

# 目次

第 1 章	Brown 運動	3
1.1	記法	3
1.2	Gauss 分布	3
1.2.1	平均と分散	3
1.2.2	Gauss 測度	4
1.2.3	Gauss 変数の独立性	4
1.2.4	ホワイトノイズ関数	4
1.3	Gauss 過程	5
1.3.1	Gauss 空間	5
1.3.2	Gauss 測度	5
1.3.3	Gauss 過程	6
1.4	Kolmogorov の拡張定理	7
1.5	定義と特徴付け	7
1.6	構成	9
1.6.1	Gauss 過程としての構成	9
1.6.2	ランダムな係数を持った Fourier 級数としての構成	10
1.6.3	Cameron-Martin 定理	11
1.6.4	酔歩としての構成	11
1.6.5	連続時間 Markov 過程としての構成	12
1.6.6	martingale 法による構成	12
1.6.7	Brown 橋の構成	12
1.7	性質	13
1.7.1	フラクタル曲線としての見本道の性質	13
1.7.2	確率過程としての性質	15
1.8	Wiener 積分	17
1.8.1	定義	17
1.8.2	ホワイトノイズ	17
1.8.3	Brown 運動の特徴付け	18
1.8.4	Brown sheet	18
1.9	Wiener 空間	18
1.10	Brownian Filtration	18
1.11	Markov 性	18
1.12	Brown 運動に付随する martingale	18
1.13	強 Markov 性	18
第 2 章	確率解析	19
2.1	確率積分	19
2.2	不定確率積分	19
2.3	一般の過程の積分	19

2.4	伊藤の公式 . . . . .	19
2.5	田中の公式 . . . . .	19
2.6	伊藤の公式の多次元化 . . . . .	19
2.7	Stratonovich 積分 . . . . .	19
2.8	後退確率積分 . . . . .	19
2.9	積分表現定理 . . . . .	19
2.10	Girsanov の定理 . . . . .	19
第 3 章	微分作用素と発散作用素 . . . . .	20
3.1	有限次元での議論 . . . . .	20
3.2	Malliavin 微分 . . . . .	20
3.3	Sobolev 空間 . . . . .	20
3.4	確率積分としての発散 . . . . .	20
3.5	Isonormal な Gauss 過程 . . . . .	20
第 4 章	確率微分方程式 . . . . .	21
4.1	概観 . . . . .	21
4.1.1	最適輸送理論 . . . . .	21
4.1.2	移流方程式 . . . . .	21
4.1.3	Brown 運動が定める確率ベクトル場 . . . . .	22
4.1.4	確率微分方程式 . . . . .	22
第 5 章	無限次元確率微分方程式 . . . . .	24
参考文献		25

# 第 1 章

## Brown 運動

### 1.1 記法

記法 1.1.1. 正整数  $k, n \geq 1$  について,

- (1)  $C_b^k(\mathbb{R}^n)$  で,  $C^k$ -級で, 任意の  $k$  階以下の偏導関数は有界である関数の空間とする.
- (2)  $C_0^k(\mathbb{R}^n) := C_c(\mathbb{R}^n) \cap C_b^k(\mathbb{R}^n)$  を, コンパクト台を持つもののなす部分空間とする.
- (3)  $C_p^\infty(\mathbb{R}^n)$  は滑らかな関数であって, その関数自身とその任意の偏導関数は高々多項式の速度で増加する関数の空間とする.<sup>†1</sup>
- (4)  $C_b^\infty(\mathbb{R}^n) := C_p^\infty(\mathbb{R}^n) \cap \bigcap_{k \in \mathbb{N}} C_b^k(\mathbb{R}^n)$  を任意の偏導関数が有界なものなす部分空間とする.
- (5)  $C_0^\infty(\mathbb{R}^n) := C^\infty(\mathbb{R}^n) \cap C_c(\mathbb{R}^n)$  をコンパクト台を持つ滑らかな関数の空間とする.

また,  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  を確率空間とし,  $L^p(\Omega)$  によってその上の  $L^p$  空間を表す.

### 1.2 Gauss 分布

[3] による. 関数解析全開で読みやすい.

記法 1.2.1.  $H$  を可分 Hilbert 空間,  $(H, \mathcal{B}(H))$  を Borel 可測空間,  $P(H)$  をその上の Borel 確率測度全体の集合とする.

#### 1.2.1 平均と分散

可分 Hilbert 空間という一番一般的な方法で, 分布の扱い方を定める. 共分散とは半正定値対称行列としたが, 無限次元から見れば, 有限の跡を持つというのが本質であるようだ.

定義 1.2.2 (mean, covariance operator).  $\mu \in P(H)$  について,

- (1)  $E[|x|] < \infty$  のとき, 線型形式  $F: H \rightarrow \mathbb{R}; x \mapsto \int_H \langle x, y \rangle \mu(dy)$  は有界である. この Riesz 表現  $\exists! m \in H$   $F(x) = \langle m, x \rangle$  を定める元  $m \in H$  を  $\mu$  の平均という.
- (2)  $E[|x|] \leq E[|x|^2] < \infty$  のとき, 双線型形式  $G: H \times H \rightarrow \mathbb{R}; (x, y) \mapsto \int_H \langle x, z - m \rangle \langle y, z - m \rangle \mu(dz)$  は有界である. よって, Riesz 表現を定める自己有界作用素  $\exists! Q \in B(H)$   $\langle Qx, y \rangle = G(x, y)$  を共分散という.

補題 1.2.3 (共分散作用素の性質).  $E[|x|] < \infty$  とする.

- (1)  $Q$  は正作用素であり, かつ自己共役である.
- (2)  $H$  の任意の正規直交基底  $(e_k)$  について,  $\text{Tr } Q := \sum_{k \in \mathbb{N}} \langle Qe_k, e_k \rangle = \int_H |x - m|^2 \mu(dx) < \infty$ .
- (3)  $Q$  はコンパクト作用素である.

<sup>†1</sup> 緩増加関数. <https://ncatlab.org/nlab/show/tempered+distribution>

$$(4) E[|x|^2] = \text{Tr } Q + |m|^2.$$

記法 1.2.4. 正作用素の空間を  $B^+(H)$  とし, 有限な跡を持つ作用素の空間を  $B_1^+(H) \subset B^+(H)$  で表す.

### 1.2.2 Gauss 測度

定義 1.2.5 (Gaussian measure).  $\mu \in P(H)$  が Gauss 測度であるとは, ある  $m \in H, Q \in L_1^+(H)$  を用いて,

$$\hat{\mu}(h) = e^{i(m|h)} e^{-\frac{1}{2}(Qh,h)}$$

と表せるものをいう.  $Q$  がであるとき,  $\mu$  は非退化であるという. なお, 自己共役作用素  $Q = Q^*$  が単射であることは,  $\text{Im } Q$  がノルム閉ならば  $Q = Q^*$  が可逆であることに同値であるが, 実は  $\text{Im } Q$  がノルム閉であることは必ずしも成り立たない.  $\mu = N_{m,Q}$  と表す.

### 1.2.3 Gauss 変数の独立性

ある Gauss 確率変数の成分 (一般化して, 有界線型汎関数との合成) の間の独立性は, 直交性で捉えられる.

命題 1.2.6 (Gauss 変数の affine 変換).  $H, K$  を可分 Hilbert 空間,  $T(x) = Ax + b$  ( $A \in H(H, K), b \in K$ ) を affine 作用素とする. このとき,  $T \sim N(Aa + b, AQA^*)$ .

記法 1.2.7.  $H$  上の確率変数のうち, 特に有界線型汎関数によって定まるもの:  $F_v(x) = (x, v)$  ( $v \in H$ ) を考える. これは Gauss 確率変数である:  $F_v \sim N_{\langle Qv, v \rangle}$ .

命題 1.2.8 (独立性の特徴付け).  $v_1, \dots, v_n \in H$  とする.

- (1) 線型確率変数  $F_{v_1}, \dots, F_{v_n}$  が独立である.
- (2)  $\langle Qv_i, v_j \rangle$  は対角行列である.

### 1.2.4 ホワイトノイズ関数

$Q$  がコンパクト作用素であること, 正作用素であること, すべてが交錯している. white noise とは中心化された有限な分散を持つ独立確率変数の組として得られる確率ベクトルをいう.

記法 1.2.9.  $\mu = N_Q$  を中心化された非退化な Gauss 分布とする. 二乗根作用素  $Q^{1/2}$  の像  $\text{Im } Q^{1/2}$  を Cameron-Martin 部分空間という. これは  $H$  の真の部分空間であるが, 実は  $H$  上稠密である. この部分空間上に定まる線型作用素  $W: \text{Im } Q^{1/2} \rightarrow H^*$  を

$$W_f(x) := \langle Q^{-1/2}f, x \rangle \quad (f \in Q^{1/2}(H), x \in H)$$

とおく. ひとまず単射な  $Q^{1/2}$  は  $\text{Im } Q^{1/2}$  上は可逆だからその上で定義したが, 一意な延長  $\overline{W}: H \hookrightarrow L^2(H, \mu)$  が存在する. この  $L^2(H, \mu)$  の部分空間は Gauss 空間である. すると, 独立性の特徴付けより,  $W_{f_1}, \dots, W_{f_n}$  が独立であることと,  $f_1, \dots, f_n$  が直交であることは同値.

定義 1.2.10 (white noise). 有界線型作用素  $W: H \hookrightarrow L^2(H, \mu); f \mapsto \langle Q^{-1/2}f, x \rangle = \sum_{h=1}^{\infty} \lambda_h^{-1/2} \langle x, e_h \rangle \langle f, e_h \rangle$  をホワイトノイズという.

命題 1.2.11 (white noise は Gauss 過程である).

- (1)  $z \in H$  に対して, 値  $W_z$  は  $N(0, |z|^2)$  に従う実 Gauss 変数である.
- (2)  $z_1, \dots, z_n \in H$  ( $n \in \mathbb{N}$ ) に対して,  $(W_{z_1}, \dots, W_{z_n})$  は  $N_n(0, \langle \langle z_h, z_k \rangle \rangle_{h,k \in [n]})$  に従う Gauss 変数である.

命題 1.2.12 (Cameron-Martin 部分空間は零集合).  $\mu(Q^{1/2}(H)) = 0$ .

この記法を使うと,  $D$  を勾配として,  $M\varphi := Q^{1/2}D\varphi$  が Malliavin 微分となる.  $M$  は可閉作用素になり, その閉包は Malliavin-Sobolev 空間  $D^{1,2}(H, \mu)$  上の作用素となる. 随伴  $M^*$  は Skorohod 積分または Gauss 発散作用素という.

