



ベクトル量のLinear Mean Regression と Partial Correlation について

メタデータ	言語: Japanese 出版者: 公開日: 2012-11-07 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 宇喜多, 義昌 メールアドレス: 所属:
URL	https://doi.org/10.32150/00000307

ベクトル量の Linear Mean Regression と Partial Correlation について

宇喜多 義 昌

北海道学芸大学札幌分校

Yoshimasa UKITA : On the Vector Linear Mean Regression
and the Partial Correlation

§ 1. Summary and Introduction.

1954年12月の大阪統計談話会に於て小川潤次郎博士は、増山元三郎博士の Correlation を簡潔にして、その本質を明らかにし、その Correlation Coefficient の Sample Distribution の asymptical な場合について論ぜられた。即ち、

$\mathbf{u}_1, \{\mathbf{u}_2, \mathbf{u}_3, \dots, \mathbf{u}_m\}$ は夫々 non-singular な $p, \{p, \dots, p\}$ 次元正規分布に従うベクトル変量とし、 $\mathbf{u}_\alpha (\alpha=2, \dots, m)$ は互に独立であるとする、 \mathbf{u}_1 の \mathbf{u}_2 に対する回帰 tensor とし

$$E(\mathbf{u}_1 \mathbf{u}'_2) \cdot E(\mathbf{u}_2 \mathbf{u}'_2)^{-1}$$

を定義し、

次に $\rho^2(\mathbf{u}_1; \mathbf{u}_2)$ として、 \mathbf{u}_1 の \mathbf{u}_2 に対する回帰 tensor と \mathbf{u}_2 の \mathbf{u}_1 に対する回帰 tensor の積の Spur の $\frac{1}{p}$ が増山氏の Correlation の定義であることを説明し、これに対する統計量として、母平均 E-operator の代りに

$$\left[\frac{1}{n} \sum_{v=1}^n (u_{uv} - \bar{u}_u)(u_{vv} - \bar{u}_v) \right] = [\mathbf{u}_1 \mathbf{u}'_2] \quad \left[\begin{array}{l} \text{但し、} u_{uv} \text{ は } \mathbf{u}_1 \text{ の第 } u \text{ 成分の } n \text{ ケの観測値} \\ u_{vv} \text{ は } \mathbf{u}_2 \text{ の第 } v \text{ 成分の } n \text{ ケの観測値} \end{array} \right]$$

を用いて、

$$r^2(\mathbf{u}_1; \mathbf{u}_2) = \frac{1}{p} Sp \{ [\mathbf{u}_1 \mathbf{u}'_2] [\mathbf{u}_2 \mathbf{u}'_2]^{-1} \cdot [\mathbf{u}_2 \mathbf{u}'_1] [\mathbf{u}_1 \mathbf{u}'_1]^{-1} \}$$

として定義すると、これ即ち

$$\rho^2(\mathbf{u}_1; \mathbf{u}_2) = \frac{1}{p} (\rho_1^2 + \rho_2^2 + \dots + \rho_p^2)$$

$$r^2(\mathbf{u}_1; \mathbf{u}_2) = \frac{1}{p} (r_1^2 + r_2^2 + \dots + r_p^2)$$

なることを明らかにしました。

私は $\{\mathbf{u}_\alpha\}$ の独立の条件を落して、一般的立場から linear mean square regression を論じ、Regression Coefficient Matrix, Residuals, Partial Correlation を論じて見ました

小川博士の論文に従つて、

$$\mathbf{x}_\alpha = [E(\mathbf{u}_\alpha \mathbf{u}'_\alpha)]^{-\frac{1}{2}} \mathbf{u}_\alpha$$

として、 \mathbf{u}_α を normalize して置くが、独立条件の歟除から

ベクトル量の Linear Mean Regression と Partial Correlation について

$$E(\mathbf{x}_\alpha \mathbf{x}'_\beta) = \delta_{\alpha\beta} \mathbf{I} \quad (\text{但し } \mathbf{I} \text{ は } p \times p \text{ の Unite Matrix})$$

