

コレログラムの或る簡便推定量について

東京理科大 理学部 岩瀬晃盛

1. $X(t)$, $t=0, \pm 1, \pm 2, \dots$, を真正規定常確率過程とし, $E[X(t)] = \mu$, $V[X(t)] = \sigma^2$ 及び $\text{Cov}[X(t), X(t+h)] = \sigma^2 \rho(h)$ とする。 μ は既知であると仮定し, 一般性を失なうことなく $\mu=0$ と置く。ここでの目的はコレログラム $\rho(h)$ の推定である。簡単のために $X(t)$ は $t=1, 2, \dots, N, \dots, N+h$ で観測されるものとする。 N は正整数, h は非負整数である。

通常は, $\rho(h)$ の推定量として

$$r^*(h; D) = \frac{\sum_{t=1}^N (X(t)-D) \cdot (X(t+h)-D)}{\sigma^2 N}, \quad \sigma^2 \text{ 既知}, \quad (1)$$

$$r(h; D) = \frac{\sum_{t=1}^N (X(t)-D) \cdot (X(t+h)-D)}{\sum_{t=1}^N (X(t)-D)^2}, \quad \sigma^2 \text{ 未知} \quad (2)$$

が用いられることが多い。ここで, D はゼロレベルを誤って D が真値から離れて設定してしまつたそのズレの大きさを示すものである。 D は未知なる任意の実数である。ここでは, $r^*(h; D)$, $r(h; D)$ のかわりに, 符号変換を利用した

$$\tilde{r}(h, D; \alpha, \beta) = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot \frac{1}{\sigma^2} \cdot \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N [\alpha (X(t)-D) \cdot \text{sgn}(X(t+h)-D) + \beta \cdot \text{sgn}(X(t)-D) \cdot (X(t+h)-D)] \quad , \sigma^2 \text{ 既知}, (3)$$

$$\bar{r}(h, D; \alpha, \beta) = \frac{\sum_{t=1}^N [\alpha \cdot (X(t)-D) \cdot \text{sgn}(X(t+h)-D) + \beta \cdot \text{sgn}(X(t)-D) \cdot (X(t+h)-D)]}{\sum_{t=1}^N |X(t)-D|} \quad , \sigma^2 \text{ 未知}, (4)$$

なる推定量を考察する。但し α, β は $\alpha + \beta = 1$ なる任意の非負実数であり、 $\text{sgn}(x) = 1 (x > 0), 0 (x = 0), -1 (x < 0)$ である。フータから $p(h)$ を推定しようとする場合、計算機を前提にしても、 $r^*(h, D)$ や $r(h, D)$ を用いるよりも $\tilde{r}(h, D; \alpha, \beta)$ や $\bar{r}(h, D; \alpha, \beta)$ を用いる方が計算時間は大抵に短縮される。しかも N が或る程度大きい場合、 $r^*(h, D)$ や $r(h, D)$ の計算時間そのものが相当大きいので、この計算時間の短縮は $\tilde{r}(h, D; \alpha, \beta)$ や $\bar{r}(h, D; \alpha, \beta)$ の使用が実際的な意味でかなり有効であることを示している。このことより、 $\tilde{r}(h, D; \alpha, \beta)$ や $\bar{r}(h, D; \alpha, \beta)$ は $p(h)$ の簡便推定量と呼ばれたい。

(1) 式の中の $X(t)X(t+h)$ を $X(t) \cdot \text{sgn} X(t+h)$ で換えることを最初に示したのは K. Takahasi & K. Husimi (1935) である。その後 1962年に M. Huzii が simple Markov Gaussian process での $\tilde{r}(h, 0; 1, 0)$ の分散式を、また 1964年に Gaussian process での $\tilde{r}(h, 0; 1, 0)$ の分散式を示した。これらにより、 $|p(h)|$ が或る値より大きい h になると、 $r^*(h, 0)$ の分散よりも $\tilde{r}(h, 0; 1, 0)$ の分散の方が小さいと云う結果が数値計算例によって示された。

