

Title	回帰分析の性格
Sub Title	Property of regression analysis
Author	佐藤, 保
Publisher	慶應義塾経済学会
Publication year	1979
Jtitle	三田学会雑誌 (Keio journal of economics). Vol.72, No.3 (1979. 6) ,p.347(75)- 358(86)
JaLC DOI	10.14991/001.19790601-0075
Abstract	
Notes	研究ノート
Genre	Journal Article
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=AN00234610-19790601-0075

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

回帰分析の性格

佐藤 保

(一)

計量分析で最もよく使われる方法は単純多元線型回帰の方法である。その形は

$$(1) Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_p X_p$$

である。全体がこの形で通されることはなくても全体の計算の途中であらわれることもしばしばある。同時方程式体系の誘導型としてあらわれることもあるし、非線型の構造方程式体系の途中であらわれることもある。しかし最初からこの形で通すことも多い。筆者は先に種々の測定法の比較を試みたことがあるが、若干の続きを述べるということで、多元回帰の性質にふれておきたい。

ややそれるが、計量経済学による分析という点については二つの面があると考えられる。一つはその理論的側面といわれるものであって、主として計量分析に使われるモデルの数理統計学性質及びその開発といったもので、多くの計量経済学何々といった書物ではその大部分の頁はこのことのためについやされているといっている。数理的發展は論理的發展といってもよく、積み重ねであるから近年益々發展されて高度な（という意味は主として高度な数学を使う、あるいはその数学的証明がなされるということであろう）ものとなってきている。従って、そのような数学的知識のない者にとっては、その過程は理解しがたいものになるけれども、応用を主として考える者にとってはその結果について利用できればよいということになる。もう一つの面は実際の資料を使って計算を行うという面であるが、この段階となると比較的簡単な方法が用いられる。種々の測定法の比較について言われることであるが、複雑な方法を使う利点というのは、データーの中に含まれている

情報量をより多く使っているということであろう。簡単な方法ほどそれを使っていないといえるが、見方を変えれば簡単な方法ほどそこから得られる結論というか、その論述に対して異論が含まれる余地は少なく、複雑な方法ほど異論をはさむ余地が大きくなるといえる。自然現象では複雑なというか、より精巧な装置ができるといままで不明瞭であったものが明瞭に誰にでもわかることがあるが、計量分析では装置が複雑になるとそれだけ多くの仮定が入ってくるので、すべての人をなっとくさせることはそれだけ困難になるといってもよい。単純多元回帰による最小自乗法が最も良く使われる理由がそこにもあるといつてよいであろう。

統計分析の目的は、あるモデルを想定してその母集団からの標本が手元にあるものと考え、その標本から母集団のパラメーター、母数を推定することにある。そしてその推定値が真の母数を推定する上で安定的であることが望ましい。普通はこれは推定値の標準誤差で計られる。標準誤差が有効であるためには推定量の分布がわかっているなければならないが、もし推定量の分布が母数を含まず、標本統計量のみからなり、分布の形（密度函数）が正確にわかれば、正確な信頼区間が計測できるわけで最も望ましいことになる。単純な多元回帰が用いられる第二の大きな理由がここにある。このような理由で単純多元回帰が多く使われ、それにはそれで人をなっとくさせる理由があるが、実際上には更に制約が加わる。一般的に経済変数 Y の動きは、

$$(2) Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_i X_i + \dots + a_p X_p + u$$

で示されるが、抽象的には p 個の独立変数によって示されるといってそれで終りとなるが、実際的にはこれをいくつかにきめなければならない。残差項 u の存在については普通次のように説明される。従属変数 Y ,

例えば消費支出として、それに影響をあたえると思われる要因は抽象的には非常に多く考えられる。実際上はそれらの資料があるかどうかの問題でその面からチェックされるが、それ等がそろったとして、数十の要因が考えられたとしても、それ等の要因(考えられるすべての要因)を投入したとしても、それで完全にその動きをとらえられるわけではない(自由度は充分にあるものとする)。その動き自体(人間の行動自体に)確率的要素があり、それ故に残差項は残るものと考えられている。実際上はすべての要因を導入することはできずと考えられるので、両方の要因から残差項が残ると考えられるが、 p 個の要因といっても、たとえ自由度があったとしても事実上数十の要因を投入することはできない。普通何々モデルと呼ばれるものでも一つの方程式の中に含まれてる変数の数は5、6個というものであろう。元来(2)式を母集団の関係として考えれば、われわれの手元にある方程式はその推定式である。従って母集団において10個の要因を明確に考えることができるのであれば、標本式についても元来は10個の要因を導入すべきであるが、これを5個にしてしまえば、はじめから想定誤差(specification error)を犯すということになる。しかし元来(2)式を u があるという意味において近似式と考えれば、想定誤差があっても更に近似式という意味と考えれば許容されるかもしれない。しかし逆に標本式で5個の独立変数を導入したということは、母集団においてもその関係式であるとみなしているのだということになるかもしれない。いずれにせよ、理論的というか、想定上例えば8個の独立変数が考えられるとすれば、

$$(3) Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_8 X_8 + u$$

が考えられ、これに対して母集団の係数を α で示せば

$$(4) Y = \alpha_0 + \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_8 X_8 + u$$

となつて a_i は α_i の推定量となる。これがきまると次に実際の計算ということになるが、ここでこの計算結果がうまくいった、成功したというのと、失敗したというのはどんな場合をさしているのであろうか。一般的には次のように言えよう。係数の a_i についてはあらかじめ何等かの想定があることが多い。第一は符号条件である。+ (プラス)であるか- (マイナス)であるか、言葉を変えていえば、 r_{YX_i} ……、 Y と X_i との偏相関が、あらかじめ予定された符号通りになっているかどうかということである。第二は、 a_i のいくつかについてその範囲についての条件がある場合がある。例えば a_i については0から1の範囲にあるべき