## 1.3 Gauss 過程

### 1.3.1 Gauss 空間

$X$  が  $d$  次元 Gauss 変数であるとは, 任意の線型汎関数  $\alpha: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$  について  $\alpha(X)$  が Gauss 確率変数であることと同値. この他にも, Gauss 変数の独立性は Gauss 空間で幾何学的に捉えられる.

記法 1.3.1.  $X \sim N(0, 0)$  として, 定数関数は Gauss 確率変数とする.

命題 1.3.2 (Gauss 確率変数全体の空間は閉部分空間をなす).  $(X_n)$  を  $X \in \text{Meas}(\Omega, \mathbb{R})$  に確率収束する Gauss 確率変数の列とする. このとき,  $X$  も Gauss で, 族  $\{|X_n|^p\}$  は一様可積分で,  $X_n \rightarrow X$  は任意の  $p \geq 1$  について  $L^p$ -収束もする.

定義 1.3.3 (Gaussian subspace). Hilbert 空間  $L^2(\Omega, \mathcal{F}, P)$  の閉部分空間であって, 中心化された Gauss 確率変数のみからなるものを Gauss 空間という.

命題 1.3.4 (独立性の特徴付け).  $(G_i)_{i \in I}$  をある Gauss 空間の閉部分空間の族とする. 次の 2 条件は同値:

- (1)  $\sigma$ -代数  $\sigma(G_i)$  の族は独立である.
- (2) 各  $G_i$  は組ごとに直交する:  $\forall i, j \in I, G_i \perp G_j$ .

### 1.3.2 Gauss 測度

命題 1.3.5 (一般化された独立同分布列の存在定理).  $H$  を可分実 Hilbert 空間とする. ある確率空間  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  とその上の確率変数の族  $X = (X_h)_{h \in H}$  が存在して, 次の 2 条件を満たす:

- (1) 写像  $X: H \rightarrow \text{Meas}(\Omega, \mathbb{R}); h \mapsto X_h$  は線型である.
- (2) 任意の  $h \in H$  について, 確率変数  $X_h$  は中心化された Gauss 変数で, 線型写像  $X: H \rightarrow L^2(\Omega)$  は等長である:  $E[X_h^2] = \|h\|_H^2$ .
- (3)  $\text{Im } X \simeq_{\text{Hilb}} H$  は  $L^2(\Omega)$  の Gauss 部分空間である.

注 1.3.6. この同一視により, 独立性  $X_h \perp\!\!\!\perp X_{h'}$  は添字空間  $H$  における直交性として理解できる.

定義 1.3.7.  $(A, \mathcal{A}, \mu)$  を可分な  $\sigma$ -有限測度空間とする.  $H := L^2(A, \mathcal{A}, \mu)$  として, Gauss 変数族  $X = (X_h)_{h \in H}$  を取る. この写像  $X$  を  $(A, \mathcal{A})$  上の強度  $\mu$  の Gauss 測度という. 測度確定な可測集合  $F \in \mathcal{A}, \mu(F) < \infty$  の Gauss 測度  $X(F)$  は  $X(1_F)$  とも表す.

定義 1.3.8 (equivalence / version, finite dimensional marginal distributions).

- (1) 同じ状態空間  $(E, \mathcal{G})$  を持つ  $(\Omega, \mathcal{F}, P), (\Omega', \mathcal{F}', P')$  上の 2 つの過程  $X, X'$  が同値であるまたは一方が他方のバージョンであるとは, 任意の有限部分集合  $\{t_1, \dots, t_n\} \subset \mathbb{R}_+$  と任意の可測集合  $A_1, \dots, A_n \in \mathcal{G}$  について,

$$P[X_{t_1} \in A_1, \dots, X_{t_n} \in A_n] = P'[X'_{t_1} \in A_1, \dots, X'_{t_n} \in A_n]$$

- (2) 測度  $P$  の  $(X_{t_1}, \dots, X_{t_n}): \Omega \rightarrow E^n$  による押し出しを  $P_{t_1, \dots, t_n} := P^{(X_{t_1}, \dots, X_{t_n})}$  で表す. 任意の有限集合  $\{t_1, \dots, t_n\} \subset \mathbb{R}_+$  に関する押し出し全体の集合  $\mathcal{M}_X$  を有限次元分布 (f.d.d) と呼ぶ.

補題 1.3.9 (過程の同値性の特徴付け).  $X, Y$  について, 次の 3 条件は同値.

- (1)  $X, Y$  は同値である.
- (2)  $\mathcal{M}_X = \mathcal{M}_Y$ .

定義 1.3.10 (modification, indistinguishable). 定義された確率空間も状態空間も等しい2つの過程  $X, Y$  について,

- (1) 2つは修正または変形であるとは,  $\forall t \in \mathbb{R}_+ X_t = Y_t$  a.s. を満たすことをいう。<sup>†2</sup>
- (2) 2つは識別不可能であるとは, 殆ど至る所の  $\omega \in \Omega$  について,  $\forall t \in \mathbb{R}_+ X_t(\omega) = Y_t(\omega)$  が成り立つことをいう.

補題 1.3.11.

- (1)  $X, Y$  が互いの修正であるならば, 同値である.
- (2)  $X, Y$  が互いの修正であり, 見本道が殆ど確実に右連続ならば, 識別不可能である.

### 1.3.3 Gauss 過程

定義 1.3.12 (Gaussian process, centered).  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  上の実確率過程  $X = (X_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  について,

- (1) Gauss 過程であるとは, 任意の有限部分集合  $\{t_1, \dots, t_n\} \subset \mathbb{R}_+$  について, 確率ベクトル  $(X_{t_1}, \dots, X_{t_n}) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  は  $n$  次元正規分布に従うことをいう.
- (2) Gauss 過程  $B$  の共分散とは, 関数  $\Gamma : \mathbb{R}_+ \times \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}; (s, t) \mapsto \text{Cov}[X_s, X_t] = E[(X_s - E[X_s])(X_t - E[X_t])]$  をいう.
- (3) 中心化されているとは,  $\forall t \in \mathbb{R}_+ E[X_t] = 0$  を満たすことをいう.

定義 1.3.13 (semi-definite positive function). 関数  $\Gamma : T \times T \rightarrow \mathbb{R}$  が半正定値であるとは,  $T$  の任意の有限部分集合  $\{t_1, \dots, t_d\} \subset T$  ( $d \in \mathbb{N}$ ) に対して, 行列  $(\Gamma(t_i, t_j))_{i,j \in [d]}$  は半正定値であることをいう.

命題 1.3.14 (Gauss 過程の共分散の特徴付け).  $T$  を任意の集合とする. 関数  $\Gamma : T \times T \rightarrow \mathbb{R}$  と任意の関数  $m : T \rightarrow \mathbb{R}$  について, 次の2条件は同値.

- (1) ある平均  $m$  の Gauss 過程が存在して, その共分散である.
- (2) 対称な半正定値関数である.

[証明]. Kolmogorov の拡張定理 1.4.5 による. ここでは  $a = 0$  として証明する.

(1)  $\Rightarrow$  (2)  $T$  の対称性は積の可換性より明らか. 任意の有限部分集合  $\{t_i\}_{i \in [n]} \subset T$  と任意のベクトル  $a = (a_i)_{i \in [n]} \in \mathbb{C}^n$  を取る. これについて, 2次形式  $a^*(\Sigma(i, j))a$  が非負であることを示せば良い.

$$\begin{aligned} \sum_{i,j \in [n]} &= \Gamma(t_i, t_j) a_i \overline{a_j} \\ &= E \left[ \sum_{i \in [n]} a_i (X_{t_i} - E[X_{t_i}]) \sum_{j \in [n]} \overline{a_j} (X_{t_j} - E[X_{t_j}]) \right] \\ &= E \left[ \left| \sum_{i \in [n]} a_i (X_{t_i} - E[X_{t_i}]) \right|^2 \right] \geq 0. \end{aligned}$$

(2)  $\Rightarrow$  (1) 確率分布族  $(P_{t_1, \dots, t_n})_{n \in \mathbb{N}_{\geq 1}, \{t_i\} \subset T}$  を,  $\mathbb{R}^n$  上の平均 0, 分散共分散行列を  $\Sigma_{t_1, \dots, t_n} := (\Gamma(t_i, t_j))_{i,j \in [n]}$  とする正規分布とする.  $\Gamma$  は対称な半正定値関数としたので,  $\Sigma_{t_1, \dots, t_n}$  も対称な半正定値行列であり, これに対応する正規分布はたしかに存在する. また定義より, 一貫性条件を満たす. よって,  $(P_{t_1, \dots, t_n})_{n \in \mathbb{N}_{\geq 1}, \{t_i\} \subset T}$  を有限次元周辺分布とする確率過程  $X = (X_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  が存在するが, これは平均 0 で分散  $\Gamma$  の Gauss 過程である. ■

補題 1.3.15 (共分散公式).  $X, Y$  を Gauss 確率変数とする.  $X_t := tX + Y$  ( $t \in \mathbb{R}_+$ ) によって定まる確率過程  $X = (X_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  は Gauss 過程であって, 平均  $m_X(t) = tE[X] + E[Y]$  と分散

$$\Gamma_X(s, t) = s t \text{Var}[X] + (s + t) \text{Cov}[X, Y] + \text{Var}[Y]$$

を持つ.

<sup>†2</sup> [1] ではこの概念を equivalence または version と呼んでいる.

[証明]. 平均は期待値の線形性より明らか. 分散については, 次のように計算が進む. ただし, 見やすくするため  $\mu_X := E[X], \mu_Y := E[Y] \in \mathbb{R}$  とする.

$$\begin{aligned}\Gamma(s, t) &= E[(X_s - E[X_s])(X_t - E[X_t])] \\ &= E[X_s X_t] - (s\mu_X + \mu_Y)E[X_t] - (t\mu_X + \mu_Y)E[X_s] + (s\mu_X + \mu_Y)(t\mu_X + \mu_Y) \\ &= sE[X^2] + (s+t)E[XY] + E[Y^2] + (s\mu_X + \mu_Y)(t\mu_X + \mu_Y) = s\text{Var}[X] + (s+t)\text{Cov}[X, Y] + \text{Var}[Y].\end{aligned}$$

■

## 1.4 Kolmogorov の拡張定理

Kolmogorov の拡張定理は, Hopf の拡張定理の一般化である. そこから確率過程論についても, 種々の対象が構成できる.

