si ha

$$\int_0^T G(t)v(t)dt = \int_0^T G(s)G(s)^*dsM^{-1}(T)z$$

e quindi, poiché $M(t)$ é non degenera, il controllo $v(t)$ é dato da

$$v(t) = G^*(t)M^{-1}(T)z \quad t \in [0, T]$$

D'altra parte, sia (B, σ) controllabile su $[0, T]$ e, per assurdo, supponiamo $M(t)$ degenera. Quindi esiste $w \in \mathbb{R}^N \setminus 0$ tale che

$$0 = \langle M(T)w, w \rangle = \int_0^T |w^*G(t)|^2dt$$

e conseguentemente si ha

$$w^*G(t) = 0 \quad t \in [0, T]$$

Poiché per ipotesi (B, σ) é controllabile su $[0, T]$ per ogni $x, y \in \mathbb{R}^N$ esiste un opportuno controllo v tale che vale (1.18). Moltiplicando entrambi i membri per w^* si ha

$$w^*z = \int_0^T w^*G(s)v(s)ds = 0$$

e questa é una contraddizione. \square

Condizione di Kalman

Il risultato seguente fornisce un criterio operativo per verificare che la matrice di covarianza sia definita positiva.

Teorema 1.2.2 (Condizione di Kalman). *La matrice $\mathcal{C}(T)$ in (1.14) é definita positiva per $T > 0$ se e solo se la coppia (B, σ) verifica la condizione di Kalman cioé la matrice a blocchi $(N \times (Nd))$ dimensionale definita da*

$$(\sigma \ B\sigma \ B^2\sigma \ \dots B^{N-1}\sigma) \quad (1.19)$$

ha rango massimo uguale a N .

Dimostrazione. Si premette alla dimostrazione il **Teorema di Cayley-Hamilton**:

Sia

$$p(\lambda) = \det(A - \lambda I_N) = \lambda^N + a_1 \lambda^{N-1} + \dots + a_{N-1} \lambda + a_N$$

il polinomio caratteristico di una matrice A di dimensione $(N \times N)$. Allora si ha $p(A) = 0$ e quindi ogni potenza A^k con $k \geq N$ puó essere espressa come combinazione lineare di I_N, A, \dots, A^{N-1} .

Si osserva che la matrice (1.19) non ha rango massimo se e solo se esiste $w \in \mathbb{R}^N \setminus \{0\}$ tale che

$$w^* \sigma = w^* B \sigma = \dots = w^* B^{N-1} \sigma = 0 \quad (1.20)$$

Quindi supponendo che la matrice (1.19) non abbia rango massimo, per (1.20) e il teorema di Cayley-Hamilton si ha

$$w^* B^k \sigma = 0 \quad k \in \mathbb{N}_0$$

si deduce che

$$w^* e^{tB} \sigma = 0 \quad t \geq 0$$

Si ha quindi

$$\langle \mathcal{C}(T)w, w \rangle = \int_0^T |w^* e^{tB} \sigma|^2 dt = 0 \quad (1.21)$$

e $\mathcal{C}(t)$ é degenerare per ogni $T > 0$.

D'altra parte, se $\mathcal{C}(t)$ é degenerare per qualche $T > 0$ esiste $w \in \mathbb{R}^N$ tale che vale (1.21), quindi

$$f(t) := w^* e^{tB} \sigma = 0 \quad t \in [0, T]$$

Differenziando si ottiene

$$0 = \frac{d^k}{dt^k} f(t) \Big|_{t=0} = w^* B^k \sigma \quad k \in \mathbb{N}_0$$

da ciò si deduce che, per (1.20), la matrice (1.19) non ha rango massimo. \square

Condizione di Hörmander

Si vuole provare che la condizione di Kalman é equivalente alla condizione di Hörmander, un criterio noto nella teoria delle equazioni differenziali a derivate parziali.

Osservazione 4. Nel caso in cui i coefficienti della SDE lineare B e σ sono costanti, con σ dato da

$$\sigma = \begin{pmatrix} I_d \\ 0 \end{pmatrix}$$

l'operatore di Kolmogorov in \mathbb{R}^{N+1} (1.9) associato alla SDE (1.12) é

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^d \partial_{x_i x_i} + \langle b + Bx, \nabla \rangle + \partial_t \quad (1.22)$$

Per convenzione, si identifica ogni operatore differenziale di primo ordine Z su \mathbb{R}^N

$$Zf(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k(x) \partial_{x_k} f(x)$$

con con il campo vettoriale dei suoi coefficienti α_k , quindi si puó scrivere

$$Z = (\alpha_1, \dots, \alpha_k)$$

Si definisce il commutatore di Z con U con

$$U = \sum_{k=1}^N \beta_k \partial_{x_k}$$

come

$$[Z, U] = ZU - UZ = \sum_{k=1}^N (Z\beta_k - U\alpha_k) \partial_{x_k}$$

Il teorema di Hörmander é un risultato molto generale che nel caso dell'operatore di Kolmogorov con coefficienti costanti (1.22) afferma che L ha soluzione fondamentale se e solo se , in ogni $x \in \mathbb{R}^N$, lo spazio vettoriale generato dagli operatpro differenziali (identificati con i campi vettoriali)

$$\partial_{x_1}, \dots, \partial_{x_d} \quad \text{e} \quad Y := \langle Bx, \nabla \rangle$$

e dai loro commutatori di ogni ordine, coincide con \mathbb{R}^N

Proposizione 1.2.3. *La condizione di Kalman e la condizione di Hörmander sono equivalenti.*

Dimostrazione. È sufficiente notare che per $i = 1, \dots, d$

$$[\partial_{x_i}, Y] = \sum_{k=1}^N b_{k_i} \partial_{x_k}$$

è la i -esima colonna della matrice B . Inoltre $[[\partial_{x_i}, Y], Y]$ è la i -esima colonna della matrice B^2 e una rappresentazione analoga vale per i commutatori di ordine superiore.

D'altra parte, per $k = 1, \dots, N$, $B^k \sigma$ in (1.19) è la matrice $(N \times d)$ -dimensionale le cui colonne sono le prime d colonne di B^k . \square

1.2.2 Coefficienti $B(t)$ e $\sigma(t)$ dipendenti dal tempo

In questo paragrafo si espongono alcune condizioni necessarie e sufficienti affinché la matrice di covarianza $\mathcal{C}(t)$ di X_t sia definita positiva nel caso in cui i coefficienti della SDE (1.1), $B(t)$ e $\sigma(t)$, siano dipendenti dal tempo. Per prima cosa si richiamano la definizione ed alcune proprietà della *risolvente* del sistema lineare $x'(t) = B(t)x(t)$.

Definizione 1.3. La risolvente Φ del sistema lineare $x'(t) = B(t)x(t)$ è la mappa

$$\begin{aligned} \Phi : [T_0, T_1]^2 &\longrightarrow \mathcal{L}(\mathbb{R}^N, \mathbb{R}^N)^1 \\ (t_1, t_2) &\longmapsto \Phi(t_1, t_2) \end{aligned}$$

tale che, per ogni $t_2 \in [T_0, T_1]$, la mappa

$$\begin{aligned} \Phi(\cdot, t_2) : [T_0, T_1] &\longrightarrow (\mathbb{R}^N, \mathbb{R}^N) \\ t_1 &\longmapsto \Phi(t_1, t_2) \end{aligned}$$

è soluzione del problema di Cauchy

$$\Phi'(t) = B(t)\Phi(t), \quad \Phi(t_2) = \text{Id}_N$$

Proposizione 1.2.4. *Per la risolvente Φ valgono le seguenti proprietà:*

1. $\Phi \in C([T_0, T_1]^2; \mathcal{L}(\mathbb{R}^N, \mathbb{R}^N))$;

¹Con $\mathcal{L}(\mathbb{R}^N, \mathbb{R}^N)$ si indica lo spazio delle applicazioni lineari da \mathbb{R}^N a \mathbb{R}^N . Questo viene identificato con $\mathcal{M}_{N,N}(\mathbb{R})$, lo spazio delle matrici $N \times N$ a coefficienti reali.

$$2. \Phi(t_1, t_1) = Id_N, \quad \forall t_1 \in [T_0, T_1];$$

$$3. \Phi(t_1, t_2)\Phi(t_2, t_3) = \Phi(t_1, t_3), \quad \forall (t_1, t_2, t_3) \in [T_0, T_1]^3;$$