という条件があればその範囲にないと困るということである。この二つの条件がみたされなければ、その計算は失敗したといつてもよいであろう。ただし符号条件については Y と X_i との単相関がプラスであっても、 X と X_i との偏相関は理論的にマイナスになると考えられる場合があることに注意しておかなければならない。この二つの条件がみたされた後で次に問題になるのは a_i の標準誤差である。もちろんこれは小さいほど望ましいわけであるが、一つは係数との相対的比較であつて、係数の大きさ自体はそれほど問題でないから元来相対論であらう。その比較は t (t 分布)の値として示され、それが有意であることが望ましい。有意水準は元来主観的なものであるが、普通5%水準をとることが多いから、5%水準で有意であることが望ましいことになる。もし有意でないと判定されれば、それは偏相関が有意でないのであるから r_{XX_i} ……が0であるという仮説はすてられないことになり、 X_i を導入すべきであるという積極的主張はうすらぐといつてもよいであろう。したがつてすべての a_i について、それが有意であることが(a_0 を除いて、 $a_i=0$ という仮説に対して)望ましい。そうであるとき成功であると考えられ、有意でないものがふえるにつれて失敗度が大きくなると考えられる。しかし一つの a_i について有意でない場合、全体の式を失敗と考えるかどうかは分析者の判断にあるといつてもよいであろう。それでは理論的には確かに関係があると思われる、例えば8つの変数を導入したにもかかわらず(ということは母集団においてはこの関係があると考えられるにもかかわらず)、上記のような失敗が生じたとすれば、これは標本において生じる問題かもしれない(しかし事実上標本しかないのであるから、これをさけて通るわけにはゆかないのであるが)。それが多重共線性(multicollinearity)通常マルチョコと呼ばれる問題である。先にあげた成功の条件として更に重相関係数が有意であること(例えば5%水準で)、があげられよう。しかし経済変量をあつかう場合には、この条件はほとんどすべてみたされているといつてもよいであろう。まれにみたされていない場合もあるが、これがみたされなくては問題にならないといつてもよいであろう。もう一度並記してしるすと、

1. 重相関係数が有意であること(有意水準はすべて5%とする)。
2. 係数の符号条件、範囲の条件をすべてみたしていること。
3. 係数がすべて有意であること(仮説0に対して)。

回帰分析の性格

すなわち偏相関係数がすべて有意であること。

係数の分散(標準誤差)は小さい方が望ましい(この表現仕方はあいまいであるが、感覚としてそういえるであろう)。

以上三つの条件がすべて満たされていれば、問題はないが、多くの場合は(1)と(2)の条件が満たされていれども満足すべきで、(3)の条件についてはいくつかの偏相関係数が有意でなくともまず仕方がないとするであろう。

いずれにせよ、この条件を満足せしめないようにする原因としてマルチコが考えられている(その他 u の分布で自己相関がないこと、ダービンワトソン検定のことがあるが実際にはあまり重要視されない)。

(二)

多重共線性を論ずる場合、どのような状態になった場合についてそういえるのか、そしてそうであると判定されたときはどうすればよいか、これらの点を明確にしておかねばならないのであるが(それ等の点について竹内啓氏が論じたことがあるが⁽¹⁾)、実際にはなかなか明確にするのは困難なのである。一般に多重共線性で、完全な場合とそうでない場合とあり、完全な場合とは独立変数間に完全な一次関係がある場合をいう。三変数の場合についていえば

$$(5) Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + u$$

において、

$$(6) X_1 = a_0' + a_2' X_2$$

という関係がある場合をいう。この場合は明確であって、偏回帰係数は計算不能になって二つの変数を分離することができない。係数の分散は無限大になってしまふ。そのため実際上 X_2 を導入することはできないし、 X_1 あるいは X_2 をどちらか一つ導入することになる。この場合は明確なのであるが、次に X_1, X_2 間に完全な一次関係(完全相関)はないけれども、非常に高い相関がある場合も通常マルチコがあるという。これ以後は不明確となって非常に高いとはいったいどの程度をいうのか、ばくぜんとしている。例えば0.95以上であるとか(これだけでは標本の大きさが問題であるから、5%で有意というのも一つの規準となるかもしれない)、い

われるが、明確性を欠く。そしてなぜ独立変数間に高い相関があるといけないかといえ、 X_1 の効果と X_2 の効果を分離することが困難になる。その点からいえば、 X_1, X_2 が無相関であることが最も望ましいことになるが、 $r_{X_1 X_2} = 0$ であれば多元回帰の係数は単純回帰と同じものになって多元回帰をする意味はなくなるといってもよい。変数を標準形にすれば、正規方程式は $Y=1, X_1=2, X_2=3$ とすれば、

$$(6) \begin{cases} a_1 r_{22} + a_2 r_{23} = r_{12} \\ a_1 r_{32} + a_2 r_{33} = r_{13} \end{cases}$$

と書けるから

$$(7) a_1 = \frac{\begin{vmatrix} r_{12} & r_{23} \\ r_{13} & r_{33} \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} r_{22} & r_{23} \\ r_{32} & r_{33} \end{vmatrix}} = \frac{r_{12} - r_{13} r_{23}}{1 - r_{23}^2}$$

$r_{23} = 0$ とすれば

$$(8) a_1 = r_{12}$$

同様に

$$(9) a_2 = r_{13}$$

となるから標準形の単純回帰 $Y = r_{12} X_1, Y = r_{13} X_2$ に等しいことになる。

従って $r_{23} \neq 0$ でなくても、むしろ $r_{23} \neq 0$ のときに多元回帰を用いる意味があるといえるが、あまり高くはまずい(これについてはこれから述べるわけであるが)、とすればどういうときに望ましくないかという規準の一つとしてL. R. Kleinが示したものが⁽²⁾ある。それは

$$(10) r^2 X_i X_j \geq R^2 Y, X_1, X_2, \dots, X_n$$

$r^2 X_i X_j$ は二つの説明(独立)変数 X_i と X_j の単相関係数、 R^2 は重相関係数である。説明変数間の相関が重相関よりも高いのはよくないであろうということは感覚的にわかるが、理論的にはよくわからない点がある。例はあとで示すが、実際の資料をあつかう場合はこのような場合は少ないであろう。しかし一つの規準として採用されるかもしれない。⁽³⁾

次にP. E. FarrarとR. R. Glauberによって示されたマルチコに対する X^2 (カイ)自乗検定がある。仮説としては標本における説明変数間には相関がない($r_{X_i X_i} = 1, r_{X_i X_j} = 0$)とする。変数を変換して、

$$(11) \frac{X - \bar{X}}{\sqrt{n} S_{X_j}}$$

注(1) 竹内啓「多重共線性について」『理論経済学』1964, No. 2, p. 31.

(2) L. R. Klein, Introduction to Econometrics, Prentice-Hall International, London, p. 64, 101.

(3) D. E. Farrar and R. R. Glauber, Multicollinearity in Regression Analysis. Rev. Econ. and Statist. vol. 49, 1967, p. 92-107.