**定理 1.4.1.** 確率空間列  $(\mathbb{R}^n, \mathcal{G}(\mathbb{R}^n))$  上の確率測度列  $(\mu_n)$  が次の一貫性条件をみたすとき,  $(\mathbb{R}^{\mathbb{N}}, \mathcal{G}(\mathbb{R}^{\mathbb{N}}))$  上の確率測度  $\mu$  であって  $\forall A \in \mathcal{G}(\mathbb{R}^n) \mu(A \times \mathbb{R}^{\mathbb{N}}) = \mu_n(A)$  を満たすものが一意に存在する. ただし,  $A \times \mathbb{R}^{\mathbb{N}} = \{(\omega_n) \in \mathbb{R}^{\mathbb{N}} \mid (\omega_1, \dots, \omega_n) \in A\}$  とした. なお,  $\mathbb{R}^{\mathbb{N}}$  には直積位相を考える.

$$(\text{consistency}) \quad \forall n \in \mathbb{N} \quad \forall A \in \mathcal{G}(\mathbb{R}^n) \quad \mu_{n+1}(A \times \mathbb{R}) = \mu_n(A).$$

特に, この一貫性条件は  $\mathbb{R}^{\mathbb{N}}$  上の測度に延長できるための必要十分条件である. これは  $\mathbb{R}$  を一般の完備可分空間としても成り立つ.

**系 1.4.2.**  $\mathbb{R}$  上の確率測度  $\mu$  に対して, ある確率空間が存在して, これを法則とする独立な確率変数の列  $(X_n)_{n \in \mathbb{N}}$  が存在する.

**系 1.4.3** (Hilbert 空間により添字付けられた確率過程).  $H$  を可分実 Hilbert 空間とする. ある確率空間  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  とその上の確率変数の族  $X = (X_h)_{h \in H}$  が存在して, 次の 2 条件を満たす:

- (1) 写像  $X : H \rightarrow \text{Meas}(\Omega, \mathbb{R}); h \mapsto X_h$  は線型である.
- (2) 任意の  $h \in H$  について, 確率変数  $X_h$  は中心化された Gauss 変数で, 線型写像  $X : H \rightarrow L^2(\Omega)$  は等長である:  $E[X_h^2] = \|h\|_H^2$ .
- (3)  $\text{Im } X \simeq_{\text{Hilb}} H$  は  $L^2(\Omega)$  の Gauss 部分空間である.

**注 1.4.4.** この同一視により, 独立性  $X_h \perp\!\!\!\perp X_{h'}$  は添字空間  $H$  における直交性として理解できる.

**定理 1.4.5** (確率過程版). 確率分布族  $\{P_{t_1, \dots, t_n}\}_{n \in \mathbb{N}_{\geq 1}, t_i \in \mathbb{R}_+}$  が次の条件を満たすとき, ある確率空間  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  が存在して, これらを有限次元周辺分布とする確率過程  $(X_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  が存在する.

- (C1)  $P_{t_1, \dots, t_n} \in P(\mathbb{R}^n)$  である.
- (C2) 任意の部分集合  $\{t_{k_1} < \dots < t_{k_m}\} \subset \{t_1 < \dots < t_n\}$  について,  $P_{t_{k_1}}, \dots, P_{t_{k_m}}$  は  $P_{t_1, \dots, t_n}$  の対応する周辺分布である.

## 1.5 定義と特徴付け

Brown 運動は, 平均 0 で分散が  $\Gamma = \min$  であるような Gauss 過程であって, 殆ど確実に連続であるような過程である.

**定義 1.5.1** ((standard) Brownian motion / Wiener process).  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  上の実確率過程  $(B_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  が **Brown 運動** であるとは, 次の 4 条件を満たすことをいう:

- (B1)  $B_0 = 0$  a.s.
- (B2)  $\forall n=2,3, \dots \quad \forall 0 \leq t_1 < \dots < t_n \quad B_{t_n} - B_{t_{n-1}}, \dots, B_{t_2} - B_{t_1}$  は独立.
- (B3) 増分について,  $B_t - B_s \sim N(0, t-s) \quad (0 \leq s < t)$ .
- (B4)  $\Omega \rightarrow \text{Meas}(\mathbb{R}_+, \mathbb{R}); \omega \mapsto (t \mapsto B_t(\omega))$  について, 殆ど確実に  $t \mapsto B_t(\omega)$  は連続.

$d$  個の独立な Brown 運動  $B^1, \dots, B^d$  の積  $B = (B_t^1, \dots, B_t^d)_{t \in \mathbb{R}_+}$  を  $d$  次元 **Brown 運動** という.

補題 1.5.2 (高次元正規分布の特徴付け). 正規分布に従う独立な実確率変数  $B_{t_1}, \dots, B_{t_n}$  について,

- (1)  $B_{t_1}, \dots, B_{t_n}$  の線型結合は正規分布に従う確率変数を定める.
- (2) 積写像  $(B_{t_1}, \dots, B_{t_n}) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  は  $n$  次元正規分布に従う.

実は, 独立性の仮定は必要ない. 一般に,  $n$  次元確率ベクトル  $X = (X_1, \dots, X_n) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  が  $n$  次元正規分布に従うことと, 任意の線型汎関数  $f \in (\mathbb{R}^n)^*$  に関して  $f(X) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  が正規確率変数であることは同値.

[証明].

- (1)  $B_{t_1} \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), B_{t_2} \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$  として,  $B_{t_1} + B_{t_2}$  が正規分布に従うことを示せば十分である. 一般に, 独立な 2 つの確率変数の和の特性関数は, 期待値が積に対して分解することより, 元の確率変数の特性関数の積となる:

$$\varphi_{X+Y}(u) = E[e^{iu(X+Y)}] = E[e^{iuX}e^{iuY}] = E[e^{iuX}]E[e^{iuY}] = \varphi_X(u)\varphi_Y(u).$$

よって,

$$\begin{aligned}\varphi_{B_{t_1}+B_{t_2}}(u) &= \exp\left(i\mu_1 u - \frac{1}{2}\sigma_1^2 u^2\right) \exp\left(i\mu_2 u - \frac{1}{2}\sigma_2^2 u^2\right) \\ &= \exp\left(i(\mu_1 + \mu_2)u - \frac{1}{2}(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)u^2\right)\end{aligned}$$

であるが, これは  $B_{t_1} + B_{t_2} \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$  を意味する.

- (2)  $(B_{t_1}, \dots, B_{t_n}) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  の特性関数は, それぞれの特性関数の積となるが, 正規分布の特性関数の積は正規分布の特性関数となることは (1) で見た:  $\varphi_{(B_{t_1}, \dots, B_{t_n})}(u) = \exp\left(i(\mu_1 u_1 + \dots + \mu_n u_n) - \frac{1}{2}(\sigma_1^2 u_1^2 + \dots + \sigma_n^2 u_n^2)\right)$ .
- (3) 任意の確率変数  $X = (X_1, \dots, X_n)$  と線型汎関数  $f(x) = a^\top x$  ( $a \in \mathbb{R}^n$ ) について,

$$\varphi_{f(X)}(v) = E[e^{ivf(X)}] = E[e^{iva^\top X}] = \varphi_X(va)$$

が成り立つことに注意する.

$\Rightarrow$   $X = (X_1, \dots, X_n) \sim N_d(\mu, \Sigma)$  のとき, 右辺によって左辺  $\varphi_{f(X)}$  が正規分布の特性関数であることが分かる.

$\Leftarrow$  任意の  $f(X)$  が正規であるとき,  $v = 1$  と取ることによって, 任意の  $a \in \mathbb{R}^n$  に対して  $\varphi_X(va)$  の値が左辺によって分かる. このとき,  $\varphi_X$  の関数形は, 多変量正規分布の特性関数に他ならないと分かる.

■

要諦 1.5.3 (Cramer-Wold). (3) の結果は  $\mathbb{R}^n$  上の一般の確率分布について成り立ち, Cramer-Wold の定理と呼ばれる. 原理は単純明快で, 一般の  $X \in \mathbb{R}^n$  について,  $\forall a \in \mathbb{R}^n$   $\varphi_{a^\top X}(v) = \varphi_X(va)$  が成り立つため,  $f \in (\mathbb{R}^n)^*$  を通じた挙動が特性関数を一意に定める.

補題 1.5.4 (多次元正規確率変数の成分間の独立性の特徴付け).  $Y_1 := (X_1, \dots, X_{k_1})^\top, \dots, Y_l := (X_{k_{l-1}+1}, \dots, X_d)^\top$  ( $l \geq 2$ ) のように,  $X$  を  $l$  個の確率変数  $Y_1, \dots, Y_l$  に分ける. この分割に対して,  $\Sigma$  のブロック  $\Sigma_{a,b} := \text{Cov}[Y_a, Y_b]$  ( $a, b \in [l]$ ) を考える.

- (1)  $Y_1, \dots, Y_l$  は独立.
- (2)  $\forall a, b \in [l] \ a \neq b \Rightarrow \Sigma_{a,b} = O$ .

命題 1.5.5. 実確率過程  $B = (B_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  について, 次の 2 条件は同値.

- (1)  $B$  は (B1), (B2), (B3) を満たす.
- (2)  $B$  は平均 0 共分散  $\Gamma(s, t) := \min(s, t)$  の Gauss 過程である.

[証明].

- (1) $\Rightarrow$ (2) Gauss 過程であることを示すには, 任意の  $0 < t_1 < \dots < t_n \in \mathbb{R}_+$  を取り,  $B := (B_{t_1}, \dots, B_{t_n}) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  が  $n$  次元の正規分布に従うことを示せば良い. まず, 仮定 (B1), (B2) より,  $B_{t_1}, B_{t_2} - B_{t_1}, \dots, B_{t_n} - B_{t_{n-1}}$  は独立であり, それぞれが正規分布に従う. したがって, 積写像  $A := (B_{t_1}, B_{t_2} - B_{t_1}, \dots, B_{t_n} - B_{t_{n-1}}) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$  は  $n$  次元正規分布に従う (補題 (2)).



行列

$$J := \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & \cdots & 1 & 0 \\ 1 & \cdots & \cdots & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

が定める線形変換を  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  とおくと, これは明らかに可逆で,  $B = f(A)$  が成り立つ. ここで, 任意の線型汎関数  $q \in (\mathbb{R}^n)^*$  に関して,  $q(B) = q(f(A))$  は,  $q \circ A: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  が線型であることから, 正規分布に従う. よって,  $B$  も正規分布に従う.