In particolare

$$\Phi(t_1, t_2)\Phi(t_2, t_1) = Id_N \quad \forall (t_1, t_2) \in [T_0, T_1]^2$$

Inoltre, se $B \in C^0([T_0, T_1]; \mathcal{L}(\mathbb{R}^N, \mathbb{R}^N))$, allora $\Phi \in C^1([T_0, T_1]^2; \mathcal{L}(\mathbb{R}^N, \mathbb{R}^N))$ e si ha

$$4. \frac{\partial \Phi}{\partial t_1}(t, \tau) = B(t)\Phi(t, \tau), \quad \forall (t, \tau) \in [T_0, T_1]^2;$$

$$5. \frac{\partial \Phi}{\partial t_2}(t, \tau) = -\Phi(t, \tau)B(\tau), \quad \forall (t, \tau) \in [T_0, T_1]^2.$$

Si osserva che l'uguaglianza 4. segue direttamente dalla definizione di risolvente. L'uguaglianza 5. si può ottenere dalla 4. differenziando $\Phi(t_1, t_2)\Phi(t_2, t_1) = Id_N$ rispetto a t_2 .

Proposizione 1.2.5. *La soluzione del problema di Cauchy*

$$\begin{cases} \lambda'(t) = B(t)\lambda(t) + \sigma(t)v(t) & t \in]T_0, T_1[\\ \lambda(T_0) = x \end{cases} \quad (1.23)$$

soddisfa

$$\lambda(t_1) = \Phi(t_1, t_0)\lambda(t_0) + \int_{t_0}^{t_1} \Phi(t_1, \tau)\sigma(\tau)v(\tau)d\tau, \quad \forall (t_0, t_1) \in [T_0, T_1]^2 \quad (1.24)$$

in particolare

$$\lambda(t) = \Phi(t, T_0)x + \int_{T_0}^t \Phi(t, \tau)\sigma(\tau)v(\tau)d\tau, \quad \forall t \in [T_0, T_1] \quad (1.25)$$

La dimostrazione di tale proposizione si può trovare in [4] p. 336.

Anche in questo caso si presenta un primo risultato in termini di controllabilità.

Definizione 1.4. La coppia $(B(t), \sigma(t))$ é controllabile su $[T_0, T_1]$ se per ogni $x, y \in \mathbb{R}^N$ esiste una funzione $v \in C([T_0, T_1]; \mathbb{R}^d)$ tale che il problema

$$\begin{cases} \lambda'(t) = B(t)\lambda(t) + \sigma(t)v(t) & t \in]T_0, T_1[\\ \lambda(T_0) = x, \quad \lambda(T_1) = y \end{cases} \quad (1.26)$$

abbia soluzione. La funzione v é detta *controllo* di $(B(t), \sigma(t))$.

Teorema 1.2.6 (Kalman, Ho e Narendra). *La matrice*

$$\mathcal{C}(T_1) = \Phi(T_1, T_0) \left(\int_{T_0}^{T_1} \Phi^{-1}(s, T_0) \sigma(s) (\Phi^{-1}(s, T_0) \sigma(s))^* ds \right) \Phi^*(T_1, T_0) \quad (1.27)$$

é invertibile se e solo se la coppia $(B(t), \sigma(t))$ é controllabile su $[T_0, T_1]$.

Osservazione 5. Si osservi che $\mathcal{C}(T)$ é invertibile se e solo se $\mathcal{C}(T)$ é definita positiva.

Infatti poiché per ipotesi $\mathcal{C}(T)$ é semidefinita positiva, se $\mathcal{C}(T)$ é invertibile allora é definita positiva.

D'altra parte ogni matrice definita positiva é invertibile.

Dimostrazione del teorema 1.2.6. Si osservi che, poiché la matrice $\mathcal{C}(T_1)$ é equivalente alla matrice

$$\mathcal{M} = \int_{T_0}^{T_1} \Phi(T_1, s) \sigma(s) \sigma^*(s) \Phi^*(T_1, s) ds \quad (1.28)$$

é sufficiente mostrare il teorema per \mathcal{M} .

Sia \mathcal{M} invertibile, si vuole provare che $(B(t), \sigma(t))$ é controllabile su $[T_0, T_1]$. Siano $x, y \in \mathbb{R}^N$ e si definisce

$$v(t) := \sigma^*(t) \Phi^*(T_1, t) \mathcal{M}^{-1} (y - \Phi(T_1, T_0)x) \quad s \in]T_0, T_1[$$

Si vuole mostrare che $v(t)$ cosí definito é il controllo di $(B(t), \sigma(t))$.

Sia $\lambda(t)$ soluzione di (1.23), quindi per (1.25) vale

$$\begin{aligned} \lambda(T_1) &= \Phi(T_1, T_0)x + \int_{T_0}^{T_1} \Phi(T_1, s) \sigma(s) v(s) ds = \\ &= \Phi(T_1, T_0)x + \int_{T_0}^{T_1} \Phi(T_1, s) \sigma(s) (\sigma^*(s) \Phi^*(T_1, s) \mathcal{M}^{-1} (y - \Phi(T_1, T_0)x)) ds = \\ &= \Phi(T_1, T_0)x + \left(\int_{T_0}^{T_1} \Phi(T_1, s) \sigma(s) (\sigma^*(s) \Phi^*(T_1, s)) ds \right) \mathcal{M}^{-1} (y - \Phi(T_1, T_0)x) = \\ &= \Phi(T_1, T_0)x + \mathcal{M} \mathcal{M}^{-1} (y - \Phi(T_1, T_0)x) = \\ &= \Phi(T_1, T_0)x + y - \Phi(T_1, T_0)x = \\ &= y \end{aligned}$$

e questo mostra che $(B(t), \sigma(t))$ é controllabile.

D'altra parte sia $(B(t), \sigma(t))$ controllabile e per assurdo supponiamo che \mathcal{M} non sia invertibile. Quindi esiste $w \in \mathbb{R}^N \setminus \{0\}$ tale che $\mathcal{M}w = 0$ ed in particolare $w^* \mathcal{M}w = 0$, cioè

$$w^* \mathcal{M}w = \int_{T_0}^{T_1} w^* \Phi(T_1, s) \sigma(s) \sigma^*(s) \Phi^*(T_1, s) w ds = \int_{T_0}^{T_1} |\sigma^*(s) \Phi^*(T_1, s) w|^2 ds = 0$$

Questo implica che

$$w^* \Phi(T_1, \tau) \sigma(\tau) = 0, \quad \tau \in]T_0, T_1[\quad (1.29)$$

Ora sia $\lambda(t)$ soluzione di

$$\lambda'(t) = B(t)\lambda(t) + \sigma(t)v(t), \quad \lambda(T_0) = 0$$

per (1.25) vale

$$\lambda(T_1) = \int_{T_0}^{T_1} \Phi(T_1, t) \sigma(t) v(t) dt$$

ed in particolare per (1.29)

$$w^* \lambda(T_1) = 0$$

Poiché $w \in \mathbb{R}^N \setminus \{0\}$, esiste $y \in \mathbb{R}^N$ tale che $w^* y \neq 0$ (per esempio $y := w$). Segue che, qualsiasi sia $v(t)$, $\lambda(T_1) \neq y$ e questo contraddice l'ipotesi di controllabilità. \square

Si presenta ora un criterio operativo per la controllabilità che é analogo alla condizione di Kalman ma utilizzabile nel caso piú generale in cui i coefficienti della SDE siano variabili nel tempo.

Si definisce, per induzione su i , una sequenza di mappe

$$M_0(t) = \sigma(t), \quad M_k(t) = -B(t)M_{k-1}(t) + \frac{d}{dt}M_{k-1}(t), \quad k = 1, \dots, N \quad (1.30)$$

Teorema 1.2.7. Dato $\bar{t} \in [T_0, T_1]$, se vale

$$\text{Span}\{M_i(\bar{t})u; u \in \mathbb{R}^d, i \in \mathbb{N}\} = \mathbb{R}^N \quad (1.31)$$

allora $(B(t), \sigma(t))$ é controllabile su $[T_0, T_1]$.

