

### 正規確率過程に就て.

河田 敬 義 (東京文理大)

近時確率過程の理論が益々発展しつつある。然し乍ら実際に具體的な性質を挙げ得るものはまだ余り沢山は知られてゐないので、其中で正規確率過程 (*normale stochastische prozesse*) は屢々引合ひに出される例である。

(Khintine [1], [2], Lévy [1], Wold [1], Cramer [1], [2] 等々)。宇野博士は又之の例から出発していろいろの彷徨函数の諸性質を研究されてゐる (宇野 [1])。此處では正規確率過程の可測性、連続性、積分と微分、Markoff 過程との関係等に就いて上に挙げた諸理論の一部を紹介旁々若干の考察を加へて見ようと思ふ。

### 文 献

S. Bochner [1], *Vorlesungen über Fouriersche Integrale* (1934).

H. Cramer [1] *Random variables and probability distributions*, (1937).

[2] On the theory of stationary random processes, *Ann. of Math.*, 41 (1940)  
215 — 230.

J. L. Doob, [1] Stochastic processes with an integral-valued parameter, *Trans. Amer. Math. Soc.*, 44 (1938), 87 — 150

[2] Stochastic processes depending on a continuous parameter, *ibid.*,  
42 (1937), 107 — 140

J. L. Doob and W. Ambrose, [3] On two formulations of the theory of stochastic processes depending on a continuous parameter, *Ann. of Math.*, 4 (1940), 737 — 745

伏見康治 [1] 確率論と統計論 (1942)

A. Khintchine [1] Asymptotische Gesetze der Wahrscheinlichkeitsrechnung, (1933)

[2] Korrelations-theorie der stationären stochastischen Prozesse, *Math.*

Ann., 109 (1934), 604-615.

- A. Kolmogoroff [1] Über die analytische Methoden  
in der Wahrscheinlichkeitsrechnung,  
Math. Ann., 104 (1931), 415-458.  
[2] Grundbegriffe der Wahrscheinlich-  
keitsrechnung, (1933)

(河田敬義 [1] On the measurable stochastic process,  
数物記事, 23 (1941), 512-527.

北川敏男, [1] The weakly contagious stochastic  
process which depends upon the  
gaussian distribution. 九大紀要 2  
(1941), 27-36.

P. Lévy [1] Théorie de l'addition des variables  
aléatoires, (1937)

末綱恕一, 確率論 (1941)

宇野利雄, [1] 放復函数 (1) - (4) 函数方程式及應用  
解析 18号, 1-11; 19号, 1-9; 20号,  
1-6; 21号, 1-5.

Wold, A study in the analysis of stationary  
time series, (1938)

§ 1. 確率過程の一般論から

先づ Kolmogoroff の流儀で、確率過程に就いての若干の定義や定理を述べよう。

$\Omega$  を 根源事象 (elementare Ereignisse)  $\omega$  の全体、 $\Omega$  の部分集合の作る或る Borel 集合族を  $F$ ,  $F$  の上で定義された完全加法的確率を  $p$  とし、 $F$  に  $p$  を合せ考へたものを 確率の場 (Wahrscheinlichkeitsfeld) と呼んで  $(\Omega, F, p)$  で表はす。更に  $F \ni E, p(E) = 0$  なる  $E$  の部分集合は又すべて  $F$  に属するものと假定しておく。

$F$  に関して可測な  $\Omega$  の上で定義された実函数  $X(\omega)$  を 確率変数 (stochastische Variable) と呼び、 $X(\omega)$  が  $p$ -可積分なる時に  $E(X) = \int_{\Omega} X(\omega) p(d\omega)$  が  $X$  の平均値又は 期望値 (Erwartung) と言ふ。二つの確率変数  $X(\omega), Y(\omega)$  が同値 (äquivalent) とは  $p_{\omega}(X(\omega) \neq Y(\omega)) = 0$  なる事とする。但し  $p_{\omega}(\cdot)$  は  $\cdot$  なる確率事象の起る確率を表

はすものとする。

$-\infty < t < \infty$  なる  $t$  をパラメーターとする確率変数  $X_t(\omega)$  の集りを 確率過程 (Stochastische Prozesse) と言ひ、二つの確率過程  $\{X_t(\omega)\}$  と  $\{Y_t(\omega)\}$  とが同値であるとは、すべての  $t$  に対して  $X_t(\omega)$  と  $Y_t(\omega)$  とが確率変数として同値である事とする。

$\Omega \ni \omega$  に対して、 $X_t(\omega)$  を  $t$  の函数と見る時、之れを確率過程  $\{X_t\}$  に属する 根源過程 (elementare Prozesse) と呼ぶ。 $p(E) = 0$  なる  $E \ni \omega$  の場合を除いて、各  $\omega$  に対して根源過程が  $t$  の可測 (又は連続又は絶対連続) である時に、 $\{X_t\}$  を 個々に可測 (又は連続又は絶対連続) な 確率過程 といふ。

一つの確率の場  $(\Omega, F, p)$  の上で定義された確率変数の全体を  $R$  とする時、 $R \ni X, Y$  に対して

$$p(X, Y) = \inf_{\varepsilon > 0} \{p_\omega(|X - Y| > \varepsilon) + \varepsilon\}$$

と置けば、 $R$  は距離空間となる。但し同値な確率変数は  $R$  に於ける同一の点を表はすものとする。

確率過程とは (同値なものをもとめて考へれば)  $R$  に於ける

(2.6)

$t$  をパラメーターとする曲線に他ならない。互に共通点を持たない可測集合  $I_1, \dots, I_n$ , で  $(-\infty, \infty) = I_1 + \dots + I_n$  となる場合に,  $t \in I_i$  ならば  $X_t = X_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) となる時に  $\{X_t\}$  を有限値函数 (endlich wertig) と呼ぶ。 $\{X_t\}$  に対して有限値函数  $\{X_t^{(n)}\}$  を取つて  $\lim_{n \rightarrow \infty} P(X_t^{(n)}, X_t) = 0$ ,  $t \in E$ ,  $m(E) = 0$  ならしめる事が出来る時に  $\{X_t\}$  を可測確率過程と呼ぶ。(此処に  $m$  はルベック測度を示す)。例へば連続確率過程, 即ち  $\lim_{s \rightarrow t} P(X_s, X_t) = 0$  であれば  $\{X_t\}$  は可測確率過程である。

(I)  $\{X_t\}$  が可測確率過程であれば, 其れと同値な個々に可測な確率過程が存在する。

(II)  $\{X_t\}$  ( $0 \leq t \leq 1$ ) と同値な個々に連続な確率過程の存在する爲に必要な十分条件は, 與へられた  $\varepsilon_1, \varepsilon_2 > 0$  に対して  $S$  を十分に取れば, 任意の分割  $0 = t_1 < t_2 < \dots < t_n = 1$  に対して

$$P_w \left\{ \left( \text{Max}_{|t_i - t_j| < S} |X_{t_i} - X_{t_j}| \right) > \varepsilon_1 \right\} < \varepsilon_2$$

ならしめ得る事である。

可測確率過程  $\{X_t\}$  が 可積分確率過程 であるといふ事の直接の定義は一言で言ひ難いが、結局は  $\{X_t\}$  と同値な個々に可測な確率過程  $\{Y_t\}$  を作る時  $\omega \in E$ ,  $P(E) = 0$  なる  $\omega$  に対して  $Y_t(\omega)$  が  $t$  に関して可積分となる事を示す。此の時  $\int_0^t Y_s(\omega) ds$  は又一つの確率変数となる。之れを  $\int_0^t Y_s ds$  で表はす。