1973年, K. Iwase は 1964年の M. Huzii の結果の別証を与えたことより, より簡単な分散式を得た。また, 1976年, Iwase は Gaussian process z_t の $\tilde{r}(h, D; 1, 0)$ の分散式を与え, D の増大に対して $\tilde{r}(h, D; 1, 0)$ の MSE の方が $r^*(h, D)$ の MSE の増大より少ないことを数値計算例で示し, $D=0$, $f(h) = a^{|h|}$, $|a| < 1$ の時, $|f(h)|$ が或る値より大きい h に対して, $r^*(h, 0)$ の分散よりも $\tilde{r}(h, 0; 1, 0)$ の分散の方が小さいことを証明した。1966年に Huzii は M -dependent Gaussian process z_t の $\bar{r}(h, 0; 1, 0)$ の $N \rightarrow \infty$ での漸近分散を示し, 数値計算例により, $r(h, 0)$ の漸近分散よりも $\bar{r}(h, 0; 1, 0)$ の漸近分散の方がどの h に対しても大きいことを示した。

今回の主な目的は, 次の2つに絞られる。第1にパラメータ α, β の決め方による, 漸近分散の減少と云う意味での精度改善は出来るか? 第2に D の増大に対して σ^2 が既知のときのよりよい“良さ”がどの程度保存出来るか? これを $\bar{r}(h, D; \alpha, \beta)$ について行なう。

2. $\bar{r}(h, D; \alpha, \beta)$ の漸近的性質.

以下では, M. Huzii^[3] が扱ったのと同じ $X(t)$ を仮定する。即ち, $E[\xi(t)] = 0$, $V[\xi(t)] = 1$ 及び $E[\xi(t_1)\xi(t_2)] = 0$ ($t_1 \neq t_2$) なる white noise $\xi(t)$ による,

$$X(t) = G_0 \cdot \xi(t) + G_1 \cdot \xi(t-1) + \dots + G_M \cdot \xi(t-M)$$

の如く finite moving average を表現しうる正規定常過程であるとす。ここで M は正整数, G_k は実定数であるとす。

$h=0$ のときは, ほとんども確実に $\tilde{r}(0, D; \alpha, \beta) = 1$ であるとす, 以下では $h \geq 1$ とす。最初に次のように変形する。

$$\begin{aligned} & \sqrt{N} \cdot (\tilde{r}(h, D; \alpha, \beta) - H(h, \delta)) \\ &= \frac{\frac{1}{\sqrt{N}} \sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot \frac{1}{\sigma} \sum_{t=1}^N [\alpha \cdot (X(t)-D) \cdot \text{sgn}(X(t+h)-D) + \beta \cdot \text{sgn}(X(t)-D) \cdot (X(t+h)-D) - H(h, \delta) \cdot |X(t)-D|]}{\frac{1}{\sqrt{N}} \sqrt{\frac{\pi}{2}} \cdot \frac{1}{\sigma} \sum_{t=1}^N |X(t)-D|} \end{aligned} \quad (4)$$

但し $\delta = \frac{D}{\sigma}$, $\Phi(\delta) = \int_0^{\delta} \exp[-\frac{1}{2}x^2] dx$,

$$H(h, \delta) = \{p(h) \exp[-\frac{1}{2}\delta^2] + \delta \Phi(\delta)\} / \{ \exp[-\frac{1}{2}\delta^2] + \delta \Phi(\delta) \},$$

とす。

定理 1. $\tilde{r}(0, D; \alpha, \beta) \xrightarrow[N \rightarrow \infty]{} \delta \Phi(\delta) + \exp[-\frac{1}{2}\delta^2]$ in probability.