また, 仮定 (B3) より平均は  $m(t) = E[B_t] = 0$  で, 共分散は,  $s \geq t$  のとき, 増分の独立性 (B2) に注意して

$$\Gamma(s, t) = \text{Cov}[B_s, B_t] = E[B_s B_t] = E[B_s(B_t - B_s + B_s)] = E[B_s(B_t - B_s)] + E[B_s^2] = s.$$

$\Gamma$  の対称性より, これは  $\Gamma(s, t) = \min(s, t)$  を意味する.

(2)  $\Rightarrow$  (1)(B1) 平均と分散を考えると,  $m(0) = E[B_0] = 0$  かつ  $\Gamma(0, 0) = E[B_0^2] = 0$ . よって,  $E[B_0] = 0$  より,  $B_0 = 0$  a.s.

(B2) Gauss 過程であることより, 組  $A := (B_{t_n} - B_{t_{n-1}}, \dots, B_{t_2} - B_{t_1})$  は  $n$  次元正規分布に従う. これらが独立であることを示すには, 補題より  $A$  の分散共分散行列  $\Sigma_A$  の非対角成分がすべて 0 であることを示せば良い. 平均が 0 で  $\Gamma(s, t) = \min(s, t)$  であることより, 任意の  $1 < i < j \in [n]$  について, 共分散の双線型性に注意して,

$$\begin{aligned} \text{Cov}[B_{t_i} - B_{t_{i-1}}, B_{t_j} - B_{t_{j-1}}] &= E[(B_{t_i} - B_{t_{i-1}})(B_{t_j} - B_{t_{j-1}})] \\ &= E[B_{t_i} B_{t_j}] - E[B_{t_{i-1}} B_{t_j}] - E[B_{t_i} B_{t_{j-1}}] + E[B_{t_{i-1}} B_{t_{j-1}}] = i - (i-1) - i + (i-1) = 0. \end{aligned}$$

(B3) 平均が 0 で  $\Gamma(s, t) = \min(s, t)$  であることより,

$$E[(B_t - B_s)^2] = E[B_t^2] + E[B_s^2] - 2E[B_t B_s] = t + s - 2s = t - s.$$

■

## 1.6 構成

構成のアイデアは複数ある.

- (1) Gauss 過程としての構成.
- (2) Fourier 級数としての構成.
- (3) 対称な酔歩の分布極限としての構成.

指針 1.6.1.  $T > 0$  として, 区間  $[0, T]$  上の過程  $B = (B_t)_{t \in [0, T]}$  を条件 (B1) から (B4) を満たすように構成すれば,  $T = 1$  とした場合について, 過程の列  $(Y^{(i)})_{i \in \mathbb{N}}$  を「つなげた」過程を

$$W_t := \left( \sum_{i=0}^{\lfloor t \rfloor - 1} Y_1^{(i)} \right) + Y_{t - \lfloor t \rfloor}^{(\lfloor t \rfloor)}$$

と定めると, これが目標の Brown 運動となる. よって以降の構成の議論では, 有界区間  $[0, T]$  に注目して議論する.

### 1.6.1 Gauss 過程としての構成

定理 1.6.2 (Kolmogorov's continuity criterion / 正規化定理). 実過程  $X = (X_t)_{t \in [0, T]}$  が

$$\exists_{\alpha, \beta, K > 0} \forall_{s, t \in [0, T]} E[|X_t - X_s|^\beta] \leq K|t - s|^{1+\alpha}$$

を満たすならば,  $X$  のある修正  $\tilde{X}$  が存在して, 任意の  $0 \leq \gamma < \frac{\alpha}{\beta}$  について次の 2 条件を満たす.

- (1)  $\exists_{G_\gamma \in \text{Meas}(\Omega', \mathbb{R})} \forall_{s, t \in [0, T]} |\tilde{X}_t - \tilde{X}_s| \leq G_\gamma |t - s|^\gamma$ .

(2) 特に,  $\tilde{X}$  の見本道は  $\gamma$ -次 Holder 連続である.

[証明]. [2]I.2 Thm(2.1) は, 一般の添字集合  $t \in [0, 1]^d$  上の Banach 空間値過程  $(X_t)$  について示している. ■

要諦 1.6.3. Kolmogorov の拡張定理により存在が証明される, 平均 0 共分散  $\Gamma(s, t) = \min(s, t)$  の Gauss 過程は, この十分条件を満たす.

構成 1.6.4.  $\Gamma(s, t) = \min(s, t)$  は明らかに対称である. さらに半正定値であることを示せば, これを共分散とする平均 0 の Gauss 過程が存在する 1.3.14. まず,  $\min(s, t) = \int_{\mathbb{R}_+} 1_{[0, s]}(r) 1_{[0, t]}(r) dr$  であることに注意すると, 任意の  $n \in \mathbb{N}_{\geq 1}$  と  $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$  について,

$$\begin{aligned} \sum_{i, j \in [n]} a_i a_j \min(t_i, t_j) &= \sum_{i, j \in [n]} \int_0^\infty 1_{[0, t_i]}(r) 1_{[0, t_j]}(r) dr \\ &= \int_0^\infty \left( \sum_{i=1}^n a_i 1_{[0, t_i]}(r) \right)^2 dr \geq 0. \end{aligned}$$

最後に, この過程が条件 (B4) を満たすことを見れば良い. これは Kolmogorov の正規化定理 1.6.2 による. 任意の  $0 \leq s \leq t$  について,  $B_t - B_s \sim N(0, t - s)$  であり, 正規分布の奇数次の中心積率は 0 で偶数次の中心積率は

$$\forall k \in \mathbb{N} \quad E[|B_t - B_s|^{2k}] = \frac{(2k)!}{2^k k!} (t - s)^k$$

と表せるから, ある  $B$  の修正が存在して, 任意の閉区間  $[0, T]$  上で  $\gamma < \frac{k-1}{2k}$  について  $\gamma$ -次 Holder 連続である. 特に, 任意の  $\gamma < \frac{1}{2}$  について,  $B$  の見本道  $t \mapsto B_t(\omega)$  は殆ど至る所  $\gamma$ -Holder 連続である.

## 1.6.2 ランダムな係数を持った Fourier 級数としての構成

$t \in [0, \pi]$  を固定した関数  $f(s) = s \wedge t \in S^*([0, \pi])$  の Fourier 級数を計算することで,

$$s \wedge t = \frac{st}{\pi} + \frac{2}{\pi} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\sin ks \sin kt}{k^2}$$

を得る. すると,  $Z_n \sim N(0, 1)$  について,

$$W_t := \frac{t}{\sqrt{\pi}} Z_0 + \sqrt{\frac{2}{\pi}} \sum_{k=1}^{\infty} Z_k \frac{\sin kt}{k}$$

と定めれば,  $(W_t)_{t \in [0, \pi]}$  は平均 0 で共分散  $E[W_s W_t] = s \wedge t$  の Gauss 過程であることが期待できる. あとは, 上記の Fourier 級数の収束の問題が残るのみである. これは以下の議論で  $e_n(r) = \frac{1}{\sqrt{\pi}} \cos nt$  と取った場合であり, このときの Brown 運動  $W_t$  の表示を Paley-Wiener 表現という. Wiener が 1923 年に初めて Brown 運動を構成したのはこの方法による.

### 1.6.2.1 一般理論

記法 1.6.5.  $T > 0$  とし,  $L^2([0, T])$  の正規直交系  $(e_n)_{n \geq 0}$  を取る.  $\{Z_n\}_{n \geq 0} \subset L^2(\Omega)$  を  $N(0, 1)$  に従う独立同分布確率変数列とする.

定理 1.6.6. 上述の設定において,

- (1)  $\sum_{n=0}^{\infty} Z_n \int_0^t e_n(r) dr$  は  $L^2(\Omega)$  内で収束する.
- (2) この収束は殆ど至る所一様収束である:  $\sup_{t \in [0, T]} \left| \sum_{n=0}^N Z_n \int_0^t e_n(r) dr - B_t \right| \xrightarrow{\text{a.s.}} 0$ .
- (3) 極限  $B \in L^2(\Omega)$  は中心化された共分散  $\Gamma = \min$  を持つ Gauss 過程である.

定義 1.6.7 (skelton / Cameron-Martin subspace).

$$H := \left\{ w(t) = \int_0^t h(x) dx \in C_{(0)}([0, 1]) \mid h \in L^2([0, 1], dx) \right\}$$

と定めると, これは内積  $(f_1, f_2) := \int_0^1 h_1 h_2 dx$  について Hilbert 空間となる. これを  $W_0$  の骨格, または Cameron-Martin 部分空間という.

#### 1.6.2.2 Wiener の構成

Wiener が 1923 年に初めて Brown 運動を構成したのは, 基底として三角級数を取った場合である [5](Thm 6.1).

#### 1.6.2.3 Levy の構成

Levy と Ciesielski は基底としてウェーブレットの一例である Haar 関数系を取った. まずは, 明示的に Haar 基底を使わずに構成し, 線形補間としての意味を重視する. 極めて具体的で, 「こうすれば Brown 運動を構成できる」というのがよく分かる.  $D_n := \left\{ \frac{k}{2^n} \in [0, 1] \mid 0 \leq k \leq 2^n \right\}$  上に点をうち, その線型補間を行い,  $C([0, 1])$  上での極限を取る. この場合も, 見本道の連続性は自然に従い, また  $\mathbb{R}_+ \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  の積空間上での可測性もわかりやすい.

#### 補題 1.6.8.

- (1)  $X_1, X_2 \sim N(0, \sigma^2)$  を独立同分布確率変数とする. このとき,  $X_1 + X_2$  と  $X_1 - X_2$  も独立で, いずれも  $N(0, 2\sigma^2)$  に従う.
- (2)  $X \sim N(0, 1)$  とする. このとき,

$$\forall x > 0 \quad \frac{x}{x^2 + 1} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} \leq P[X > x] \leq \frac{1}{x} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}.$$

- (3)  $(X_n)$  を正規確率ベクトルの列で,  $\lim_{n \rightarrow \infty} X_n = X$  a.s. を満たすとする.  $b := \lim_{n \rightarrow \infty} E[X_n]$ ,  $C := \lim_{n \rightarrow \infty} \text{Cov}[X_n]$  が存在するならば,  $X$  は  $b, C$  が定める正規確率変数である.

#### 構成 1.6.9.

命題 1.6.10 (jointly measurable). このように構成された  $(B_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  は,  $\Omega \times \mathbb{R}_+$  上可測である.

### 1.6.3 Cameron-Martin 定理

ドリフト付きの Brown 運動を調べることは, 標準 Brown 運動を調べることに等しい.

