

[問]

昭和 39 年度 (問題)

午 前 の 部

1. X_m を平均 m の Poisson 分布に従う確率変数として、関数 $f(m, k), F(m, k)$

を $f(m, k) = P(X_m = k)$

$$F(m, k) = P(X_m \leq k)$$

のように定義するとき、次の(i)が成り立つことを証明し、次にその結果を使って、(ii)が成り立つことを証明せよ。

(i) $\frac{\partial}{\partial m} F(m, k) = -f(m, k)$

(ii) $P(X_m \leq k) = P(\chi_{2k+2}^2 \geq 2m)$

ここで χ_{2k+2}^2 は、自由度 $(2k+2)$ の χ^2 分布に従う確率変数とする。ただし、自由度 $(2k+2)$ の χ^2 分布の確率密度関数 $g(x)$ は

$$g(x) = \begin{cases} \frac{1}{2^{k+1} \Gamma(k+1)} e^{-\frac{x}{2}} x^k, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

である。

2. 母集団分布が区間 $(0, a)$ の上の一様分布 (矩形分布) であることがわかっている (a は未知数)。この母集団から大きさ n の任意標本をとり、最大のものを X とするとき、この X を使った a の不偏推定量を X の一次式の形で求めよ。

午 後 の 部

3. 平均 μ 分散 σ^2 の正規母集団からとった大きさ n の標本 x_1, x_2, \dots, x_n が与えられた場合、

(i) μ を既知としたとき、 σ^2 の最尤推定値を求めよ。

(ii) $\mu^2 = \sigma^2$ としたとき、 μ の最尤推定値を求めよ。

[問]

4. 次の(1), (2), (3) 3問のうち、いずれか1問に答えよ。

- (1) 二つの企業AとBが市場を独占的に分け合っており、2企業の利得の合計は常に100になるようになっているとする。企業Aは3種類の戦略1, 2, 3を有し、企業Bは4種類の戦略1, 2, 3, 4をもったがいに競争している。各企業の戦略の組み合わせに対する企業Aの利得は、次の表のように与えられている。

		企 業 B			
		1	2	3	4
企 業 A	1	45	80	30	55
	2	30	25	50	35
	3	65	40	75	80

たとえば、企業Aが戦略2を用い、Bが同時に戦略4を用いたときはAの利得は35、Bの利得は $100 - 35 = 65$ となるわけである。この利得表はA側にもB側にも知られているものとして、A、Bはそれぞれどのような戦略をとるのが合理的であるか。

- (2) 到着順に1個所に順にかならず並び、先着順にサービスを受けるシステムがある。窓口の数を s 個とし、客の到着はPoisson分布(平均 λ)に従い、サービス時間は指数分布(平均 $\frac{1}{\mu}$)に従う待ち合わせの問題で、ちょうど窓口が全部ふさがり、しかも列を作って待ち合わせている人のない状態の確率を求めよ。ただし、定常状態を考え、

$$\frac{\lambda}{s\mu} < 1 \quad \text{とする。}$$

- (3) 事象 $A_1, A_2, \dots, A_m; B_1, B_2, \dots, B_n$ があり、 A_1, A_2, \dots, A_m は互いに排反、 B_1, B_2, \dots, B_n も互いに排反で、

$$i = 1, 2, \dots, m \text{ について } P(A_i) > 0,$$

$$\sum_{i=1}^m P(A_i) = 1, \quad \sum_{j=1}^n P(B_j) = 1,$$

とする。このとき、次の二つの式が成り立つことを証明し、また、これらがそれぞれ情報理論上、どういう意味をもっているかを簡単に述べよ。

$$(i) \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n P(A_i, B_j) \log P(A_i, B_j)$$