(III) 各  $t$  に対して  $E(|X_t|)$  が存在して  $\int_0^t E(|X_s|) ds < \infty$  となる時は  $\{X_t\}$  は可積分となり、且つ

$$E\left(\int_0^t X_s ds\right) = \int_0^t E(X_s) ds \quad \text{となる。 (以上河田[1]参照)}$$

一般に確率過程  $\{X_t\}$  に対して

$$(1) F(t_1, \dots, t_n; a_1, \dots, a_n) = P_{\omega} \{X_{t_i}(\omega) < a_i, i=1, \dots, n\}$$

と置けば、之れは  $t_1, \dots, t_n$  をパラメーターとして  $n$  次元の分布函数となり

$$(2) F(t_1, \dots, t_n; a_1, \dots, a_n) = F(t_{i_1}, \dots, t_{i_n}; a_{i_1}, \dots, a_{i_n})$$

$$(3) F(t_1, \dots, t_n; a_1, \dots, a_{n-1}, \infty) = F(t_1, \dots, t_{n-1}; a_1, \dots, a_{n-1})$$

を満足する。

$\{X_t\}$  が 定常 (stationär) とは

$$(4) F(t_1, \dots, t_n; a_1, \dots, a_n) = F(t_1 + \tau, \dots, t_n + \tau; a_1, \dots, a_n)$$

~~(2.2.1)~~

$$(-\infty < \tau < \infty)$$

を満足する事を知る

(IV) 異常な可測確率過程は連続となる。

さて逆に  $x_1, \dots, x_n$  をパラメーターとする  $n$  次元分布  
 函数の集り  $\{F(x_1, \dots, x_n; a_1, \dots, a_n)\}$  が (2), (3)

を満足するならば、 $\Omega$  を  $(-\infty, \infty)$  で定義されたすべての

○ 実函数  $f(x) = \omega$  の集り、 $F$  を  $(f(x); f(x_i) < a_i, \dots,$

$f(x_n) < a_n)$  なる部分集合から得られる Borel 集合族と

$$P_\omega(\omega = f(x); f(x_i) < a_i, i = 1, \dots, n)$$

$$= F(x_1, \dots, x_n; a_1, \dots, a_n) \quad \text{とすれば, こ}$$

の  $(\Omega, F, P)$  なる確率の場で  $\omega = f(x)$  に對して

$X_t(\omega) = f(x)$  は確率過程となつて、丁度 (1) を満足する。

此の意味で、(2), (3) を満足する  $\{F(x_1, \dots, x_n; a_1, \dots, a_n)\}$

は一つの確率過程を定めると考へてよい。

(§1 を通じて Doob [1], [2] Doob, Ambrose [1] を参照)

## § 2 正規確率過程

或る確率過程  $\{X_t\}$  が 正常な正規確率過程 であるとは



$$(5) P_w(X_{t_i}(w) < a_i, i=1, \dots, n) = F(t_1, \dots, t_n; a_1, \dots, a_n)$$

$$= \int_{-\infty}^{a_1} \dots \int_{-\infty}^{a_n} \sqrt{\frac{\Delta_n}{(2\pi)^n}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i,k=1}^n a_{i,k}^{(t_1, \dots, t_n)} x_i x_k\right) dx_1 \dots dx_n$$

$$\Delta_n = \Delta(t_1, \dots, t_n) = \left| a_{i,k}^{(t_1, \dots, t_n)} \right| > \delta,$$

$$a_{i,k}^{(t_1, \dots, t_n)} = a_{k,i}^{(t_1, \dots, t_n)}$$

と表はされる事を言ふ。但し

$$(6) \sum_{i,k} a_{i,k}^{(t_1, \dots, t_n)} x_i x_k \text{ は正値 = 次形式とす。 } (> 0)$$

末綱 [1], 170 頁と同様に ( §2 を通じて 宇野 [1] Cramér

[1], 伏見 [1] 143 頁 Wald, 61 頁参照)

$$(7) E(X(t_i)X(t_k))$$

$$= \sqrt{\frac{\Delta(t_i, t_k)}{(2\pi)^2}} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_i x_k \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_j a_{j,e}^{(t_i, t_k)} x_j x_e\right) dx_i dx_k$$

$$= \sqrt{\frac{\Delta(t_1, \dots, t_n)}{(2\pi)^n}} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} x_i x_k \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_j a_{j,e}^{(t_1, \dots, t_n)} x_j x_e\right) dx_1 \dots dx_n$$

$$= \frac{\Delta_{ik}(t_1, \dots, t_n)}{\Delta(t_1, \dots, t_n)}$$

~~(130)~~

となる。此処に  $\Delta_{i_k}(t_1, \dots, t_n)$  は  $\Delta(t_1, \dots, t_n)$  の  $(i, k)$  元の余因子とする。故に

$$(8) \quad f(t_i, t_k) = E(X(t_i) \cdot X(t_k))$$

とすれば

$$(9) \quad (\mathcal{Q}_{i_k}^{(t_1, \dots, t_n)}) = (f(t_i, t_k))^{-1}$$

となり、(5) の分布式は  $f(t_i, t_k)$  の値によって決定される。(6) の假定より

$$(10) \quad f(t_i, t_k) = f(t_k, t_i),$$

$$\sum_{i, k=1}^n f(t_i, t_k) \cdot X_i \cdot X_k > 0 \quad (X_1, \dots, X_n \text{ は悉くは } 0 \text{ ならずとす。})$$

逆に (10) を満足する  $f(s, t)$  を与へられるならば、(9) により  $\mathcal{Q}_{i_k}^{(t_1, \dots, t_n)}$  を定め、(5) によって  $F(t_1, \dots, t_n; a_1, \dots, a_n)$  を与へれば、(2), (3) を満足する。即ち(5) ならしめる  $\{X_t\}$  が存在する。

(証)  $F(t_1, \dots, t_n; a_1, \dots, a_n)$  は  $a_1, \dots, a_n$  について

單調増大なる故、それが  $n$  次元分布函数である事、

及 (3) は

次の(11)式を驗證すればよい。

$$(11) \sqrt{\frac{\Delta(t_1, \dots, t_n)}{(2\pi)^n}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{ij=1}^n a_{ij} (t_i, \dots, t_n)\right) x_i x_j dx_n$$

$$= \sqrt{\frac{\Delta(t_1, \dots, t_{n-1})}{(2\pi)^{n-1}}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{ij=1}^{n-1} a_{ij} (t_1, \dots, t_{n-1})\right)$$

$\sum_{ij=1}^n a_{ij} (t_1, \dots, t_n) x_i x_j$  が正値となるから  $a_{nn} (t_1, \dots, t_n) > 0$  である。

故に

$$\sum_{ij=1}^n a_{ij} x_i x_j = a_{nn} (x_n + \sum_{i=1}^{n-1} \frac{a_{in}}{a_{nn}} x_i)^2 \sum_{ij=1}^{n-1} \left(a_{ij} - \frac{a_{ij} a_{nn}}{a_{nn}}\right) x_i x_j$$

