

第 6 章の問題，解答例

6.1 $s < t$ とすると，ブラウン運動の独立増分性から確率 1 で

$$\begin{aligned} E[e^{\lambda B(t) - \lambda^2 t/2} | \mathcal{F}_s] &= E[e^{\lambda(B(t) - B(s))} | \mathcal{F}_s] e^{\lambda B(s) - \lambda^2 t/2} \\ &= E[e^{\lambda(B(t) - B(s))}] e^{\lambda B(s) - \lambda^2 t/2} = e^{\lambda^2(t-s)/2} e^{\lambda B(s) - \lambda^2 t/2} = e^{\lambda B(s) - \lambda^2 s/2}, \\ E[e^{\sqrt{-1}\lambda B(t) + \lambda^2 t/2} | \mathcal{F}_s] &= E[e^{\sqrt{-1}\lambda(B(t) - B(s))} | \mathcal{F}_s] e^{\sqrt{-1}\lambda B(s) + \lambda^2 t/2} \\ &= E[e^{\sqrt{-1}\lambda(B(t) - B(s))}] e^{\lambda B(s) + \lambda^2 t/2} = e^{-\lambda^2(t-s)/2} e^{\sqrt{-1}\lambda B(s) + \lambda^2 t/2} = e^{\sqrt{-1}\lambda B(s) + \lambda^2 s/2}. \end{aligned}$$

6.2 $E[(tB(1/t))^2] = t^2 E[B(1/t)^2] = t$ より分かる .

6.3 n を自然数， f_1, f_2, \dots, f_n を \mathbf{R}^d 上の非負可測関数とし， 0 を出発点とする Wiener 測度に関する平均を E で表す . $0 < t_1 < \dots < t_n$ とし， $p(t, x, x') = (2\pi t)^{-d/2} \exp(-|x' - x|^2/2t)$ とおく .

(i) $c > 0$ に対して，

$$\begin{aligned} &E[f_1(c^{-1/2}w(ct_1))f_2(c^{-1/2}w(ct_2)) \cdots f_n(c^{-1/2}w(ct_n))] \\ &= \int_{\mathbf{R}^d} f_1(c^{-1/2}x_1)p(ct_1, 0, x_1) dx_1 \int_{\mathbf{R}^d} f_2(c^{-1/2}x_2)p(c(t_2 - t_1), x_1, x_2) dx_2 \\ &\quad \times \cdots \times \int_{\mathbf{R}^d} f_n(c^{-1/2}x_n)p(c(t_n - t_{n-1}), x_{n-1}, x_n) dx_n. \end{aligned}$$

$y_i = c^{-1/2}x_i$ とすると， $p(c(t_i - t_{i-1}), x_{i-1}, x_i)dx_i = p(t_i - t_{i-1}, y_{i-1}, y_i)dy_i$. 従って，

$$\begin{aligned} &E[f_1(c^{-1/2}w(ct_1))f_2(c^{-1/2}w(ct_2)) \cdots f_n(c^{-1/2}w(ct_n))] \\ &= \int_{\mathbf{R}^d} f_1(y_1)p(t_1, 0, y_1) dy_1 \int_{\mathbf{R}^d} f_2(y_2)p(t_2 - t_1, y_1, y_2) dy_2 \cdots \int_{\mathbf{R}^d} f_n(y_n)p(t_n - t_{n-1}, y_{n-1}, y_n) dy_n. \end{aligned}$$

これは，

$$\begin{aligned} P(c^{-1/2}w(ct_1) \in dy_1, c^{-1/2}w(ct_2) \in dy_2, \dots, c^{-1/2}w(ct_n) \in dy_n) \\ = P(w(t_1) \in dy_1, w(t_2) \in dy_2, \dots, w(t_n) \in dy_n) \end{aligned}$$

を示し，結論を得る .

