

# 經濟量の統計的豫測理論

—國民所得の統計的豫測—

山 田 勇

## I 序 論

「すべての科學の窮極の目的は豫測にある。」これは計量經濟學の事實上の創始者ヘンリー・ムーア (H. L. Moore) の言葉であるが、<sup>1)</sup>かれは、棉花の生産量と價格とを豫測するのに、標準誤差もしくは平均自乗偏差を計算することによって、豫測の正確度を測定している。

しかしながら、その理論の根底には、現在の統計理論からみて、多くの批判さるべき餘地を残している。計量經濟學にかぎらず、統計理論一般の、アメリカおよび北歐における最近の發展は目覚ましいものがあり、<sup>2)</sup> これらを見捨てることはとうてい許さるべきではない。

科學的豫測の問題は、もとより、容易になしとげられる業ではない。とりわけ、このことは經濟量の統計的豫測についていわれることである。

第二次大戦後のアメリカにおける國民總生産額および失業者に對する誤まった豫測は、はなはだしく計量經濟學者の權威を失墜せしめた。しかしながら、このことはクライン (L. R. Klein) もいっているように、計量經濟學的方法を放棄すべきことを意味するものでなく、問題は、それらの推計方法の改善にあることを忘れてはならない。事實クラインは、ヘイゲン (E. E. Hagen) およびカークパトリック (N. Kirkpatrick) のえた結果に對する修正として、新らしく推計を改算し、<sup>3)</sup>

さらに最近、統計的豫測の新らしい方法を驅使することによって、ふたたび、訂正版を出している。<sup>4)</sup> そこで用いられている統計理論は、「誘導形法」(method of reduced forms)<sup>5)</sup> と、ホッテリング (H. Hotelling) の統計的豫測の理論<sup>6)</sup> とである。

そこで、本稿では、豫測の近代統計的基本理論を展開した、ハーヴェルモ (T. Haavelmo) の所論<sup>7)</sup> に基きつつ、經濟量、とくに國民所得の統計的豫測の方式を誘導することをこころみた。かかる方式を用いて、實際の經濟量の統計的豫測を行うことは、紙數の関係上他の機會にゆずることとした。

Predictions of National Product. (*Journal of Political Economy*, Vol. 54, No. 4-Aug. 1946, pp. 289-308.)

4) L. R. Klein: The Use of Econometric Models as a Guide to Economic Policy. *Econometrica*, Vol. 15, No. 2-April, 1947, pp. 111-151.

5) 「誘導形法」の骨子とするところは、最近の統計理論に基きつつ、統計式中にある常數を推定する方法である。すなわち、2個以上の統計式中の常數決定にあたって、これらの式を、個々別々のものとしてではなく、連立式として取扱うものである。主な文獻としてつぎのものを掲げておこう。M.A. Girshick and T. Haavelmo: Statistical Analysis of the Demand for Food: Examples of Simultaneous Estimation of Structural Equations. *Econometrica*, Vol. 15, No. 2-April, 1947, pp. 79-110. W. W. Leontief: *Econometrics. A Survey of Contemporary Economics*, 1948, ed. by H.S. Ellis. pp. 393-403. 山田勇「經濟の計量」(叢書. 經濟理論と統計 3) 1949, pp. 40-84.

6) Harold Hotelling: Problems of Prediction. *The American Journal of Sociology*, Vol. XLVIII, No. 1-July, 1942, pp. 61-76.

7) T. Haavelmo: Probability Approach in Econometrics. *Econometrica*, Vol. 12, Supplement, 1944, pp. 105-113.

1) H. L. Moore: *Forecasting the Yield and the Price of Cotton*, New York, 1917, p. 1.