S_{X_j} は X の標準偏差とすると、 X の変動、共変動行列は三変数の場合

$$(12) \begin{bmatrix} \sum X_1^2 & \sum X_1 X_2 & \sum X_1 X_3 \\ \sum X_1 X_2 & \sum X_2^2 & \sum X_2 X_3 \\ \sum X_1 X_3 & \sum X_2 X_3 & \sum X_3^2 \end{bmatrix}$$

$$(13) \begin{bmatrix} 1 & r_{X_1 X_2} & r_{X_1 X_3} \\ r_{X_1 X_2} & 1 & r_{X_2 X_3} \\ r_{X_1 X_3} & r_{X_2 X_3} & 1 \end{bmatrix}$$

で示される。説明変数間の相関がすべて0の場合、行列式を考えれば

$$(14) \begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} = 1$$

となり、完全なマルチコの場合で $r_{X_i X_j} = 1$ なら

$$(15) \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} = 0$$

となる。実際はこの中間にあるわけであるが仮説の下で、Glanber と Farrar は次の関係を示した。

$$(16) *X^2 = -\left[n-1-\frac{1}{6}(2K+5)\right] \log e \begin{matrix} \text{標準化さ} \\ \text{れた行列} \\ \text{式の値} \end{matrix}$$

$*X^2$ は標本から計算された値、 n = 標本の大きさ、 K = 説明変数の数、仮説の下で $*X^2$ は自由度 $r = \frac{1}{2}K(K-1)$ の X^2 (カイ) 自乗分布をする。従ってこの値を計算して、有意水準を定めておけば、例えば5%として、その値を越えれば $r_{X_i X_j} = 0$ (直交性の仮定) は棄却され、マルチコの危険性があると判断される。有意でなければ直交性の仮定が棄却されないのでマルチコはそれほどないと判断される。

第三の規準として、説明変数が2個の場合は X_1 と X_2 の相関が高ければ問題とされるが、説明変数が3個以上の場合は個々の二変数間の相関が低くても、この3個の説明変数間の一次関係が高いことがありうる、Dhrymes の著書の中の例では、独立変数間の相関行列として

$$(16) \begin{bmatrix} 1 & 0.4 & 0.4 \\ 0.4 & 1 & -0.68 \\ 0.4 & -0.68 & 1 \end{bmatrix}$$

となった場合、その行列式を計算すると、

$$(17) \begin{vmatrix} 1 & 0.4 & 0.4 \\ 0.4 & 1 & -0.68 \\ 0.4 & -0.68 & 1 \end{vmatrix} = 1 - (0.68)^2 - 0.8(0.672) = 0.$$

二変数間にあまり高い相関はないにもかかわらず、相関行列は実際上0となり計算不能になるわけで、マルチコが存在するものと考えられる。これに対して相関行列が

$$(18) \begin{bmatrix} 1 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 1 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 1 \end{bmatrix}$$

と各変数間に高い相関がある場合を計算すると

$$(19) \begin{vmatrix} 1 & 0.9 & 0.9 \\ 0.9 & 1 & 0.9 \\ 0.9 & 0.9 & 1 \end{vmatrix} = (1-0.81) - 0.9(0.9-0.81) + 0.9(0.81-0.9) = 0.028$$

となって、 X_1, X_2, X_3 の間には一次関係はなく相関行列式も0ではない。しかし0に近いとも言えるわけで、このへんは分析者の判断ということになる。

そこで説明変数が3個以上の場合、この説明変数間の重相関係数を計算して、それが有意でないことが望ましいことになる。Glauber と Farrar によって示された式では k 個の説明変数に対して $(R^2_{X_i \cdot X_2 X_3 \dots X_k}, R^2_{X_2 \cdot X_1 X_3 \dots X_k}, \dots, R^2_{X_i \cdot X_1 X_2 \dots X_k})$ を計算して重相関に対する検定

$$(20) F = \frac{(R^2_{X_i \cdot X_1 X_2 \dots X_k}) / (k-1)}{(1-R^2_{X_i \cdot X_1 X_2 \dots X_k}) / (n-k)}$$

n : 標本の大きさ

k : 説明変数の数

自由度 $r_1 = k-1, r_2 = (n-k)$ の F 分布の表より例えば5%水準で検定する。有意ならマルチコが存在するとし、有意でなければそういえないと判断する。

第4の規準として、 $X_i X_j$ 間の偏相関を計算してその有意性を検定する。

$$(21) t = \frac{(r_{X_i X_j \cdot X_1 X_2 \dots X_k}) \sqrt{n-k}}{\sqrt{1-r^2_{X_i X_j \cdot X_1 X_2 \dots X_k}}}$$

自由度 $(n-k)$ の t 分布の表から検定を行う。もし、有意であればマルチコの危険性があると判断し、有意でなければその危険性がないと判断する。

Glauber と Farrar の例では

$$(22) \log Y = b_0 + b_1 \log X_1 + b_2 \log X_2 + \dots + b_7 \log X_7 + \log u$$

船の維持費に関するもので $n=96, k=7$ 変数全部では8で、結果は

$$R^2 = 0.80 \quad F = 56 \quad \text{自由度 } 7 \text{ と } 88$$

5%点の値に2.13ぐらいであるからもちろん有意である。説明変数間の重相関は、

$$(23) R_{X_1 \cdot X_2 X_3 \dots X_7} = 0.30 \quad F_{X_1} = 6.3$$

注(4) Phoebus J. Dhrymes Introductory Econometrics Springer-Verlag New York Heidelberg Berlin, p. 191.

回帰分析の性格

$R^2_{X_2 \cdot X_1 X_3 \dots X_7} = 0.57$	$F_{X_2} = 19.9$
$R^2_{X_3 \cdot X_1 X_2 \dots X_7} = 0.30$	$F_{X_3} = 6.3$
$R^2_{X_4 \cdot X_1 X_2 \dots X_7} = 0.76$	$F_{X_4} = 47.5$
$R^2_{X_5 \cdot X_1 X_2 \dots X_7} = 0.76$	$F_{X_5} = 47.1$
$R^2_{X_6 \cdot X_1 X_2 \dots X_7} = 0.46$	$F_{X_6} = 12.7$
$R^2_{X_7 \cdot X_1 X_2 \dots X_7} = 0.24$	$F_{X_7} = 4.8$

自由度 6,87 の F 分布の 5% 点は 2.22 ぐらいであるからすべて有意であるが、とりわけ X_4 と X_5 が値が大きいので X_4 と X_5 についてマルチコの影響がある

のではないかとしている。この辺にも問題があろう。係数とその標準誤差については

\hat{b}_1	\hat{b}_2	\hat{b}_3	\hat{b}_4	\hat{b}_5	\hat{b}_6	b_7	
(2) 0.34	0.40	-0.79	0.05	-0.03	0.11	-0.16	
$S(\hat{b}_i)$	(0.03)	(0.08)	(0.09)	(0.10)	(0.09)	(0.04)	(0.06)