Si premettono alla dimostrazione del teorema alcune osservazioni.

Osservazione 6. In questo caso non é possibile utilizzare il teorema di Cayley-Hamilton nella dimostrazione, infatti ci sono sistemi $\lambda'(t) = B(t)\lambda(t) + \sigma(t)v(t)$ con $t \in [0, T]$ tali che

$$\text{Span}\{M_i(t)u; u \in \mathbb{R}^d, i \in \mathbb{N}\} \neq \text{Span}\{M_i(t)u; u \in \mathbb{R}^d, i \in \{0, \dots, n-1\}\} \quad (1.32)$$

Per esempio se $T = 1, N = d = 1, B(t) = 0$ e $\sigma(t) = 1$ si ha

$$M_1(t) = t \quad M_2(t) = 1 \quad M_i(t) = 0 \quad \forall i \in \mathbb{N} \setminus \{0, 1\}$$

Quindi se $t = 0$, la parte sinistra di (1.32) é \mathbb{R} mentre la parte destra di (1.32) é $\{0\}$.

Nonostante ciò vale la seguente proposizione:

Proposizione 1.2.8. *Sia $\bar{t} \in [T_0, T_1]$ tale che valga (1.31); allora esiste un $\epsilon > 0$ tale che per ogni $t \in ([T_0, T_1] \cap (\bar{t} - \epsilon, \bar{t} + \epsilon)) \setminus \{\bar{t}\}$,*

$$\text{Span}\{M_i(t)u; u \in \mathbb{R}^d, i \in \{0, \dots, n-1\}\} = \mathbb{R}^N \quad (1.33)$$

Dimostrazione. Si divide la dimostrazione in tre passi. Nel *Passo 1* si mostra il motivo per cui si può assumere $B = 0$. Nel *Passo 2* si mostra la proposizione nel caso di un controllo scalare ($d = 1$). Infine al *Passo 3* si riduce il caso $m > 1$ al caso di un controllo scalare, che si è mostrato al *Passo 2*.

Passo 1. Sia $\Phi \in C^\infty([T_0, T_1] \times [T_0, T_1]; \mathcal{L}(\mathbb{R}^N, \mathbb{R}^N))$ la risolvente del sistema lineare variabile nel tempo $x' = B(t)x$. Sia

$$\tilde{M} \in C^\infty([T_0, T_1]; \mathcal{L}(\mathbb{R}^d, \mathbb{R}^N))$$

definita nel seguente modo

$$\tilde{M}(t) = \Phi(\bar{t}, t)\sigma(t) \quad \forall t \in [T_0, T_1]$$

Si definisce, per induzione su $i \in \mathbb{N}$, $\tilde{M}_i \in C^\infty([T_0, T_1]; \mathcal{L}(\mathbb{R}^d; \mathbb{R}^N))$ come

$$\tilde{M}_0 = \tilde{M} \text{ e } \tilde{M}_i = \tilde{M}'_{i-1} \quad \forall i \in \mathbb{N} \setminus \{0\}$$

In altre parole

$$\tilde{M}_i = \tilde{M}^{(i)} \quad (1.34)$$

Si ottiene, per induzione su i

$$\tilde{M}_i(t) = \Phi(\bar{t}, t)M_i(t) \quad \forall t \in [T_0, T_1] \quad \forall i \in \mathbb{N}$$

infatti l'uguaglianza vale per $i = 0$ in quanto $\tilde{M}_0(t) = \Phi(\bar{t}, t)M_0(t) = \Phi(\bar{t}, t)\sigma(t)$ per definizione. Si suppone che l'uguaglianza valga per $i = n$ cioè

$$\tilde{M}_n(t) = \Phi(\bar{t}, t)M_n(t)$$

e si dimostra per $i = n + 1$.

$$\tilde{M}_{n+1}(t) = \tilde{M}'_n = (\Phi(\bar{t}, t)M_n(t))' = \Phi(\bar{t}, t)'M_n(t) + \Phi(\bar{t}, t)M'_n(t) =$$

(il punto 5. della proposizione (1.2.4) e la definizione di M_k)

$$= -\Phi(\bar{t}, t)B(t)M_n(t) + \Phi(\bar{t}, t)M_{n+1}(t) + \Phi(\bar{t}, t)B(t)M_n(t) = \Phi(\bar{t}, t)M_{n+1}(t)$$

In particolare, poiché $\Phi(\bar{t}, \bar{t}) = Id_N$ e $\Phi(\bar{t}, t)$ è invertibile per ogni $t \in [T_0, T_1]$

$$\text{Span}\{M_i(\bar{t})u; u \in \mathbb{R}^d, i \in \mathbb{N}\} = \text{Span}\{\tilde{M}_i(\bar{t})u; u \in \mathbb{R}^d, i \in \mathbb{N}\}$$

$$\dim \text{Span}\{M_i(t)u; u \in \mathbb{R}^d, i \in \{0, \dots, n-1\}\} =$$

$$\dim \text{Span}\{\tilde{M}_i(t)u; u \in \mathbb{R}^d, i \in \{0, \dots, n-1\}\} \quad \forall t \in [T_0, T_1]$$

Quindi rimpiazzando M con \tilde{M} e usando (1.34), é sufficiente considerare il caso in cui

$$B = 0 \quad (1.35)$$

Nei successivi passi si assume (1.35). In particolare si ha

$$M_i = M^{(i)} \quad \forall i \in \mathbb{N} \quad (1.36)$$

Passo 2. Si proverá ora la proposizione nel caso di un controllo scalare; si assume $d = 1$. Consideriamo valido, per il momento, il seguente lemma:

Lemma 1.2.9. *Sia $M \in C^\infty([T_0, T_1]; \mathbb{R}^N)$ e sia $\bar{t} \in [T_0, T_1]$ tale che*

$$\text{Span}\{M^{(i)}(\bar{t}); i \in \mathbb{N}\} = \mathbb{R}^N \quad (1.37)$$

Allora esistono N interi $p_i \in \mathbb{N}, i \in \{1, \dots, N\}$, N funzioni $a_i \in C^\infty([T_0, T_1]), i \in \{1, \dots, N\}$ ed N vettori $f_i \in \mathbb{R}^N, i \in \{1, \dots, N\}$ tali che

$$p_i < p_{i+1}, \quad \forall i \in \{1, \dots, N-1\} \quad (1.38)$$

$$a_i(\bar{t}) \neq 0 \quad \forall i \in \{1, \dots, N\} \quad (1.39)$$

$$M(t) = \sum_{i=1}^N a_i(t)(t - \bar{t})^{p_i} f_i \quad \forall t \in [T_0, T_1] \quad (1.40)$$

$$\text{Span}\{f_i; i \in \{1, \dots, N\}\} = \mathbb{R}^N \quad (1.41)$$

Da (1.36) e (1.40), si ottiene, per $t \rightarrow \bar{t}$

$$\begin{aligned} \det(M_0(t), M_1(t), \dots, M_{N-1}(t)) &= K(t - \bar{t})^{(N(N-1)/2) + \sum_{i=1}^N p_i} + \\ &+ O\left((t - \bar{t})^{1 - (N(N-1)/2) + \sum_{i=1}^N p_i}\right) \end{aligned} \quad (1.42)$$

Con K costante dipendente da

$$K := K(p_1, \dots, p_N, a_1(\bar{t}), \dots, a_N(\bar{t}), f_1, \dots, f_N)$$

Sia $\bar{M} \in C^\infty(\mathbb{R}; \mathbb{R}^N)$ definita da

$$\bar{M}(t) = \sum_{i=1}^N a_i(\bar{t}) t^{p_i} f_i \quad \forall t \in \mathbb{R} \quad (1.43)$$

Si ha

$$\det(\bar{M}^{(0)}(t), \bar{M}^{(1)}(t), \dots, \bar{M}^{(N-1)}(t)) = K t^{-(N(N-1)/2) + \sum_{i=1}^N p_i} \quad \forall t \in \mathbb{R} \quad (1.44)$$

Fissati t , $a_i(\bar{t})$ numeri reali e p_i interi che soddisfano (1.38), la mappa

$$(f_1, \dots, f_N) \in \mathbb{R}^N \times \dots \times \mathbb{R}^N \mapsto \det(\bar{M}^{(0)}(t), \bar{M}^{(1)}(t), \dots, \bar{M}^{(N-1)}(t)) \in \mathbb{R}$$