2) 現在、われわれのおかれている情勢では、いまだに英國およびソ連における統計理論、とくに統計的豫測理論にふれる機會が與えられていない。

3) L. R. Klein: *A Post-Mortem on Transition*

## II ムーアの古典方法

ムーアの予測理論は、前節でも述べた如く、現在の統計理論からみれば、古典的方法であって、いわゆる記述統計学の観点に止まるものとみることが出来る。<sup>8)</sup> いまこれを一べつすることは、今後の理論の展開上一應の参考となるであろう。その骨子を述べれば、つぎの如くである。

記述統計学でよく知られている直線回帰方程式は、つぎの式によってあらわされる。

$$(1) \quad Y = r \frac{\sigma_y}{\sigma_x} X$$

ただし、この式のなかの  $X$  および  $Y$  は、それぞれ統計値  $x$  および  $y$  の平均からの偏差であって、いまそれらの平均を  $\bar{x}$ ,  $\bar{y}$  であらわせば、 $X_i = x_i - \bar{x}$ ;  $Y_i = y_i - \bar{y}$  ( $i=1, 2, \dots, N$ ) である。さらに  $r$  は、 $x$  と  $y$  との相関係数であり、 $\sigma_x$ ,  $\sigma_y$  はそれぞれ、 $x$  および  $y$  の標準偏差であることはいうまでもない。

ところで、ここに  $N$  個の統計値

$$(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_N, Y_N)$$

の (1) 式に関する偏差はそれぞれ

$$Y_1 - r \frac{\sigma_y}{\sigma_x} X_1, Y_2 - r \frac{\sigma_y}{\sigma_x} X_2, \dots, Y_N - r \frac{\sigma_y}{\sigma_x} X_N$$

であり、したがって、その分散 (variance)  $V$  はつぎの式によってあらわされる。

$$(2) \quad V = \sum_{i=1}^N \left( Y_i - r \frac{\sigma_y}{\sigma_x} X_i \right)^2$$

この式から、容易につぎの式が誘導せられる。

$$(3) \quad \frac{V}{N} = \sigma_y^2 (1 - r^2)$$

上式から

$$(4) \quad S = \sqrt{\frac{V}{N}} = \sigma_y \sqrt{1 - r^2}$$

がえられる。

さて、ムーアは、経済予測を行うのに、(4) 式を利用する。この式は、記述統計学の用語を用いれば、標準誤差にほかならない。

$r = +1$ ,  $-1$  の場合には、 $S = 0$  となり、 $x$  を

與えることによって、これに対応する  $y$  は、正確に予測されうる。 $-1 < r < +1$  の場合にも、 $x$  に対応する  $y$  の値を予測することができるが、この場合の予測の正確さの程度は、(4) 式による  $S$  によって測定せられるものと、ムーアは考える。<sup>9)</sup>

すなわち、いま、(1) 式によってあらわされる直線の周りの各点の分布が、正常分布によって示されるものとすれば、大標本に関する確率論の知識から、100 個の統計値のうち、99.7 個が  $\pm 3S$  に等しい直線からの偏差のなかに落ち、95 個が  $\pm 2S$  の間に、68 個が  $\pm S$  の間に落ちることが知られる。ムーアは、かかる  $S$  を予測の正確度 (degree of accuracy of forecasts) と呼んでいる。<sup>10)</sup>

かれは、例として、1915 年の 9 月 11 日から 10 月 30 日までの北米西部における棉花の現物相場の變動から、ニューヨークの先物相場の最も確からしい變動を豫想した。すなわち前者を  $x$  とし、後者を  $y$  とすれば、これらの間につぎの予測方程式を見出だした。

$$y = 1.45x + 0.002$$

さらに、この場合の  $r$  および  $\sigma_y$  の値としてつぎの結果をえた。

$$r = 0.714, \quad \sigma_y = 0.085$$

これから (4) 式によって  $S$  を求めれば

$$S = 0.085 \times \sqrt{1 - 0.714^2} = 0.0595$$

そこでつぎのことが推論せられる。

すべての予測値の 99.7% は、その予測の誤差が  $-3S$  と  $+3S$  との間にあり、95% は、 $-2S$  と  $+2S$  との間にあり、68% は、 $-S$  と  $+S$  との間にある。

以上がムーアの予測理論であるが、まえにも注意した如く、記述統計学の立場にあるものであって、ストカスティックスに基礎をおく近代統計学からみれば、はなはだ不十分といわなければならない。次節以下に述べる近代理論と、ムーアの方法とを對比すれば、兩者の差異が確然とし、しか

8) ここでは記述統計学というのは、北川教授の用語によるものであって、Galton-Pearson 統計学を特徴的にいいあらわしたものである。(北川敏男「統計学の認識」—統計学の基礎と方法—1948, pp. 413-417.)

9) H. L. Moore: Forecasting the Yield and the Price of Cotton, p. 50.

10) H. L. Moore: ibid., p. 51.