(ii) K を d 次直交行列とする .

$$\begin{aligned} &E[f_1(Kw(t_1))f_2(Kw(t_2)) \cdots f_n(Kw(t_n))] \\ &= \int_{\mathbf{R}^d} f_1(Kx_1)p(t_1, 0, x_1) dx_1 \int_{\mathbf{R}^d} f_2(Kx_2)p(t_2 - t_1, x_1, x_2) dx_2 \\ &\quad \times \cdots \times \int_{\mathbf{R}^d} f_n(Kx_n)p(t_n - t_{n-1}, x_{n-1}, x_n) dx_n. \end{aligned}$$

$z_i = Kx_i$ とすると， $p(t_i - t_{i-1}, x_{i-1}, x_i)dx_i = p(t_i - t_{i-1}, z_{i-1}, z_i)dz_i$. 従って，

$$\begin{aligned} &E[f_1(Kw(t_1))f_2(Kw(t_2)) \cdots f_n(Kw(t_n))] \\ &= \int_{\mathbf{R}^d} f_1(z_1)p(t_1, 0, z_1) dz_1 \int_{\mathbf{R}^d} f_2(z_2)p(t_2 - t_1, z_1, z_2) dz_2 \cdots \int_{\mathbf{R}^d} f_n(z_n)p(t_n - t_{n-1}, z_{n-1}, z_n) dz_n. \end{aligned}$$

これは，

$$P(Kw(t_1) \in dz_1, Kw(t_2) \in dz_2, \dots, Kw(t_n) \in dz_n) = P(w(t_1) \in dz_1, w(t_2) \in dz_2, \dots, w(t_n) \in dz_n)$$

を意味し，結論を得る .

(iii) $1/t_1 > 1/t_2 > \dots > 1/t_n$ に注意すると，

$$\begin{aligned} &E[f_1(t_1w(1/t_1))f_2(t_2w(1/t_2)) \cdots f_n(t_nw(1/t_n))] \\ &= \int_{\mathbf{R}^d} f_n(t_nx_n)p(1/t_n, 0, x_n) dx_n \int_{\mathbf{R}^d} f_{n-1}(t_{n-1}x_{n-1})p(1/t_{n-1} - 1/t_n, x_n, x_{n-1})dx_{n-1} \\ &\quad \times \cdots \times \int_{\mathbf{R}^d} f_2(t_2x_2)p(1/t_2 - 1/t_3, x_3, x_2) dx_2 \int_{\mathbf{R}^d} f_1(t_1x_1)p(1/t_2 - 1/t_1, x_2, x_1) dx_1. \end{aligned}$$

ここで, $t_i x_i = u_i$ とおくと $t_i^d dx_i = du_i$ であり, 少々長い計算になるので省略するが,

$$\begin{aligned} & p(1/t_n, 0, x_n) p(1/t_{n-1} - 1/t_n, x_n, x_{n-1}) \cdots p(1/t_2 - 1/t_1, x_2, x_1) dx_1 dx_2 \cdots dx_n \\ &= p(t_1, 0, u_1) p(t_2 - t_1, u_1, u_2) \cdots p(t_n - t_{n-1}, u_{n-1}, u_n) du_1 du_2 \cdots du_n \end{aligned}$$

を示すことができる. ($n = 2$ のときを計算してみてください.) これから,

$$E[f_1(t_1 w(1/t_1)) f_2(t_2 w(1/t_2)) \cdots f_n(t_n w(1/t_n))] = E[f_1(w(t_1)) f_2(w(t_2)) \cdots f_n(w(t_n))]$$

が得られて, 結論を得る.

注意. (iii) については, $d = 1$ のときを示せばよい. 別の証明方法として, $(t_1 w(1/t_1), \dots, t_n w(1/t_n))$ が平均 0 の n 次元正規分布に従うことを示し, 共分散が $E[tw(1/t) \cdot sw(1/s)] = \min(s, t)$ で与えられることを示すという方法があり, こちらの方が易しい.

6.4 (i) 本文中にも数回現れたが, 確率論によく現れる次の変形を行う:

$$\begin{aligned} E \left[\left\{ \sum_{k=1}^{2^n} (B(k2^{-n}t) - B((k-1)2^{-n}t))^2 - t \right\}^2 \right] &= E \left[\left\{ \sum_{k=1}^{2^n} \{ (B(k2^{-n}t) - B((k-1)2^{-n}t))^2 - 2^{-n}t \} \right\}^2 \right] \\ &= \sum_{k=1}^{2^n} E[\{ (B(k2^{-n}t) - B((k-1)2^{-n}t))^2 - 2^{-n}t \}^2] \\ &\quad + 2 \sum_{k < j}^{2^n} E[\{ (B(k2^{-n}t) - B((k-1)2^{-n}t))^2 - 2^{-n}t \} \{ (B(j2^{-n}t) - B((j-1)2^{-n}t))^2 - 2^{-n}t \}]. \end{aligned}$$

$E[(B(t) - B(s))^4] = 3(t-s)^2$, $E[(B(t) - B(s)) - 2] = t - s$, を用いると, 第 2 項はブラウン運動の独立増分性から 0 であり, $E[(V_n - t)^2] = 2 \cdot 2^{-n}$ を得る.