証明は K. IWASE [5] の (2-1) 式及び (2-20) 式を利用すればよい。

この定理での $\tilde{r}(0, D; \alpha, \beta)$ とは (4) 式での分子の部分とす。

$X(t)$ 及び D は次元を持つ, 2 つの正の数 $|| < ||$ のと, 簡

単のためには

$$Y(t) = \frac{X(t) - D}{\sigma}$$

と置く。このとき

$$Z(t) = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \left\{ \alpha \cdot Y(t) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+h) + \beta \cdot \operatorname{sgn} Y(t) \cdot Y(t+h) - H(h, \delta) \cdot |Y(t)| \right\}$$

とすれば、この $Z(t)$ は $E[Z(t)] = 0$ なる Diananda の意味での $(M+h)$ -dependent process である。 $N \rightarrow \infty$ のとき $\sum_{t=1}^N Z(t) / \sqrt{N}$ は母平均ゼロ、母分散 $\sum_{k=-(M+h)}^{M+h} C(k)$ の正規分布に法則収束する。但し $C(k) = E[Z(t)Z(t+k)]$ である。従って、以下に於いて $c(k)$ を求める。

$$\begin{aligned} c(k) = & \frac{\pi}{2} \left\{ \alpha^2 \cdot E[Y(t) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+h) \cdot Y(t+k) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+h+k)] \right. \\ & + d\beta \cdot E[Y(t) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+h) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+k) \cdot Y(t+h+k)] \\ & - d \cdot H(h, \delta) \cdot E[Y(t) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+h) \cdot Y(t+k) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+h+k)] \\ & + d\beta \cdot E[\operatorname{sgn} Y(t) \cdot Y(t+h) \cdot Y(t+k) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+h+k)] \\ & + \beta^2 \cdot E[\operatorname{sgn} Y(t) \cdot Y(t+h) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+k) \cdot Y(t+h+k)] \\ & - \beta \cdot H(h, \delta) \cdot E[\operatorname{sgn} Y(t) \cdot Y(t+h) \cdot Y(t+k) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+k)] \\ & - d \cdot H(h, \delta) \cdot E[Y(t) \cdot \operatorname{sgn} Y(t) \cdot Y(t+k) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+h+k)] \\ & - \beta \cdot H(h, \delta) \cdot E[Y(t) \cdot \operatorname{sgn} Y(t) \cdot \underbrace{Y(t+k)}_{\operatorname{sgn}} \cdot Y(t+h+k)] \\ & \left. + H(h, \delta)^2 \cdot E[Y(t) \cdot \operatorname{sgn} Y(t) \cdot Y(t+k) \cdot \operatorname{sgn} Y(t+k)] \right\} \end{aligned}$$

を計算する。このために、次の4つの場合に分けて行う。

- i) $k \neq 0$ 且 $k \neq \pm h$,
- ii) $k = h$,
- iii) $k = -h$,
- iv) $k = 0$.

計算のために, $p(h)$ に対する仮定として

$$\Sigma_1 = \begin{pmatrix} 1 & p(h) & p(R) & p(R+h) \\ p(h) & 1 & p(R-h) & p(R) \\ p(R) & p(R-h) & 1 & p(h) \\ p(R+h) & p(R) & p(h) & 1 \end{pmatrix}$$

が任意の正整数 h , 及び $|R| \leq M+h$ なる任意の整数 R に対し Σ_1 non-singular であるとする。ここに, 河田 [7], p. 83, 補題 5.1.1 より, 任意の定数 a, θ に対し

$$\left| \int_a^\theta \frac{\sin t}{t} dt \right| \leq C$$

なる絶対定数 C が存在し, $C = \pi$ とすれば十分であること,

$$\text{すなわち, } \operatorname{sgn}(x) = \frac{1}{\pi i} \lim_{\epsilon \downarrow 0} \lim_{L \rightarrow \infty} \int_{L \leq |u| \leq L+\epsilon} \frac{1}{u} \exp[iux] du$$

