下方に有界なことは $dispersion$ の定義と Tchebyscheo の不等式から簡単に出る。

平均濃度函数の場合と異る点は必十條件の式の型が少し変り，α に対する制限がなくなったことである。

4. Elementary processes と推定論について

風見　秋子

Time series の様に互に相関ある data $x_1, x_2, \cdots\cdots x_n$ から，これ等の分布に関する parameter α（但し α は n に，depend しないものとする）を推定する問題を，独立な Sample における古典的な推定法の応用として取扱う。

1. $x_1, \cdots\cdots, x_n$ の frequency を $f(x_1, \cdots\cdots, x_n : \alpha)$ とすると適当な regularity condition のもとに α の推定値 $\alpha^*(x_1, \cdots\cdots, x_n)$ の variance に関して次の不等式が成立つ.

$$E(\alpha^* - \alpha)^2 \geqq 1 + \frac{db(\alpha)}{d\alpha} \Big/ \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \left(\frac{\partial}{\partial \alpha} \log f(x_1, \cdots x_n : \alpha) \right)^2 f(x_1, \cdots x_n : \alpha) dx_1 \cdots dx$$

efficiency の定義等も同様である。

2. $\{x_n\}$ $n = 1, 2, \cdots\cdots$ が Stationary Markoff process of order k ($k \geqq 1$) で且つ ergodic ならば．Maximum likelihood estimate は，ある regularity の仮定のもとに，consistent 且つ asymptotically efficient な estimate となる．

更に Normal process ならばその極限分布はやはり Normal となる。

3. Moment に対する estimate としては ergodic theorem が有用な手段として用ひられるが，これは一般に estimate の

consistency しかのべない。 しかし例へば Stationary Normal Markoff process における平均値の種々な linear estimate に関しては，之等の大数の法則において asymptotic Normality が成り立つ。

5. 分布函数の組の収斂について，その距離づけ及び多次元の場合

高野　金作

確率論に於ける極限定理の中で，所謂法則収斂に関するものはすべて分布函数の組に関する極限定理である。

故に分布函数の組の収斂と等値な距離を導入することが出来るならば，極限定理に関する議論はもつと見透しのよいものになるであらう。 この意味で標題の距離づけを考えてみた。

この距離づけを念頭において中心極限定理等を見直してみたいと思つている。

Kを一つの分布函数の組とし，それに属する一つの分布函数を $F(x)$ としそれの m.c.f.（mean concentration function，國澤清典氏によつて導入されたものをとる）を $\Phi_F(h)$ とおけば $\Phi_F(+0)$の値はKによつて一意にきまる。

これを $\Phi_K(0)$とおく。 $0<\gamma<1$なるγを一つきめて $\Phi_K(0)<\gamma$ であるような組Kの全体を Ω_γ とおく。

Ω_γに属する任意の二つの組を K_1, K_2 とし，それらに属する分布函数の中で parameter γ に対する dispersion（m.c.f の逆函数）が 1 であるものをそれぞれ $F_1(x)$, $F_2(x)$ とし，P. Lévy によつて導入された分布函数間の距離を $d(F_1(x), F_2(x))$ で表すことにして，$d_\gamma(K_1, K_2)$ を，