自由度 88 の t 分布の 5% 点は 1.99 ぐらいであるから \hat{b}_4 と \hat{b}_5 を除いていちぢるしく有意である。この点からみればまずまずの成功といってよいであろう。

次に偏相関の計算をみると、

表 1

X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
X_1	—					
X_2	$r_{12} = 0.13$ (1.27)	—				
X_3	$r_{13} = 0.21$ (2.01)	$r_{23} = 0.27$ (2.60)	—			
X_4	$r_{14} = -0.35$ (-3.57)	$r_{24} = 0.34$ (3.44)	$r_{34} = 0.09$ (0.82)	—		
X_5	$r_{15} = -0.27$ (1.27)	$r_{25} = -0.21$ (-2.03)	$r_{35} = 0.12$ (1.15)	$r_{45} = -0.68$ (-8.77)	—	
X_6	$r_{16} = 0.45$ (4.72)	$r_{26} = 0.08$ (0.78)	$r_{36} = -0.35$ (-3.51)	$r_{46} = 0.31$ (3.13)	$r_{56} = 0.50$ (5.51)	—
X_7	$r_{17} = 0.34$ (3.38)	$r_{27} = -0.13$ (-1.27)	$r_{37} = 0.06$ (0.59)	$r_{47} = 0.40$ (4.06)	$r_{57} = 0.27$ (2.68)	$r_{67} = -0.26$ (-2.55)

() 内の値は t の値である。これを見ると全部で 21 個の値があるが、そのうち 14 個が有意である。この辺をどうみるかということであろう。 X_4 と X_5 については X_4 については 6 個中 5 個が有意、 X_5 については 6 個中 4 個が有意で X_6 については全体の中で特に多いというわけではない。 X_4 と X_5 が偏相関の値として最も高く、有意度も高い。

以上の結果からみれば、 X_4 と X_5 について最も問題があり、これについて再考されるべきであるとの考えもでてくるであろう。

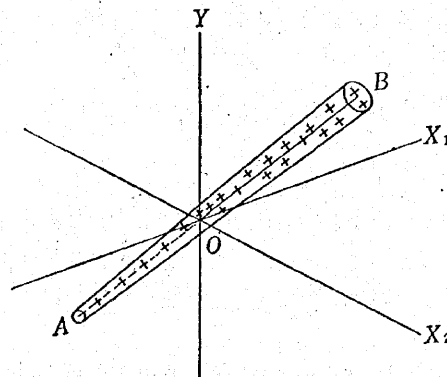
なおマルチコの第 5 の規準として、これは主として小標本の場合についていわれることであるが、標本のいくつか (数は少ない) を除いたり、つけ加えたりした場合係数が大きく変る場合は、要するに係数が不安定であるからマルチコが存在するという考え方もある。

以上 5 つの規準をすべてみたすことはほとんど考えられないから、むしろその程度と、程度をどう考えるかということになる。

(三)

2 つの説明変数間に高い相関があるときの図が Walters の著書の中にある。

図 1



これをみれば平面をきめようとしてもきめにくくな

注(5) A. A. ウォルターズ, 神保一郎訳, 「入門計量経済学, 上」東洋経済新報社, p. 133.

ると説明されている。また X_1 と X_2 を切りはなして動かせることが困難になると説明されている。また r_{12}^2 が 0.98 から 0.99 に変化すると、偏回帰係数を示す式で他の事情にして等しい限り、その分母が 0.02 から 0.01 になり、偏回帰係数の値は 2 倍になってしまうから、 r_{12}^2 の値が大きい場合は推定値はかなり不安定になると述べられているが、事実上分子も変化するので一般的にはいえないように思われる。つまり不安定というのは係数の分散が大きくなるということであるが、これについて述べてゆこう。二変数の場合

$$(2) Y = a_0 + a_1 X + u$$

とすれば a_1 の分散は

$$(3) S_{a_1}^2 = \frac{\sigma_u^2}{\sum (X - \bar{X})^2}$$

で示される。 σ_u^2 は母集団回帰における誤差項 u の分散である。三変数以上になると、

$$(4) Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_p X_p + u$$

で

$$S_{a_1}^2 = \frac{\sigma_u^2}{\sum (X_1 - \hat{X}_1)^2}$$

X_1 は他の X についての X_1 の回帰、すなわち

$$(5) X_1 = b_0 + b_2 X_2 + b_3 X_3 + \dots + b_p X_p + v$$

X_1 に対する他の X との重回帰における誤差の変動が分母になるということである。全部が三変数で考えれば

$$(6) \hat{X}_1 = b_0 + b_2 X_2$$

であるから、

$$(7) \sum (X_1 - \hat{X}_1)^2 = \sum x_1^2 (1 - r_{12}^2)$$

小文字は平均からの偏差

と書くことができ、四変数以上の場合は

$$(8) \sum (X_1 - \hat{X}_1)^2 = \sum x_1^2 (1 - R^2)$$

R^2 は重回帰説明変数のみ

と書くことができる。従って a_1 の分散は三変数のときは、 $X_1=2$ $X_2=3$ とおけば

$$(9) S_{a_1}^2 = \frac{\sigma_u^2}{\sum x_1^2 (1 - r_{12}^2)}$$

$$(10) S_{a_1}^2 = \frac{\sigma_u^2}{\sum x_1^2 (1 - R^2)}$$

となり、(9)よりみれば $r_{12}^2=0$ X_1 と X_2 の相関が 0 のとき最も小さく、 r_{12}^2 大きくなるほど分散は大きくなり $r_{12}^2=1$ のとき無限大となる。三変数以上の場合は

X_1 を X_2 以下で説明できればできるほど、説明変数間の重相関が高ければ高いほど a_1 の分散は大きくなる。 σ_u^2 は母集団の分散であるから常数と考えられるから分母が小さくなればなるほど全体は大きくなる。この様子は、

表 2

r_{12} の値	a_1 の分散
0	$\frac{\sigma^2}{\sum x_1^2}$
0.50	(1.33) $\frac{\sigma^2}{\sum x_1^2}$
0.70	(1.96) $\frac{\sigma^2}{\sum x_1^2}$
0.80	(2.78) $\frac{\sigma^2}{\sum x_1^2}$
0.90	(5.26) $\frac{\sigma^2}{\sum x_1^2}$
0.95	(10.26) $\frac{\sigma^2}{\sum x_1^2}$
1.00	∞

r_{12} が増大すると a_1 の分散は増大し、 $r=0.8$ のときは無相関のときの 2.8 倍になり、 $r=0.95$ となれば 10 倍以上となる。三変数以上ときは X_1 に対する重相関が高ければ高いほど a_1 の分散は大きくなるが、そのなり方は r_{12}^2 を R^2 でおきかえたものに等しいことになる。