[問]

$$= \sum_{i=1}^m P(A_i) \sum_{j=1}^n P(B_j | A_i) \log P(B_j | A_i) + \sum_{i=1}^m P(A_i) \log P(A_i)$$

$$(ii) \sum_{i=1}^m P(A_i) \sum_{j=1}^n P(B_j | A_i) \log P(B_j | A_i) \geq \sum_{j=1}^n P(B_j) \log P(B_j)$$

昭和 39 年度 (解答)

午 前 の 部

1. a)

$$f(m, k) = \frac{e^{-m} m^k}{k!}$$

$k \geq 1$ なら

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial m} f(m, k) &= -\frac{e^{-m} m^k}{k!} + \frac{k}{k!} e^{-m} m^{k-1} = -\frac{e^{-m} m^k}{k!} \\ &\quad + \frac{e^{-m} m^{k-1}}{(k-1)!} = -f(m, k) + f(m, k-1) \dots\dots\dots (1) \end{aligned}$$

$k=0$ なら

$$\frac{\partial}{\partial m} f(m, k) = \frac{\partial}{\partial m} e^{-m} = -e^{-m} = -f(m, k) \dots\dots\dots (2)$$

$f(m, -1) = 0$ と定義すれば, (2)によって, (1)は $k \geq 0$ について成り立つ。

$$\begin{aligned} \therefore \frac{\partial}{\partial m} F(m, k) &= \frac{\partial}{\partial m} \sum_{\nu=0}^k f(m, \nu) = \sum_{\nu=0}^k \frac{\partial}{\partial m} f(m, \nu) \\ &= \sum_{\nu=0}^k \{-f(m, \nu) + f(m, \nu-1)\} = -f(m, k) + f(m, -1) = -f(m, k) \end{aligned}$$

b) a)から, 任意の $\varepsilon > 0$ について

$$F(m, k) - F(\varepsilon, k) = -\int_{\varepsilon}^m f(t, k) dt = -\frac{1}{k!} \int_{\varepsilon}^m e^{-t} t^k dt \dots\dots (1)$$

ここで, $F(\varepsilon, k) = \sum_{\nu=0}^k f(\varepsilon, \nu)$

$$f(\varepsilon, 0) = \frac{e^{-\varepsilon} \varepsilon^0}{0!} = e^{-\varepsilon}$$

$$\therefore \lim_{\varepsilon \rightarrow 0+} f(\varepsilon, 0) = 1$$

$$f(\epsilon, \nu) = \frac{e^{-\epsilon} \epsilon^\nu}{\nu!} \text{ for } \nu \geq 1$$

$$\therefore \lim_{\epsilon \rightarrow 0+} f(\epsilon, \nu) = 0 \text{ for } \nu \geq 1$$

$$\therefore \lim_{\epsilon \rightarrow 0+} F(\epsilon, k) = 1 \text{ for } k \geq 0$$

したがって、(1)で $\epsilon \rightarrow 0+$ とすると、

$$F(m, k) = 1 - \frac{1}{k!} \int_0^m e^{-t} t^k dt = \frac{1}{k!} \int_m^\infty e^{-t} t^k dt$$

一方、

$$\begin{aligned} P(\chi_{2k+2}^2 \geq 2m) &= \frac{1}{\Gamma(k+1)} \int_{2m}^\infty e^{-\frac{x}{2}} \left(\frac{x}{2}\right)^{2k+2-1} \cdot \frac{1}{2} dx \\ &= \frac{1}{k!} \int_m^\infty e^{-t} t^k dt \end{aligned}$$

(注) ϵ を最初から0とすると、

$$f(0, 0) = \frac{e^{-0} 0^0}{0!} = 0^0 \text{ となって、無意味となる。}$$

2. n ケの標本の最大のもを X としたのであるから、 X の密度関数 $g(x)$ は、

$$g(x) = \frac{n!}{(n-1)!} \left(\int_0^x \frac{1}{a} dx \right)^{n-1} \cdot \frac{1}{a} \text{ である。}$$