従つて

$$\int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{ij=1}^n a_{ij} x_i x_j\right) dx_n$$

$$= \exp\left\{-\frac{1}{2a_{nn}} \sum_{ij=1}^{n-1} (a_{ij} a_{nn} - a_{in} a_{jn}) x_i x_j\right\}$$

$$\times \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{a_{nn}}{2} \left(\sum_{i=1}^{n-1} \frac{a_{in}}{a_{nn}} x_i + x_n\right)^2\right\} dx_n$$

$\Delta = |f(t_i, t_j)| = \Delta^{-1}(t_1, \dots, t_n)$ ,  $\Delta_{ij}$  を  $\Delta$  の  $(i, j)$  成分

(732)

分の余因子とすれば、右辺の積分の項の値は

$$\int_{-\infty}^{\infty} \exp\left\{-\frac{a_{nn}}{2} X^2\right\} dx = \sqrt{\frac{2\pi}{a_{nn}}} = \sqrt{\frac{2\pi \Delta_{nn}}{\Delta}}$$

$$= \sqrt{\frac{2\pi \Delta(t, \dots, t_{n-1})}{\Delta(t, \dots, t_n)}} \quad \text{に等しく第一項では Sylvester}$$

の公式より

$$\frac{a_{ij} a_{nn} - a_{in} a_{jn}}{a_{nn}} = \frac{\Delta_{ij} \Delta_{nn} - \Delta_{in} \Delta_{jn}}{\Delta_{nn} \Delta} = \frac{\Delta_{nn}(ij)}{\Delta_{nn}}$$

となり、(11) 式が成立する。

此処に  $\Delta_{nn} = \Delta(t, \dots, t_{n-1}) = (f(t_i, t_j))_{i,j=1, \dots, n-1}$

で、 $\Delta_{nn}(ij)$  は  $\Delta_{nn}$  中  $(ij)$  成分の余因子を示す。

(5) 式の  $F(t, \dots, t_n; a, \dots, a_n)$  の特性函数を計算す

れば、Cramer [1] 108 頁より

$$(12) \quad \mathcal{P}(u_1, \dots, u_n) = \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{ij} f(t_i, t_j) u_i u_j\right\}$$

となる。

一般に確率過程  $\{X_t\}$  に於て  $(X(t_1), \dots, X(t_n))$  の

定める  $n$  次元分布の特性函数が (12) 式で表はされ

$$(13) \quad f(t_i, t_j) = f(t_j, t_i), \quad \sum_{ij} f(t_i, t_j) u_i u_j \geq 0$$

なる時に  $\{X_t\}$  を 正規確率過程 と言ふ。 $u_1, \dots, u_n$  が恣

くは0でなくても  $\sum f(t_i, t_j) u_i u_j = 0$  となる事があれば、

$\{X_t\}$  を 特異正規確率過程 といふ。

又正規確率過程が正常なる爲の必要十分条件は

$$(14) \quad f(s, t) = g(s-t)$$

なる  $g$  の存在する事で、其の時は

$$(15) \quad g(s) = g(-s), \quad \sum g(t_i - t_j) u_i u_j \geq 0$$

となる。故に Bochner の定理により (Bochner [1])

$$(16) \quad g(s) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{its} dF(t) = \int_{-\infty}^{\infty} \cos ts dF(t),$$

$$\lim_{t \rightarrow -\infty} F(t) = 0, \quad \lim_{t \rightarrow \infty} F(t) = g(0) \\ = E(X_0(\omega)^2)$$

を満足する単調函数  $F(t)$  が存在する。逆も亦真。此の場合正常である爲の十分条件は、或る  $t$  の区間内で  $F(t)$  が嚴密な意味で單調増加となる事である。(即  $t > s$  なら  $F(t) > F(s)$ )

例・1 Brown 運動の場合に表はれるもの。

$$\{X_t\}, \quad t \geq 0 \text{ で, } X(0) = 0, \quad t_1 > s_1 > t_2 > s_2 > \dots$$

$$> t_n > s_n \text{ ならば } X(t_i) - X(s_i), \quad i = 1, \dots, n$$

(7-4)

は互いに独立で、 $t > s$  の時  $E\{(X(t) - X(s))^2\} = \frac{t-s}{h}$

( $h > 0$ ) となる場合である。此の時  $\{X_t\}$  は正規確率過程となる事が証明され、(Levy [1] 参照)

従って  $t_1 < t_2 < \dots < t_n$  に対して

$$(17) \quad F(t_1, \dots, t_n; a_1, \dots, a_n)$$

$$= \sqrt{\frac{\Delta(t_1, \dots, t_n)}{(2\pi)^n}} \int_{-\infty}^{a_1} \dots \int_{-\infty}^{a_n} \exp\left\{-\frac{1}{2}(a_1 x_1^2 + a_2 (x_2 - x_1)^2 + \dots + a_n (x_n - x_{n-1})^2)\right\} dx_1 \dots dx_n,$$

$$(18) \quad a_i = \frac{h}{t_i - t_{i-1}} \quad i = 1, \dots, n,$$

$$\begin{aligned} f(s, t) &= E\{X(s)X(t)\} \\ &= E\{X_{(s)}(X(s) + X(t) - X(s))\} \\ &= E\{X(s)^2\} = \frac{s}{h} \quad (s \leq t) \quad \text{となる} \end{aligned}$$

(9) 式は

$$\begin{pmatrix} (t_1, \dots, t_n) \\ (a_{ij}) \end{pmatrix} (f(t_i, t_j)) = \begin{pmatrix} a_1 + a_2 & -a_2 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ -a_2 & a_2 + a_3 & & & & \\ 0 & & a_{n-1} + a_n - a_n & & & \\ \vdots & & & & & \\ 0 & & -a_n & a_n & & \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \frac{t_1}{h} & \cdots & \frac{t_1}{h} \\ \vdots & \frac{t_2}{h} & \cdots & \frac{t_2}{h} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{t_1}{h} & \frac{t_2}{h} & \cdots & \frac{t_n}{h} \end{pmatrix} = E$$

によって検証される。

例 2 定常な場合の例として (16) 式で

$$(19) \quad dF(t) = \frac{2\lambda}{\lambda^2 + t^2} dt \quad (\lambda > 0)$$

とすれば

$$\begin{aligned} f(s, t) &= g(s-t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{iu(s-t)} \frac{2\lambda}{\lambda^2 + u^2} du \\ &= e^{-\lambda|s-t|} \end{aligned}$$

となる。これは §4 で見る Markoff 過程となる場合であつて、その分布函数は其處で一緒に求める事にする。

例 3 定常で且つ特異なもの例として、 $-\infty < t < -1$  で

$$F(t) = 0, \quad -1 \leq t < 1 \quad \text{で} \quad F(t) = \frac{1}{2}, \quad 1 \leq t < \infty \quad \text{で}$$

$$F(t) = 1 \quad \text{とすれば、}$$

$$g(u) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{iux} dF(x) = \frac{1}{2} (e^{iu} + e^{-iu}) = \cos u.$$

(236)

$f(s, t) = \cos(s-t)$  とする。

$E(X(0)) = 0$ ,  $E(X^2(0)) = 1$  正,  $t-s \neq 0(\pi)$

ならば

$$\begin{vmatrix} 1 & \cos(s-t) \\ \cos(t-s) & 1 \end{vmatrix}^{-1} = \frac{1}{\sin^2(s-t)} \begin{vmatrix} 1 & -\cos(s-t) \\ -\cos(t-s) & 1 \end{vmatrix}$$