(ii) Chebyshev の不等式より, 任意の $\varepsilon > 0$ に対して

$$P(|V_n - t| \geq \varepsilon) \leq \frac{1}{\varepsilon^2} E[|V_n - t|^2] = \frac{2}{\varepsilon^2} 2^{-n}$$

が成り立ち, $\sum_n P(|V_n - t| \geq \varepsilon) < \infty$ である. 従って, Borel-Cantelli の補題より

$$P(|V_n - t| < \varepsilon, \forall n \geq n_1, \text{ となる } n_1 \text{ が存在}) = 1.$$

これは, V_n が t に概収束することを示す.

6.5 (i) $x > 0$ から出発して t までに少なくとも一度 0 に到達し, 時刻 t で $y > 0$ に至る経路と, x から出発して時刻 t に $-y$ に至る経路は 1 対 1 に対応するから, Brown 運動の強 Markov 性から結論を得る.

(ii) (i) と同様に反射原理から証明できるが, ここでは計算により示す. f を $[0, \infty)$ 上の非負可測関数とすると,

$$E_x^1[f(w(t))] = \int_{\mathbf{R}} f(|y|) p(t, x, y) dy = \int_0^\infty f(y) (p(t, x, y) + p(t, x, -y)) dy$$

となり, 結論を得る.

6.6 (i) T_a の Lebesgue 測度を $|T_a|$ と書くと, $|T_a| = \int_0^\infty \mathbf{1}_{\{B(t)=a\}} dt$ が成り立つ. Fubini の定理より,

$$E[T_a] = E\left[\int_0^\infty \mathbf{1}_{\{a\}}(B(t)) dt\right] = \int_0^\infty E[\mathbf{1}_{\{a\}}(B(t))] dt = 0.$$

従って, $P(|T_a| = 0) = 1$.

(ii) $s < u$ に対して $M(s, u) = \max_{s \leq v \leq u} B(v)$ とおく. $0 \leq t_1 < t_2 \leq t_3 < t_4 \leq t$ とすると,

$$M(t_3, t_4) - M(t_1, t_2) = \max_{t_3 \leq v \leq t_4} (B(v) - B(t_3)) + (B(t_3) - B(t_2)) - \max_{t_1 \leq v \leq t_2} (B(v) - B(t_2)).$$

Brown 運動の独立増分性から右辺の 3 つの確率変数は独立で, それぞれの確率分布は連続分布である. ただし, 第 1, 3 項の分布については, Lévy の定理 (定理 6.1) や問題 6.8 を参照のこと. よって,

$$P(M(t_1, t_2) = M(t_3, t_4)) = 0 \quad \text{または} \quad P(M(t_1, t_2) \neq M(t_3, t_4)) = 1.$$

有理数の集合の可算性から

$$P(\text{すべての } t_1 < t_2 \leq t_3 < t_4 \leq t \text{ なる } t_i \in \mathbf{Q} \text{ に対して } M(t_1, t_2) \neq M(t_3, t_4)) = 1$$

が成り立ち, $M(t_i, t_{i+1})$ の t_i, t_{i+1} についての連続性から結論を得る.

6.7 B_x の生成するフィルトレーションを $\{\mathcal{F}_t\}$ とする. $s < t$ のとき, 確率 1 で

$$E[|B_x(t)|^2 - d \cdot t | \mathcal{F}_s] = E[|B_x(t)|^2 - |B_x(s)|^2 | \mathcal{F}_s] + |B_x(s)|^2 - d \cdot t.$$

ここで, ブラウン運動の Markov 性から $E[|B_x(t)|^2 - |B_x(s)|^2 | \mathcal{F}_s] = E[|B_a(t-s)|^2 - |a|^2]_{a=B_x(s)}$ であり,

$$E[|B_a(t-s)|^2 - |a|^2] = \int_{\mathbf{R}^d} |x+a|^2 (2\pi(t-s))^{-d/2} e^{-|x|^2/2(t-s)} dx - |a|^2 = d \cdot (t-s)$$