も、その論理構造において、前者がはるかに後者をしのぐことを指摘しうるであろう。

### Ⅲ 最近の統計的予測理論 (1)

統計的予測の問題を近代統計学の立場から取扱ったものにホーヴェルモがある。<sup>11)</sup> 以下かれの考え方の要旨を述べてみよう。

統計的予測は、いまだ観測されない標本点の位置づけに関する統計的敘述に過ぎない。

いま、 $N$  個の観測されうる変数（これを以下、観測変数と呼ぼう）を  $x_1, x_2, \dots, x_N$  とし、 $M$  個の予測せらるべき変数（これを以下予測変数と呼ぼう）<sup>12)</sup> を  $x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M}$  とする、そこで、予測の問題とは、 $x_1, x_2, \dots, x_N$  の観測変数のある種の函数を確立して、この函数により、予測変数  $x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M}$  の値を予測することにほかならない。

ところで、 $N+M$  個の変数  $x_1, x_2, \dots, x_N, x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M}$  の同時根元確率法則 (joint elementary probability law) が存在することを假定しよう。かかる同時分布を

$$p(x_1, x_2, \dots, x_N, x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M})$$

もしくは  $p$  とあらわす。いま、われわれは  $p$  が既知であると考え、つぎに、

$$p_1(x_1, x_2, \dots, x_N)$$

もしくは  $p_1$  をもって、観測変数  $x_1, x_2, \dots, x_N$  に関する同時確率法則をあらわし、さらに

$$p_2(x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M} | x_1, x_2, \dots, x_N)$$

もしくは  $p_2$  をもって、 $N$  個の観測変数  $x_1, x_2, \dots, x_N$  が与えられた場合の、 $M$  個の予測変数  $x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M}$  の条件付根元確率法則をあらわすものとする。そうすれば、つぎの式の成立することは明らかである。

$$(5) \quad p = p_1 \cdot p_2$$

つぎに、 $E_1$  をもって観測変数  $x_1, x_2, \dots, x_N$  の

ある特別の値を、 $E_2$  をもって予測変数  $x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M}$  のある特別の値を、あらわすこととしよう。いかなる  $E_1$  も観測変数の  $N$  次元標本空間  $R_1$  のなかの一点によって、同様に、いかなる  $E_2$  も予測変数の  $M$  次元空間  $R_2$  のなかの一点によって、あらわしえられる。最後に、 $E$  をもって  $N+M$  個の変数の標本空間のなかの一点をあらわすものとする。

そこで、われわれの問題は、任意の特別な  $E_1$  が与えられた場合、標本空間  $R_2$  の一定の点集合に落ちる  $E_2$  の条件付確率を、 $p_2$  から計算することである。かかる条件付確率は、一般に、 $E_1$  の函数であろう。さらに、任意の与えられた  $E_1$  および任意の与えられた確率水準、たとえば  $\beta$  に對して、 $R_2$  のなかで点集合系を導き、しかも、これらの集合の任意の一つに落ちる  $E_2$  の確率が  $\beta$  であるようにする。 $R_2$  のなかのかかる点集合を予測域 (region of prediction) と呼び、これを  $W_2$  によってあらわす。

ここで注意を要する點は、われわれの興味が確率  $\beta$  のすべての予測域  $W_2$  にあるのではなく、ある意味における「最狭域」であるような、確率  $\beta$  を有する領域にあるということ、あるいはさらに、標本点  $E_2$  がある一定の領域に落ちないことを予測することにあるということ、である。これらのいずれの場合においても、あるいはその他のいかなる場合においても、確率水準  $\beta$  の選擇、ならびに、予測方程式として用いようと欲する、確率  $\beta$  を有する領域  $W_2$  の位置の選擇は、それを利用する實際上の用途に依存しており、しかも、かかる選擇は統計的な問題からは離れたものである。条件付確率法則  $p_2$  がどんなものであろうとも、われわれの統計的予測の目的は、観測変数  $x_1, x_2, \dots, x_N$  のすべての値に對して、 $E_2$  を予測するのに必要な一つの、しかもただ一つの領域  $W_2$  を求めることにある。

それ故に、もしもわれわれが  $p_2$  を知ることができれば、予測の問題はただ単に確率計算の問題となり終って、標本からの統計的推理の問題ではなくなってしまう。しかしながら、多くの實際問題においては、 $p_2$  は容易に知られない。そのた

11) T. Haavelmo: Probability Approach in Econometrics, pp. 105-113.