$F(s, t; a_1, a_2) =$

$$\frac{\sin(t-s)}{2\pi} \int_{-\infty}^{a_1} \int_{-\infty}^{a_2} e^{-\frac{1}{2\sin^2(s-t)}(x^2 - 2\cos(s-t)xy + y^2)} dx dy$$

となる。 $s, t, u$  の三つの値に対しては三次元の分布を与へない。事実  $s-t \neq 0(\pi)$  ならば

$$(20) \quad X(u) = \frac{\sin(u-t)}{\sin(s-t)} X(s) + \frac{\sin(u-s)}{\sin(s-t)} X(t)$$

なる関係がある。

### § 3 可測性と連続性, 微分と積分

次の補題は有用である。

(I)  $\{X(t)\}$  が正規確率過程なる時

$$(i) \quad f(X(t), X(s_n)) \rightarrow 0 \quad (n \rightarrow \infty)$$

$$(ii) \quad E((X(t) - X(s_n))^2) \rightarrow 0 \quad (n \rightarrow \infty)$$



1.3 ?  
~~(1.3)~~

$$(iii) \quad \lim f(s_n, t) = \lim f(s_n, s_n) = f(t, t)$$

は互ひに同値である。

(証) (i) の条件は任意の  $\varepsilon > 0$  に対して

$$\lim p_w(|x(t) - x(s_n)| > \varepsilon) = 0 \text{ と同じである。}$$

然るに標準偏差が  $\sigma$  なる Gauss 分布に於ては

$$\begin{aligned} & \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \left( \int_{-\infty}^{-\varepsilon} + \int_{\varepsilon}^{\infty} \right) e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left( \int_{-\infty}^{-\frac{\varepsilon}{\sigma}} + \int_{\frac{\varepsilon}{\sigma}}^{\infty} \right) e^{-\frac{x^2}{2}} dx \rightarrow 0 \end{aligned}$$

は  $\sigma \rightarrow 0$  と同一であるから、(i) と (ii) とは同値である。

$$\text{又 } E\left((x(t) - x(s))^2\right) = f(t, t) - 2f(t, s) + f(s, s) =$$

$$\left(\sigma(x(t)) - \sigma(x(s))\right)^2 \leq E\left((x(t) - x(s))^2\right) \text{ より}$$

(ii) と (iii) とが同値となる。此処に  $\sigma(x(t)) = \left(E(x(t)^2)\right)^{\frac{1}{2}}$

は標準偏差を表はす。

(II) 正規確率過程  $\{x(t)\}$  が可測なる爲めの必要十分条件

は次の性質を満足する様な  $[0, 1]$  の分割  $\Delta_n$  の存在する事である。

$$\Delta_n = E_0 + E_1^{(n)} + \dots + E_{r(n)}^{(n)}, \quad m(E_0) = 0,$$

$$E_i^{(n)}, E_j^{(n)} = 0 \quad (i \neq j), \text{ 而して、適當な } S_i^{(n)} \in E_i^{(n)} \text{ を取って、}$$

(138)

$u \in E_i^{(n)}, v \in E_j^{(n)}$  に対して  $f^{(n)}(u, v) = f(s_i^{(n)}, s_j^{(n)})$ .

よって  $f^{(n)}$  を定義すれば,  $S, t \in E$  に対して,

$\lim f^{(n)}(S, t) = f(S, t)$  となる. 特に  $f(S, t)$  が  $S$

と  $t$  に関して連続ならば可測である.

若しも定常であれば, 可測なる爲めの必要十分条件は (14) に於ける  $g(S)$  の連続なる事である.

(証) (河田 [1] 5/5 頁) によれば, § 1 の可測確率過程の定義に於ける  $X_t^{(n)}$  を或る  $t_i \in I_i$  に対する  $X_{t_i}$  と選ぶ事が出来る.

故に  $f^{(n)}(S, t)$  はその有限値正規確率過程に対するものである. 故に補題 (I) を適用すれば証明は了る. ———

(III)  $f(S, t)$  が連続ならば  $\{X(t)\}$  は可積分確率過程となる. 且つ  $\int_0^t X(\tau) d\tau$  は又正規過程で, それに対する  $f_0(S, t)$  は

$$f_0(S, t) = \int_0^S \int_0^t f(\sigma, \tau) d\sigma d\tau$$

よって与へられる. (宇野 [1], 伏見 [1], 244 頁参照)

(証)  $E(|X(t)|)$  は又  $t$  の連続函数で,  $E(|X(t)|) \leq \sigma(X(t))$

$= f(x_0, t)^{\frac{1}{2}}$ , 且つ  $\int_0^t f(\tau, \tau)^{\frac{1}{2}} d\tau < \infty$  から, §1(III) により  $\{X(t)\}$  は可積分となる。

$X_n(t) = X(\frac{k}{2^n})$ ,  $\frac{k-1}{2^n} < t \leq \frac{k}{2^n}$  に対しては

$$Y_n(t) = \int_0^t X_n(\tau) d\tau = \sum_{k=1}^r X(\frac{k}{2^n}) \frac{1}{2^n} + (t - \frac{r}{2^n}) X(\frac{k+1}{2^n}),$$

$$\frac{k}{2^n} \leq t < \frac{k+1}{2^n}$$

一方  $E((Y_m(1) - Y_n(1))^2) = E(Y_m^2) + E(Y_n^2) - 2E(Y_m Y_n)$

$$= \sum_i \sum_j f(\frac{i}{2^n}, \frac{j}{2^n}) + \sum_i \sum_j f(\frac{i}{2^n}, \frac{j}{2^n})$$

$$- 2 \sum_i \sum_j f(\frac{i}{2^n}, \frac{j}{2^n}) \rightarrow 0 \quad (m, n \rightarrow \infty)$$

であるから  $\int X_n(t), X(t) \rightarrow 0$  から

$\int (\int X(t) dt, Y_n(t)) \rightarrow 0$  となる。即ち

$$\int X(t) d\dot{t} \text{ も正規確実過程で, } f_0(\dot{s}, t) = \int_0^s \int_0^t f_0(\sigma, \tau) d\sigma d\tau$$

を得る

注意  $f(s, t)$  が連続である時,  $H(t)$  が有界変動な函数であれば,  $\int_0^t X(\tau) dH(\tau)$  も同様に定義される。従って

$$\int_0^t H(\tau) dX(\tau) = X(t)H(t) - \int_0^t X(\tau) dH(\tau)$$

( $X(0) = 0$  とする) によって  $\int H(\tau) dX(\tau)$  の形にして考へる方

が考へ易い時もある。(伏見(1) §41 参照)

$$\begin{aligned} \text{例1では } t \geq s \text{ で } f_0(s, t) &= \frac{1}{k} \int_0^s \int_0^t \text{Min}(\sigma, \tau) d\sigma d\tau \\ &= \frac{2}{k} \int_0^s \left( \int_0^{\tilde{\tau}} \tau d\tau \right) d\sigma + \int_s^t \left( \int_0^s \sigma d\sigma \right) d\tau = \frac{1}{k} (3ts^2 - s^3), \end{aligned}$$

例2等では一般に

$$\begin{aligned} f_0(s, t) &= \int_0^s \int_0^t \int_{-\infty}^{\infty} e^{i(\sigma-\tau)x} dF(x) d\sigma d\tau \\ &= \int_0^{\infty} \frac{1}{x^2} (e^{isx} - 1)(e^{-itx} - 1) dF(x) \text{ となる。} \end{aligned}$$