であることに注意すれば, K. Iwase [5] と同様に Σ_1 の $C(R)$ の計算をやるので, 途中の計算式は略す。

$$\bar{K}(h) = \sum_{R=-(M+h)}^{M+h} C(R),$$

$$J_1(a) = \int_0^a (1-x^2)^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{1+x} \delta^2\right] dx + (\bar{\Psi}(\delta))^2,$$

$$J_2(a) = \int_0^a (1-x^2)^{-1/2} \left\{ (1-x^2)^{-1} - \delta^2 (1+x)^{-2} \right\} \exp\left[-\frac{1}{1+x} \delta^2\right] dx + \delta \bar{\Psi}(\delta) \exp\left[-\frac{1}{2} \delta^2\right],$$

$$J_3(a) = (1-a^2)^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{1+a} \delta^2\right],$$

$$J_4(a) = \delta \int_0^a (1+x)^{-1} (1-x^2)^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{1+x} \delta^2\right] dx - \bar{\Psi}(\delta) \cdot \exp\left[-\frac{1}{2} \delta^2\right],$$

(但し $|a| < 1$) とするとして,

$$\begin{aligned}
\bar{K}(h) &= \frac{\pi}{2} (1 + H(h, \delta)^2) (1 + \delta^2) - \pi \cdot H(h, \delta) \cdot (p(h) + \delta^2) - \pi \alpha \beta \cdot (1 - p(2h)) \\
&+ 2 \sum_{\substack{R=0 \\ R \neq h}}^{M+h} \left\{ \alpha \beta \cdot [(p(R+h) + \delta^2) \cdot J_1(p(R-h)) - 2p(R)p(h) J_2(p(R-h)) \right. \\
&\quad \left. + (p(R)^2 + p(h)^2) \cdot J_3(p(R+h)) - 2\delta (p(R) + p(h)) J_4(p(R-h))] \right. \\
&\quad - \alpha \cdot H(h, \delta) \cdot [(p(R) + \delta^2) \cdot J_1(p(R-h)) - (p(R) + p(h)p(R-h)) J_2(p(R-h)) \\
&\quad \left. + (p(h) + p(R)p(R-h)) J_3(p(R-h)) - \delta (1 + p(R) + p(h) + p(R-h)) J_4(p(R-h))] \right\} \\
&+ 2 \sum_{R=1}^{M+h} \left\{ (\alpha^2 + \beta^2) \cdot [(p(R) + \delta^2) J_1(p(R)) - p(h) (p(R+h) + p(R-h)) J_2(p(R)) \right. \\
&\quad \left. + (p(h)^2 + p(R+h)p(R-h)) J_3(p(R)) - \delta (2p(h) + p(R+h) + p(R-h)) J_4(p(R))] \right. \\
&\quad \left. + \alpha \beta \cdot [(p(R-h) + \delta^2) J_1(p(R+h)) - 2p(R)p(h) J_2(p(R+h)) \right. \\
&\quad \left. + (p(R)^2 + p(h)^2) J_3(p(R+h)) - 2\delta (p(R) + p(h)) J_4(p(R+h))] \right. \\
&\quad - \alpha \cdot H(h, \delta) \cdot [(p(R) + \delta^2) J_1(p(R+h)) - (p(R) + p(h)p(R+h)) J_2(p(R+h)) \\
&\quad \left. + (p(h) + p(R)p(R+h)) J_3(p(R+h)) - \delta (1 + p(R) + p(h) + p(R+h)) J_4(p(R+h))] \right. \\
&\quad - \beta \cdot H(h, \delta) \cdot [(p(R+h) + \delta^2) J_1(p(R)) - (p(R)p(h) + p(R+h)) J_2(p(R)) \\
&\quad \left. + (p(h) + p(R)p(R+h)) J_3(p(R)) - \delta (1 + p(R) + p(h) + p(R+h)) J_4(p(R)) \right. \\
&\quad \left. + (p(R-h) + \delta^2) J_1(p(R)) - (p(R)p(h) + p(R-h)) J_2(p(R)) \right. \\
&\quad \left. + (p(h) + p(R)p(R-h)) J_3(p(R)) - \delta (1 + p(R) + p(h) + p(R-h)) J_4(p(R))] \right. \\
&\quad \left. + H(h, \delta)^2 \cdot [(p(R) + \delta^2) J_1(p(R)) - 2p(R) J_2(p(R)) \right. \\
&\quad \left. + (1 + p(R)^2) J_3(p(R)) - 2\delta (1 + p(R)) J_4(p(R))] \right\}
\end{aligned}$$