したがって、

$$g(x) = n \cdot \frac{x^{n-1}}{a^n} \text{ on } (0, a) \text{ である。}$$

求める、不偏推定量(Unbiased Estimator)を $\alpha x + \beta$ とおけば、

$$\int_0^a (\alpha x + \beta) g(x) dx = a \text{ でなければならない。 (題意)}$$

これを計算すれば

$$\alpha \cdot \frac{n}{n+1} a + \beta = a \text{ であるから、 } \alpha = \frac{n+1}{n}, \beta = 0 \text{ で、}$$

求める不偏推定量は,

$$\frac{n+1}{n} x \text{ である。}$$

午後の部

3.

$$\text{尤度} = L = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n \exp \left(- \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right)$$

$$\log L = - \sum \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} + n \log \frac{1}{\sigma} + \text{const}$$

(i) $\eta = \frac{1}{\sigma^2}$ とおけば

$$\log L = - \sum (x_i - \mu)^2 \frac{\eta}{2} + \frac{n}{2} \log \eta + \text{const}$$

$$\therefore \frac{\partial}{\partial \eta} \log L = - \frac{1}{2} \sum (x_i - \mu)^2 + \frac{n}{2} \frac{1}{\eta}$$

これを0とおいて

$$\sigma^2 = \frac{1}{\eta} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}$$

(ii) $\mu^2 = \sigma^2$, $\therefore |\mu| = \sigma$

$$\therefore \log L = - \frac{\sum (x_i - \mu)^2}{2\mu^2} + n \log \left| \frac{1}{\mu} \right| + \text{const}$$

$$= - \frac{1}{2} \sum \left(\frac{x_i}{\mu} - 1 \right)^2 + n \log \left| \frac{1}{\mu} \right| + \text{const}$$

ここで, $\xi = \frac{1}{\mu}$ とおけば

$$\log L = - \frac{1}{2} \sum (x_i \xi - 1)^2 + n \log |\xi| + \text{const}$$

$$\begin{aligned} \therefore \frac{\partial}{\partial \xi} \log L &= -\sum x_i (x_i \xi - 1) + \frac{n}{\xi} = -\sum x_i^2 \xi + \sum x_i + n \frac{1}{\xi} \\ &= n\mu + \sum x_i - (\sum x_i^2) \frac{1}{\mu} \end{aligned}$$

これを0とおくと,

$$n\mu^2 + (\sum x_i)\mu - \sum x_i^2 = 0$$

$$\therefore \mu = \frac{-\sum x_i \pm \sqrt{(\sum x_i)^2 + 4n \sum x_i^2}}{2n}$$

ここで、複号は、 μ の符号と $\sum x_i$ の符号とが同じになるようにきめる。すなわち、

$$\sum x_i > 0 \text{ なら } \mu = \frac{-\sum x_i + \sqrt{(\sum x_i)^2 + 4n \sum x_i^2}}{2n}$$

$$\sum x_i < 0 \text{ なら } \mu = \frac{-\sum x_i - \sqrt{(\sum x_i)^2 + 4n \sum x_i^2}}{2n}$$

$$\sum x_i = 0 \text{ なら } \mu = \pm \frac{\sqrt{4n \sum x_i^2}}{2n} = \pm \sqrt{\frac{\sum x_i^2}{n}}$$

但し この複号のどちらをとるかを決めるには、厳密には次のようにすべきである。

$$L_1(\xi) = -\frac{1}{2} \sum (x_i \xi - 1)^2, \quad L_2(\xi) = n \log |\xi| \quad \text{とおくと}$$

$$L'(\xi) = L'_1(\xi) + L'_2(\xi) = -\sum x_i^2 \xi + \sum x_i + n \frac{1}{\xi}$$