12) ホッテリングの用語では、この場合の観測変数を predictor, 予測変数を predictand という。(H. Hotelling: Problems of Prediction. The American Journal of Sociology, Vol. XLVIII, No. 1—July, 1942, p. 62.)

めに、観測値の標本  $E_1$  から  $p_2$  についての知識をえようとするのである。そこで、このことが可能であるためには、つぎのような根本的な假定を必要とする。すなわち、 $N+M$  個の変数  $x_1, x_2, \dots, x_N, x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M}$  は、 $p_1$  の特徴づけが、 $p$  の、したがって  $p_2$  の完全な特徴づけを意味するという性質を有することがこれである。

さて、 $p_1$  について、これが根元確率法則のある特徴づけられた空間  $\Omega_1$  に属するという事、および、それ故に、 $p_2$  があるこれに対応する空間  $\Omega_2$  に属するという事だけを假定しよう。いま、 $\Omega_1$  のある任意の要素を  $p_1^*$  とし、さらに、 $W_1(p_1^*)$  を、ある規則によって選ばれた、 $R_1$  のなかの  $(1-\alpha)$  の大きさの臨界域 (critical region) とする。 $E_1$  が  $W_1(p_1^*)$  に落ちるとき、そしてこのときにかぎり、 $p_1=p_1^*$  という假説が棄却される。 $\Omega_1$  のすべての要素  $p_1^*$  に対して、 $R_1$  のなかで、かかる臨界域系を構成する。もしも  $E_1$  が若干の  $W_1(p_1^*)$  の外に落ちるときは、假説  $p_1=p_1^*$  は棄却されない。 $E_1$  は、まえに述べた如く、 $N$  個の観測変数の任意の一標本点であるから、 $\omega(E_1)$  を  $\Omega_1$  の部分集合とし、 $\Omega_1$  の  $(1-\alpha)$  の大きさの臨界域には  $E_1$  が落ちないものとしよう。かくして、 $p_1 \in \omega(E_1)$  によって、未知の確率法則  $p_1$  を推定することは、合理的であろう。

さて、すでに假定した如く  $\Omega_1$  のすべての要素  $p_1^*$ 、もしくは  $\Omega_2$  のすべての要素  $p_2^*$  に対して、さらに、観測変数  $x_1, x_2, \dots, x_N$  の数値のすべての集合に対して、予測公式を選択することは、 $\beta$  の大きさの一つにして、しかもただ一つの予測域  $W_2^*$  をうることにほかならない。それ故に、部分空間  $\omega(E_1)$  に、かかる予測域のある種の部分空間が対応する。そこで、 $K(E_1)$  をもって、かかる部分空間のすべての要素  $W_2^*$  の論理的合計としよう。そうすれば

$$(6) \quad E_2 \text{ が } K(E_1) \text{ に落ちる}$$

と記述することによって、標本点  $E_1$  に基いて、 $E_2$  を予測することが、一應合理的であると思われるに至る。それでは、かかる (6) の記述が真である確率は何であるかという疑問が提出されなければならない。これに対する解答はつぎの如くで

ある。すなわち、(6) の確率を  $P(E_2 \in K)$  であらわせば

$$(7) \quad P(E_2 \in K) = \alpha g\{K|p_1 \in \omega(E_1)\} + (1-\alpha) \bar{g}\{K|p_1 \in [\Omega_1 - \omega(E_1)]\}$$

上式において、 $g\{K|p_1 \in \omega(E_1)\}$  は  $p_1 \in \omega(E_1)$  のときの  $E_2$  の  $K$  に落ちる確率であり、 $\bar{g}\{K|p_1 \in [\Omega_1 - \omega(E_1)]\}$  は  $p_1$  が  $\omega(E_1)$  の外側に落ちるときの  $E_2$  の  $K$  に落ちる確率である。 $g$  と  $\bar{g}$  とは一般に真の分布  $p_1$  の函数である。 $1 \geq g \geq \beta$ ,  $0 \leq \bar{g} \leq 1$  であることは明らかであるから

$$(8) \quad 1 \geq P(E_2 \in K) \geq \alpha \beta$$

ところで、實際問題としては、與えられた確率水準  $\beta$  に対して、できるだけ小さい  $E_2$  の予測域を導くことが必要であることは、まえに述べた。これに対する實際的な方法は、ワルト (A. Wald) の加重函数 (weight function) の思想<sup>13)</sup> を使って、つぎの如く述べられる。