é multilineare e si annulla se i vettori f_1, \dots, f_N sono dipendenti. Quindi K si può scrivere nel seguente modo

$$K := F(p_1, \dots, p_N) \left(\prod_{i=1}^N a_i(\bar{t}) \right) \det(f_1, \dots, f_N) \quad (1.45)$$

Considerando come (f_1, \dots, f_N) la base canonica di \mathbb{R}^N e $a_i(\bar{t}) = 1$ per ogni $i \in \{1, \dots, N\}$ si ottiene

$$\det(\bar{M}^{(0)}(t), \bar{M}^{(1)}(t), \dots, \bar{M}^{(N-1)}(t)) = t^{-(N(N-1)/2) + \sum_{i=1}^N p_i} \det A \quad (1.46)$$

con

$$A := \begin{pmatrix} 1 & p_1 & p_1(p_1 - 1) & \dots & p_1(p_1 - 1)(p_1 - 2) \dots (p_1 - N + 1) \\ 1 & p_2 & p_2(p_2 - 1) & \dots & p_2(p_2 - 1)(p_2 - 2) \dots (p_2 - N + 1) \\ \cdot & & & & \cdot \\ \cdot & & & & \cdot \\ \cdot & & & & \cdot \\ 1 & p_N & p_N(p_N - 1) & \dots & p_N(p_N - 1)(p_N - 2) \dots (p_N - N + 1) \end{pmatrix}$$

Il determinante di A può essere calcolato attraverso il calcolo del determinante della matrice di Vandermonde. Si ha infatti

$$\det A = \det \begin{pmatrix} 1 & p_1 & p_1^2 & \dots & p_1^{N-1} \\ 1 & p_2 & p_2^2 & \dots & p_2^{N-1} \\ \cdot & & & & \cdot \\ \cdot & & & & \cdot \\ 1 & p_N & p_N^2 & \dots & p_N^{N-1} \end{pmatrix} = \prod_{1 \leq i < j \leq N} (p_j - p_i) \quad (1.47)$$

Da (1.45), (1.46) e (1.47) si ha

$$K = \left(\prod_{1 \leq i < j \leq N} (p_j - p_i) \right) \left(\prod_{i=1}^N a_i(\bar{t}) \right) \det(f_1, \dots, f_N) \quad (1.48)$$

Quindi (1.38),(1.39),(1.41) e (1.48) segue che

$$K \neq 0 \quad (1.49)$$

Da (1.42) e (1.49) esiste $\epsilon > 0$ tale che, per ogni $t \in ([T_0, T_1] \cap (\bar{t} - \epsilon, \bar{t} + \epsilon)) \setminus \{\bar{t}\}$, vale (1.33).

Passo 3. Si assume sempre che valga (1.35). Si mostrerá ora come si puó ridurre il caso $d > 1$ al caso $d = 1$ provato al *Passo 2*. Siano $b_i \in C^\infty([T_0, T_1]; \mathbb{R}^N)$ per $i \in \{1, \dots, d\}$ tali che

$$M(t) = (b_1(t), \dots, b_d(t)) \quad \forall t \in [T_0, T_1] \quad (1.50)$$

Si definisce, per $i \in \{1, \dots, d\}$, i sottospazi lineari E_i di \mathbb{R}^N

$$E_i := \text{Span}\{b_k^{(j)}(\bar{t}); k \in \{1, \dots, i\}, j \in \mathbb{N}\} \quad (1.51)$$

Da (1.31), (1.36), (1.50) e (1.51) si ha

$$E_d = \mathbb{R}^N \quad (1.52)$$

Sia $q \in \mathbb{N} \setminus \{0\}$ tale che, per ogni $i \in \{1, \dots, d\}$

$$E_i = \text{Span}\{b_k^{(j)}(\bar{t}); k \in \{1, \dots, i\}, j \in \{0, \dots, q-1\}\} \quad (1.53)$$

Sia $b \in C^\infty([T_0, T_1]; \mathbb{R}^N)$ definito da

$$b(t) := \sum_{i=1}^d (t - \bar{t})^{(i-1)q} b_i(t) \quad \forall t \in [T_0, T_1] \quad (1.54)$$

Da (1.53) e (1.54) si ottiene, per induzione su $i \in \{1, \dots, d\}$

$$E_i = \text{Span}\{b^{(j)}(\bar{t}); j \in \{0, \dots, iq-1\}\}$$

In particolare, prendendo $i = d$ e usando (1.52) si ottiene

$$\text{Span}\{b^{(j)}(\bar{t}); j \in \mathbb{N}\} = \mathbb{R}^N \quad (1.55)$$

Quindi, per il *Passo 2*, esiste $\epsilon > 0$ tale che, per ogni $t \in ([T_0, T_1] \cap (\bar{t} - \epsilon, \bar{t} + \epsilon)) \setminus \{\bar{t}\}$

$$\text{Span}\{b^{(j)}(t); j \in \{0, \dots, N-1\}\} = \mathbb{R}^N \quad (1.56)$$

E per (1.54)

$$\begin{aligned} & \text{Span}\{b^{(j)}(t); j \in \{0, \dots, N-1\}\} \\ & \subset \text{Span}\{b_i^{(j)}(\bar{t}); i \in \{1, \dots, d\}, j \in \{0, \dots, N-1\}\} \end{aligned}$$

e questo conclude la dimostrazione. \square

Dimostrazione del lemma 1.2.9. Si procede per induzione su N . Se $N = 1$ il lemma vale. Supponiamo ora che valga per ogni intero minore o uguale a $(N - 1) \in \mathbb{N} \setminus \{0\}$. Si vuole provare che vale per N . Sia $p_1 \in \mathbb{N}$ tale che

$$M^{(i)}(\bar{t}) = 0 \quad \forall i \in \mathbb{N} \cap [0, p_1 - 1] \quad (1.57)$$

$$M^{(p_1)}(\bar{t}) \neq 0 \quad (1.58)$$

La propriet  (1.37) implica l'esistenza di tale p_1 . Sia

$$f_1 := M^{(p_1)}(\bar{t}) \quad (1.59)$$

Da (1.58) e (1.59)

$$f_1 \neq 0$$

Sia E il sottospazio ortogonale a f_1 in \mathbb{R}^N :

$$E := f_1^\perp \simeq \mathbb{R}^{N-1} \quad (1.60)$$

Sia $\Pi_E : \mathbb{R}^N \rightarrow E$ la proiezione ortogonale su E . Sia $C \in C^\infty([T_0, T_1]; E)$ definito da

$$C(t) := \Pi_E \sigma(t) \quad \forall t \in [T_0, T_1] \quad (1.61)$$

Da (1.37) e (1.61) si ha

$$\text{Span}\{C^{(i)}(\bar{t})u; u \in \mathbb{R}^d, i \in \mathbb{N}\} = E \quad (1.62)$$

Quindi, per l'ipotesi induttiva, esistono $(N - 1)$ interi $p_i \in \mathbb{N}, i \in \{2, \dots, N\}$, $(N - 1)$ funzioni $a_i \in C^\infty([T_0, T_1]), i \in \{2, \dots, N\}$ e $(N - 1)$ vettori $f_i \in E, i \in \{2, \dots, N\}$ tali che

$$p_i < p_{i+1}, \forall i \in \{2, \dots, N - 1\} \quad (1.63)$$

$$a_i(\bar{t}) \neq 0 \forall i \in \{2, \dots, N\} \quad (1.64)$$

$$C(t) = \sum_{i=2}^N a_i(t)(t - \bar{t})^{p_i} f_i \quad \forall t \in [T_0, T_1] \quad (1.65)$$

$$\text{Span}\{f_i; i \in \{2, \dots, N\}\} = E \quad (1.66)$$

Sia $g \in C^\infty([T_0, T_1])$ tale che

$$M(t) = g(t)f_1 + \sum_{i=2}^N a_i(t)(t - \bar{t})^{p_i} f_i \quad \forall t \in [T_0, T_1] \quad (1.67)$$

Utilizzando (1.57), (1.58), (1.59), (1.60), (1.64), (1.66) e (1.67) si ottiene

$$p_1 < p_i \forall i \in \{2, \dots, N\}$$

$\exists a_1 \in C^\infty([T_0, T_1])$ tale che $a_1(\bar{t}) \neq 0$ e $g(t) = (t - \bar{t})^{p_1} a_1(t) \forall t \in [T_0, T_1]$ e questo conclude la dimostrazione del lemma. \square

Osservazione 7. La condizione per la controllabilità data dal teorema (1.2.7) é sufficiente ma non necessaria.