だから, 確率 1 で

$$E[|B(t)|^2 - dt | \mathcal{F}_s] = d \cdot (t-s) + |B(s)|^2 - dt = |B(s)|^2 - d \cdot s.$$

次に, $M(t) = |B(t)|^2 - d \cdot t$ とおくと, 任意停止定理から $\{M(t \wedge \tau_r)\}$ もマルチンゲールである. これから

$$E[|B(t \wedge \tau_r)|^2] - |x|^2 = d \cdot E[t \wedge \tau_r]$$

が得られる. $|x| = |B(0)| < r$ だから, 左辺には有界収束定理, 右辺には単調収束定理を適用して $t \rightarrow \infty$ とすると, $|B(\tau_r)| = r$ より, $d \cdot E[\tau_r] = r^2 - |x|^2$ を得る.

6.8 (i) 定理 6.21 の a, b をそれぞれ $a-x, b-x$ におきかえて,

$$P(B_x(t) \in da, M_x(t) \in db) = \frac{2(2b-a-x)}{\sqrt{2\pi t^3}} \exp\left(-\frac{(2b-a-x)^2}{2t}\right) da db, \quad a \leq b, x \leq b.$$

(ii) $M_x(t)$ の確率密度関数は, (i) の同時分布の密度関数を a について $(-\infty, b)$ 上積分をして,

$$\int_{-\infty}^b \frac{2(2b-a-x)}{\sqrt{2\pi t^3}} e^{-(2b-a-x)^2/2t} da = \int_{-\infty}^b \frac{d}{da} \left(\frac{2}{\sqrt{2\pi t}} e^{-(2b-a-x)^2/2t} \right) da = \frac{2}{\sqrt{2\pi t}} e^{-(b-x)^2/2t}.$$

次に, f を $[0, \infty)$ 上の非負可測関数とすると,

$$\begin{aligned} E[f(M_x(t) - B_x(t))] &= \int_x^\infty db \int_{-\infty}^b da f(b-a) \frac{2(2b-a-x)}{\sqrt{2\pi t^3}} e^{-(2b-a-x)^2/2t} \\ &= \int_x^\infty db \int_0^\infty dc f(c) \frac{2(b+c-x)}{\sqrt{2\pi t^3}} e^{-(b+c-x)^2/2t} \quad (b-a=c) \\ &= \int_0^\infty f(c) dc \int_0^\infty \frac{2(\beta+c)}{\sqrt{2\pi t^3}} e^{-(\beta+c)^2/2t} d\beta \quad (b-x=\beta) \\ &= \int_0^\infty f(c) \frac{2}{\sqrt{2\pi t}} e^{-c^2/2t} dc. \end{aligned}$$

従って,

$$P(M_x(t) - B_x(t) \in dc) = \frac{2}{\sqrt{2\pi t}} e^{-c^2/2t} dc, \quad c > 0.$$

つまり, 任意の t に対して $M_x(t) - B_x(t)$ と $|B_0(t)|$ の確率分布は一致する.

同様に (i) を使うと,

$$\begin{aligned} E[f(2M_x(t) - B_x(t))] &= \int_x^\infty db \int_{-\infty}^b da f(2b-a) \frac{2(2b-a-x)}{\sqrt{2\pi t^3}} e^{-(2b-a-x)^2/2t} \\ &= \int_x^\infty db \int_b^\infty dc f(c) \frac{2(c-x)}{\sqrt{2\pi t^3}} e^{-(c-x)^2/2t} \quad (2b-a=c) \\ &= \int_x^\infty dc \int_x^c f(c) \frac{2(c-x)}{\sqrt{2\pi t^3}} e^{-(c-x)^2/2t} db \\ &= \int_x^\infty f(c) \frac{2(c-x)^2}{\sqrt{2\pi t^3}} e^{-(c-x)^2/2t} dc. \end{aligned}$$

従って,

$$P(2M_x(t) - B_x(t) \in dc) = \frac{2(c-x)^2}{\sqrt{2\pi t^3}} e^{-(c-x)^2/2t} dc, \quad c > x.$$

特に, $\{R^{(3)}(t)\}$ を 0 を出発する 3 次元 Bessel 過程とすると, $x=0$ のとき任意の $t > 0$ に対して $2M_0(t) - B_0(t)$ と $R^{(3)}(t)$ の確率分布は一致する.