(IV)  $f(s, t)$  が二度連続的に偏微分可能ならば、 $\{X(t)\}$

は絶対連続な確率過程である。特に定常な場合、即ち

$$f(s, t) = g(t-s) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-i(t-s)x} dF(x), \text{ となる時は}$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} x^2 dF(x) < \infty \quad \text{が必要十分条件である。}$$

$$\text{(証) } f_1(s, t) = \frac{\partial^2 f(s, t)}{\partial s \partial t} \text{ と置けば } f_1(s, t) = f_1(t, s)$$

で且つ  $v(0) = v(1) = 0$  なる連続的の微分可能な  $v(x)$  に

$$\text{對して、部分微分法にて } \int_0^1 \int_0^1 \frac{\partial^2 f(s, t)}{\partial s \partial t} v(s)v(t) ds dt$$

$$= \int_0^1 \int_0^1 f(s, t) v'(s)v'(t) ds dt \geq 0 \text{ とするから}$$

$f, (s, t) = E(Y(s)Y(t))$  なる正規確率過程  $\{Y(t)\}$  が存在する。 $f, (s, t)$  は連続なる故 (111) から可積分, 従つて  $Z(t) = \int_0^t Y(\tau) d\tau + X(0)$  とすれば,

$f_0(s, t) = E(Z(s)Z(t)) = f(s, t)$  となる事が

$$E\{(Z(s) - X(0))(Z(t) - X(0))\} = \int_0^s \int_0^t \frac{\partial f(s, t)}{\partial s \partial t} ds dt$$

$$= f(s, t) + f(0, 0) - f(0, t) - f(s, 0)$$

より分る。故に  $X(t) = Z(t) = \int_0^t Y(\tau) d\tau$  より  $X(t)$  は個々に絶対連続となる。特に定常であれば  $\int_{-\infty}^{\infty} \chi^2 dF(\chi) < \infty$  ならば  $\frac{\partial^2}{\partial s \partial t} f(s, t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{i(s-t)\chi} \chi^2 dF(\chi)$  は連続である。必要なる事は次による。———

(V)  $\{X_t\}$  が個々に絶対連続となる爲めの必要條件は

$$(21) \quad \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} E \left\{ \left( \frac{X(t+\varepsilon) - X(t)}{\varepsilon} \right)^2 \right\}$$

が存在してキレ  $\infty$  なる事である。若し  $\{X(t)\}$  が定常であるならば、之れば又十分條件である。(宇野 [1] 参照)

(証)  $\{X_t\}$  が個々に絶対連続であるとすれば,  $Y_t(\omega) = \frac{dX_t(\omega)}{dt}$  も亦正規確率過程で,  $\frac{1}{\varepsilon} \{X(t+\varepsilon) - X(t)\}$  は  $Y(t)$  に概収斂

し、従つて確率収斂する。一方  $Z(t) = \frac{1}{\varepsilon} \{X(t+\varepsilon) - X(t)\}$   
 $- Y(t)$  も亦 Gauss 分布となる事を容易に知る事が出来るか  
 ら (7) の論法により  $f\left(\frac{1}{\varepsilon} \{X(t+\varepsilon) - X(t)\}, Y(t)\right) \rightarrow 0$ 。  
 即ち  $\lim_{\varepsilon \rightarrow 0} E\left(\frac{1}{\varepsilon^2} \{X(t+\varepsilon) - X(t)\}^2\right) = E(Y(t)^2) \neq \pm \infty$   
 を得る。特に定常であれば

$$E\left(\left\{\frac{X(t+\varepsilon) - X(t)}{\varepsilon}\right\}^2\right) = \frac{1}{\varepsilon^2} \{f(t+\varepsilon, t+\varepsilon) + f(t, t) - 2f(t, t+\varepsilon)\}$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} 2 \frac{1 - e^{i\varepsilon x}}{\varepsilon^2} dF(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{4 \sin^2 \frac{\varepsilon x}{2}}{\varepsilon^2 x^2} x^2 dF(x)$$

となるから (21) の極限が存在してそれは  $\int_{-\infty}^{\infty} x^2 dF(x)$  と存  
 る。故に  $\int_{-\infty}^{\infty} x^2 dF(x) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} E\left(\left\{\frac{X(t+\varepsilon) - X(t)}{\varepsilon}\right\}^2\right) < \infty$   
 が必要十分条件となる。

例 1 では  $\frac{1}{\varepsilon^2} \{f(t+\varepsilon, t+\varepsilon) + f(t, t) - 2f(t+\varepsilon, t)\}$   
 $= \frac{1}{k\varepsilon} \rightarrow \infty$

例 2 では  $\frac{1}{\varepsilon^2} \{f(t+\varepsilon, t+\varepsilon) + f(t, t) - 2f(t+\varepsilon, t)\}$   
 $= \frac{2}{\varepsilon^2} (1 - e^{-\lambda\varepsilon}) \rightarrow \infty$  となつて共に個々に絶対連続ではな

い。

例 3 では  $\int_{-\infty}^{\infty} x^{2n} dF(x) = 1$  で何度でも  $\frac{d^n X(t)}{dt^n}$  が考へ

られる。事実(20)式より、これは個々に解析的な場合である、

例1の Brown 運動の場合には詳しい結果が得られてゐるのであつて、これは個々に連続な過程であつて、然もその連続の度が詳しく分つてゐる。即  $\{X_t(\omega)\}$   $0 \leq t \leq 1$  で或る確率変数  $\varepsilon(\omega)$  が存在して

$$(21) \quad P_{\omega} \left( \begin{array}{l} \text{Max}_{|t-s| < h} |X_t(\omega) - X_s(\omega)| < C \sqrt{2h \log \frac{1}{h}}, \\ \text{all} \\ h < \varepsilon(\omega) \end{array} \right) = 1 \quad (C > 1)$$

ではあるが、如何なる  $\varepsilon(\omega)$  に対しても

$$(22) \quad P_{\omega} \left( \begin{array}{l} \text{Max}_{|t-s| < h} |X_t(\omega) - X_s(\omega)| < C \sqrt{2h \log \frac{1}{h}}, \\ \text{all} \\ h < \varepsilon(\omega) \end{array} \right) = 0 \quad (C < 1)$$

となる、

$t, s$  を  $[0, 1]$  中を動かさず一点  $t_0$  (例へば 0) の近傍大で考へるならば  $\sqrt{2h \log \frac{1}{h}}$  を  $\sqrt{2h \log \log \frac{1}{h}}$  で置換へられる。若しも個々に連続ならば、之の場合(22)に相当して或る  $C > 0$  での  $C_h$  に対する確率は正となるべきであるから、随分と詳しい結果である事になる。(Leog [1] Khintchine [1] 参照)