Infatti sia $N = 2, d = 1, B(t) = 0$ e siano $f \in C^\infty([T_0, T_1])$ e $g \in C^\infty([T_0, T_1])$ tali che

$$f = 0 \text{ su } \left[\frac{(T_0 + T_1)}{2}, T_1 \right], g = 0 \text{ su } \left[T_0, \frac{(T_0 + T_1)}{2} \right]$$

$$f(T_0) \neq 0, g(T_1) \neq 0$$

Sia $\sigma(t)$ definita e nel seguente modo

$$\sigma(t) := \begin{pmatrix} f(t) \\ g(t) \end{pmatrix} \quad \forall t \in [T_0, T_1]$$

Poiché risulta $\Phi(t) = \text{cost}$, si ha

$$C(t) = \begin{pmatrix} \int_{T_0}^{T_1} f(t)^2 dt & \int_0^T f(t)g(t)dt \\ \int_{T_0}^{T_1} g(t)f(t)dt & \int_0^T g(t)^2 dt \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \int_{T_0}^{T_1} f(t)^2 dt & 0 \\ 0 & \int_{T_0}^{T_1} g(t)^2 dt \end{pmatrix}$$

e $C(t)$ invertibile per definizione di $f(t)$ e $g(t)$. Per il teorema (1.2.6) la coppia $(B(t), \sigma(t))$ é controllabile su $[T_0, T_1]$. Inoltre si ha

$$M_i(t) = \begin{pmatrix} f^{(i)}(t) \\ g^{(i)}(t) \end{pmatrix} \quad \forall t \in [T_0, T_1], \forall i \in \mathbb{N}$$

Quindi, per definizione di $f(t)$ e $g(t)$, si ha

$$\text{Span}\{M_i(t)u; u \in \mathbb{R}, i \in \mathbb{N}\} \subset \left\{ \begin{pmatrix} a \\ 0 \end{pmatrix}, a \in \mathbb{R} \right\}, \forall t \in \left[T_0, \frac{(T_0 + T_1)}{2} \right]$$

$$\text{Span}\{M_i(t)u; u \in \mathbb{R}, i \in \mathbb{N}\} \subset \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ a \end{pmatrix}, a \in \mathbb{R} \right\}, \forall t \in \left[\frac{(T_0 + T_1)}{2}, T_1 \right]$$

e perciò non vale (1.31).

Dimostrazione del teorema 1.2.7. Si supponga per assurdo che $(B(t), \sigma(t))$ non sia controllabile. Allora per il teorema (1.2.6) la matrice \mathcal{C} (ed in particolare la matrice \mathcal{M}) non é invertibile. Quindi esiste $w \in \mathbb{R}^N \setminus \{0\}$ tale che $\mathcal{M}w = 0$. Dunque

$$0 = w^* \mathcal{M}w = \int_{T_0}^{T_1} |\sigma^*(s)\Phi^*(T_1, s)w|^2 ds$$

e in particolare

$$K(\tau) := z^* \Phi(\bar{t}, \tau) \sigma(\tau) = 0 \quad \forall \tau \in [T_0, T_1] \quad (1.68)$$

dove

$$z := \Phi^*(T_1, \bar{t}) w$$

Si ha, per induzione su i che

$$K^{(i)}(\tau) = z^* \Phi(\bar{t}, \tau) M_i(\tau) \quad \forall \tau \in [T_0, T_1], i \in \mathbb{N} \quad (1.69)$$

Per $i = 0$ vale (1.68); si suppone vero (1.69) e si prova che

$$K^{(i+1)}(\tau) = z^* \Phi(\bar{t}, \tau) M_{i+1}(\tau) \quad \forall \tau \in [T_0, T_1], i \in \mathbb{N}$$

Utilizzando la definizione di M_i e la proprietà 5. della proposizione (1.2.4) si ha che

$$\begin{aligned} K^{(i+1)}(\tau) &= \frac{d}{d\tau} K^{(i)}(\tau) = z^* \frac{d}{d\tau} (\Phi(\bar{t}, \tau) M_i(\tau)) = \\ &= z^* \left[\frac{d}{d\tau} \Phi(\bar{t}, \tau) M_i(\tau) + \Phi(\bar{t}, \tau) \frac{d}{d\tau} M_i(\tau) \right] = \\ &= z^* \left[\frac{d}{d\tau} \Phi(\bar{t}, \tau) M_i(\tau) + \Phi(\bar{t}, \tau) M_{i+1}(\tau) + \Phi(\bar{t}, \tau) B(\tau) M_i(\tau) \right] = \\ &= z^* [-\Phi(\bar{t}, \tau) B(\tau) M_i(\tau) + \Phi(\bar{t}, \tau) M_{i+1}(\tau) + \Phi(\bar{t}, \tau) B(\tau) M_i(\tau)] = \\ &= z^* \Phi(\bar{t}, \tau) M_{i+1}(\tau) \end{aligned}$$

Ora, poiché $\Phi(\bar{t}, \bar{t}) = \text{Id}_N$ (proprietá 2. della proposizione (1.2.4)), vale

$$z^* M_i(\bar{t}) = 0, \quad \forall i \in \mathbb{N}$$

ma siccome $z \neq 0$ questo contraddice l'ipotesi. □

Capitolo 2

Disuguaglianza di Harnack

La disuguaglianza di Harnack per l'operatore di Kolmogorov (1.9) che si trova in letteratura afferma che: *sotto l'ipotesi che la matrice di covarianza $\mathcal{C}(t)$ sia definita positiva, si considerino le coppie $(t, x), (T, y) \in \mathbb{R}^{N+1}$ con $t < T$. Allora esiste una costante $H = H(t, x, T, y)$, dipendente solo da L e $(t, x), (T, y)$, tale che*

$$u(T, y) \leq H u(t, x) \quad (2.1)$$

per ogni soluzione positiva u di $Lu = 0$.

In questo capitolo verrà fornita una dimostrazione diretta della disuguaglianza di Harnack (2.1) usando un argomento variazionale, che permette di scrivere esplicitamente la costante H di Harnack. Il risultato principale è il seguente:

Teorema 2.0.10. *Sia L operatore di Kolmogorov in (1.9) tale che la matrice di covarianza $\mathcal{C}(t)$ sia definita positiva e sia u soluzione positiva di $Lu = 0$ in $[t_0, t_1] \times \mathbb{R}^N$. Allora vale la disuguaglianza di Harnack*

$$u(T, y) \leq H u(t, x)$$

con

$$H = H(t, x, T, y) = \sqrt{\frac{\det \mathcal{C}_t(t_1)}{\det \mathcal{C}_T(t_1)}} e^{\frac{1}{2} \langle \mathcal{C}_t^{-1}(T)(y - m_{t,x}(T)), (y - m_{t,x}(T)) \rangle} \quad (2.2)$$

per ogni $(t, x), (T, y) \in [t_0, t_1] \times \mathbb{R}^N$ con $t < T$.

Si propongono ora due esempi che mostrano l'ottimalità della costante H in (2.2).

Esempio 2.1. Sia $u :] - \infty, \epsilon[\times \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$ una soluzione positiva dell'equazione del calore

$$\partial_t u + \frac{1}{2} \Delta u = 0$$

Allora $u(0, y) \leq H u(t, x)$, per ogni $x, y \in \mathbb{R}^N, t < 0$ con

$$H = \sqrt{\frac{(\epsilon - t)^N}{\epsilon^N}} e^{\frac{|x-y|^2}{-2t}}$$

Osservazione 8. L'ottimalità della costante H diventa chiara quando si applica la disuguaglianza alla soluzione fondamentale dell'equazione del calore:

$$u(t, x) = (2\pi(\epsilon - t))^{-\frac{N}{2}} \exp\left(-\frac{|x - y|^2}{2(\epsilon - t)}\right) \quad (t, x) \in] - \infty, \epsilon[\times \mathbb{R}^N$$

in questo caso si ha $u(0, y) = (2\pi\epsilon)^{-\frac{N}{2}}$.