分散を小さくする方法として、 r 、 R が一定なら $\sum x_1^2$ は標本の大きさが大きくなるにつれて増大する傾向があるといえるから、標本の大きさを増すことが考えられる。それについて、Michael S. Common のモンテカルロ実験の結果を示すと、彼の記号に従えば

$$(11) Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \beta_2 X_{2t} + \epsilon_t : \epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

$$X_{1t} = K_0 + K_2 X_{2t} + u_t$$

このモデルで

$$Y_t = 1.0 + 0.5 X_{1t} + 2.0 X_{2t} + \epsilon_t : \epsilon_t \sim N(0, 1)$$

$$(12) X_{2t} = 20.0 + 4.0 X_{1t} + u_t : u_t \sim N(0, 0.25)$$

とする。このようにすれば X_1 と X_2 とはかなり高い相関が得られるであろう。その結果は表 2 となった。 T = 標本の大きさ、回数 は 100 回 (の平均)、一般的に言えば、標本の大きさが大きくなるほどよくなっている

注(6) Harry H. Kelejian, Wallace E. Oates, Introduction to Econometrics, Principle and Applications. Harper International Edition, p. 186.

(7) Damodar Gujarati Basic Econometrics McGraw-Hill Book Company p. 176.

(8) Michael S. Common, Basic Econometrics, an introductory text for econometrics, Longman p. 363-366.

回帰分析の性格

表 2

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
T	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	
$E[\hat{\beta}_0]$	0.6767	288.320	0.3875	11.3509	2.0228	0.7145	4	5	59	2	0.9987
$VAR[\hat{\beta}_0]$	1.8934	117.147	0.6854	4.6599	1.9551	0.2920	5	7	89	4	0.9986
$E[\hat{\beta}_1]$	-0.2063	60.6675	0.2589	2.3908	2.0602	0.1500	8	7	100	7	0.9985
$VAR[\hat{\beta}_1]$	0.9137	28.6503	0.4940	1.1396	2.0033	0.0711	5	4	100	4	0.9985
$E[\hat{\beta}_2]$	0.9772	33.3821	0.4864	1.3358	2.0024	0.0832	5	6	100	6	0.9984
$VAR[\hat{\beta}_2]$	0.6599	20.3115	0.4272	0.7962	2.0179	0.0500	5	5	100	5	0.9984
$E[\hat{\beta}_3]$	0.9601	25.0701	0.4980	1.0058	2.0014	0.0623	5	6	100	6	0.9983
$VAR[\hat{\beta}_3]$	1.2683	20.7338	0.5487	0.8344	1.9878	0.0518	6	11	100	11	0.9984
$E[\hat{\beta}_4]$	0.8863	15.9197	0.4717	0.6170	2.0067	0.0390	2	5	100	5	0.9984
$VAR[\hat{\beta}_4]$	0.9793	16.1222	0.4964	0.6574	2.0012	0.0404	7	10	100	10	0.9984

といえるであろう。これを、

$$(6) X_{2t} = 20.0 + 4.0X_{1t} + u_t; u_t \sim N(0, 25.0)$$

の実験、 X_1 と X_2 の相関の低い場合と比較してみると、その結果は、表3のごとくなり、これをみればこの方が良い結果を示しているのは明瞭である。

しかし上記の場合は母分散既知の場合といえるが、実際上は母分散は未知であるから、これを $\hat{\sigma}_u^2$ で置きかえなければならない。従って、前の記号に戻れば、

三変数なら

$$(6) S_{a_1}^2 = \frac{\hat{\sigma}_u^2}{\sum x_1^2 (1 - r_{23}^2)}$$

となり、

$$(7) \hat{\sigma}_u^2 = \frac{\sum y^2 (1 - R^2)}{n - 2} \quad R^2 \text{ 全体の重相関}$$

となり、変数の標準形を考えれば

表 3

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
T	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	
$E[\hat{\beta}_0]$	1.0867	3.5097	0.4695	0.1154	2.0023	0.0071	11	24	100	24	0.9986
$VAR[\hat{\beta}_0]$	1.0856	1.3650	0.5238	0.0504	1.9955	0.0029	21	67	100	67	0.9988
$E[\hat{\beta}_1]$	0.8876	0.7787	0.4757	0.0269	2.0060	0.0015	20	75	100	75	0.9987
$VAR[\hat{\beta}_1]$	0.9733	0.3880	0.5059	0.0140	2.0003	0.0007	28	93	100	93	0.9987
$E[\hat{\beta}_2]$	1.0204	0.4224	0.4950	0.0156	2.0002	0.0008	33	97	100	97	0.9986
$VAR[\hat{\beta}_2]$	0.9826	0.2802	0.4917	0.0091	2.0018	0.0005	44	100	100	100	0.9986
$E[\hat{\beta}_3]$	0.9848	0.3247	0.5029	0.0128	2.0001	0.0006	47	100	100	100	0.9986
$VAR[\hat{\beta}_3]$	1.0486	0.2631	0.5047	0.0104	1.9988	0.0005	54	100	100	100	0.9986
$E[\hat{\beta}_4]$	1.0060	0.2280	0.4956	0.0069	2.0007	0.0004	56	100	100	100	0.9986
$VAR[\hat{\beta}_4]$	1.0010	0.1937	0.5008	0.0087	2.0001	0.0004	61	100	100	100	0.9986

$$(68) S_{a_1}^2 = \frac{(1-R^2)}{(n-2)(1-r_{23}^2)}$$

となる。 r_{23}^2 が動けば R^2 も動くことになり、 r_{23}^2 が大きくなれば一方的に $S_{a_1}^2$ が大きくなるとはいえないし、回帰係数との比較 t の値も一方的に減少してゆくとも言えないことになる。