は使えず

$$E(\mathbf{x}_\alpha \mathbf{x}'_\beta) = \boldsymbol{\lambda}_{\alpha\beta} \quad (\text{但し } \boldsymbol{\lambda}_{\alpha\beta} \text{ は } p \times p \text{ の Symmetric Matrix})$$

として話しを進める。

§ 2. Regression Coefficient Matrix について

Partial Regression の場合と同じ手続をとつて、

G_α ; $p \times p$ $\alpha = 2, \dots, m$ なる symmetric matrix とする。さて次の如く S を定義する。

$$S = \sum_{\alpha=2}^m G_\alpha \mathbf{x}_\alpha.$$

次に係数行列 G_α を $E[(\mathbf{x}_1 - S)'(\mathbf{x}_1 - S)]$ を minimize するように決めて、その行列を G とする。

そのために、

$$\begin{aligned} J &\equiv E[(\mathbf{x}_1 - S)'(\mathbf{x}_1 - S)] \\ &= E[Sp(\mathbf{x}_1 - S) (\mathbf{x}_1 - S)'] \\ &= Sp \{ E(\mathbf{x}_1 \mathbf{x}_1') - \sum_{\alpha=2}^m E(\mathbf{x}_1 \mathbf{x}_\alpha') G'_\alpha - \sum_{\alpha=2}^m G_\alpha E(\mathbf{x}_\alpha \mathbf{x}_1') + \sum_{\alpha, \beta=2}^m G_\alpha E(\mathbf{x}_\alpha \mathbf{x}_\beta') G'_\beta \} \\ &= Sp \{ \boldsymbol{\lambda}_{11} - \sum_{\alpha=2}^m \boldsymbol{\lambda}_{1\alpha} G'_\alpha - \sum_{\alpha=2}^m G_\alpha \boldsymbol{\lambda}_{\alpha 1} + \sum_{\alpha, \beta=2}^m G_\alpha \boldsymbol{\lambda}_{\alpha\beta} G'_\beta \} \\ &= \sum_{\nu=1}^p (\lambda_{\nu\nu} - \sum_{\alpha=2}^m \sum_{k=1}^p \lambda_{\nu k} g_{k\nu} - \sum_{\alpha=2}^m \sum_{k=1}^p g_{\nu k} \lambda_{k\nu} + \sum_{\alpha, \beta=2}^m \sum_{k, l=1}^p g_{\nu k} \lambda_{kl} g_{\nu l}) \\ &= \sum_{\nu=1}^p (\lambda_{\nu\nu} - 2 \sum_{\alpha=2}^m \sum_{k=1}^p \lambda_{\nu k} g_{k\nu} + \sum_{\alpha, \beta=2}^m \sum_{k, l=1}^p g_{\nu k} \lambda_{kl} g_{\nu l}) \end{aligned}$$

この J を minimize する g_{ij} を決定するために、

$$\frac{1}{2} \frac{\partial J}{\partial g_{1j}} = 0, \quad \frac{1}{2} \frac{\partial J}{\partial g_{2j}} = 0, \quad \dots \dots \dots \frac{1}{2} \frac{\partial J}{\partial g_{mj}} = 0$$

よりして、

$$\sum_{\alpha=2}^m \sum_{l=1}^p g_{1l} \lambda_{jl} = \lambda_{j1} \quad \dots \dots \dots (I. 1)$$

$$\sum_{\alpha=2}^m \sum_{l=1}^p g_{2l} \lambda_{jl} = \lambda_{j2} \quad \dots \dots \dots (I. 2)$$

.....

$$\sum_{\alpha=2}^m \sum_{l=1}^p g_{pl} \lambda_{jl} = \lambda_{jp} \quad \dots \dots \dots (I. p)$$