Esempio 2.2. Sia $u :] - \infty, \epsilon[\times \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$ sia una soluzione positiva dell'equazione di Kolmogorov (1.10). Allora $u(0, y) \leq H u(t, x)$, per ogni $x, y \in \mathbb{R}^2, t < 0$ con

$$H = \frac{(\epsilon - t)^2}{\epsilon^2} \exp\left(\frac{(x_1 - y_1 - \mu t)^2}{-2\sigma_0^2 t} + 3 \frac{(2(y_2 - x_2) + t(x_1 + y_1))^2}{-2\sigma_0^2 t^3}\right)$$

Osservazione 9. Anche nel caso di questo secondo esempio la soluzione fondamentale mostra l'ottimalità della costante H . Si consideri la funzione

$$u(t, x) = \Gamma(t, x; \epsilon, 0) \quad (t, x) \in] - \infty, \epsilon[\times \mathbb{R}^2$$

dove Γ é definita come in (1.11). Si ha quindi

$$\frac{\sqrt{3}}{\pi\sigma_0^2\epsilon^2} \exp\left(-\frac{\mu^2\epsilon}{2\sigma_0^2}\right) = u(0, 0) \leq H u(t, x)$$

con

$$u(t, x) = \frac{\sqrt{3}}{\pi\sigma_0^2(\epsilon - t)^2} \exp\left(-\frac{(x_1 + \mu(\epsilon - t))^2}{2\sigma_0^2(\epsilon - t)} - 3 \frac{(2x_2 + (\epsilon - t)x_1)^2}{2\sigma_0^2(\epsilon - t)^3}\right)$$

La dimostrazione del teorema (2.0.10) si basa sulla soluzione di un problema di controllo ottimale con costo quadratico. In particolare vale la seguente stima del gradiente per una soluzione positiva u di $Lu = 0$ su $[t_0, t_1[\times \mathbb{R}^N$.

Proposizione 2.0.11. *Si assuma che la matrice di covarianza $\mathcal{C}(t)$ sia definita positiva e sia*

$$\varphi(t) = \log \sqrt{\det \mathcal{C}_t(t_1)} \quad t < t_1$$

Allora per ogni soluzione u di $Lu = 0$ sulla striscia $[t_0, t_1[\times \mathbb{R}^N$ si ha

$$\frac{\langle A(t)\nabla u(t, x), \nabla u(t, x) \rangle}{2u(t, x)} \leq -Y u(t, x) - \varphi'(t)u(t, x) \quad (2.3)$$

con $A = \sigma\sigma^*$ e $Y = \langle b(t) + B(t)x, \nabla \rangle + \partial_t$.

Dimostrazione. Sia $\Gamma(t, x; t_1, y)$ soluzione fondamentale di (1.9), definita per $x, y \in \mathbb{R}^N$ e $t < t_1$.

Si mostra per prima cosa che Γ verifica l'equazione

$$\frac{\langle A(t)\nabla_x \Gamma(t, x; t_1, y), \nabla_x \Gamma(t, x; t_1, y) \rangle}{2\Gamma(t, x; t_1, y)} = -Y\Gamma(t, x; t_1, y) - \varphi'(t)\Gamma(t, x; t_1, y) \quad (2.4)$$

e successivamente si prova la stima del gradiente (2.3) attraverso la formula di rappresentazione di u . Da (1.8) si ha che

$$\begin{aligned} \log \Gamma(t, x; t_1, y) &= \log \left(\frac{1}{\sqrt{(2\pi)^N \det \mathcal{C}_t(t_1)}} \right) + \log \left(e^{-\frac{1}{2} \langle \mathcal{C}_t^{-1}(t_1)(y - m_{t,x}(t_1)), (y - m_{t,x}(t_1)) \rangle} \right) = \\ &= \log \left((2\pi)^{-\frac{N}{2}} \right) + \log \left((\det \mathcal{C}_t(t_1))^{-\frac{1}{2}} \right) - \frac{1}{2} \langle \mathcal{C}_t^{-1}(t_1)(y - m_{t,x}(t_1)), (y - m_{t,x}(t_1)) \rangle = \\ &= -\frac{N}{2} \log(2\pi) - \varphi(t) - \frac{1}{2} \langle \mathcal{C}_t^{-1}(t_1)(y - m_{t,x}(t_1)), (y - m_{t,x}(t_1)) \rangle \end{aligned}$$

quindi

$$\nabla_x \log \Gamma(t, x; t_1, y) = -\Phi^*(t_1) \mathcal{C}_t^{-1}(t_1) (m_{t,x}(t_1) - y) \quad (2.5)$$

e

$$\begin{aligned} -Y \log \Gamma(t, x; t_1, y) &= -(\langle b(t) + B(t)x, \nabla \rangle + \partial_t) \log \Gamma(t, x; t_1, y) = \\ &= \langle b(t) + B(t)x, \Phi^*(t_1) \mathcal{C}_t^{-1}(t_1) (m_{t,x}(t_1) - y) \rangle + \varphi'(t) + \\ &+ \frac{1}{2} \left\langle \left(\frac{d}{dt} \mathcal{C}_t^{-1}(t_1) \right) (y - m_{t,x}(t_1)), (y - m_{t,x}(t_1)) \right\rangle + \\ &+ \langle \mathcal{C}_t^{-1}(t_1) (m_{t,x}(t_1) - y), \frac{d}{dt} (m_{t,x}(t_1) - y) \rangle \quad (2.6) \end{aligned}$$

Poiché Γ é soluzione fondamentale di (1.9), si ha

$$L \log \Gamma(t, x; t_1, y) + \frac{1}{2} \langle A(t) \nabla_x \log \Gamma(t, x; t_1, y), \nabla_x \log \Gamma(t, x; t_1, y) \rangle = 0$$

Quindi ponendo

$$(f_{i,j}(t)) := \Phi^*(t_1)C_t^{-1}(t_1)\Phi(t_1)$$

e usando (2.5) si ottiene

$$\begin{aligned} -Y\log\Gamma(t, x; t_1, y) &= \frac{1}{2}\langle A(t)\nabla_x\log\Gamma(t, x; t_1, y), \nabla_x\log\Gamma(t, x; t_1, y)\rangle + \\ &\quad -\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^N a_{i,j}(t)f_{i,j}(t) \end{aligned}$$

Valutando questa espressione e (2.6) in $y = m_{t,x}(t_1)$, si ottiene

$$\varphi'(t) = -\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^N a_{i,j}(t)f_{i,j}(t)$$

e questo prova che

$$Y\log\Gamma(t, x; t_1, y) + \frac{1}{2}\langle A(t)\nabla_x\log\Gamma(t, x; t_1, y), \nabla_x\log\Gamma(t, x; t_1, y)\rangle = -\varphi'(t)$$

che é equivalente a (2.4).

Per concludere la dimostrazione, si fissa $T < t_1$ e si usa la formula di rappresentazione

$$u(t, x) = \int_{\mathbb{R}^N} \Gamma(t, x; T, y)u(T, y)dy \quad (t, x) \in [t_0, T] \times \mathbb{R}^N$$

quindi si ha

$$-Yu - \varphi'(t)u = \int_{\mathbb{R}^N} (-Y\Gamma(\cdot, \cdot; T, y) - \varphi'(t)\Gamma(\cdot, \cdot; T, y))u(T, y)dy =$$

(per (2.4))

$$= \frac{1}{2}\int_{\mathbb{R}^N} \frac{\langle A(t)\nabla\Gamma(\cdot, \cdot; T, y), \Gamma(\cdot, \cdot; T, y)\rangle}{\Gamma(\cdot, \cdot; T, y)}u(T, y)dy \geq$$

(per la disuguaglianza di Hölder)

$$\begin{aligned} &\geq \frac{1}{2}\left(\int_{\mathbb{R}^N} \Gamma(\cdot, \cdot; T, y)u(T, y)dy\right)^{-1} \cdot \\ &\quad \cdot \langle A \int_{\mathbb{R}^N} \nabla\Gamma(\cdot, \cdot; T, y)u(T, y)dy, \int_{\mathbb{R}^N} \nabla\Gamma(\cdot, \cdot; T, y)u(T, y)dy \rangle = \\ &= \frac{\langle A\nabla u, \nabla u \rangle}{2u} \end{aligned}$$

□

Si premette alla dimostrazione del teorema (2.0.10) il lemma seguente.