#### 1.6.4 酔歩としての構成

酔歩のスケールとして得られるこの方法は, Brown 運動が基本的な対象であることの直感的な説明となる (これを「不変性」という表現で捉えている). また,  $C(\mathbb{R}_+)$  における極限であるから, 連続性は自然に従う. 酔歩と同様に Brown 運動は 1, 2 次元においては再帰的であるが, 3 次元以上では過渡的である. もはや酔歩とは異なる点に, スケール不変性が挙げられる.

さらにここで Donsker の定理が登場する. 中心極限定理を連続化したものが Donsker の定理 (functional central limit theorem) であるが, i.i.d. の誤差の分布は,  $-\infty, \infty$  では  $y = 0$  になる Brown 運動を固定端で走らせれば良い.

記法 1.6.11 (酔歩). 任意の  $T > 0$  に対して, これを  $n \in \mathbb{N}$  等分する考え方で, 独立同分布に従う  $n$  個の確率変数  $\xi_1, \dots, \xi_n \sim (0, T/n)$ , または  $X_i := \sqrt{n} \xi_i \sim (0, T)$  を考える. この和  $R_k := \sum_{i=1}^k \xi_i = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^k X_i$  ( $k \in [n]$ ) を考えると, 過程  $(R_k)_{k \in [n]}$  は  $n$  ス

ステップの酔歩で、分散が  $T/n$  である。  $n$  を scale parameter という。この過程について、  $n \rightarrow \infty$  の極限を取ることを考える。すると、ステップ数は増え、ステップの幅は小さくなる。このとき、中心極限定理より、列  $(R_k)_{k \in \mathbb{N}}$  は正規分布  $N(0, T)$  に分布収束する。

議論 1.6.12 (酔歩の線形補間).  $R_n(t) := \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^{\lfloor tn/T \rfloor} X_i$  は cadlag ではあるが連続ではないため、より簡単な対象にしたい。そこで、 $\forall_{k=0, \dots, n} S_n \left( \frac{kT}{n} \right) = R_k$  を満たす  $S_n : [0, T] \rightarrow \mathbb{R}$  を、線型補間による連続延長とする。すると過程  $(S_n)_{n \in \mathbb{N}} : \mathbb{N} \times \Omega' \rightarrow C([0, T])$  が定まる。2つの過程  $(R_n), (S_n)$  について、差は  $\epsilon_n(T) := \max(\xi_1, \dots, \xi_{\lfloor nT \rfloor + 1})$  なる過程を超えない。

命題 1.6.13.  $E[X_1^2] < \infty$  ならば、任意の  $T > 0$  に対して次が成り立つ： $\forall_{\delta > 0} P \left[ \sup_{t \in [0, T]} |R_n(t) - S_n(t)| > \delta \right] = P(\epsilon_n(T) > \delta) \rightarrow 0$  ( $n \rightarrow \infty$ )。

定理 1.6.14 (Donsker's invariance principle/ functional central limit theorem).  $(X_m)$  を平均 0 分散  $T$  の独立同分布とする。これが定める線形補間  $(S_n)_{n \in \mathbb{N}} : \mathbb{N} \times \Omega' \rightarrow C([0, T])$  は、Brown 運動  $(B_t := \sqrt{T}W_t)_{t \in \mathbb{R}_+} : \Omega \rightarrow C([0, T])$  に分布収束する。

注 1.6.15 (Donsker's theorem). Donsker の元々の論文に載っている定理は、この形であった。その後、セミパラの研究者が、外積分に基づいて、独自の理論を作った。なお、「不変性」とは、増分過程  $(\xi_i)$  または  $(X_i)$  の分布に依らないことを指す。

要諦 1.6.16. この証明は、一般の酔歩(部分和過程)を、停止時の列における Brown 運動の値として表現できるという Skorokhod の結果を用いて、Skorokhod 埋め込み表現から証明する。

### 1.6.5 連続時間 Markov 過程としての構成

熱核を用いて実際に確率測度を  $\mathbb{R}^D$  上に構成する。 $D \subset [0, 1]$  は二進有理数の全体とし、Kolmogorov の拡張定理を用いる極めて具体的な構成である [6]。

### 1.6.6 martingale 法による構成

Gauss 過程を得たあと、残るは条件 (B4) の連続性であるが、これを示すのに Kolmogorov の正規化定理に依らず、martingale 性を利用する方法がある [5](Thm 6.2)。

定理 1.6.17 (martingale による正則化). 平均 0、共分散 min の Gauss 過程  $(W_t)_{t \in [0, 1]}$  にはあるバージョンが存在し、Brown 運動である(見本道は殆ど確実に連続である)。

### 1.6.7 Brown 橋の構成

定義 1.6.18 (Brownian bridge). 共分散を  $\Gamma(s, t) = \min(s, t) - \frac{st}{T}$  とする中心化された Gauss 過程  $(B_t)_{t \in [0, T]}$  ( $T > 0$ ) を **Brown 橋**という。共分散の形から、両端  $\partial[0, T]$  で固定され、真ん中  $T/2$  で最も不確実性が大きくなる過程であると分かる。これは Brown 運動を条件づけた過程  $B_t := [W_t | W_T = 0]$  ( $t \in [0, T]$ ) と理解できる。

構成 1.6.19. 1次元 Brown 運動  $(W_t)$  に対して  $\left( W_t - \frac{t}{T} W_T \right)_{t \leq T}$  とすれば、これは Brown 橋である。

例 1.6.20 (geometric Brownian motion). 他の確率過程として、

$$\exp \left( \mu t + \sigma B_t - \left( \frac{\sigma^2 t}{2} \right) \right)$$

を幾何ブラウン運動という。

例 1.6.21 (Brownian motion with drift and diffusion coefficient). 標準 Brown 運動  $(B_t)$  に対して、 $X_t := x + \mu t + \sigma B_t$  に

よって定まる過程を,  $x \in \mathbb{R}$  から開始し,  $\mu \in \mathbb{R}$  のドリフトを持ち, 拡散係数  $\sigma^2 \in \mathbb{R}$  の Brown 運動という.

命題 1.6.22. 任意の  $x \in \mathbb{R}$  に対して,  $B(0) = x$  を満たす両側 Brown 運動  $(B_t)_{t \in \mathbb{R}}$  が存在する.

## 1.7 性質

### 1.7.1 フラクタル曲線としての見本道の性質

任意の  $0 \leq \gamma < \frac{1}{2}$  について,  $\gamma$ -Holder 連続であることは, 構成 1.6.4 から従う.

定義 1.7.1 (modulus of continuity). Brown 運動のコンパクト集合への制限  $B: [0, 1] \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  の連続度とは,

$$\limsup_{h \searrow 0} \sup_{t \in [0, 1-h]} \frac{|B(t+h) - B(t)|}{\varphi(h)} \leq 1$$

かつ  $\lim_{h \searrow 0} \varphi(h) = 0$  を満たす関数  $\varphi: [0, 1] \times \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  をいう.

注 1.7.2. 一方で,  $\sup$  を外して, 計測関数  $\varphi: \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}_+$  であって,  $\limsup_{t \in \mathbb{R}_+} \frac{B(t)}{\varphi(t)} \in \mathbb{R}_+$  を満たすものを探すことは, 連続度と対になる.

定義 1.7.3 (locally Holder continuous). 関数  $f: \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}$  が  $x$  において局所  $\alpha$ -Holder 連続であるとは, 次を満たすことをいう:

$$\exists \epsilon > 0 \exists c > 0 \forall y \in \mathbb{R}_+ |y - x| < \epsilon \Rightarrow |f(x) - f(y)| \leq c|x - y|^\alpha.$$

命題 1.7.4.

- (1) 自己相似性・スケール不変性:  $\forall a > 0 (X_t := a^{-1/2} B_{at})_{t \geq 0}$  は Brown 運動である.
- (2) (原点) 対称性:  $(-B)_{t \in \mathbb{R}_+}$  は Brown 運動である.
- (3) 時間一様性:  $\forall h > 0 (B_{t+h} - B_h)_{t \in \mathbb{R}_+}$  は Brown 運動である.
- (4) 時間の巻き戻し:  $(X_t := B_1 - B_{1-t})_{t \in [0, 1]}$  と  $(B_t)_{t \in [0, 1]}$  とは分布が等しい.
- (5) 時間反転不変性: 次も Brown 運動である:

$$X_t = \begin{cases} tB_{1/t} & t > 0, \\ 0 & t = 0 \end{cases}$$

- (6) 大数の法則:  $\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{B_t}{t} = 0$  a.s.<sup>†3</sup>
- (7) 1/2-大数の法則<sup>†4</sup>:

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{B_n}{\sqrt{n}} = +\infty \text{ a.s.}, \quad \liminf_{n \rightarrow \infty} \frac{B(n)}{\sqrt{n}} = -\infty \text{ a.s.}$$

- (8) 1/2-Holder 連続ではない:  $P \left[ \sup_{s, t \in [0, 1]} \frac{|B_t - B_s|}{\sqrt{|t - s|}} = +\infty \right] = 1$ .<sup>†5</sup>
- (9) 連続度<sup>†6</sup>:  $\varphi(h) := C\sqrt{h \log(1/h)}$  は Brown 運動の非確率的な連続度であり,  $C = \sqrt{2}$  のとき最適になる:<sup>†7</sup>

$$\limsup_{\delta \searrow 0} \sup_{s, t \in [0, 1], |t - s| < \delta} \frac{|B_t - B_s|}{\sqrt{2|t - s| \log|t - s|}} = 1 \text{ a.s.}$$

- (10) 最小包絡関数:  $\limsup_{t \rightarrow \infty} \frac{B_t}{\sqrt{2t \log \log(t)}} = 1$  a.s.<sup>†8</sup>

<sup>†3</sup> 時間反転により,  $\infty$  での性質を 0 に引き戻して考えることが出来る, という議論の順番がきれいだと考えて入れ替えた.

<sup>†4</sup> 大数の法則と併せてみると, 長い目で見ると, Brown 運動は線型関数よりは遅く増加するが,  $\sqrt{t}$  よりかは  $\limsup$  が速く増加する.

<sup>†5</sup> 実は, 1/2-Holder 連続な点も存在するが, 高々零集合である. また,  $\alpha > 1/2$  については, ほとんど確実に, 任意の点で  $\alpha$ -Holder 連続でない. これは微分可能性についての Paley の結果よりも強い主張である.

<sup>†6</sup> Levy 1937

<sup>†7</sup>  $\limsup$  を  $\lim$  に置き換えても成り立つ.

<sup>†8</sup> 1/2-Holder 連続性が 1/2-大数の法則の系であったように, 繰り返し対数の法則はこの系になる.