$$L'(\xi) = 0 \text{ とおくと}$$

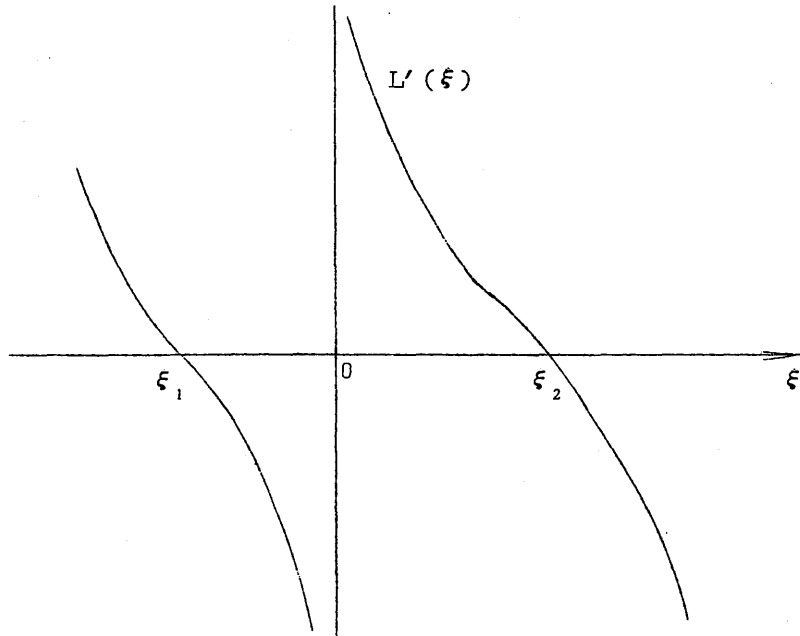
$$\xi = \frac{\sum x_i \pm \sqrt{(\sum x_i)^2 + 4n \sum x_i^2}}{2 \sum x_i^2} = \xi_1 \text{ or } \xi_2 \quad (\xi_1 \text{ は負号の方, } \xi_2 \text{ は}$$

正号の方とする。)

$$\text{あきらかに, } \xi_1 < 0 < \xi_2$$

$L'(\xi)$ のグラフは次の図のようになる。したがって、 $L(\xi)$ は、 ξ_1, ξ_2 で極大になる。

$L(\xi_1)$ と $L(\xi_2)$ とのどちらが大きいかを調べる。



まず, L_2 については,

$$L_2(\xi_2) - L_2(\xi_1) = n \log \left| \frac{\xi_2}{\xi_1} \right|$$

$$= n \log \left| \frac{\sum x_i + \sqrt{(\sum x_i)^2 + 4n \sum x_i^2}}{\sum x_i - \sqrt{(\sum x_i)^2 + 4n \sum x_i^2}} \right| \begin{matrix} > \\ = \\ < \end{matrix} 0$$

$$\text{for } \sum x_i \begin{matrix} > \\ = \\ < \end{matrix} 0$$

一方 L_1 については,

$$\xi_1 = a - b, \quad \xi_2 = a + b, \quad (b > 0)$$

とかくと,

$$2(L_1(\xi_2) - L_1(\xi_1)) = -\sum \{x_i(a+b) - 1\}^2 + \sum \{x_i(a-b) - 1\}^2$$

$$= -\sum \{(x_i a - 1) + b x_i\}^2 + \sum \{(x_i a - 1) - b x_i\}^2$$

$$= -4b \sum x_i (x_i a - 1) = -4b (a \sum x_i^2 - \sum x_i) = *$$

ここで $a = \frac{\sum x_i}{2\sum x_i^2}$ であることを使うと、

$$* = -4t \left(\frac{\sum x_i}{2} - \sum x_i \right) = 2t \sum x_i$$

したがって、 $L_1(\xi_2) - L_1(\xi_1)$ の符号は、 $\sum x_i$ の符号と同じである。こうして、

$$L(\xi_2) - L(\xi_1) \begin{cases} \geq 0 \\ < 0 \end{cases} \text{ for } \sum x_i \begin{cases} \geq 0 \\ < 0 \end{cases}$$

4. (1) (ゲームの理論, リニアプログラミングの問題)