Definizione 2.3. Sia T positivo, una curva $\gamma : [0, T] \rightarrow \mathbb{R}^N$ é L -ammissibile se é assolutamente continua e soddisfa

$$\gamma'(s) = B(s)\gamma(s) + b(s) + \sigma(s)w(s) \quad \text{in}[0, T]$$

per una opportuna funzione w con valori in \mathbb{R}^d . Le componenti w_1, \dots, w_d di w sono dette controllo del cammino γ .

Lemma 2.0.12. Il cammino L -ammissibile $\bar{\gamma}$ corrispondente al controllo

$$\bar{w}(s) = \sigma^*(s)\Phi(t)\mathcal{C}_t^{-1}(T)(y - m_{t,x}(T))$$

minimizza il costo quadratico

$$\psi(w) = \int_t^T |w(s)|^2 ds$$

Inoltre il costo minimo é

$$\psi(\bar{w}) = \int_t^T |w(s)|^2 ds = \langle \mathcal{C}_t^{-1}(T)(y - m_{t,x}(T)), (y - m_{t,x}(T)) \rangle \quad (2.7)$$

Dimostrazione. Si consideri la funzione Hamiltoniana

$$\mathcal{H}(x, p, w) = |w|^2 + p(Bx + \sigma w + b) \quad p = (p_1, \dots, p_N)$$

correlata al problema

$$\begin{cases} \gamma'(s) = B(s)\gamma(s) + b(s) + \sigma(s)w(s) \\ \gamma(t) = x, \gamma(T) = y \end{cases}$$

Dalla teoria del controllo classica ¹, il controllo ottimale ha la forma

$$w(s) = \sigma^*(s)p^*(s) \quad (2.8)$$

dove p é tale che $p' = -pB$. Il cammino L - ammissibile corrispondente a (2.8) é

$$\gamma(s) = m_{t,x}(s) + \mathcal{C}_t(s)(\Phi^*)^{-1}(s)p^*(t)$$

dove $p^*(t)$ é determinato imponendo la condizione $\gamma(T) = y$; nello specifico si ha

$$p^*(t) = \Phi^*(T)\mathcal{C}_t^{-1}(T)(y - m_{t,x}(T))$$

e questo conclude la dimostrazione. □

¹Si veda per esempio il teorema 3, p.180 in [5]

Dimostrazione del teorema (2.0.10). Sia $\bar{\gamma}$ il cammino L -ammissibile ottimale come in lemma (2.0.12) e \bar{w} il corrispondente controllo ottimale.

Aggiungendo la quantità

$$\frac{1}{2}u(s, \bar{\gamma}(s))|\bar{w}(s)|^2 - \langle \sigma^*(s)\nabla u(s, \bar{\gamma}(s)), \bar{w}(s) \rangle$$

da entrambe le parti della (2.3) valutata nel punto $(s, \bar{\gamma}(s))$, la parte sinistra $\frac{\langle A(t)\nabla u(t,x), \nabla u(t,x) \rangle}{2u(t,x)} + \frac{1}{2}u(s, \bar{\gamma}(s))|\bar{w}(s)|^2 - \langle \sigma^*(s)\nabla u(s, \bar{\gamma}(s)), \bar{w}(s) \rangle$ diventa il quadrato di una norma e quindi é non negativa. Quindi sará non negativa anche la parte destra $-Yu(s, \bar{\gamma}(s)) - \varphi'(s)u(s, \bar{\gamma}(s)) + \frac{1}{2}u(s, \bar{\gamma}(s))|\bar{w}(s)|^2 - \langle \sigma^*(s)\nabla u(s, \bar{\gamma}(s)), \bar{w}(s) \rangle$ e si ottiene

$$Yu(s, \bar{\gamma}(s)) + \langle \sigma^*(s)\nabla u(s, \bar{\gamma}(s)), \bar{w}(s) \rangle \leq -\varphi'(s)u(s, \bar{\gamma}(s)) + \frac{1}{2}u(s, \bar{\gamma}(s))|\bar{w}(s)|^2$$

Usando il fatto che $\bar{\gamma}$ é un cammino L -ammissibile, si ottiene

$$\frac{d}{ds}u(s, \bar{\gamma}(s)) \leq -\varphi'(s)u(s, \bar{\gamma}(s)) + \frac{1}{2}u(s, \bar{\gamma}(s))|\bar{w}(s)|^2$$

Dividendo per u si ottiene

$$\frac{\frac{d}{ds}u(s, \bar{\gamma}(s))}{u(s, \bar{\gamma}(s))} \leq \frac{-\varphi'(s)u(s, \bar{\gamma}(s))}{u(s, \bar{\gamma}(s))} + \frac{\frac{1}{2}u(s, \bar{\gamma}(s))|\bar{w}(s)|^2}{u(s, \bar{\gamma}(s))}$$

e integrando nella variabile s sull'intervallo $[t, T]$ si ha

$$\int_t^T \frac{\frac{d}{ds}u(s, \bar{\gamma}(s))}{u(s, \bar{\gamma}(s))} ds \leq -\int_t^T \varphi'(s) ds + \frac{1}{2} \int_t^T |\bar{w}(s)|^2 ds$$

$$\log u(s, \bar{\gamma}(s)) \Big|_t^T \leq -\varphi(T) + \varphi(t) + \frac{1}{2} \int_t^T |\bar{w}(s)|^2 ds$$

$$\log u(T, y) - \log u(t, x) \leq -\log \sqrt{\det \mathcal{C}_T(t_1)} + \log \sqrt{\det \mathcal{C}_t(t_1)} + \frac{1}{2} \int_t^T |\bar{w}(s)|^2 ds$$

$$\log \frac{u(T, y)}{u(t, x)} \leq \log \frac{\sqrt{\det \mathcal{C}_t(t_1)}}{\sqrt{\det \mathcal{C}_T(t_1)}} + \frac{1}{2} \int_t^T |\bar{w}(s)|^2 ds$$

o equivalentemente

$$u(T, y) \leq \sqrt{\frac{\det \mathcal{C}_t(t_1)}{\det \mathcal{C}_T(t_1)}} u(t, x) e^{\frac{1}{2}\psi(\bar{w})}$$

con $\psi(\bar{w})$ come in (2.7). □

Capitolo 3

Un'applicazione della disuguaglianza di Harnack in finanza

In un modello Black&Scholes multidimensionale standard, le dinamiche di neutralità al rischio di N assetti finanziari sono date da

$$dS_t^i = rS_t^i dt + S_t^i \sum_{j=1}^N \sigma_{ij} dW_t^j = rS_t^i dt + S_t^i \sigma_i \cdot dW_t$$

dove $W = (W^1, \dots, W^N)$ é un moto browniano standard N -dimensionale, σ é una matrice reale $N \times N$ non singolare ed r é il tasso a breve o localmente privo di rischio, supposto costante. Indichiamo con B_t il titolo localmente non rischioso, il bond. Il prezzo del bond verifica l'equazione

$$dB_t = rB_t dt$$

Si considera un portafoglio markoviano cioé un processo $(\alpha, \beta) = (\alpha^1, \dots, \alpha^N, \beta)$ di forma

$$\alpha_t = \alpha(t, S_t) \quad \beta_t = \beta(t, S_t)$$

dove (α, β) sono funzioni lisce. Il valore del portafoglio (α, β) é il processo stocastico definito da

$$V_t = \sum_{i=1}^N \alpha_t^i S_t^i + \beta_t B_t = \alpha_t \cdot S_t + \beta_t B_t$$

Si dice che (α, β) ha la proprietá autofinanziante se vale

$$dV_t = \alpha_t \cdot dS_t + \beta_t dB_t \tag{3.1}$$

É noto che la condizione (3.1) é equivalente al fatto che

$$V_t = f(t, S_t) \quad \alpha_t = \nabla_S f(t, S_t) \quad \beta_t = e^{-rt}(f(t, S_t) - S_t \cdot \nabla_S f(t, S_t))$$

dove $f = f(t, S)$ é soluzione dell'equazione differenziale

$$\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N (\sigma \sigma^*)_{ij} S^i S^j \partial_{S^i S^j} f + r S \cdot \nabla_S f + \partial_t f - r f = 0 \quad (3.2)$$