然るに (I. 1) より

$$\sum_{l=1}^p g_{1l} \lambda_{jl} + \sum_{l=1}^p g_{1l} \lambda_{jl} + \dots \dots \dots + \sum_{l=1}^p g_{1l} \lambda_{jl} = \lambda_{j1} \quad (j = 1, 2, \dots, p)$$

$$\sum_{l=1}^p g_{1l} \lambda_{jl} + \sum_{l=1}^p g_{1l} \lambda_{jl} + \dots \dots \dots + \sum_{l=1}^p g_{1l} \lambda_{jl} = \lambda_{j1} \quad (// //)$$

.....

$$\sum_{l=1}^p g_{12} \lambda_{12} + \sum_{l=1}^p g_{13} \lambda_{13} + \cdots + \sum_{l=1}^p g_{1m} \lambda_{1m} = \lambda_{1m} \quad (\quad \quad)$$

この $p(m-1)$ ケの式より $p(m-1)$ ケの $g_{12}, g_{13}, \dots, g_{1m}$ ($l=1, 2, \dots, p$) を求めることが出来る。その結果は今 A を次の如く定義して、

$$A \equiv \begin{array}{c} \begin{array}{cccccccc} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \lambda_{12} & \cdots & \lambda_{1p} & \lambda_{13} & \cdots & \lambda_{1p} & \cdots & \lambda_{1i} & \cdots & \lambda_{1p} \\ \mathbf{11} & \mathbf{12} & \mathbf{12} & & \mathbf{12} & \mathbf{13} & & \mathbf{13} & & \mathbf{1m} & & \mathbf{1m} \end{array} \\ \begin{array}{cccccccc} \lambda_{12} & & & & & & & & & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \lambda_{1i} & & & & & & & & & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \lambda_{1m} & & & & & & & & & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \lambda_{pi} & & & & & & & & & & & \\ \mathbf{1m} & & & & & & & & & & & \end{array} \end{array} \left| \begin{array}{cccc} \lambda & & & \lambda \\ \vdots & & & \vdots \\ \lambda & \cdots & \cdots & \lambda \\ \vdots & & & \vdots \\ \lambda & \cdots & \cdots & \lambda \end{array} \right.$$

$$(i=1, 2, \dots, p)$$

とおき、

A の λ_{1k} の余因子を $A_{1, l+1+(k-2)p}$ とかくと

$$g_{12} = -\frac{A_{1, l+1}}{A_{11}}, \quad g_{13} = -\frac{A_{1, l+1+p}}{A_{11}}, \quad \dots, \quad g_{1m} = -\frac{A_{1, l+1+(m-2)p}}{A_{11}}$$

(1. 2).....(1. p) より同様にして、

$$g_{12}^{il} = -\frac{A_{1, l+1}}{A_{1i}}, \quad g_{13}^{il} = -\frac{A_{1, l+1+p}}{A_{1i}}, \quad \dots, \quad g_{1m}^{il} = -\frac{A_{1, l+1+(m-2)p}}{A_{1i}}$$

$$(i=1, 2, \dots, m).$$

を得るから、 G は次の如く求めることが出来る。それを \hat{G} とかくことにすると、

$$\hat{G}_{1\alpha} = \begin{pmatrix} g_{11} & \cdots & g_{1p} \\ g_{21} & \cdots & g_{2p} \\ \vdots & & \vdots \\ g_{m1} & \cdots & g_{mp} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{A_{1, 1+1+(\alpha-2)p}}{A_{11}}, & \cdots & -\frac{A_{1, p+1+(\alpha-2)p}}{A_{11}} \\ \vdots & & \vdots \\ -\frac{A_{1, 1+1+(\alpha-2)p}}{A_{1p}}, & \cdots & -\frac{A_{1, p+1+(\alpha-2)p}}{A_{1p}} \end{pmatrix}$$

特に x_2 の係数 Matrix \hat{G}_{12} を示せば、

$$\hat{G}_{12} = \left(\begin{array}{ccc} \frac{A_{12}}{11} & \frac{A_{13}}{11} & \dots & \frac{A_{1,p+1}}{11} \\ \frac{A_{12}}{11} & \frac{A_{13}}{11} & \dots & \frac{A_{1,p+1}}{11} \\ \frac{A_{12}}{12} & \frac{A_{13}}{12} & \dots & \frac{A_{1,p+1}}{12} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \frac{A_{12}}{1p} & \frac{A_{13}}{1p} & \dots & \frac{A_{1,p+1}}{1p} \end{array} \right)$$