この支払行列にサドル点はない。よって混合戦略(mixed strategy)を用いる。

(このとき広義のサドル点は存在する)

Aは戦略1, 2, 3, をそれぞれ確率 p_1, p_2, p_3 でとり, Bは戦略1, 2, 3, 4, をそれぞれ確率 q_1, q_2, q_3, q_4 でとるとし, Aはその期待値の下限を最大にするよう, またBはその期待値の上限を最小にするように各戦略をその確率に従って選ぶことになる。

計算を簡略にするため, この支払行列をみてもと, 才2行と才3行の対応する各エリメントは常に才3行の方が大であるから, Aとしては戦略2をとる理由は全くない。($p_2 = 0$)。その結果の支払行列は下のとおりである。

A \ B	1	2	3	4
1	4.5	8.0	3.0	5.5
3	6.5	4.0	7.5	8.0

上の支払行列について才3列の各エリメントは才4列のそれより常に小である。従ってBとしては戦略4をとるはずがない ($q_4 = 0$)。

すなわちこの問題は次の支払行列について解くことに帰する。

A \ B	1	2	3
1	4.5	8.0	3.0
3	6.5	4.0	7.5

まずAの側から解く。与えられた条件をつぎのように書く。

条件: $45 p_1 + 65 p_3 = M + S_1$

$80 p_1 + 40 p_3 = M + S_2$

$30 p_1 + 75 p_3 = M + S_3$

$p_1 + p_3 = 1$

$p_i \geq 0 (i=1, 3), \quad S_i \geq 0 (i=1, 2, 3) (p_2=0)$

のもとでMを最大にする。

上式から一つの p_i を消去したいがそれには各式の係数の最大値のなかから最小になるところ (minimaxの係数) を探すと才1式の $65 p_3$ になるから, $p_3 = 1 - p_1$ として p_3 を消去する。各式を計算しなおすと