(11) 一点における連続性の結果・繰り返し対数の法則<sup>†9</sup> :

$$\forall s \in \mathbb{R}_+ \limsup_{t \searrow s} \frac{|B_t - B_s|}{\sqrt{2|t-s| \log \log |t-s|}} = 1 \text{ a.s.}$$

(12) 殆ど確実に, 任意の  $0 < a < b < \infty$  に対して, Brown 運動の見本道は  $[a, b]$  上単調でない.

(13) ほとんど確実に, 局所的な増加  $t \in (0, \infty)$  s.t.  $\exists_{t \in (a,b) \subset \mathbb{R}_+^{\text{open}}} [\forall s \in (a,t) f(s) \leq f(t)] \wedge [\forall s \in (t,b) f(t) \leq f(s)]$  を持たない.

関数  $f$  の右・左微分係数を  $D^*f(t) := \limsup_{h \searrow 0} \frac{f(t+h) - f(t)}{h}$ ,  $D_*f(t)$  で表すとする

(14) 任意の  $t \in \mathbb{R}_+$  について, 殆ど確実に  $B_t$  は  $t$  において微分可能でない上に, 殆ど確実に  $D^*B(t) = +\infty \wedge D_*B(t) = -\infty$ .

(15)  $B$  の見本道は殆ど確実に至る所微分不可能性である.<sup>†10</sup> さらに, ほとんど確実に  $\forall t \in \mathbb{R}_+ D^*B(t) = +\infty \vee D_*B(t) = -\infty$ .<sup>†11</sup>

[ 証明 ].

(1) (B1)  $X_0 = \alpha^{-1/2} B_0 = 0$  a.s.

(B2)  $\alpha^{-1/2}(B_{at_n} - B_{at_{n-1}}), \dots, \alpha^{-1/2}(B_2 - B_1)$  は, 独立な確率変数の可測関数  $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}; x \mapsto \alpha^{-1/2}x$  との合成であるから, 再び独立である.

(B3)  $B_{at} - B_{as} \sim N(0, \alpha(t-s))$  だから,  $X_t - X_s = \alpha^{-1/2}(B_{at} - B_{as}) \sim N(0, \alpha(t-s))$ .

(B4)  $t \mapsto B_t(\omega)$  が連続になる  $\omega \in \Omega$  について,  $t \mapsto \alpha^{-1/2}B_{at}$  は連続関数との合成からなるため連続.

(2) (1) と同様の議論による.

(3) (1) と同様の議論による.

(4) (1) と同様の議論と Wiener 測度の一意性による?

(5)  $(X_t)$  が平均 0 共分散  $\min$  の Gauss 過程であることを示してから, (B4) を示す.

Gauss 過程であることの証明 有限次元周辺分布  $(X_{t_1}, \dots, X_{t_n})$  は, 正規確率ベクトル  $(B_{1/t_1}, \dots, B_{1/t_n})$  の, 行列  $\text{diag}(t_1, \dots, t_n)$  が定める変換による値であるから, 再び多変量正規分布に従う. よって,  $(X_t)$  は Gauss 過程である. 平均は  $E[X_t] = E[tB_{1/t}] = 0$ . 共分散は

$$\text{Cov}[X_s, X_t] = E[X_s X_t] = stE[B_{1/s} B_{1/t}] = st \min\left(\frac{1}{s}, \frac{1}{t}\right) = \min(s, t).$$

見本道の連続性の証明  $t \mapsto X(t)$  は  $t > 0$  については殆ど確実に連続であるから,  $t = 0$  での連続性を示せば良い.

(a) まず,  $(X_t)_{t \in \mathbb{R}_+ \cap \mathbb{Q}}$  の分布は, 標準 Brown 運動の制限  $(B_t)_{t \in \mathbb{R}_+ \cap \mathbb{Q}}$  が  $\mathbb{R}^\infty$  上に誘導するものと等しい (Kolmogorov の拡張定理の一意性より). よって,  $\lim_{t \searrow 0, t \in \mathbb{Q}} X_t = \lim_{t \searrow 0, t \in \mathbb{Q}} B_t = 0$  a.s.

(b)  $(X_t)$  は  $\mathbb{R}_{>0}$  上で殆ど確実に連続であることと,  $\mathbb{R}_{>0} \cap \mathbb{Q}$  のその上での稠密性より, 極限は一致する:  $\lim_{t \searrow 0} X_t = \lim_{t \searrow 0, t \in \mathbb{Q}} X_t = 0$  a.s.

実際, ある full set  $F \in \mathcal{F}$  が存在して  $\forall \omega \in F X_t(\omega)$  は  $t \in \mathbb{R}_{>0}$  上連続であるが, このとき

$$\left| \lim_{t \searrow 0} X_t(\omega) - \lim_{t \searrow 0, t \in \mathbb{Q}} X_t(\omega) \right| = 2\epsilon > 0$$

とすると,

$$\exists \delta_1 > 0 \ 0 < s < \delta_1 \Rightarrow \left| X_s(\omega) - \lim_{t \searrow 0} X_t(\omega) \right| < \epsilon$$

$$\exists \delta_2 > 0 \ 0 < s < \delta_2 \Rightarrow \left| X_s(\omega) - \lim_{t \searrow 0, t \in \mathbb{Q}} X_t(\omega) \right| < \epsilon$$

が成り立つが, このとき  $(0, \min(\delta_1, \delta_2)) \cap \mathbb{Q} \neq \emptyset$  上での  $X_t$  の値について矛盾が生じている.

(6) (5) より,

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{B(t)}{t} = \lim_{t \rightarrow \infty} X(1/t) = X(0) = 0 \text{ a.s.}$$

<sup>†9</sup> Khinchin 1933

<sup>†10</sup> Paley et al. 1933, Dvoretzky et al. 1961.

<sup>†11</sup> なお, ほとんど確実に  $\forall t \in [0, 1) D^*B(t) \in \{\pm\infty\}$  という主張は正しくない.

(7) 任意の  $c \in \mathbb{Z}_+$  について, Brown 運動のスケール不変性 (1) より,  $\{B_n > c\sqrt{n}\} \Leftrightarrow \{n^{-1/2}B_n > c\} \Leftrightarrow \{B_1 > c\}$  である. まず, 集合に関する Fatou の補題から,  $P[\{B_n > c\sqrt{n} \text{ i.o.}\}] \geq \limsup_{n \rightarrow \infty} P[\{B_n > c\sqrt{n}\}] = P[\{B_1 > c\}] > 0$ . 次に,

$X_n := B_n - B_{n-1}$  とすると,  $\{B_n > c\sqrt{n} \text{ i.o.}\} = \left\{ \sum_{j=1}^n X_j > c\sqrt{n} \text{ i.o.} \right\}$  は  $(X_n)$  について可換な事象であるから (手前の有限個の  $X_1, \dots, X_m$  に対する置換に対して不変) であるから, Hewitt-Savage の定理より,  $P[\{B_n > c\sqrt{n} \text{ i.o.}\}] = 1$ . 最後に, 任意の  $c \in \mathbb{Z}_+$  について合併事象を取ると,  $P\left[\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{B_n}{\sqrt{n}} = \infty\right] = 1$  を得る.

(8) 時間反転により (7) に帰着する.  $\sup_{s, t \in [0, 1]} \frac{|B_t - B_s|}{\sqrt{|t - s|}} > \sup_{t \in (0, 1]} \frac{|B_t - B_0|}{\sqrt{|t - 0|}}$  であるから,

$$P\left[\sup_{t \in (0, 1]} \frac{|B_t|}{\sqrt{t}} = \infty\right] = 1$$

を示せば良いが, 実は

$$P\left[\limsup_{t \searrow 0} \frac{|B_t|}{\sqrt{t}} = \infty\right] = 1$$

が成り立つ. 実際,  $X_t$  を (5) の時間反転とすると,

$$\limsup_{t \searrow 0} \frac{|B_t|}{\sqrt{t}} = \limsup_{t \searrow 0} \sqrt{t}|X_{1/t}| = \limsup_{s \rightarrow \infty} \frac{|X_s|}{\sqrt{s}} = \infty \text{ a.s.}$$

(9) 保留.

(10) a

(11) (7) と (8) の関係同様, 時間反転による.

(12) e

(13)  $X$  を,  $B$  の時間反転とし (5), この  $t = 0$  における微分可能性を考える. このとき, (7) より,

$$\begin{aligned} D^*X(0) &= \limsup_{h \searrow 0} \frac{X_h - X_0}{h} \\ &\geq \limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{X_{1/n} - X_0}{1/n} \\ &\geq \limsup_{n \rightarrow \infty} \sqrt{n}X_{1/n} = \limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{B_n}{\sqrt{n}} = \infty. \end{aligned}$$

すなわち,  $D^*X(0) = \infty$  で,  $D_*X(0) = -\infty$  も同様にして得る. 特に,  $X_t$  は  $t = 0$  にて微分可能でない.

ここで, 任意の  $t > 0$  に対して,  $Y_s := B_{t+s} - B_t$  とすると,  $Y_s$  も標準 Brown 運動で (3),  $Y_0$  にて微分可能でない. よって,  $B$  も  $B_t$  において微分可能でない.

(14) 保留.

■

例 1.7.5 (Ornstein-Uhlenbeck diffusion).

$$X_t := e^{-t}B(e^{2t})$$

によって定まる過程  $(X_t)_{t \in \mathbb{R}}$  をオルンシュタイン=ウーレンバック拡散または平均回帰過程という. これは Markov 過程であり,  $\forall t \in \mathbb{R} \ X_t \sim N(0, 1)$  が成り立つ. これは, 原点に向かって, 原点からの距離に比例したドリフト場の中での拡散のモデルになっている. Ornstein-Uhlenbeck 過程は時間反転可能で,  $(X_t)_{t \in \mathbb{R}_+}, (X_{-t})_{t \in \mathbb{R}_+}$  は同じ分布を持つ.

命題 1.7.6 (ユニタリ変換不変性 / conformal invariance property). 多次元正規分布の性質が一般化される.  $B$  を  $d$  次元 Brown 運動,  $U \in \text{GL}_d(\mathbb{R})$  を直交行列とする. このとき,  $(X_t := UB_t)_{t \in \mathbb{R}_+}$  は Brown 運動である.