そこで、今求めた $\hat{G}_{1\alpha}$ を使つて、

$$S = \sum_{\alpha=2}^m \hat{G}_{1\alpha} x_{\alpha} = \sum \hat{G}_{1\alpha} [E(u_{\alpha} u_{\alpha}')]^{-\frac{1}{2}} u_{\alpha}$$

をうるが、 u_1 の u_{α} に対する回帰 tensor は

$$\hat{G}_{1\alpha} [E(u_{\alpha} u_{\alpha}')]^{-\frac{1}{2}}$$

である。以下の議論は小川博士の論文と同じであるから省略する。

§ 3. Residuals.

Residuals を計算して見よう。今、

$$h_{1m} = -g_{1m}$$

とおくならば

$$\begin{aligned} \hat{J}_1 &= (\lambda_{11} + 2 \sum_{\alpha=2}^m \sum_{k=1}^p h_{1k} \lambda_{k1} + \sum_{\alpha,\beta=2}^m \sum_{l,k=1}^p h_{1k} h_{1l} \lambda_{kl}) + \dots + \\ & \quad (\lambda_{pp} + \sum_{\alpha} \sum_{k=1}^p h_{pk} \lambda_{kp} + \sum_{\alpha,\beta} \sum_{kl} h_{pk} h_{pl} \lambda_{kl}) \\ &= (\lambda_{11} + 2 \sum_{\alpha=2}^m \sum_{k=1}^p \frac{A_{1,k+1+(\alpha-2)p}}{A_{11}} \lambda_{k1} + \sum_{\alpha,\beta=2}^m \sum_{k,l=1}^p \frac{A_{1,k+1+(\alpha-2)p}}{A_{11}} \frac{A_{1,l+1+(\beta-2)p}}{A_{11}} \lambda_{kl}) \\ & \quad + \dots + \\ & \quad + (\lambda_{pp} + 2 \sum_{\alpha=2}^m \sum_{k=1}^p \frac{A_{1,k+1+(\alpha-2)p}}{A_{1p}} \lambda_{kp} + \sum_{\alpha,\beta} \sum_{k,l} \frac{A_{1,k+1+(\alpha-2)p}}{A_{1p}} \frac{A_{1,l+1+(\beta-2)p}}{A_{1p}} \lambda_{pl}) \end{aligned}$$

然るに、容易に分るように、

$$\begin{aligned} \sum_{\alpha=2}^m \sum_{l=1}^p A_{1,l+1+(\alpha-2)p} \lambda_{l1} + \lambda_{1i} A_{11} &= A_{1i} \\ \sum_{\beta=2}^m \sum_{l=1}^p A_{1,l+1+(\beta-2)p} \lambda_{l\beta} + \lambda_{\beta i} A_{11} &= 0 \quad (k=1, 2, \dots, m). \end{aligned}$$

であるから \hat{J}_1 の第一項は、次の如くなる。

$$\begin{aligned} & \lambda_{11} + 2 \frac{(A - \lambda_{11} A_{11})}{11 \cdot 11} + \frac{\sum_{\alpha=2}^m A_{1, l+1+(\alpha-2)p} (-A_{11} \lambda_{l1})}{11 \cdot 11^\alpha} \\ &= \lambda_{11} + 2 \frac{A}{11} - 2\lambda_{11} + \frac{\lambda_{11} A_{11} - A}{11} \\ &= \frac{A}{11} \end{aligned}$$

他も同様にして求められるから、

$$\hat{J}_1 = \frac{A}{11} + \frac{A}{12} + \dots + \frac{A}{1p} \equiv E(\gamma'_{1,2,\dots,n} \gamma_{1,2,\dots,n})$$