$65 - 20 p_1 = M + S_1$

$40 + 40 p_1 = M + S_2$

$75 - 45 p_1 = M + S_3$

各式の左辺において p_1 が0から1まで変化するときのグラフをみると下図のようになる。即ち才2, 3式において

$S_2 = S_3 = 0$ として p_1 を求めればよ

いことがわかる。辺々相引いて

$35 - 85 p_1 = 0$

$p_1 = \frac{7}{17}, (M = \frac{960}{17})$

$\therefore p_3 = \frac{10}{17}$

Aの作戦は $(\frac{7}{17}, 0, \frac{10}{17})$ である。

Bの最良な作戦は、点線をうるようにきめられるがこれは簡単な計算により $(0, \frac{9}{17}, \frac{8}{17}, 0)$ となる。

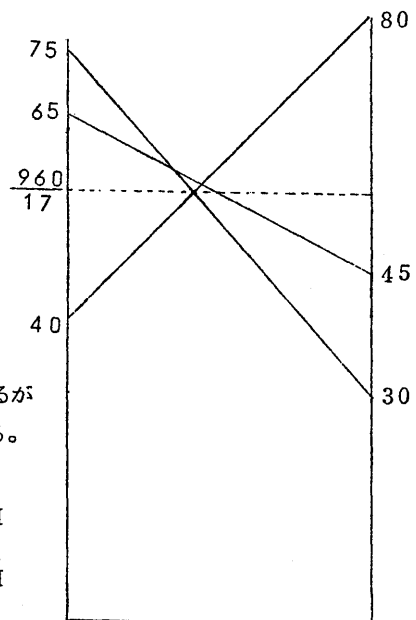
なお参考として別解の一部を以下に示す。

条件: $45 g_1 + 80 g_2 + 30 g_3 + u_1 = M$

$65 g_1 + 40 g_2 + 75 g_3 + u_2 = M$

$g_1 + g_2 + g_3 = 1$

$g_i \geq 0 (i=1, 2, 3) \quad u_i \geq 0 (i=1, 2)$



のもとにMを最小にする。

各式の係数の最小値のなかの最大のものはオ2式の40 g_2 のところである。

$g_2 = 1 - g_1 - g_3$ として計算すると

$$80 - 35g_1 - 50g_3 + u_1 = M$$

$$40 + 25g_1 + 35g_3 + u_2 = M$$

ここで g_1, g_3 のいずれかを消去するが、その結果の各係数がすべて正となるようなものをとる。

i) g_1 を消去

$$(\text{オ1式}) \times 5 + (\text{オ2式}) \times 7$$

$$480 - 5g_3 + 5u_1 + 7u_2 = 12M$$

ii) g_3 を消去

$$(\text{オ1式}) \times 7 + (\text{オ2式}) \times 10$$

$$960 + 5g_1 + 7u_1 + 10u_2 = 17M$$

ii) を採ることにする。i. e. Mを最小にするには u_1, u_2, g_1 がそれぞれ0とならねばならない。(別の見方 i) と ii) との考えるMの大なる方は

ii) によって与えられる……Maxmin)

$$\text{i. e. } g_1 = 0 \quad M = \frac{960}{17} \quad (u_i = 0, i=1, 2)$$

$$\therefore g_3 = \frac{1}{50} \left(80 - \frac{960}{17} \right) = \frac{8}{17}$$

$$g_2 = \frac{9}{17}$$

Bの作戦は $(0, \frac{9}{17}, \frac{8}{17}, 0)$ である。

4. (2) 並んでいる customer の数により状態を分類することにして、 n 人の待ち人数 (service 中も含めて) のある状態の確率を p_n とする。

窓口Sヶの場合の平衡方程式(定常状態での方程式)は、

$$\begin{cases} \mu p_1 - \lambda p_0 = 0 \\ \lambda p_{n-1} - (\lambda + n\mu) p_n + (n+1)\mu p_{n+1} = 0 & 1 \leq n \leq S-1 \\ \lambda p_{n-1} - (\lambda + S\mu) p_n + S\mu p_{n+1} = 0 & n \geq S \end{cases}$$

で与えられる。

この方程式から、 p_s を求めれば、ちょうど全部の窓口がふさがった状態の確率である。

$$\rho = \frac{\lambda}{\mu} \text{ とおけば,}$$

$$p_1 = \rho p_0, \quad p_2 = \frac{\rho^2}{2} p_0, \quad \dots, \quad p_s = \frac{\rho^s}{S!} p_0, \quad p_{s+1} = \frac{\rho^{s+1}}{S!S} p_0, \quad \dots$$

となり、結局

$$p_n = \begin{cases} \frac{\rho^n}{n!} p_0 & 0 \leq n \leq S \\ \frac{\rho^n}{S! S^{n-s}} p_0 & n > S \end{cases} \text{ となる。}$$

上式より、 p_0 を求めればよいが、それには

$$\sum_{n=0}^{\infty} p_n = 1 \text{ なる関係を使えばよい。}$$

$$\sum_{n=0}^{s-1} p_n + \sum_{n=s}^{\infty} p_n = \sum_{n=0}^{s-1} \frac{\rho^n}{n!} p_0 + \sum_{n=s}^{\infty} \frac{\rho^n}{S! S^{n-s}} p_0$$

$$= \left(\sum_{n=0}^{s-1} \frac{\rho^n}{n!} p_0 + \frac{\rho^s}{(S-1)! (S-\rho)} p_0 \right) \left(\frac{\lambda}{S\mu} < 1 \text{ より} \right)$$

よって

$$p_0 = \frac{1}{\sum_{n=0}^{s-1} \frac{\rho^n}{n!} + \frac{\rho^s}{(S-1)! (S-\rho)}} \text{ である。}$$