$E_2$  によって、予測変数  $x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M}$  の標本点  $R_2$  のなかの任意の一点をあらわし、 $\bar{E}_2$  によって、 $E_2$  の予測のために用いられる  $R_2$  のなかの一点をあらわすものとしよう。かかる  $\bar{E}_2$  は予測函数 (prediction function) と呼ばれる。 $E_2$  が  $\bar{E}_2$  と一致しないにもかかわらず、これを一致すると記述すれば、過誤をおかすのであるが、このような種々な過誤に、ウエイトを割當てることが考えられる。かかるウエイトを一つの加重函数  $Q(E_2, \bar{E}_2)$  によって定義し、 $E_2 = \bar{E}_2$  のときは  $Q=0$ ,  $E_2 \neq \bar{E}_2$  なるすべての点に対しては  $Q \geq 0$  とする。かかる  $Q$  は  $E_2 \neq \bar{E}_2$  のときの危険と考えられる。このような危険の期望値を  $r$  によってあらわすならば

$$(9) \quad r = \int_R Q(E_2, \bar{E}_2) p dE$$

であることはいうまでもない。この場合の積分は  $N+M$  個の変数  $x_1, x_2, \dots, x_N, x_{N+1}, x_{N+2}, \dots, x_{N+M}$  の全標本点  $R$  についてとられる。實際の予測に際しては、 $\bar{E}_2$  は観測変数  $x_1, x_2, \dots, x_N$  の函数として選擇され、かつ危険の期望値  $r$  がで

13) A. Wald: Contributions to the Theory of Statistical Estimation and Testing Hypotheses. *Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 10, Dec. 1939. pp. 299-326.

きうるかぎり小となるように  $E_2(x_1, x_2, \dots, x_N)$  が選擇される必要がある。

観測變數  $x_1, x_2, \dots, x_N$  のみによって決定せられる予測函数  $\bar{E}_2(x_1, x_2, \dots, x_N)$  が存在するものと假定し、この特別の函数に對して、 $r$  が極小になる如くする。この極小値には、 $\Omega_1$  のなかの眞の分布  $p_1$  は獨立である。そうすれば、かかる函数をして、與えられた加重函数  $Q$  に關する最良予測函数たらしめることができる。この場合の予測函数は、「與えられた加重函数に關して ( $\Omega_1$  内で) 一樣最良」(uniformly best (within  $\Omega_1$ ) relative to the given weight function) であると稱せられる。

しかしながら、かかる一樣最良予測函数は、一般には、存在しないであろう。そこで、この予測函数の選定のために、若干の原理を附加しなければならない。まず第一に、 $\Omega_1$  のすべての要素に對して  $r$  を一層小ならしめるような他の予測函数は存在しないものとする。このような予測函数を許容的予測函数 (admissible prediction function) と呼ぶ。<sup>14)</sup> すべての許容的予測函数について、危険の期望値  $r$  は、眞の分布  $p$  の函数である。許容的予測函数のなかで  $\bar{E}_2$  を考え、これについて  $r$  の最大値が極小なる如くする。かかる予測函数が存在するとすれば、これは許容的予測函数のなかで最も危険の小さいものであるというる。

#### IV 最近の統計的予測理論 (2)

前節によって、ホーヴェルモの統計的予測理論の論理構造を説明したのであるが、かれも注意している如く、加重函数  $Q$  の決定は統計理論の問題ではなく、さらに、予測公式も、一樣最良予測函数の存在しない場合には、主観的な因子を含むことをまぬがれない。<sup>15)</sup> そこで、かれは進んで

14) ワルトは、「許容的」という概念のほかに、「同等」(equivalent), 「一樣良好」(uniformly better) の概念を導入する。この點に關するかれの考え方の要旨は、つぎの文獻に紹介されている。北川敏男「統計學の認識」——統計學の基盤と方法——1948, pp. 342-352.

15) T. Haavelmo: Probability Approach in Econometrics, p. 110.