三変数の場合についてみると、再び $Y=1$ $X_1=2$ $X_2=3$ と記号すると、

$$(69) R^2 = \frac{r_{12}^2 + r_{13}^2 - 2r_{12}r_{13}r_{23}}{1 - r_{23}^2}$$

である。今 $r_{12}=r_{13}$ の場合について考えると、まとめて r_{12} と書くと、

$$(70) R^2 = \frac{r_{12}^2 + r_{12}^2 - 2r_{12}r_{12}r_{23}}{1 - r_{23}^2} = \frac{2r_{12}^2 - 2r_{12}^2r_{23}}{1 - r_{23}^2} \\ = \frac{2r_{12}^2(1-r_{23})}{1 - r_{23}^2} = \frac{2r_{12}^2(1-r_{23})}{(1+r_{23})(1-r_{23})} = \frac{2r_{12}^2}{1+r_{23}}$$

$$(71) S_{a_1}^2 = \frac{1-R^2}{(n-2)(1-r_{23}^2)} = \frac{1 - \frac{2r_{12}^2}{1+r_{23}}}{(n-2)(1-r_{23}^2)} \\ = \frac{1+r_{23}-2r_{12}^2}{(n+2)(1-r_{23}^2)} = \frac{1+r_{23}-2r_{12}^2}{(n-2)(1+r_{23})(1-r_{23}^2)}$$

(70)より r_{23} が大となるにつれて R^2 は一方的に減少してゆくことがわかる。 $\{r_{23} \geq 0\}$ $r_{23}=0$ のとき、

$$(72) R^2 = 2r_{12}^2 \quad (r_{23}がとれる範囲は限られている)$$

$R^2=1$ のときは

$$(73) \frac{2r_{12}^2}{1+r_{23}} = 1 \quad 2r_{12}^2 = 1+r_{23} \quad r_{23} = 2r_{12}^2 - 1$$

例えば $r_{12}=r_{13}=0.7$ とすれば、 $2r_{12}^2=0.98$ で $R=1$ となり、そのときの $r_{23}=0.98-1=-0.02$ となり、この値より+方向へ r_{23} が増大するにつれて R は減少し、係数の分散は一方的に増大してゆくことがわかる。 $r_{23}=2r_{12}^2-1$ を分散の式に導入すれば

$$(74) S_{a_1}^2 = \frac{1 + (2r_{12}^2 - 1) - 2r_{12}^2}{(n-2)(1 + 2r_{12}^2 - 1)(1 - (2r_{12}^2 - 1)^2)} = 0$$

重相関が1なのであるから、当然係数の分散は0となるが、実際はそのようなことはほとんど起り得ないであろう。

$$(75) a_1 = \frac{r_{12} - r_{13}r_{23}}{1 - r_{23}^2} \quad r_{12}=r_{13} \text{ なら}$$

$$(76) a_1 = \frac{r_{12} - r_{12}r_{23}}{1 - r_{23}^2} = \frac{r_{12}(1-r_{23})}{1 - r_{23}^2} \\ = \frac{r_{12}(1-r_{23})}{(1+r_{23})(1-r_{23})} = \frac{r_{12}}{1+r_{23}}$$

$$(77) t = \frac{a_1}{S_{a_1}} = \frac{r_{12}}{1+r_{23}} \times \sqrt{\frac{(n-2)(1+r_{23})(1-r_{23}^2)}{(1+r_{23}-2r_{12}^2)^2}} \\ = \frac{\sqrt{(n-2)}r_{12}\sqrt{(1-r_{23})}}{\sqrt{(1+r_{23}-2r_{12}^2)^2}}$$

となり、 r_{23} の最小値(マイナスを含む)から r_{23} が大となるにつれて t は一方的に減少してゆくことがわかる。

これより三変数において $r_{12}=r_{13}$ 、各説明変数の従属変数に対する相関が等しい、単独での影響度が等しい場合には、説明変数間の相関が大きくなればなるほど、分散は大きくなり、 t の値は小さくなり(=偏相関の値が小さくなり)、望ましくない結果を与える。したがってこのような場合は説明変数間の相関が大きいほどマルチコが存在するといえることになる。この場合当然ながら、二つの偏回帰係数の値は等しく、回帰係数の値は r_{23} が増大すれば一方的に減少し(説明力がおちる)、標準誤差は一方的に増大するから t の値は一方的に減少することになる。

しかしこの時注意すべきことは、 $r_{12} \neq r_{13}$ のときそのように一方的にならないことである。 R^2 については、これを Y とおき、 r_{23} を X と書けば、

$$(78) Y = \frac{r_{12}^2 + r_{13}^2 - 2r_{12}r_{13}X}{1 - X^2}$$

$$(79) \frac{dY}{dX} = \frac{-2r_{12}r_{13}(1-X^2) - (r_{12}^2 + r_{13}^2 - 2r_{12}r_{13}X)(-2X)}{(1-X^2)^2}$$

$$r_{13}X(-2X) = 0$$

$$X = \frac{r_{12}^2 + r_{13}^2 \pm \sqrt{(r_{12}^2 + r_{13}^2)^2 - 4(r_{12}r_{13})^2}}{2r_{12}r_{13}}$$

$$= \frac{r_{12}}{r_{13}} \text{ または } \frac{r_{13}}{r_{12}}$$

$R^2=1$ のときは

$$(80) 1 = \frac{r_{12}^2 + r_{13}^2 - 2r_{12}r_{13}X}{1 - X^2}$$

$$(81) X = \frac{2r_{12}r_{13} \pm \sqrt{(2r_{12}r_{13})^2 - 4(r_{12}^2 + r_{13}^2 - 1)}}{2}$$

で、これより r_{23} のとりうる範囲がきめられる。偏回帰係数の式より、 $r_{12} < r_{13}$ とすれば($r_{12} > 0$, $r_{13} > 0$) $r_{23} = r_{12}/r_{13}$ を代入すれば、この値より r_{23} の値が大となれば a_1 の符号はプラスよりマイナスに変わることがわかる。そしてこの値より R^2 はそれまでの減少から増加に変わるわけである。 a_1 について r_{12}/r_{13} の値で0まで減少するが、それより増加に転ずる。 t についても同様である。係数の標準誤差については一義的に言えない。問題は符号の変化ということであって、理論的にプラスであるものがマイナスに転ずるのであれば好ましくないことであり、 r_{23} の増加は望ましいことではないが、マイナスであることが望ましいのであれば、 $r_{23} = r_{12}/r_{13}$ を越えたところであることが望ま

回帰分析の性格

しいわけで、 r_{23} が一方的に増加することが望ましく ないことになるが、Fox のあげた例よりみれば、 r_{12} $= r_{13} = r_{14}$, $r_{23} = r_{24}$ として、 r_{34} の変化をみてゆく場 合において、 a_2 , a_3 の値は等しくなるが、 r_{34} の増加 ないとはいえないことになる。