これより求める p_s は

$$p_s = \frac{\frac{1}{S!} \rho^s}{\sum_{n=0}^{s-1} \frac{\rho^n}{n!} + \frac{\rho^s}{(S-1)! (S-\rho)}} = \frac{\rho^s}{S! \left(\sum_{n=0}^{s-1} \frac{\rho^n}{n!} + \frac{\rho^s}{(S-1)! (S-\rho)} \right)}$$

である。

4. (3)

$$\begin{aligned} \text{a) } \sum \sum P(A_i B_j) \log P(A_i B_j) &= \sum \sum P(A_i) P(B_j | A_i) \{ \log P(A_i) + \log P(B_j | A_i) \} \\ &= \sum_{i=1}^m P(A_i) \log P(A_i) \sum_{j=1}^n P(B_j | A_i) + \sum_{i=1}^m P(A_i) \sum_{j=1}^n P(B_j | A_i) P(B_j | A_i) \end{aligned}$$

ここで

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n P(B_j | A_i) &= \frac{\sum P(B_j A_i)}{P(A_i)} = \frac{P(A_i)}{P(A_i)} \quad (\because B_1, \dots, B_n \text{ は排反で, その確率の和は } 1) \\ &= 1 \end{aligned}$$

$$\text{b) } (x \log x)' = \log x + 1, \quad (x \log x)'' = \frac{1}{x} > 0 \text{ for } x > 0$$

したがって、 $x \log x$ は $(0, \infty)$ で凹関数である。

一般に凹関数 $f(x)$ については、 $\sum_{\nu=1}^n \lambda_{\nu} = 1, \lambda_{\nu} \geq 0 (\nu=1, \dots, n)$ であれば

$$\sum_{\nu=1}^n \lambda_{\nu} f(x_{\nu}) \geq f(\sum \lambda_{\nu} x_{\nu})$$

であるから、 $\sum P(A_i) = 1$ を考えて

$$\sum_{i=1}^m P(A_i) P(B_j | A_i) \log P(B_j | A_i) \geq \left\{ \sum_{i=1}^m P(A_i) P(B_j | A_i) \right\} \cdot$$

$$\log \sum_{i=1}^m P(A_i) P(B_j | A_i) = *$$

ここで

$$\sum_{i=1}^m P(A_i) P(B_j | A_i) = \sum_{i=1}^m P(A_i B_j) = P(B_j)$$

($\because A_1, \dots, A_m$ は排反で, その確率の和は 1。)

$$\therefore * = P(B_j) \log P(B_j) \quad \downarrow$$

試行Aの結果 A_1, \dots, A_m のどれかが、試行Bの結果 B_1, \dots, B_n のどれかがおこると考える。

a) 両辺に -1 をかけた式で考える。

$-\log P(A_i, B_j)$ は事象 A_i, B_j の情報量であるから、左辺は試行 A, B の両方の結果を知る際にえられる情報量の期待値、すなわち A, B のエントロピーである。

右辺の 2 項は試行 A の結果を知る際にえられる情報量の期待値である。また 1 項中の $\sum_{j=1}^n P(B_j | A_i) \log P(B_j | A_i)$ は、A の結果 A_i を既知としたとき、B の結果を知る際にえられる情報量の期待値（これを e_i で表わそう。）、1 項自体はこの e_i を試行 A の結果に依存する確率変数とみたときの e_i の期待値である。

等式は、試行 A, B の結果を同時に知る際えられる情報量は、まず A の結果を知る際えられる情報量と、次にその上に B の結果を知る際に追加してえられる情報量との和に、その期待値において等しいことを表わす。

b) 両辺に -1 をかけた式（したがって不等号は逆）で考える。

右辺は試行 B の結果を知る際にえられる情報量の期待値である。

左辺は、a) の等式の右辺の 1 項と同じで、a) で説明したとおりである。

不等式は、左辺は、試行 A の結果が既知なので、試行 B の結果の予測があるていどできる可能性があるので、全然新しく試行 B の結果を知る右辺の場合より、あらたにえられる情報量は、期待値において少ないことを表わす。