予測公式の實用的な誘導法を提供する。

いま、つぎの假定が満足されるものと考えよう。

1. 観測變數  $x_1, x_2, \dots, x_N$  の分布  $p_1$  は  $k$  個の未知のパラメーター  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$  を含んだ分布のパラメーター族に屬することが知られている。すなわち、

$$p_1 = p_1(x_1, x_2, \dots, x_N; \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)$$

もしくは、簡単に

$$p_1 = p_1\{E_1; (\alpha)\}$$

である。

2. すべての  $N+M$  個の變數の分布  $p$  は、 $p_1$  において、 $N$  の代りに  $N+M$  とおきかえることによってえられる。ただし、 $N$  および  $M$  は任意の正整数であり、さらに  $N$  はある正整数  $N_0$  よりも大であることを要する。したがって、 $p_2$  も、パラメーター  $\alpha$  の値以外は既知である。

3. 観測された標本  $E_1$  について  $p_1\{E_1; (\alpha)\}$  からえられた  $\alpha$  の最尤推定値は、不偏であり、したがって、 $N$  が増大するにつれて眞のパラメーターの値に確率的に近迫し、さらに  $N$  の適当な大きさに對しても、また良好な推定値であるとする。

$$(10) \quad \bar{r} = \int_{R_2} Q(E_2, \bar{E}_2) p\{E_2; (\alpha) | E_1\} dE_2$$

によって定義せられる条件付危険  $\bar{r}$  を考えよう。 $E_1$  を一定とすれば、 $\bar{r}$  は  $\bar{E}_2$  の函数と考えられる。そこで、予測函数

$$\bar{E}_2 = \bar{E}_2(x_1, x_2, \dots, x_N)$$

を導くために、つぎの手續をとる。

A.  $\alpha$  の與えられた集合と観測變數  $x_1, x_2, \dots, x_N$  の與えられた標本とに對して、 $\bar{r}$  を極小ならしめるような點  $\bar{E}_2$  を求める。 $\bar{r}$  のかかる極小に對應する點  $\bar{E}_2$  は、一般に、 $\alpha$  および  $x_1, x_2, \dots, x_N$  の函数であろう。かかる函数を  $\bar{E}_2$  によってあらわせば

$$\bar{E}_2 = \bar{E}_2(x_1, x_2, \dots, x_N; \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)$$

である。

B. 函数  $\bar{E}_2$  のなかへ、 $\alpha$  の代りに、 $x_1, x_2, \dots, x_N$  および分布  $p_1$  からえられたその最尤推定値  $\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_k$  を代入する。そうすれば、その結果えられる予測公式

$$\bar{E}_2 = \bar{E}_2(x_1, x_2, \dots, x_N; \hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_k)$$

は、既知の要素のみを含み、その値は決定せられ

る。

以上のことを、ホーヴェルモ-は、つぎの例によって説明している。いま、直線

$$(11) \quad x_t = kx_{t-1} + \varepsilon_t \quad (t=1, 2, \dots)$$

を考える。ここに  $x_0$  は与えられた常数であり、 $k$  は未知の常数である。さらに、 $\varepsilon_t$  は、その平均が零でかつ  $\sigma^2$  に等しい分散をもって、独立、正常に分布しているものとする。そこで、われわれの問題は、観測変数を  $x_1, x_2, \dots, x_N$  として、変数  $x_{N+1}$  と  $x_{N+2}$  との二つを予測することである。つぎの加重函数を採用するものとする。

$$(12) \quad Q = a(x_{N+1} - \bar{x}_{N+2})^2 + 2b(x_{N+2} - \bar{x}_{N+2}) \times (x_{N+1} - \bar{x}_{N+1}) + c(x_{N+1} - \bar{x}_{N+1})^2$$

上式において、 $\bar{x}_{N+1}, \bar{x}_{N+2}$  は  $x_{N+1}, x_{N+2}$  の予測値である。さらに、上式は、予測に関する誤差のウェイトが、 $\bar{x}_{N+1}$  と  $\bar{x}_{N+2}$  とを中心とする楕圓に沿って一定であるようにとられる。したがって  $ac > b^2$  とする。

$x_1, x_2, \dots, x_N$  が与えられた場合の、 $x_{N+1}$  と  $x_{N+2}$  との同時分布  $p_2$  は

$$(13) \quad p_2 = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} Y\right\}$$