を得る。

同様にして、

$E(\mathbf{x}_2 - \sum_{\substack{a=1 \\ a \neq 2}}^m G_a \mathbf{x}_a)' (\mathbf{x}_2 - \sum_{\substack{a=1 \\ a \neq 2}}^m G_a \mathbf{x}_a)$ を minimize する $p \times p$ matrix G と \hat{J}_2 を求めると、

$$g_{21}^{1l} = -\frac{A_{1, l+1}}{21} \equiv -h_{21}^{1l}, \quad g_{23}^{1l} = -\frac{A_{1, l+1+p}}{21} \equiv -h_{23}^{1l}, \quad \dots, \quad g_{2m}^{1l} = -\frac{A_{1, l+1+(m-2)p}}{21} \equiv -h_{2m}^{1l}.$$

但しここに

$$\frac{A_{11}}{21} = \begin{vmatrix} \lambda_{22} & \lambda_{21} & \dots & \lambda_{p1} & \lambda_{23} & \lambda_{23} & \dots & \lambda_{p1} & \lambda_{2m} & \lambda_{2m} & \dots & \lambda_{p1} \\ \lambda_{21} & \lambda & & & \lambda & & & & \lambda & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \lambda_{p1} & \lambda_{11} & & & \lambda_{13} & & & & \lambda_{1m} & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \lambda_{23} & \lambda & & & \lambda & & & & \lambda & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \lambda_{p1} & \lambda_{31} & & & \lambda_{33} & & & & \lambda_{3m} & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \dots & \dots & & & \dots & & & & \dots & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \lambda_{2m} & \lambda & & & \lambda & & & & \lambda & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \lambda_{p1} & \lambda_{m1} & & & \lambda_{m2} & & & & \lambda_{mm} & & & \\ \vdots & & & & & & & & & & & \\ \lambda_{2m} & & & & & & & & & & & \end{vmatrix}$$

一般に、

$$g_{21}^{il} = -\frac{A_{1, l+1}}{2i} \equiv -h_{21}^{il}, \quad \dots, \quad g_{2m}^{il} = -\frac{A_{1, l+1+(m-2)p}}{2i} \equiv -h_{2m}^{il}$$

であり、こゝに

$$A = \begin{array}{c} \lambda_{1i} \quad \lambda_{1i} \quad \lambda_{2i} \cdots \lambda_{pi} \quad \lambda_{1i} \cdots \lambda_{pi} \cdots \lambda_{1i} \cdots \lambda_{pi} \\ 21 \quad 21 \quad 21 \quad 21 \quad 23 \quad 23 \quad \quad \quad 2m \quad 2m \\ \vdots \\ \lambda_{1i} \\ 21 \\ \vdots \\ \lambda_{pi} \\ 21 \\ \vdots \\ \lambda_{1i} \\ 23 \\ \vdots \\ \lambda_{pi} \\ 23 \\ \vdots \\ \lambda_{1i} \\ 2m \\ \vdots \\ \lambda_{pi} \\ 2m \end{array} \left| \begin{array}{cccc} & & & \\ & & & \\ \lambda & & & \lambda \\ 11 & & 13 & \cdots & 1m \\ & & & & \\ \lambda & \cdots & \cdots & \cdots & \lambda \\ 31 & & & & 3m \\ \cdots & & & & \cdots \\ \lambda & \cdots & \cdots & \cdots & \lambda \\ m1 & & & & mm \end{array} \right.$$

にして

$$\hat{J}_2 = \frac{A}{21} + \frac{A}{22} + \cdots + \frac{A}{2p} \equiv E(\gamma'_{2,13 \cdots m} \gamma_{2,13 \cdots m}).$$

を得る。

§ 4. Partial Correlation $\rho_{12,3 \cdots m}$ の決定

普通の場合と同様にその拡張となるように $\rho_{12,3 \cdots m}$ を定義しよう。そのために

$$\rho_{12,3 \cdots m} \equiv \frac{E(\gamma'_{1,3 \cdots m} \gamma_{2,3 \cdots m})}{(E\gamma'_{1,3 \cdots m} \gamma_{1,3 \cdots m}) E(\gamma'_{2,3 \cdots m} \gamma_{2,3 \cdots m})}$$