と存す。

定理 2

$$\sqrt{N} \left(\bar{r}(h, \delta; \alpha, \beta) - H(h, \delta) \right) \xrightarrow{N \rightarrow \infty} N(0, \bar{K}(h) / (\delta \Xi(\delta) + \exp[-\frac{1}{2}\delta^2])^2)$$

以下簡単な仮定に

$$\bar{V}(h, D; \alpha, \beta) = \bar{K}(h) / (\delta \Phi(\delta) + \exp[-\frac{1}{2}\delta^2])^2$$

と置く。さて、特に $D=0$ のときは、

$$J_1(a) = A \operatorname{arcsin} a, \quad J_2(a) = a/\sqrt{1-a^2}, \quad J_3(a) = 1/\sqrt{1-a^2}, \quad J_4(a) = 0$$

であるから、次の結果を得る。

系 1

$$\begin{aligned} \bar{V}(h, 0; \alpha, \beta) &= \frac{\pi}{2} (1 - p(h)^2) - \pi \alpha \beta (1 - p(2h)) \\ &+ 2 \sum_{\substack{R=0 \\ R \neq h}}^{H+h} \left\{ \alpha \beta \left[p(R+h) \operatorname{arcsin} p(R-h) + \frac{p(R)^2 + p(h)^2 - 2p(R)p(h)p(R-h)}{\sqrt{1-p(R-h)^2}} \right] \right. \\ &\quad \left. - \alpha \left[p(h)p(R) \operatorname{arcsin} p(R-h) + p(h)^2 \sqrt{1-p(R-h)^2} \right] \right\} \\ &+ 2 \sum_{R=1}^{H+h} \left\{ (\alpha^2 \beta^2) \left[p(R) \operatorname{arcsin} p(R) + \frac{p(h)^2 + p(R+h)p(R-h) - p(R)p(h)(p(R+h) + p(R-h))}{\sqrt{1-p(R)^2}} \right] \right. \\ &\quad \left. + \alpha \beta \left[p(R-h) \operatorname{arcsin} p(R+h) + \frac{p(R)^2 + p(h)^2 - 2p(R)p(h)p(R+h)}{\sqrt{1-p(R+h)^2}} \right] \right. \\ &\quad \left. - \alpha \left[p(R)p(h) \operatorname{arcsin} p(R+h) + p(h)^2 \sqrt{1-p(R+h)^2} \right] \right. \\ &\quad \left. - \beta \left[p(h)(p(R+h) + p(R-h)) \operatorname{arcsin} p(R) + 2p(h)^2 \sqrt{1-p(R)^2} \right] \right. \\ &\quad \left. + p(h)^2 p(R) \operatorname{arcsin} p(R) + p(h)^2 \sqrt{1-p(R)^2} \right\}. \end{aligned}$$

この系 1 の特別な場合である $\bar{V}(h, 0; 1, 0)$ は M. Huzii [1], Theorem 3 の結果である。しかし、Huzii の与えた式は数値計算を行なう上で極めて煩雑であり、そこで与えた式のほうが便利である。また、 $h=0$ のときは、 $\bar{V}(h, 0; \alpha, \beta) = 0$ である。

の²⁴, 形式的には系1の式は $h \geq 0$ で与えられると12
より。

次に, h が十分大きい所での $\bar{V}(h, 0; \alpha, \beta)$ の性質を示す。実
際には, $|p(k)|$ が或る程度大きい h の部分1が関心があるわけ
であり, 従って h が十分大きい所での議論は, 此の意味で
十分センシティブであるが, (かく $\bar{V}(h, 0; \alpha, \beta)$ の数値計算の検
算等々には有効と思われよう) と示すことにする。