表 4 $r_{12}=0.9$, $r_{13}=0.7$, $N=20$ の場合

r_{23}	$R_{1,23}^2$	$\beta_{12,3}$	$\beta_{13,2}$	$r_{12,3}$	$r_{13,2}$	S_{β}^a	t の値	
							$\beta_{12,3}$	$\beta_{13,2}$
0.3187 ^b	1.0000	0.7535	0.4599	1.0000	1.0000	0	—	—
0.4000	0.9488	0.7381	0.4048	0.9473	0.8511	0.0599	12.3222	6.7579
0.4500	0.9191	0.7335	0.3695	0.9172	0.7578	0.0772	9.5013	4.7863
0.5000	0.8933	0.7333	0.3333	0.8892	0.6623	0.0917	7.9967	3.6347
0.5500	0.8703	0.7384	0.2939	0.8635	0.5632	0.1046	7.0593	2.8098
0.6000	0.8500	0.7500	0.2500	0.8402	0.4588	0.1175	6.3830	2.1277
0.6500	0.8329	0.7706	0.1991	0.8200	0.3472	0.1305	5.9050	1.5257
0.7000	0.8196	0.8039	0.1373	0.8039	0.2249	0.1442	5.5749	0.9521
0.7500	0.8114	0.8571	0.0571	0.7938	0.0867	0.1592	5.3838	0.3587
0.8000	0.8111	0.9444	-0.0556	0.7935	-0.0765	0.1758	5.3720	-0.3163
0.8500	0.8252	1.0991	-0.2342	0.8107	-0.2831	0.1925	5.7096	-1.2166
0.9000	0.8737	1.4211	-0.5789	0.8673	-0.5789	0.1977	7.1882	-2.9282
0.9413 ^c	1.0000	2.1149	-1.2912	1.0000	-1.0000	0	—	—

- (a) 各 β に対して同一。
- (b) r_{23} の可能なもっとも低い値。
- (c) r_{23} の可能なもっとも高い値。

$r_{12}=r_{13}=r_{14}=0.7$, $r_{23}=r_{24}=0.5$, $N=20$ の場合

r_{34}	$\beta_{12,34}$	$\beta_{13,24}$	$\beta_{14,23}$	S_{β}^a	t の値		
					$\beta_{12,34}$	$\beta_{13,24}$	$\beta_{14,23}$
-0.0196 ^b	-0.0286	0.7286	0.7286	0.3572	-0.0800	2.0396	2.0396
0	0	0.7000	0.7000	0.3500	0	2.0000	2.0000
0.1000	0.1167	0.5833	0.5833	0.3224	0.3618	1.8091	1.8091
0.2000	0.2000	0.5000	0.5000	0.3062	0.6532	1.6330	1.6330
0.2500	0.2333	0.4667	0.4667	0.3012	0.7746	1.5492	1.5492
0.3000	0.2625	0.4375	0.4375	0.2981	0.8806	1.4676	1.4676
0.4000	0.3111	0.3889	0.3889	0.2970	1.0474	1.3093	1.3093
0.5000	0.3500	0.3500	0.3500	0.3031	1.1547	1.1547	1.1547
0.6000	0.3818	0.3182	0.3182	0.3182	1.2000	1.0000	1.0000
0.7000	0.4083	0.2917	0.2917	0.3472	1.1762	0.8402	0.8402
0.8000	0.4308	0.2692	0.2692	0.4038	1.0667	0.6667	0.6667
0.9000	0.4500	0.2500	0.2500	0.5449	0.8259	0.4588	0.4588
0.9500	0.4586	0.2414	0.2414	0.7538	0.6084	0.3202	0.3202
0.9800	0.4635	0.2365	0.2365	1.1763	0.3940	0.2010	0.2010
1.0000 ^c	—	—	—	—	—	—	—

- (a) 各 β に対して同一。
- (b) r_{34} の可能なもっとも低い値。
- (c) r_{34} の可能なもっとも高い値。

と共に $a_2 a_3$ の値は一方的に減少し、標準誤差は一方的に増大し、 t の値は一方的に減少してゆく。その意味において

$$(9) Y = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3$$

において X_2 と X_3 の相関が増加するほど、 a_2 、 a_3 を推定する上で望ましくないことになるが a_1 については一義的にいえないことになる。ただしこれは上記の条件付のことであるから実際にはほとんどそのような条件にめぐりあうことはないであろう。Fox の例をあげておく (表4)。

Fox の記号のままあげたが、 $\beta_{12,3} = a_1$ 、 $\beta_{12,2} = a_2 r_{12,3}$ 、 $r_{12,1}$ はそれぞれ偏相関、 $S_\beta^2 = S_a^2$ と考えればよい。

4変数の場合も同様である。Fox はこれ以外にも同様の計算を行っている。

(四)

前に筆者はいろいろな計算比較の例を試みたが、マルチコの例にあてはめてみよう。

資料は、表5のようであり、相関行列は表6 (標本の大きさ、10の場合と12の場合) で与えられる。 Y_1 をすべての X で考えるという場合をとりあげてみる。

$$(5) Y_1 = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + u$$

これまでに述べた計算結果は「計量分析の方法」の

表 5

	Y_1	Y_2	X_1	X_2	X_3
昭和27年	7096	8330	1163.5	100.0	9241
28	8741	8250	1505.1	95.3	10575
29	10640	8000	1507.6	90.8	12834
30	10519	7697	1469.0	88.1	16230
31	12969	6497	2044.9	90.8	17514
32	15107	7000	2684.3	97.6	18696
33	14904	6700	2665.3	95.7	21408
34	17169	6300	3263.2	91.4	23148
35	22425	6700	4339.9	88.4	29020
36	24484	6000	5985.2	86.6	31200
37	28662	6350	6534.6	84.9	35568
38	29766	6275	7083.5	82.2	43200

Y_1 = セメントの生産量、 Y_2 = セメントと価格、 X_1 = 総投資量、 X_2 = 石炭価格指数、 X_3 = セメントの容量。

標本10のときの相関行列

	X_1	X_2	X_3	Y_1	X'
Y_1	.10000000 E + 01	-.54398195 E + 00	.94679313 E + 00	.97339518 E + 00	.80120823 E + 00
X_2	-.54398195 E + 00	.10000000 E + 01	-.62157664 E + 00	-.59230707 E + 00	.48521478 E + 00
X_3	.94679313 E + 00	-.62157664 E + 00	.10000000 E + 01	.98568452 E + 00	-.88180014 E + 00
Y_1	.97339518 E + 00	-.59230707 E + 00	.98568452 E + 00	.10000000 E + 01	-.85186380 E + 00
Y_2	.80120823 E + 00	.48521478 E + 00	-.88180014 E + 00	-.85186380 E + 00	.10000000 E + 01