として $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$ の partial correlation を定義する。次にこの形の決定を試みて見よう。

初ず $E(\gamma_{1,3 \cdots m} \gamma_{1,3 \cdots m})$ を計算して見る。そのために係数行列 \tilde{G} を決定する。先と同様に

$$\sum_{\alpha=3}^m \sum_{i=1}^p \tilde{g}_{1i} \lambda_{ji} = \lambda_{j1} \cdots \cdots \cdots (4. 1)$$

$$\sum_{\alpha=3}^m \sum_{i=1}^p \tilde{g}_{pi} \lambda_{ji} = \lambda_{jp} \cdots \cdots \cdots (4. p)$$

(4. 1) より今 $\overset{11}{A}$ を次の如く定義して置けば

$$\overset{11}{A} = \overset{11}{I} \left| \begin{array}{cccc} \lambda_{11} & \lambda_{11} \cdots \lambda_{p1} \cdots \lambda_{11} \cdots \lambda_{p1} \\ 11 & 13 & 13 & \quad \quad \quad 1m & 1m \\ \lambda_{11} \\ 13 \\ \vdots \\ \lambda_{p1} \\ 13 \\ \vdots \\ \lambda_{11} \\ 1m \\ \vdots \\ \lambda_{p1} \\ 1m \end{array} \right| \left| \begin{array}{cccc} & & & \\ & & & \\ \lambda & \cdots & \cdots & \lambda \\ 33 & & & 3m \\ \cdots & & & \cdots \\ \lambda & \cdots & \cdots & \lambda \\ m3 & & & mm \end{array} \right.$$

この A より

$$\frac{11}{I|I2}$$

$$\tilde{g}_{1l} = - \frac{\frac{11}{A_{1,l+1}}}{\frac{11}{A_{11}}}, \dots, \tilde{g}_{1l} = - \frac{\frac{11}{A_{1,l+1+p(m-3)}}}{\frac{11}{A_{11}}}$$

となり、一般に

$$\frac{kl}{i|I2} A \equiv (-I)^{k+l} \left| \begin{array}{cccc} \lambda_{kl} & \lambda_{13} & \dots & \lambda_{pm} \\ \lambda_{13} & & & \\ \vdots & \lambda & \dots & \lambda \\ \lambda_{13} & & & \lambda_{3m} \\ \vdots & & & \\ \lambda_{1m} & & & \\ \vdots & \lambda & \dots & \lambda \\ \lambda_{pm} & & & \lambda_{mm} \\ \lambda_{1m} & & & \end{array} \right|$$

とすると

$$\tilde{g}_{1l}^{kl} = - \frac{\frac{11}{A_{1,l+1+(i-3)p}}}{\frac{11}{A_{11}}}$$

このときの J を $J_{1,3\dots m}$ とすると先と全く同様に

$$J_{1,3\dots m} = \frac{\frac{11}{A}}{\frac{11}{A_{11}}} + \frac{\frac{2}{I2}}{\frac{2}{I2}} + \dots + \frac{\frac{m}{I2}}{\frac{m}{I2}} = \sum_{i=1}^m \frac{i}{I2} \frac{11}{A_{11}} \equiv E(\gamma'_{1,3\dots m} \gamma_{1,3\dots m})$$

$$J_{2,3\dots m} = \sum_{i=1}^m \frac{i}{I2} \frac{22}{A_{11}} \equiv E(\gamma'_{2,3\dots m} \gamma_{2,3\dots m})$$