## 1.7.2 確率過程としての性質

定義 1.7.7. 右連続関数  $f: [0, t] \rightarrow \mathbb{R}$  が有界変動であるとは,

$$V_f^{(1)}(t) := \sup \sum_{j=1}^k |f(t_j) - f(t_{j-1})| < \infty$$



を満たすことをいう。

命題 1.7.8 (2 次変動の  $L^2$ -収束).  $[0, t]$  の部分分割  $\pi := (0 = t_0 < t_1 < \cdots < t_n = t)$  の系列  $(\pi_n), \pi_n \subset \pi_{n+1}$  について,  $|\pi| := \max_{j \in n} (t_{j+1} - t_j)$  とする. このとき, 次の  $L^2(\Omega)$ -収束が成り立つ:

$$\lim_{|\pi| \rightarrow 0} \sum_{j=0}^{n-1} (B_{t_{j+1}} - B_{t_j})^2 = t \quad \in L^2(\Omega).$$

[ 証明 ]. 確率変数列を  $\xi_j := (B_{t_{j+1}} - B_{t_j})^2 - (t_{j+1} - t_j)$  ( $j \in n$ ) とおくと, これらは中心化された独立な確率変数列になる. 実際,

$$E[\xi_j] = E[(B_{t_{j+1}} - B_{t_j})^2] - E[t_{j+1} - t_j] = t_{j+1} - t_j - (t_{j+1} - t_j) = 0.$$

また, 各  $\xi_j$  は独立な確率変数列  $(B_{t_{j+1}} - B_{t_j})$  の可測関数による像であるから, やはり独立である.

正規分布の偶数次の中心積率は  $\mu_{2r} = \frac{(2r)!}{2^r r!} \sigma^{2r}$  と表せるため,  $E[(B_{t_{j+1}} - B_{t_j})^4] = 3(t_{j+1} - t_j)^2$  であることに注意すると,

$$\begin{aligned} E \left[ \left( \sum_{j=0}^{n-1} (B_{t_{j+1}} - B_{t_j})^2 - t \right)^2 \right] &= E \left[ \left( \sum_{j=0}^{n-1} \xi_j \right)^2 \right] = \sum_{j=0}^{n-1} E[\xi_j^2] \\ &= \sum_{j=0}^{n-1} (3(t_{j+1} - t_j)^2 - 2(t_{j+1} - t_j)^2 + (t_{j+1} - t_j)^2) \\ &= 2 \sum_{j=0}^{n-1} (t_{j+1} - t_j)^2 \leq 2t|\pi| \xrightarrow{|\pi| \rightarrow 0} 0. \end{aligned}$$

■

注 1.7.9. より強く, 概収束も示せる. なお,  $(\pi_i)$  が部分分割の系列でない場合, 反例が殆ど確実に存在する. というのも, 殆ど確実に分割の列で  $|\pi_n| \rightarrow 0$  を満たすものが存在して,

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \sum_{j=1}^{k(n)} (B(t_j^{(n)}) - B(t_{j-1}^{(n)}))^2 = \infty$$

が成り立つ. 他にこういうものを排除する十分条件として,  $\sum_{n \in \mathbb{N}} |\pi_n| < \infty$  がある.

命題 1.7.10 (2 次変動の概収束).  $[0, t]$  の分割の列  $(\pi^n)_{n \geq 1}, \pi^n := \{0 = t_0^n < \cdots < t_{k_n}^n = t\}$  は  $\sum_{n \in \mathbb{N}} |\pi^n| < \infty$  を満たすとする. このとき,

$$\sum_{j=0}^{k_n-1} (B_{t_{j+1}^n} - B_{t_j^n})^2 \xrightarrow{\text{a.s.}} t.$$

系 1.7.11 (全変動). 区間  $[0, t]$  における全変動

$$V := \sup_{\pi} \sum_{j=0}^{n-1} |B_{t_{j+1}} - B_{t_j}|$$

は殆ど確実に  $\infty$  である.

[ 証明 ]. Brown 運動の見本道は殆ど確実に連続であるから,  $\sup_{j \in n} |B_{t_{j+1}} - B_{t_j}| \xrightarrow{|\pi| \rightarrow 0} 0$  である. よって, もし  $V < \infty$  ならば, 2 乗和

$$\begin{aligned} V_2 &:= \sum_{j=1}^{n-1} (B_{t_{j+1}} - B_{t_j})^2 \leq \sup_{j \in n} |B_{t_{j+1}} - B_{t_j}| \left( \sum_{j=0}^{n-1} |B_{t_{j+1}} - B_{t_j}| \right) \\ &\leq V \sup_{j \in n} |B_{t_{j+1}} - B_{t_j}| \xrightarrow{|\pi| \rightarrow 0} 0. \end{aligned}$$



よって, 2 次変動の  $L^2$ -極限は,

$$\lim_{|\pi| \rightarrow 0} \sum_{j=0}^{n-1} (B_{t_{j+1}} - B_{t_j})^2 = P[V = \infty] \left( \lim_{|\pi| \rightarrow 0} \sum_{j=0}^{n-1} (B_{t_{j+1}} - B_{t_j})^2 \right) = t$$

と表せる.  $P[V < \infty] = 0$  でない限り, 2 次変動が  $t$  に  $L^2$ -収束することに矛盾する. ■

命題 1.7.12.  $X_t := \int_0^t B_s ds$  は Gauss 確率変数である.

## 1.8 Wiener 積分

Wiener 測度は, Wiener 過程によって誘導される Gauss 測度の例である. これが定める積分をうまく定義すると, Stieltjes 積分の状況がうまく模倣出来る. ホワイトノイズが積分にあたり, Brown 運動が有界変動関数に当たる.

### 1.8.1 定義

有界変動な部分は零集合であるから, Stieltjes 積分を取ることは出来ない. そこで, 単関数について Riemann 和を取る作用素の一意な延長として得られる有界線型作用素  $L^2(\mathbb{R}_+) \rightarrow L^2(\Omega)$  を Wiener 積分とする.

記法 1.8.1.

$$\mathcal{E}_0 := \left\{ \varphi_t = \sum_{j=0}^{n-1} a_j 1_{(t_j, t_{j+1}]}(t) \in L^2(\mathbb{R}_+) \mid n \geq 1, a_0, \dots, a_{j-1} \in \mathbb{R}, 0 = t_0 < \dots < t_n \right\}$$

は  $L^2(\mathbb{R}_+)$  の稠密部分空間である.

定義 1.8.2 (Wiener integral). 単関数  $\varphi \in \mathcal{E}_0$  上の有界線型作用素  $\mathcal{E}_0 \rightarrow L^2(\Omega)$

$$\int_{\mathbb{R}_+} \varphi_t dB_t := \sum_{j=0}^n a_j (B_{t_{j+1}} - B_{t_j})$$

は等長写像であるが, この  $L^2(\mathbb{R}_+)$  への連続延長  $B : L^2(\mathbb{R}_+) \hookrightarrow L^2(\Omega)$  を **Wiener 積分** という. 像は  $B(\varphi) = \int_0^\infty \varphi_t dB_t \sim N(0, \|\varphi\|_{L^2(\mathbb{R}_+)}^2)$  を満たし,  $\text{Im } B \subset L^2(\Omega)$  は  $L^2(\mathbb{R}_+)$  と等長同型な, Brown 運動が生成する Gauss 部分空間となる.

### 1.8.2 ホワイトノイズ

ホワイトノイズ 1.2.10 と Wiener 積分 1.8.2 は同一視出来る. ここではそれを利用して, Wiener 積分の言葉を用いてホワイトノイズを定義する.

定義 1.8.3 (white noise).  $D \subset \mathbb{R}^m$  を Borel 集合とする.  $D$  上のホワイトノイズとは,  $D$  内の測度確定な可測集合  $\mathcal{D} := \{A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^m) \cap P(D) \mid l(A) < \infty\}$  によって添字付けられた中心化された Gauss 確率変数の族  $W := \{W(A)\}_{A \in \mathcal{D}}$  であって, Lebesgue 測度  $l$  に関して  $E[W(A)W(B)] = l(A \cap B)$  を満たすものをいう.

要諦 1.8.4. この族  $W : \mathcal{D} \ni A \mapsto W(A)$  は, 線型な等長写像  $L^2(D) \ni \varphi \mapsto \int_D \varphi(x) W(dx) \in \overline{W} \subset L^2(\Omega)$  に延長出来る. 定義 1.2.10 ではこちらを, Wiener 積分の言葉を使わずに描写することでホワイトノイズの定義とした. ただし,  $\overline{W} = W = \{W(A)\}_{A \in \mathcal{D}} \subset L^2(\Omega)$  が生成する Gauss 部分空間である.

## 1.8.3 Brown 運動の特徴付け

Brown 運動は Wiener 積分を通じてホワイトノイズを定義する．一方でホワイトノイズの累積分布関数として Brown 運動が得られる．これは Stieljes 積分を通じて，ある有界変動関数  $d\rho$  が有界線型汎関数  $\int -d\rho \in (C([a, b]))^*$  を定める関係と相似形であるが，用いている測度は今回は  $C(\mathbb{R}_+)$  上の Wiener 測度である．

命題 1.8.5.  $f \in L^2(\mathbb{R}_+)$  の Wiener 積分はホワイトノイズである： $W_f = \int_0^\infty f(s)dB(s)$ ．

命題 1.8.6.  $W$  を  $\mathbb{R}_+$  上のホワイトノイズとすると， $W_t := W([0, t]) = W_{1_{[0, t]}}$  と定めるとこれは Brown 運動である．

## 1.8.4 Brown sheet

## 1.9 Wiener 空間

命題 1.9.1 ( $\sigma$ -代数の特徴付け).  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$  を Wiener 空間とする． $\mathcal{F}$  は次の円筒集合の集合  $\mathcal{G} \subset P(\Omega)$  によって生成される：

$$\mathcal{G} = \{C = \{\omega \in \Omega \mid \forall_{i \in [k]} \omega(t_i) \in A_i\} \in P(\Omega) \mid k \in \mathbb{N}_{\geq 1}, A_1, \dots, A_k \in \mathcal{B}(\mathbb{R}), 0 \leq t_1 < \dots < t_k\}$$

## 1.10 Brownian Filtration

## 1.11 Markov 性

## 1.12 Brown 運動に付随する martingale

## 1.13 強 Markov 性

## Laplace 作用素

$P_t[f(x)] = E[f(x + B_t)]$  をおくことにより， $\{P_t\}_{t \in \mathbb{R}_+}$  は  $C_0(\mathbb{R})$  上で Hille-吉田の意味での強連続半群となり，その生成作用素  $\lim_{t \rightarrow 0} \frac{P_t - I}{t} = \frac{\nabla^2}{2}$  が Laplace 作用素である． $I$  は恒等作用素とした．

## 第 2 章

# 確率解析

確率論ははじめから偏微分方程式論と密接に関係していたことを思うと，確率論自体が測度論で基礎付けられることは自然であった．さらに，確率積分なる概念も自然に定義できるはずである．