$\sqrt{N} (r(h, 0) - p(h))$ の漸近分布の分散を $V(h)$ とする。これは
既に M. Hugi^[3], Theorem 6 で与えられる。系1より

$h > M$ のとき

$$V(h) = 1 + 2 \sum_{k \geq 1} p(k)^2,$$

$$\bar{V}(h, 0; 1, 0) = \bar{V}(h, 0; 0, 1) = \frac{\pi}{2} + 2 \sum_{k \geq 1} p(k) \operatorname{Arccos} p(k).$$

$h > 2M$ のとき

$$\bar{V}(h, 0; 1/2, 1/2) = \frac{1}{4}\pi + \frac{1}{2} + \sum_{k \geq 1} (p(k) \operatorname{Arccos} p(k) + p(k)^2).$$

以上より, 次の結果を得る。

$\forall h > 2M \Rightarrow 12$

系2. $\bar{V}(h, 0; \alpha, \beta)$ は $\alpha = \beta = 1/2$ のとき最小値をもつ。

系3. $\forall h > M \Rightarrow 112$

$$\frac{\pi}{2} V(h) \geq \bar{V}(h, 0; 1, 0) = \bar{V}(h, 0; 0, 1) \geq \frac{\pi-2}{2} + V(h).$$

系 4. $\forall h > 2M \Rightarrow \dots$

$$\frac{\pi+2}{4} V(h) \geq \bar{V}(h, 0; \frac{1}{2}, \frac{1}{2}) \geq \frac{\pi-2}{4} + V(h).$$

系 5. $\forall h > 2M \Rightarrow \dots$

$$\bar{V}(h, 0; \frac{1}{2}, \frac{1}{2}) = \frac{1}{2} [V(h) + \bar{V}(h, 0; 1, 0)] = \frac{1}{2} [V(h) + \bar{V}(h, 0; 0, 1)].$$

ここで上の系 2 は、等しいウェイトを付けた対称化した方がよさそうであることと、我々の感度を裏付ける一つの結果である。系 3 は Huzii [3] の Theorem 8 に相当するものがあるが、その結果は、ここで記号を置き換えて