又 $E(\gamma'_{1,3\dots m} \gamma_{2,3\dots m})$ も全く同様に

$$\begin{aligned} E(\gamma'_{1,3\dots m} \gamma_{2,3\dots m}) &= Sp(\lambda_{12} - \sum_{1\alpha 2\alpha} \hat{G}\lambda - \sum_{2\alpha 1\alpha} \hat{G}\lambda + \sum_{\alpha,\beta} \hat{G}\lambda_{\alpha\beta} \hat{G}) \\ &= - \sum_{i=1}^m \frac{i}{I2} \frac{12}{A_{11}} = - \left(\frac{1}{I2} \frac{12}{A_{11}} + \dots + \frac{m}{I2} \frac{12}{A_{11}} \right) \end{aligned}$$

こゝに A の定義より A_{11} は r, s の如何に拘わらず $(-I)^{r+s}$ $\left| \begin{array}{cc} \lambda_{33} & \lambda_{3m} \\ \lambda_{m3} & \lambda_{mm} \end{array} \right|$ であるからこの最後の式

ベクトル量の Linear Mean Regression と Partial Correlation について

の符号を除いた行列式を単に、 A_{11} とかいた。又容易に分るように、

$$E(\eta'_{1,3\dots m} \eta_{2,3\dots m}) = Sp(\lambda_{12} - \sum_{\alpha} \hat{G}_{1\alpha} \lambda_{2\alpha} - \sum_{\alpha} \hat{G}_{2\alpha} \lambda_{1\alpha} + \sum_{\alpha, \beta} \hat{G}_{\alpha\beta} \lambda_{\alpha\beta} \hat{G}_{\alpha\beta})$$

であるから直ちにこれは

$$= E(\eta'_{2,3\dots m} \eta_{1,3\dots m})$$

であることが分る。

故に Partial Coefficient として次の如く決定される。

$$\rho_{12,3\dots m} = - \frac{\sum_{i=1}^m \frac{A_{12}}{i|I2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \frac{A_{11}}{i|I2}} \sqrt{\sum_{i=1}^m \frac{A_{22}}{i|I2}}}$$

次に Regression Coefficient $\beta_{12,3\dots m}$ としては

$$\begin{aligned} \beta_{12,3\dots m} &\equiv \rho_{2,3\dots m} \cdot \frac{E(\eta'_{1,3\dots m} \eta_{1,3\dots m})}{E(\eta'_{2,3\dots m} \eta_{2,3\dots m})} = - \frac{\sum_{i=1}^m \frac{A_{12}}{i|I2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \frac{A_{11}}{i|I2}} \sqrt{\sum_{i=1}^m \frac{A_{22}}{i|I2}}} \cdot \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \frac{A_{11}}{i|I2}}{A_{11}}}}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \frac{A_{22}}{i|I2}}{A_{22}}}} \\ &= - \frac{\sum_{i=1}^m \frac{A_{12}}{i|I2}}{\sum_{i=1}^m \frac{A_{22}}{i|I2}} \end{aligned}$$

同様にして

$$\beta_{21,3\dots m} = - \frac{\sum_{i=1}^m \frac{A_{12}}{i|I2}}{\sum_{i=1}^m \frac{A_{11}}{i|I2}}$$

故に明らかに次の関係式をうる。

$$\rho_{12,3\dots m}^2 = \beta_{12,3\dots m} \beta_{21,3\dots m}$$

§ 5. 結 び

この小文は Reference [1] を小川博士に特に貸与していたとき研究中に少し [1] の § 2 を拡張して見ようと思い Cramér 流に試みて見てごく自然な拡張公式を得たので先ず発表することになりました。併し本文は飽迄 Population についての議論であつて Sample についての Partial Correlation, Regression Correlation の議論はこれからの研究目標であります但未だ出来ていま

宇喜多義昌

せん。とまれ種々御便宜と御指導をうけた小川潤次郎先生と畏兄丘本正学兄に感謝の意を表します。
1955. 1. 10

Reference

- [1] 小川潤次郎 \mathbb{R}^n ベクトル量の相関論に於ける増山の相関係数について、特に § 2. (unpublished)
- [2] Cramér Mathematical Methods of Statistics 23.2~23.4. 1951. Princeton. Univ.
- [3] 小川潤次郎 近代数理統計学序説 § 22 1954. 恵文堂