Si pone $\log S = (\log S^1, \dots, \log S^N)$, considerando il cambio di variabili

$$f(t, S) = e^{rt} u(t, \log S)$$

l'equazione (3.2) diventa

$$\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N (\sigma \sigma^*)_{ij} \partial_{x_i x_j} u(t, x) + b \cdot \nabla u(t, x) + \partial_t u(t, x) = 0 \quad (3.3)$$

dove b é il vettore definito da

$$b_i = r - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \sigma_{ij}^2 \quad i = 1, \dots, N \quad (3.4)$$

Applicando la disuguaglianza di Harnack si ottiene la proposizione seguente:

Proposizione 3.0.13. *Si consideri un portafoglio autofinanziante e ammissibile (cioé tale che $V_t \geq 0$ per ogni t) definito su $[0, T[$. Si ha*

$$V(t, S_t) \leq e^{rt} H(S_0, S_t, t) V(0, S_0) \quad 0 \leq t < T \quad (3.5)$$

dove

$$\begin{aligned} H(S_0, S_t, t) &= \left(\frac{T}{T-t} \right)^{\frac{N}{2}} e^{\frac{1}{2t} |\sigma^{-1}(\log \frac{S_t}{S_0} - tb)|^2} = \\ &= \left(\frac{T}{T-t} \right)^{\frac{N}{2}} \exp \left(\frac{1}{2t} \sum_{j=1}^N \left(\sum_{i=1}^N (\sigma^{-1})_{ij} \left(\log \frac{S_t^i}{S_0^i} - tb_i \right) \right)^2 \right) \end{aligned}$$

con b come in (3.4).

La disuguaglianza (3.5) fornisce un limite superiore a priori del valore futuro di un portafoglio autofinanziante in funzione del capitale iniziale. La stima é buona in quanto é data in termini di costante di Harnack ottimale e può essere utile per studiare l'ottimizzazione del portafoglio.

Inoltre, la disuguaglianza (3.5) prova l'assenza di opportunità di arbitraggio nel mercato, infatti (3.5) implica che $V(t, S_t)$ non può essere positivo partendo da un capitale iniziale nullo e quindi il mercato é libero da arbitraggi.

Appendice A

Equazioni differenziali stocastiche

Per le dimostrazioni relative ai risultati esposti in seguito di può fare riferimento a Pascucci [1].

Definizione A.1. Siano b e σ due funzioni misurabili

$$b = b(t, x) : [0, T] \times \mathbb{R}^N \longrightarrow \mathbb{R}^N \quad \sigma = \sigma(t, x) : [0, T] \times \mathbb{R}^N \longrightarrow \mathbb{R}^{N \times d}$$

- b é detto coefficiente di *drift*
- σ é detto coefficiente di *diffusion*

Sia W un moto browniano d -dimensionale nello spazio di probabilità con filtrazione $(\Omega, \mathcal{F}, P, (\mathcal{F}_t))$ nel quale valgano le ipotesi usuali.¹ Una soluzione relativa a W della SDE con coefficienti x_0, b, σ é un processo $(X_t)_{t \in [0, T]}$ continuo e adattato a \mathcal{F}_t tale che

i. $b(t, X_t) \in \mathbb{L}_{\text{loc}}^1$ e $\sigma(t, X_t) \in \mathbb{L}_{\text{loc}}^2$

ii. si ha

$$X_t = x_0 + \int_0^t b(s, X_s) ds + \int_0^t \sigma(s, X_s) dW_s \quad t \in [0, T]$$

¹Dato (Ω, \mathcal{F}, P) spazio di probabilità, la filtrazione \mathcal{F}_t soddisfa le ipotesi usuali rispetto a P se

1. $N \in \mathcal{F}_0$ dove N é la famiglia degli eventi A tali che $P(A) = 0$
2. la filtrazione é continua da destra cioè per ogni $t > 0$

$$\mathcal{F}_t = \bigcap_{\epsilon > 0} \mathcal{F}_{t+\epsilon}$$

cioé

$$dX_t = b(t, X_t)dt + \sigma(t, X_t)dW_t \quad X_0 = x_0$$

Definizione A.2. Si dice che la SDE con coefficienti x_0, b, σ é risolubile in senso debole se esiste almeno un moto browniano rispetto a cui la SDE ammette soluzione.

Si dice che la SDE con coefficienti x_0, b, σ é risolubile in senso forte se per ogni moto browniano W fissato, esiste soluzione relativa a W .

Definizione A.3. Per una SDE con coefficienti x_0, b, σ si ha unicitá della soluzione

- in senso debole se due soluzioni hanno la stessa legge cioé sono processi equivalenti;
- in senso forte se due soluzioni relative al medesimo moto browniano sono insistinguibili.

Definizione A.4. La SDE

$$dX_t = b(t, X_t)dt + \sigma(t, X_t)dW_t \quad X_0 = x_0$$

verifica le *ipotesi standard* se

- i. $x_0 \in L^2(\Omega, P)$ ed é \mathcal{F}_0 -misurabile;
- ii. b, σ sono localmente lipschitziane e continue in x uniformemente rispetto a t cioé per ogni $n \in \mathbb{N}$ esiste una costante K_n tale che

$$|b(t, x) - b(t, y)|^2 + |\sigma(t, x) - \sigma(t, y)|^2 \leq K_n |x - y|^2$$

per ogni $|x|, |y| \leq n$ e $t \in [0, T]$;

- iii. b, σ hanno crescita lineare in x , cioé

$$|b(t, x)|^2 + |\sigma(t, x)|^2 \leq K(1 + |x|^2) \quad x \in \mathbb{R}^N, t \in [0, T]$$

con K costante positiva.

Teorema A.0.14 (Unicitá). *Se valgono le condizioni standard i. e ii. allora la soluzione della SDE*

$$dX_t = b(t, X_t)dt + \sigma(t, X_t)dW_t \quad X_0 = x_0$$

é unica cioé se si hanno due soluzioni forti queste sono indistinguibili.

Teorema A.0.15 (Esistenza). *Se valgono le ipotesi standard, la SDE*

$$dX_t = b(t, X_t)dt + \sigma(t, X_t)dW_t \quad X_0 = x_0$$

ha soluzione forte nello spazio \mathcal{A}_c ².

² \mathcal{A}_c é lo spazio dei processi $(X_t)_{t \in [0, T]}$ tali che

$$[[X]]_T^2 := E \left[\sup_{0 \leq t \leq T} |X_t|^2 \right] < \infty$$

Si ha che $(\mathcal{A}_c, [[\cdot]]_T)$ é uno spazio semi-normato completo.

Bibliografia

- [1] PASCUCCI A., *PDE and Martingale Methods in Option Pricing*, Springer-Verlag Italia, Milano, 2011
- [2] CARCIOLA A., PASCUCCI A., POLIDORO S., *Harnack inequality and no-arbitrage bounds for self-financing portfolios*, 49 (2009), 15-27.
- [3] CORON J.M., *Control and Nonlinearity*, American Mathematical Society (AMS), 2007
- [4] GRIMMER R.C., *Resolvent operators for integral equations in a Banach space*, Transactions of the American Mathematical Society, 1982, pp. 333-349.
- [5] LEE E.B., MARKUS L., *Foundations of Optimal Control Theory*, John Wiley & Sons. Inc., New York, 1967
- [6] LI P., YAU S.T., *On the parabolic kernel of Schrödinger operator*, Acta Math., 156 (1986), pp.153-201.
- [7] AUCHMUTY G., BAO D., *Harnack-type inequalities for evolution equations*, Proc. Amer. Math. Soc., 1994, pp. 117-129.
- [8] CAO H.D., YAU S.T. *Gradient estimates, Harnack inequalities and estimates for heat kernels of the sum of squares of vector fields*, Math. Z., 1992, pp. 485-504.
- [9] PASCUCCI A., *Calcolo stocastico per la finanza*, Springer-Verlag, Milano, 2008.

Ringraziamenti

Desidero ringraziare il Prof. Andrea Pascucci per la disponibilità e cortesia dimostrata, nonché per l'aiuto fornito nella stesura della presente tesi.