此処では例1の Brown 運動の場合に個々に連続な過程となる事の伊藤清氏の証明を紹介しよう(又 Doob [2] 参照)。

(VI) 例1の Brown 運動の場合は個々に連続な確率過程となる。

(証明) §1, (II)の条件をたおせばよい。 $E\{(X(t)-X(s))^2\}$  が  $t, s$  の連続函数なる故、任意の正数  $\epsilon, \delta$  に対して  $S = S(\epsilon, \delta)$  を十分小さく取れば、 $|t-s| \leq \delta$  ならば

$$(23) \quad P_{\omega}(|X_t(\omega) - X_s(\omega)| \geq \epsilon) \leq \delta$$

ならしめる事が出来る。

之の  $\delta$  に対して  $2^{-m} < \delta$  に  $m$  を取り、 $[0, 1]$  を  $2^{-m}$  の間隔で分ける。今任意の或分割  $0 = t_1 < t_2 < \dots < t_n = 1$  に対して

$$t_{r-1} \leq \frac{t_r}{2^m} = \tau < t_r < \dots < t_s \leq \tau' = \frac{t_{s+1}}{2^m} < t_{s+1}$$

なりとすれば(以下便宜上  $\tau = t_{r-1}$  と書く、又  $X_{\tau} = X(\tau)$  等々)

$$\begin{aligned} \delta &\geq P_{\omega}(|X(\tau) - X(\tau')| \geq \epsilon) \\ &\geq \sum_{k=r}^s P_{\omega}(|X(\tau) - X(t_k)| < 2a, i=1, \dots, k-1; \\ &\quad |X(\tau) - X(t_k)| \geq 2a, |X(t_k) - X(\tau')| < a) \end{aligned}$$



$$= \sum_{k=r}^s p_w \left( |x(\tau) - x(t_i)| < 2a, i=1, \dots, k-1; \right.$$

$$\left. |x(\tau) - x(t_k)| \geq 2a \right) p_w (|x(t_k) - x(\tau')| < a)$$

$$\geq (1-\theta) \sum_{k=r}^s p_w (|x(\tau) - x(t_i)| < 2a, i=1, \dots, k-1; \right.$$

$$\left. |x(\tau) - x(t_k)| \geq 2a \right)$$

$$= (1-\theta) p_w \left\{ \left( \text{Max}_{i=r, \dots, s} |x(\tau) - x(t_i)| \right) \geq 2a \right\}$$

即ち  $\theta < \frac{1}{2}$  とすれば

$$p_w \left\{ \left( \text{Max}_{i=r, \dots, s} |x(\tau) - x(t_i)| \right) \geq 2a \right\} \leq \frac{\theta}{1-\theta} < 2\theta,$$

故に又

$$p_w \left\{ \left( \text{Max}_{i=r, \dots, s} |x(\tau') - x(t_i)| \right) \geq 3a \right\}$$

$$\leq p_w \left\{ \left( \text{Max} |x(\tau) - x(t_i)| \right) \geq 2a \right\} + p_w (|x(\tau) - x(\tau')| \geq a)$$

$$\leq 3\theta$$

となる。故に

$$E_w \left\{ \left( \text{Max}_{|t_i - t_j| < \delta} |x(t_i) - x(t_j)| \right) > \varepsilon_1 \right\}$$

$$\langle E_w \left\{ \left( \text{Max}_{|t_i - \frac{k}{2^m}| < \delta} |X(t_i) - X(\frac{k}{2^m})| \right) > \frac{\varepsilon_1}{2} \right\}$$

•  $i=1, \dots, n, k=0, \dots, 2^m$

より,  $a \leq \frac{\varepsilon_1}{6}$  とすれば

$$p_w \left\{ \left( \text{Max}_{|t_i - t_j| < \delta} |X(t_i) - X(t_j)| \right) > \varepsilon_1 \right\}$$

$$\langle p \left\{ \left( \text{Max}_{|t_i - \frac{k}{2^m}| < \delta} |X(t_i) - X(\frac{k}{2^m})| \right) > \frac{\varepsilon_1}{2} \right\}$$

$$\leq \sum_{k=0}^{2^m} p_w \left\{ \left( \text{Max}_{|t_i - \frac{k}{2^m}| < \delta} |X(t_i) - X(\frac{k}{2^m})| \right) > \frac{\varepsilon_1}{2} \right\}$$

•  $t_i \geq \frac{k}{2^m}$

$$+ \sum_{k=0}^{2^m} p_w \left\{ \left( \text{Max}_{|t_i - \frac{k}{2^m}| < \delta} |X(t_i) - X(\frac{k}{2^m})| \right) > \frac{\varepsilon_1}{2} \right\}$$

•  $t_i \leq \frac{k}{2^m}$

$$> \frac{\varepsilon_1}{2} \} \leq 6 \cdot 2^m \cdot \delta \leq \frac{6\theta}{8}$$

となる。

一方  $S = t - \delta$  に対して,  $X(t) - X(S)$  の標準偏差は

$$\sqrt{t-S} = \sqrt{\delta} \quad \text{なる故} \quad \theta = p_w(|X(t) - X(S)| \geq a)$$

$$\begin{aligned}
 &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\delta}} \left( \int_{-\infty}^{-a} + \int_a^{\infty} \right) e^{-\frac{x^2}{2\delta}} dx \\
 &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left( \int_{-\infty}^{-\frac{a}{\sqrt{\delta}} + \frac{a}{\sqrt{\delta}}} + \int_{\frac{a}{\sqrt{\delta}}}^{\infty} \right) e^{-\frac{x^2}{2}} dx < \sqrt{\frac{2\delta}{\pi}} \cdot \frac{1}{a} \int_{\frac{a}{\sqrt{\delta}}}^{\infty} x e^{-\frac{x^2}{2}} dx \\
 &= \sqrt{\frac{2\delta}{\pi}} \cdot \frac{1}{a} e^{-\frac{a^2}{2\delta}}
 \end{aligned}$$

よあるから、§1の(II)の条件

$$P_{\omega} \left\{ \left( \text{Max}_{|t_i - t_j| < \delta} |x(t_i) - x(t_j)| \right) > \varepsilon_1 \right\} < \varepsilon_2$$

を成立せしめる爲めには、 $a = \frac{\varepsilon_1}{\delta}$  に対して

$$\frac{\delta}{\delta} \cdot \sqrt{\frac{2\delta}{\pi}} \cdot \frac{1}{a} e^{-\frac{a^2}{2\delta}} < \varepsilon_2$$

なる如く  $\delta$  を撰べばよい。これは可能である。

#### § 4 Markoff 過程

一般に  $X_{t_i}(\omega) = x_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) なる条件付確率密度

を

$$p(x(t_1) = x_1, \dots, x(t_n) = x_n; x(t_{n+1}) = x_{n+1})$$

で表はすと、確率過程が 重 Markoff 過程 であるとは

$t_1 < t_2 < \dots < t_n < t_{n+1}$  に対して

~~1148~~

$$\begin{aligned}
 (24) \quad & p(x(t_1) = x_1, \dots, x(t_n) = x_n; x(t_{n+1}) = x_{n+1}) \\
 &= p(x(t_{n-r+1}) = x_{n-r+1}, \dots, x(t_n) = x_n; x(t_{n+1}) \\
 &= x_{n+1})
 \end{aligned}$$

となる事を言ふ。特に  $\gamma = 1$  の時に 単一 Markoff 過程と言ふ。

例 1 は単一 Markoff 過程で、例 3 は (20) より見られる様に二重 Markoff 過程である。例 3 にならつて  $\gamma$  重 Markoff 過程の例を作る事が出来る。然し之等は余り面白くない例であり、正常過程の場合が大切であらう。以下は単一 Markoff 過程のみ考察する。