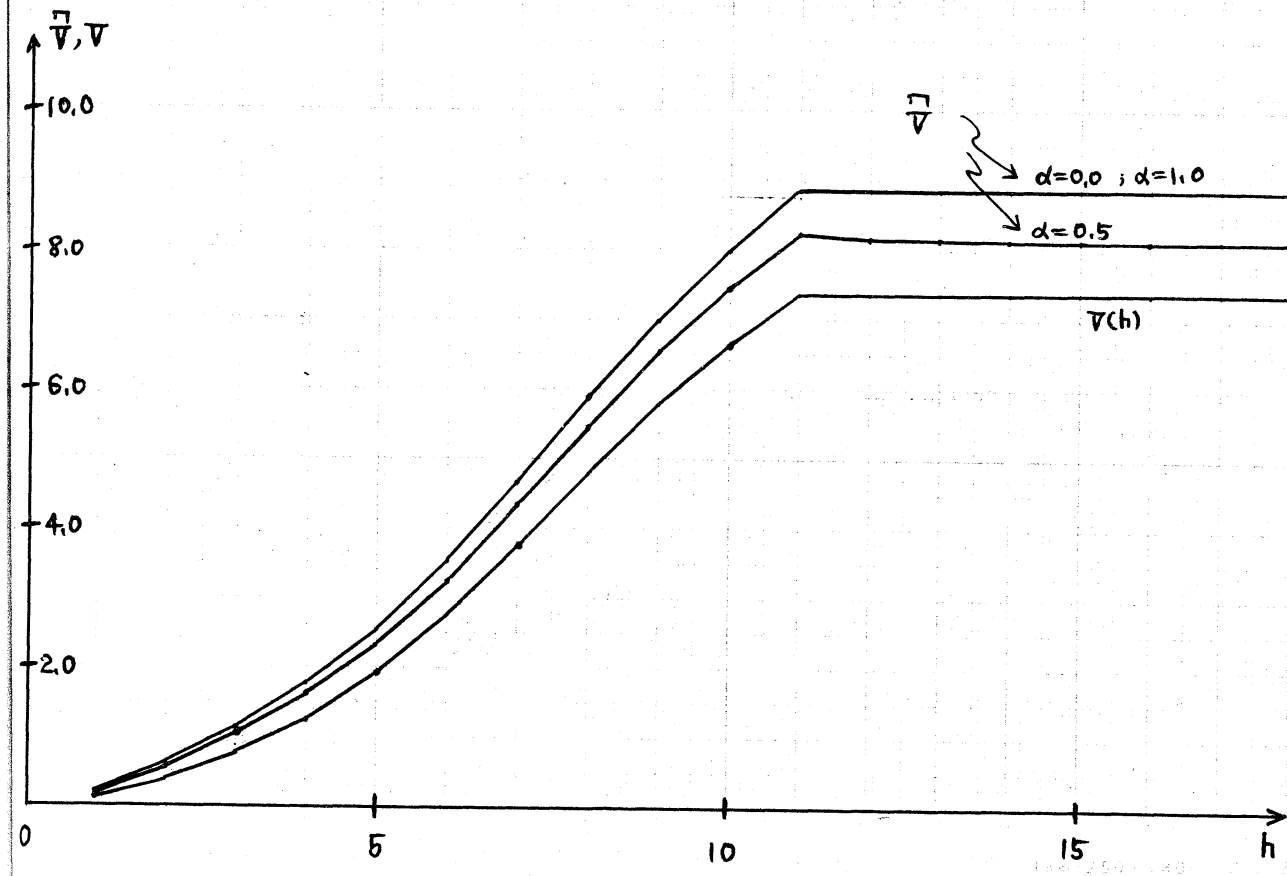
$$\frac{\pi}{2} V(h) \geq \bar{V}(h, 0; 1, 0) > V(h)$$

であり、系 3 によつてこれが改善される。

数値計算例。

$$p(h) = \begin{cases} 1 - \frac{|h|}{M+1} & ; h=0, \pm 1, \dots, \pm M \\ 0 & ; h=\pm(M+1), \dots \end{cases}$$

とした場合の $M=10$ の例。他のいくつかの例も同様のものがあるが、この h を見ても $\alpha=0.5$ のとき \bar{V} の最小値を与えている。また $\alpha=0.5$ に限り対称である。



参考文献

- [1] Huzi \acute{c} , M. (1962); On a simplified method of the estimation of the correlogram for a stationary Gaussian process, Ann. Inst. Stat. Math., 14, 259-268.
- [2] Huzi \acute{c} , M. (1964); On a simplified method of the estimation of the correlogram for a stationary Gaussian process, II, Kōdai Math. Sem. Rep., 16, 199-212.
- [3] Huzi \acute{c} , M. (1966); On a simplified method of the estimation of the correlogram for a stationary Gaussian process, III, Kōdai Math. Sem. Rep., 18, 195-211.
- [4] IWASE, K. (1973); On the formula of the variance of a simplified estimator of the covariogram for a stationary normal process, Rep. Stat. Appl. Res., 20, 113-117.
- [5] IWASE, K. (1976); On a property of a simplified estimator of correlogram, Rep. Stat. Appl. Res., 23, 177-185.
- [6] Cramér, H.; Mathematical Method of Statistics, Overseas, 1966.
- [7] 河田龍夫; FOURIER解析, 産業図書, 1975.
- [8] 寺沢寛一; 数学概論, 岩波書店, 1970.
- [9] ГРАДШТЕЙН, И.С. и РЫЖИК, И.М.; ТАБЛИЦЫ ИНТЕГРАЛОВ, СУММ, РЯДОВ И ПРОИЗВЕДЕНИЙ, НАУКА, 1971.