Brown 運動  $B_t$  は微分可能ではないし，有界変動にもならないので，Stieltjes 積分としては定義できる道はない．連鎖律は伊藤の公式と呼び，微分は出来ないから積分の言葉で定式化される．余分な右辺第 3 項が特徴である．

### 2.1 確率積分

### 2.2 不定確率積分

### 2.3 一般の過程の積分

### 2.4 伊藤の公式

### 2.5 田中の公式

### 2.6 伊藤の公式の多次元化

### 2.7 Stratonovich 積分

### 2.8 後退確率積分

### 2.9 積分表現定理

### 2.10 Girsanov の定理

## 第 3 章

# 微分作用素と発散作用素

3.1 有限次元での議論

3.2 Malliavin 微分

3.3 Sobolev 空間

3.4 確率積分としての発散

3.5 Isonormal な Gauss 過程

## 第 4 章

# 確率微分方程式

元々 Markov 過程論から純粋に数学的に生じた問題意識の解決のために確率微分方程式が開発された。しかし，確率論的な現象は自然界にありふれている。常微分方程式の定める流れに沿って輸送された物理量は，移流方程式と呼ばれる 1 階の偏微分方程式を満たす。Brown 運動に沿って輸送された物理量（熱など）は，熱伝導方程式・拡散方程式と呼ばれる 2 階の偏微分方程式を満たす。この対応関係は確率微分方程式を導入することでさらに一般化され，2 階の放物型・楕円形の偏微分方程式の解を確率的に表示することが出来るようになる。こうして，確率微分方程式は，ポテンシャル論・偏微分方程式論や微分幾何学との架け橋になる。

Brown 運動は，空間的に一様な確率場での積分曲線だと思えば，さらに一般に空間的な一様性の仮定を取った場合が確率微分方程式であり，これは Brown 運動の変形として得られるというのが伊藤清のアイデアである。

### 4.1 概観

#### 4.1.1 最適輸送理論

定義 4.1.1.

#### 4.1.2 移流方程式

Brown 運動は，位置を忘れて粒子の視点から見た，確率ベクトル場から受ける「流れ」だと理解できる。したがってその背景には確率ベクトル場がある。

定義 4.1.2 (advection, 時間的に一様なベクトル場による輸送方程式).

- (1) 物理量のスカラー場や物質がベクトル場によって輸送されること・経時変化することを，移流という。
- (2) 定ベクトル  $b = (b^1, b^2) \in \mathbb{R}^2$  が定める空間一様な移流に関する初期値問題  $u = u(t, x)$  は，

$$\frac{\partial u}{\partial t} + b \cdot \nabla u = 0, \quad (t > 0, x = (x^1, x^2) \in \mathbb{R}^2),$$

$$u(0, x) = f(x) \in C^1(\mathbb{R}^2)$$

と表される。このとき， $X_t(x) := x - bt$  は，時刻  $t$  に  $x$  に居る粒子が，時刻 0 にどこにいたかを表す。よって，初期状態として与えられた物理量  $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  を用いて，時刻  $t$  に位置  $x \in \mathbb{R}^2$  で観測される物理量は  $f(X_t(x))$  で表される。これは大数の法則に物理的な意味論を与える??。

議論 4.1.3 (変数係数の移流問題). ベクトル場  $b = b(t, x): \mathbb{R} \times \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$  に対して，方程式

$$\frac{\partial u}{\partial t} + b(t, x) \cdot \nabla u = 0 \quad (t > 0, x \in \mathbb{R}^2)$$

を考える。  $y \in \mathbb{R}^2$  から出発した粒子の位置を表す変数  $Y_t \in \mathbb{R}^2$  を固定して，そこでの時間変化を表す常微分方程式に関する初期値

問題  $\dot{Y}_t = b(t, Y_t)$  ( $t \in \mathbb{R}_+$ );  $Y_0 = y \in \mathbb{R}^2$  を考える．すると，解  $u(t, x)$  は次を満たす必要がある：

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial u}(u(t, Y_t(y))) &= \frac{\partial u}{\partial t}(t, Y_t(y)) + \dot{Y}_t(y) \cdot \nabla u(t, Y_t(y)) \\ &= \left( \frac{\partial u}{\partial t} + b \cdot \nabla u \right)(t, Y_t(y)) = 0. \end{aligned}$$

よって， $u(t, Y_t(y)) = u(0, Y_0(y)) = f(y)$  なる第一積分が見つかったことになる．

こうして元の偏微分方程式は， $y \in \mathbb{R}^2$  に居た粒子が受けることになる流れ  $Y_t$  に沿った輸送を記述する方程式であったと理解できる．または，ベクトル場による移流方程式とは，ある移流  $Y_t$  の第一積分が満たすべき方程式とも見れる．<sup>†1</sup>

注 4.1.4 (2つの関連)．いま， $Y_t : \mathbb{R}^2 \times \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}^2$  は，各  $y \in \mathbb{R}^2$  に対して，これが受けることになる力の時系列  $Y_t(y)$  を与えている．これが可逆であるとする： $X_t := Y_t^{-1} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$ ．すると，出発点  $y$  が  $t$  時刻にいる位置  $x$  について， $y = X_t(x)$  と辿る確率過程になる．これは解について  $u(t, x) = f(X_t(x))$  なる表示を与える．

ベクトル場が時間に依存しないとき， $Y_t$  は可逆であり，逆  $X_t$  は常微分方程式  $\dot{X}_t = -b(X_t)$ ,  $X_0 = x$  を満たす．定数係数の場合は，これを解いたものと見れるから，たしかに一般化となっている．

#### 4.1.3 Brown 運動が定める確率ベクトル場

移流方程式は，時間変化するベクトル場  $\mathbb{R}_+ \rightarrow \text{Map}(\mathbb{R}^2, \mathbb{R}^2)$  による物理量の輸送を考えた．もし，ベクトル場が確率的であったら？前節の例はひとつの見本道に過ぎないとしたら？すなわち，前節ではスタート地点  $y \in \mathbb{R}^2$  を根源事象とみて，時間変化するベクトル場を確率過程と見たが，ここに新たにランダム性の発生源を加えるのである．

#### 4.1.4 確率微分方程式

例 4.1.5 (空間的に一様な場合)． $b \in \mathbb{R}^2$ ,  $\alpha = (\alpha_k^i)_{i,k \in [2]}$  が定める確率過程  $X_t(x) := x - \alpha B_t - bt$  ( $t \in \mathbb{R}_+$ ,  $x \in \mathbb{R}^2$ ) を考える． $X_t$  は，定数係数ベクトル場による輸送と，Brown 運動とを合成した運動に他ならない．実際，仮に  $B_t$  が  $t$  について微分可能であるならば， $\dot{X}_t = -\alpha \dot{B}_t - b$  となるから，時間発展するベクトル場  $-\alpha \dot{B}_t - b$  による移流であると考えられる． $\alpha$  が Brown 運動の強さと歪みの情報を含んでいる．ただし，Brown 運動の時刻  $t$  における  $y \in \mathbb{R}^2$  に関する分布は

$$P[B_t \in dy] = p(t, y)dy := \frac{1}{2\pi t} e^{-|y|^2/2t} dy$$

と表せる．

すると， $X_t$  による輸送の平均値を

$$u(t, x) := E[f(X_t(x))]$$

とおけば，これは

$$q(t, x, z) := \frac{1}{2\pi t |\det \alpha|} \exp \left( -\frac{|\alpha^{-1}(z - x + bt)|^2}{2t} \right)$$

とおくことで

$$\begin{aligned} u(t, x) &= \int_{\mathbb{R}^2} f(x - \alpha t - bt) p(t, y) dy \\ &= \int_{\mathbb{R}^2} f(z) q(t, x, z) dz. \end{aligned}$$

と整理出来る．これは熱伝導方程式と呼ばれる放物型方程式の一般解であり， $q(t, x, z)$  が一般解と呼ばれるものである：

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^2 \alpha^{ij} \frac{\partial^2 u}{\partial x^i \partial x^j} - b \cdot \nabla u, \quad (t > 0, x \in \mathbb{R}^2).$$

<sup>†1</sup> これが Kolmogorov が発見したものだった？

例 4.1.6 (変数係数の場合).  $\alpha, b$  が共に  $x \in \mathbb{R}^2$  に依存する場合, 任意の  $t > 0$  について, 常微分方程式

$$\dot{X}_t = \alpha(X_t)\dot{B}_t + b(X_t) \quad (X_0 = x \in \mathbb{R}^2)$$

を考えたい. しかし  $B_t$  は微分可能でないから, 積分形で代わりに表現することを考える. すなわち,  $\dot{B}_s ds = \frac{dB_s}{ds} ds = dB_s$  とし, この右辺を定義することを考える.

$$X_t = x + \int_0^t \alpha(X_s) dB_s + \int_0^t b(X_s) ds.$$

すると次の問題は, 右辺第 2 項が Stieltjes の意味での積分として定義することは出来ない.  $B_t$  は有界変動でないので, 線積分の発想はお門違いである. これは確率論的な考察で乗り越えることが出来る.

この確率微分方程式の解  $X_t$  を求めれば, 平均値  $u(t, x)$  は放物型偏微分方程式

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^2 a^{ij}(x) \frac{\partial^2 u}{\partial x^i \partial x^j} + b(x) \cdot \nabla u \quad (t > 0, x \in \mathbb{R}^2, a(x) := \alpha(x)^t \alpha(x))$$

を満たすことになる. これはいわば, 確率過程  $X_t$  から得られる平均処置効果のような統計量の 1 つが, 偏微分方程式で記述される物理法則を満たすということに過ぎない.  $X_t$  は非常に豊かな情報を湛えていて, 偏微分方程式はその 1 断面に過ぎないと言えるだろう.

## 第 5 章

# 無限次元確率微分方程式

確率微分方程式はランダムなゆらぎを持つ常微分方程式であるから，同様にランダムなゆらぎを持つ偏微分方程式に当たる概念も自然に現れるはずである．



## 参考文献

- [1] David Nualart and Eulalia Nualart "Introduction to Malliavin Calculus"
- [2] Daniel Revuz, and Marc Yor "Continuous Martingales and Brownian Motion"
- [3] Giuseppe Prato - Introduction to Stochastic Analysis and Malliavin Calculus
- [4] Vershynin - High-Dimensional Probability
- [5] Richard Bass - Stochastic Processes
- [6] 舟木直久 『確率微分方程式』
- [7] Morters and Peres - Brownian Motion