本号では  $[a, b]$  に於て  $f(s, t)$  が連続である様な正常な正規過程  $\{x(t)\}$  のみ考へる事にする。従つて (24) は

$$\begin{aligned}
 (25) \quad & \frac{\sqrt{\frac{\Delta(t_1, \dots, t_{n+1})}{(2\pi)^{n+1}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_1^{n+1} a_{i,k}^{(t_1, \dots, t_{n+1})} x_i x_k\right)}}{\sqrt{\frac{\Delta(t_1, \dots, t_n)}{(2\pi)^n} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_1^n a_{i,k}^{(t_1, \dots, t_n)} x_i x_k\right)}} \\
 &= \frac{\sqrt{\frac{\Delta(t_n, t_{n+1})}{(2\pi)^2} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_n^{n+1} a_{i,k}^{(t_n, t_{n+1})} x_i x_k\right)}}{\sqrt{\frac{\Delta(t_n)}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2} a_{nn}^{(t_n)} x_n^2\right)}}
 \end{aligned}$$

と同値である。

$x_1, \dots, x_{n-1}$  は右辺には含まれない。故に両辺の  $\log$  を取って比べれば、
$$\alpha_{i, n+1}^{(t, \dots, t_{n+1})} = \alpha_{n+1, i}^{(t, \dots, t_{n+1})} = 0$$

( $i = 1, \dots, n-1$ ) が必要となる。

故に、特に  $0 \leq s < t < u$  で考へれば (9) により

$$\begin{vmatrix} f(s, t) & f(t, t) \\ f(s, u) & f(t, u) \end{vmatrix} = 0$$

即ち  $f(s, t) f(t, u) = f(t, t) f(s, u)$  を得る。

$\{X(t)\}$  が正常なりといふ假定から  $f(t, t) > 0$  である。

従つて

$$(26) \quad g(s, t) = \frac{f(s, t)}{\sigma(s)\sigma(t)} \quad (\sigma^2(t) = f(t, t))$$

と置けば、 $g(s, t) g(t, u) = g(s, u)$  を得る。此処で

$g(a, s) \neq 0$  となる。何故ならば、 $g(a, s) = 0$  ならば

$g$  の連続性から、かゝる  $S$  の最小なものがある。それを  $S_0 \geq a$

とすれば、 $g(a, v) g(v, S_0) = 0$ 、 $a \leq v \leq S_0$  より

$g(v, S_0) = 0$  となる。故に  $v \rightarrow S_0$  と近づければ

$$g(S_0, S_0) = \frac{f(S_0, S_0)}{\sigma(S_0)^2} = 1 = 0 \quad \text{といふ結果に陥る。}$$

152

~~(150)~~

よって

$$(27) \quad \ell(s)^{-1} = g(a, s) \quad a \leq s \leq b$$

と置けば、 $g(t, u) = \ell(t) \cdot \ell(u)^{-1}$  であるから

$$(28) \quad f(t, u) = \frac{\ell(t)}{\ell(u)} \sigma(t) \sigma(u), \quad (t \leq u)$$

を得る。此處で、 $\sigma(t) > 0$  であり、又  $f(s, s) f(t, t) =$  $f(s, t)^2 \geq 0$  から  $\ell(t)^2 > \ell(s)^2$  ( $t > s$ )、即 $|\ell(t)|$  は單調に増加する。然るに上で  $\ell(t)$  キ 0 で且つ連続、 $\ell(a) = 1$  であるから

$$(29) \quad 1 \leq \ell(t) \quad (a \leq t \leq b) \text{ は單調増加連続函数と}$$

なり。

以上は必要條件であつたが、(28) となる場合には

$$(30) \quad \Delta(t_1, \dots, t_n) = |f(t_i, t_j)| = \left| \frac{\ell(t_i)}{\ell(t_j)} \sigma(t_i) \sigma(t_j) \right| \\ = \prod_{k=1}^n \sigma(t_k)^2 \prod_{k=1}^{n-1} \left( 1 - \frac{\ell(t_k)^2}{\ell(t_{k+1})^2} \right), \quad (t_1 < t_2 < \dots < t_n)$$

となり、 $A = (f(t_i, t_j))^{-1} = (a_{ij})$  を實際に作れば、

$$(31) \quad a_{i,j} = 0, \quad (|i-j| \geq 2), \quad a_{kk} = \frac{1}{\sigma(t_k)^2 \left( 1 - \frac{\ell(t_k)^2}{\ell(t_{k+1})^2} \right)}, \\ a_{k, k-1} = a_{k-1, k} = \frac{1}{\sigma(t_k) \sigma(t_{k-1})} \times \frac{\ell(t_{k-1})}{\ell(t_k)} \frac{1}{\left( 1 - \frac{\ell(t_{k-1})^2}{\ell(t_k)^2} \right)},$$

即ち

$$(32) \quad \sum_{i,k=1}^n \alpha_{i,k}(t_1, \dots, t_n) x_i x_k$$

$$= \frac{x_1^2}{\sigma(t_1)^2} + \sum_{k=2}^n \frac{1}{(\ell(t_k)^2 - \ell(t_{k-1})^2)} \left\{ \frac{\ell(t_{k-1})}{\sigma(t_{k-1})} x_{k-1} - \frac{\ell(t_k)}{\sigma(t_k)} x_k \right\}^2$$

となり、これは確かに (25) 式を満足する。実際に書けば

$$(33) \quad p(x(t) = x; x(\tau) = \xi)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi\{\ell(t)^2 - \ell(\tau)^2\}}} \cdot \frac{\ell(\tau)}{\sigma(\tau)} \exp\left\{-\frac{1}{2\{\ell(\tau)^2 - \ell(t)^2\}} \left(\frac{\ell(\tau)}{\sigma(\tau)} \xi - \frac{\ell(t)}{\sigma(t)} x\right)^2\right\}, \quad (t < \tau)$$

となる。以上により

(VII)  $f(s, t)$  が連続である様な正常な正規確率過程

$\{x_t\}$  ( $\alpha \leq t \leq \beta$ ) が単一-Markoff 過程となる為めの必要十分条件は、単調増加連続函数  $\ell(t)$  により (28) 式なる関係の成立する事である。

例 1 は  $\ell(t) = \sqrt{t}$ ,  $\sigma(t) = \sqrt{t}$  となる場合である。

例 2 は  $\sigma(t) = 1$ ,  $\ell(t) = e^{\lambda t}$  ( $\lambda > 0$ ) となる場合である。

154

(7+2)

今

$$(34) \quad m(t) = \frac{\sigma(t)}{l(t)}, \quad Y(t) = \frac{X(t)}{m(t)}$$

と置けば  $Y$  に対する  $f_Y(s, t)$  は ( $s \leq t$ )

$$\begin{aligned} f_Y(s, t) &= f(s, t) \frac{1}{m(s)m(t)} = l(s)^2 \\ &= \text{Min}(l(s)^2, l(t)^2) \end{aligned}$$

を満足する。即ち時刻のパラメーターを  $t$  から  $l(t)^2$  に変へ

て  $u = u(t)$  を  $l(t)^2$  の逆函数、即ち  $l(u)^2 = t$  とすれば

$$(35) \quad Z(u) = Y(t)$$

は  $f_Z(s, t) = \text{Min}(s, t)$  を満足する。

即ち逆に解いて

$$(36) \quad X(t) = m(t) Y(t) = m(t) Z(u), \\ (l(u)^2 = t)$$

と、例 I の Brown 運動の場合で、パラメーター  $t$  を入れかへ、更に  $m(t)$  なる定まった函数と掛けて目盛りを加減したものと成る。故に

(VIII) 正常正規確率過程  $\{X(t)\}$  で  $f(s, t)$  が連続



である様な単一 Markoff 過程は (36) により例 1 の場合の變形に他ならない。従つてすべて個々に連続な過程である。特に定常なものは例 2 に挙げたもの丈である。