標本12のときの相関行列

	X_1	X_2	X_3	Y_1	Y_2
X_1	1.00000000	-0.76442904*	0.97297765*	0.98798193*	-0.77494435*
X_2	-0.76442904*	1.00000000	-0.80528125*	-0.78426861*	0.59097228**
X_3	0.97297765*	-0.80528125*	1.00000000	0.98561912*	-0.81261437*
Y_1	0.98798193*	-0.78426861*	0.98561912*	1.00000000	-0.81273610*
Y_2	-0.77494435*	0.59097228**	-0.81261437*	-0.81273610*	1.00000000

(注) *印は1%で有意、**印は5%で有意。

回帰分析の性格

中に述べられているが、標本10の場合は

$$6) Y_1 = 794 + 1.437X_1 + 6.69X_2 + 0.4828X_3$$

(0.54) (77) (0.121)

$$6) \begin{vmatrix} 1.00000000 & -0.54398195 & 0.94679313 \\ -0.54398195 & 1.00000000 & -0.62157664 \\ 0.94679313 & -0.62157664 & 1.00000000 \end{vmatrix}$$

となり、標本12の場合、

$$6) Y_1 = 3114 + 1.980X_1 - 3.998X_2 + 0.3342X_3$$

(0.64) (98) (0.14)

$$= 0.06158053$$

$$6) \chi^2 = -[10 - 1 - \frac{1}{6}(2 \times 3 + 5)] \log e 0.06158053$$

$$= 19.976491$$

() 内は標準誤差である。これよりみると符号その他かなりの変化がみられ、マルチコでないという一つの条件はみだしてないと思われる。あと6)式について独立(説明)変数間の重相関、偏相関、直交性の検定の問題を考えてみよう。相関行列式の値は、

自由度 $\frac{1}{2}3(3-1) = \frac{6}{2} = 3$
自由度3の χ^2 (カイ) 自乗分布の5%点は7.81であるから有意である。直交性の仮定はすてられることになる。次に重相関をみてみる。

X_1 を従属とするときを $R^2_{X_1}$ 以下 $R^2_{X_2}$, $R^2_{X_3}$ を計算する。

$$6) R^2_{X_1} = \frac{(-0.54398195)^2 + (0.94679313)^2 - 2((-0.54398195) \times 0.94679313 \times (-0.62157664))}{1 - (-0.62157664)^2}$$

$$= 0.89964754 \quad R = 0.94849752$$

$$R^2_{X_2} = \frac{(-0.54398195)^2 + (-0.62157664)^2 - 2((-0.54398195) \times 0.94679313 \times (-0.62157664))}{1 - (0.94679313)^2}$$

$$= 0.40549447 \quad R = 0.63678848$$

$$R^2_{X_3} = \frac{(0.94679313)^2 + (-0.62157664)^2 - 2(1 - 0.54398195 \times 0.94679313 \times (-0.62157664))}{1 - (-0.54398195)^2}$$

$$= 0.91253805 \quad R = 0.95526857$$

重相関の検定はF分布を使うが、検定表よりみれば、三変数で自由度10-3=7のときの5%点は0.758であるから、この点からすれば X_2 が有意でないことになる。

次に偏相関をみる。三変数の式で $r_{12,3}$ は

$$6) r_{12,3} = \frac{r_{12} - r_{13}r_{23}}{\sqrt{1-r_{13}^2}\sqrt{1-r_{23}^2}}$$

$X_1=1 \quad X_2=2 \quad X_3=3$ として、

$$6) r_{12,3} = \frac{(-0.54398195) - (0.94679313)(-0.62157664)}{\sqrt{1-(0.94679313)^2}\sqrt{1-(-0.62157664)^2}} = 0.17659503$$

$$r_{13,2} = \frac{(0.94679313) - (-0.54398195)(-0.62157664)}{\sqrt{1-(-0.54398195)^2}\sqrt{1-(-0.62157664)^2}} = 0.92599721$$

$$r_{23,1} = \frac{(-0.62157664) - (-0.54398195)(0.94679313)}{\sqrt{1-(-0.54398195)^2}\sqrt{1-(0.94679313)^2}} = -0.39450249$$

自由度7の二変数の5%点は0.666であるから、 r_{X_1, X_2} が有意であるが他は有意でない。この結果からみるかぎり X_2 という変数は他との相関が低く、その意味でマルチコのない変数となっているが、これは同時に従属変数に対しても低い相関をもっているため、最初に示した重回帰の式においてはいわば最も悪い変数となってしまっているのである。ここにも一つの問題があるといってもよいであろう。Farrar と Glauber の式ではすべての単相関が示されていないのでこれが示されていたらまた別の問題が生じていたかもしれない。

となって自由9の5%点は0.697となるのでいずれも有意となる。偏相関は、 $r_{12,3} = 0.13945812$, $r_{13,2} = 0.9328587$, $r_{23,1} = -0.41244447$, 自由度9の5%は0.602で、 $r_{12,3}$ と $r_{23,1}$ は有意でない。この点は前の結果と変りないが、 χ^2 と重相関の点でマルチコの度合は更に増大していると考えられる。二つの相関行列をみると、 r_{13} の値はほぼ等しいが、 r_{12} , r_{23} の値が標本12の場合の方が、いずれも大きくなっており、この点が影響したものと思われる。最初に示した全変数の重回帰からもその点がうかがわれるが、標本の大きさを増せばマルチコの危険度がうすらぐといってもこの程度のことではほぼ同じ、更に悪くなる場合もあるのは当然のことであろう。もちろん標本を増せばよいというのは全体の標本抽出のモデルが変らないことを前

ちなみに大きさ12標本の場合を計算してみると、 $\chi^2 = 36.633573$ と更に大きな値となっており、 $R_{X_1} = 0.97127400$, $R_{X_2} = 0.79160490$, $R_{X_3} = 0.97177425$,

提としている。

いずれにしても、マルチロでないための条件をすべてみたすということは実際上不可能に近いことである。『計量分析の方法』の中で示された所得と消費の相関は0.98~0.99台にあり、消費函数を考える場合所得以外にもいろいろな要因(変数)が考えられるが、

統計的にはすでに一変数だけでこのように高い相関があればそれで充分なのであり、他の変数が導入される余地は極めて少ないといってよいであろう。ここにむしろなやみがあるといってもよいであろう。⁽⁹⁾

変数除去の問題はここであつかわない。

注(9) A. Koutsoyiannis, Theory of Econometrics An Introductory of Econometrics Methods, Second Edition The Macmillan Pres LTD. p. 253.