(証) 最後の部分丈証明すればよい。{X(t)} が定常であれば  $0 < t = \text{一定} = 1$  とすれば、 $u(s) = \log l(s) \geq 0$  は連続且つ単調増大で  $f(s, t) = g(s-t) = \frac{l(s)}{l(t)}$   
 $= e^{u(s)-u(t)}$  となる。故に  $u(s)-u(t)$  は  $s-t$  のみの函数であるから、 $u(s)-u(t) = v(s-t)$  と置けば良く知られてゐる様に  $v(s-t) = -\lambda(s-t)$ ,  $\lambda = 0$  となる。即

$$f(s, t) = e^{-\lambda(t-s)}, \quad (t > s)$$

となる。-----

例 1. 2 以外に良く知られてゐる例として、北川氏の考察した傳播事象の例がある。(北川 [1] 参照) それは

$0 \leq s_1 < t_1 \leq s_2 < t_2 < \dots < t_n$  に対して

$$p_{\omega} \left\{ a_i < X(t_i) - X(s_i) < b_i, \quad i = 1, \dots, n \right\}$$

$$= C \int \frac{a_1}{\sqrt{t_1-s_1}} \dots \int \frac{a_n}{\sqrt{t_n-s_n}} \exp \left\{ -\frac{v_i^2}{2(t_i-s_i)d} - \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n \frac{t_i}{s_i} \right\}$$

156

$$\frac{1 + \sum_{v=1}^{i-1} (t_v - s_v) d}{1 + \sum_{v=1}^i (t_v - s_v) d} \left\{ v_i - \frac{\sqrt{t_i - s_i} \cdot d \sum_{v=1}^{i-1} \sqrt{t_v - s_v} \cdot v_v}{1 + \sum_{v=1}^{i-1} (t_v - s_v) d} \right\}^2$$

$$d v_1, \dots, d v_k, \quad d > 0, \quad C = (2\pi)^{-k} \left\{ 1 + \sum_{i=1}^k (t_i - s_i) d \right\}^{-\frac{1}{2}}$$

と与へられるものである。此処で  $w_i = \sqrt{t_i - s_i}$ ,  $C' =$

$$C \frac{1}{\prod_{i=1}^k \sqrt{t_i - s_i}} \quad \text{と置いて変形すれば}$$

$$= C' \int_{a_1}^{b_1} \dots \int_{a_k}^{b_k} \exp \left\{ - \frac{\left( \frac{w_i}{1 + (t_i - s_i) d} \right)^2}{2 \frac{t_i - s_i}{1 + (t_i - s_i) d}} \right.$$

$$\left. - \frac{1}{2} \sum_{i=2}^k \left( \frac{\sum_{v=1}^i (t_v - s_v)}{1 + \sum_{v=1}^i (t_v - s_v) d} - \frac{\sum_{v=1}^{i-1} (t_v - s_v)}{1 + \sum_{v=1}^{i-1} (t_v - s_v) d} \right)^{-1} \right\} \times$$

$$\left( \frac{w_i}{1 + \sum_{v=1}^i (t_v - s_v) d} - \frac{(t_i - s_i) d \sum_{v=1}^{i-1} w_v}{\left( 1 + \sum_{v=1}^i (t_v - s_v) d \right) \left( 1 + \sum_{v=1}^{i-1} (t_v - s_v) d \right)} \right)^2 \Bigg\}$$

$$d w_1, \dots, d w_k$$

となる。故に  $s_1 = 0$ ,  $s_i = t_{i-1}$  ( $i = 2, \dots, k$ ) とすれば

$0 = t_0 < t_1 < \dots < t_n$  で確率密度を求めれば

$$p(X(t_i) - X(t_{i-1}) = a_i, i=1, \dots, n)$$

$$= p(X(t_i) = \sum_{v=1}^i a_v, i=1, \dots, n)$$

$$(比較で  $X_i = \sum_{v=1}^i a_v$  と置いて)  $= p(X(t_i) = X_i, i=1, \dots, n)$$$

$$= C' \exp \left\{ -\frac{1}{2} \frac{\left( \frac{X_i}{1+dt_i} \right)^2}{t_i} - \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n \frac{t_i}{1+dt_i} - \frac{t_{i-1}}{1+dt_{i-1}} \right.$$

$$\left. \left( \frac{X_i - X_{i-1}}{1+dt_i} - \frac{(t_i - t_{i-1}) d X_{i-1}}{(1+dt_i)(1+dt_{i-1})} \right)^2 \right\}$$

$$= C' \exp \left\{ -\frac{1}{2} \frac{\left( \frac{X_i}{1+dt_i} \right)^2}{t_i} - \frac{1}{2} \sum_{i=2}^n \frac{t_i}{1+dt_i} - \frac{t_{i-1}}{1+dt_{i-1}} \right.$$

$$\left. \left( \frac{X_i}{1+dt_i} - \frac{X_{i-1}}{1+dt_{i-1}} \right)^2 \right\}$$

となる。これを (32) と比べて

$$\sigma(t) = \sqrt{t(1+td)}, \quad \ell(t) = \sqrt{\frac{t}{1+td}}$$

とすれば完全に一致する。即ち  $Y(t) = \frac{X(t)}{1+dt}$  は

$\sigma(Y_t) = \sqrt{\frac{t}{1+dt}}$  である例 1 の型となる。

最後に Kolmogoroff の微分方程式にあてはめて見よう。

(Kolmogoroff [1], 参照)

(33) 式の  $p(x(t)=x; x(\tau)=\xi) = f(t, x; \tau, \xi)$

と置けば,  $l(t), \sigma(t)$  共に連続的微分可能とすれば

$$\lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} \int_{|y-x| > \delta} (y-x)^2 f(t-\Delta t, x; t, y) dy = 0$$

と容易に検証出来るから

$$(37) \quad \frac{\partial f(t, x; \tau, \xi)}{\partial t} + A(t, x) \frac{\partial f(t, x; \tau, \xi)}{\partial x} + B(t, x) \frac{\partial^2 f(t, x; \tau, \xi)}{\partial x^2} = 0$$

を満足する。此処に

$$(38) \quad \left\{ \begin{aligned} A(t, x) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} \int_{-\infty}^{\infty} (y-x) f(t, x; t+\Delta t, y) dy \\ &= \left( \frac{l'(t)}{l(t)} - \frac{\sigma'(t)}{\sigma(t)} \right) x \\ B(t, x) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{2\Delta t} \int_{-\infty}^{\infty} (y-x)^2 f(t, x; t+\Delta t, y) dy \\ &= \frac{l'(t)}{l(t)} \sigma^2(t) \end{aligned} \right.$$

となる。逆に

$$(39) \quad A(t, X) = a_0(t)X, \quad B(t, X) = b_0(t).$$

$$b_0(t) > 0$$

に対して  $l(t), o(t)$  を解いて見れば,  $o(t) > 0$ ,

$l(t), l'(t) > 0$  を容易に見る事が出来るから, (39)が

(37)の微分方程式と相待つて定常正規単一 Markoff 過程を  
特長付けることになる。-----