ただし

$$(14) \quad Y = (x_{N+1} - kx_N)^2 + (x_{N+2} - kx_{N+1})^2$$

(10) 式に相当する条件付危険の期望値は

$$(15) \quad \bar{r} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{2\pi\sigma^2} Q \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} Y\right\} \times dx_{N+1} dx_{N+2}$$

であらわされる。 $\bar{r}$  を  $\bar{x}_{N+1}$  と  $\bar{x}_{N+2}$  とに關して極小にすれば、つぎの二つの条件式がえられる。

$$(16) \quad \left. \begin{aligned} a\bar{x}_{N+2} + b\bar{x}_{N+1} &= ak^2x_N + bkx_N, \\ b\bar{x}_{N+2} + c\bar{x}_{N+1} &= bk^2x_N + ckx_N \end{aligned} \right\}$$

これから

$$(17) \quad \left. \begin{aligned} \bar{x}_{N+1} &= kx_N, \\ \bar{x}_{N+2} &= k^2x_N \end{aligned} \right\}$$

が導かれる。この式は、まえの  $a, b$  および  $c$  には無関係であることに注意する必要がある。 $k$  の最尤推定値  $\hat{k}$  は、いうまでもなく

$$(18) \quad \hat{k} = \frac{\sum_{t=1}^N x_t x_{t-1}}{\sum_{t=1}^N x_{t-1}^2}$$

であるから、結局

$$(19) \quad \left. \begin{aligned} \bar{x}_{N+1} &= \hat{k}x_N, \\ \bar{x}_{N+2} &= \hat{k}^2x_N \end{aligned} \right\}$$

となって、予測変数  $\bar{x}_{N+1}$  および  $\bar{x}_{N+2}$  が、既知数  $\hat{k}$  および  $x_N$  によって与えられるに至る。

## V 経済量の統計的予測

以上の近代的統計予測理論を経済量の予測に適用してみよう。ここに、経済量の統計的予測といっても、経済量にだけ特有な理論を指すのではない。この意味においては、経済量の予測理論も、以上に考察した一般的統計予測理論のなかに包攝されてしまう。ただ経済量と稱するかぎり、それは、いうまでもなく、経済法則によって特質づけられるものであり、統計的予測の前提となるべき理論的経済模型の構成に、特有の問題が存在するに過ぎない。

さて、経済量として国民所得をとり、その統計的予測を考えよう。この場合、投資がそれ自身経済體系の外部から与えられる、いわゆる主動的投資 (autonomous investment) であるか、または、この経済體系の内部において決定せらるべき誘導的投資 (induced investment) であるかによって、統計的解析を異にすることは、ホーヴェルモ-によって明らかにせられたところである。<sup>16)</sup>

そこで、いま国民所得の予測を行うにあたり、投資が主動的の場合と、誘導的の場合とに分けて、分析を行うこととしよう。なお、投資が一部分主動的で、一部分誘導的の場合についても、容易に分析しうるであろう。

さらに、本節におけるわれわれの意圖は、従来、理論的にのみ考察せられ、統計式としては取扱われなかつたサミュエルソンの式を、以下に展開する如く、理論式に確率誤差項を附加することによって、これを統計式として解析することをその目的とするものである。

### (1) 投資が主動の場合

いま、最も簡単な場合として、経済模型がつぎ

16) Trygve Haavelmo: Methods of Measuring the Marginal Propensity to Consume. *The Journal of the American Statistical Association*, March, 1947, Vol. 42, pp. 105-122.

○式によってあらわされるものとしよう。<sup>17)</sup>

$$(20) \quad \left. \begin{aligned} Y_t &= C_t + I_t, \\ C_t &= \alpha Y_{t-1} + \beta + u_t \end{aligned} \right\}$$

ここに、 $Y_t$  は  $t$  期における国民所得、 $C_t, I_t$  はそれぞれ  $t$  期における消費および投資、 $\alpha$  および  $\beta$  は未知の常数である。そのうち、 $\alpha$  は、いうまでもなく、限界消費性向である。さらに、 $u_t$  は確率変数であって、

$$\left. \begin{aligned} E(u_t) &= 0, \\ E(u_t^2) &= \sigma_u^2 \end{aligned} \right\}$$

をもって、独立、正常に分布するものとする。

(20) 式の第一式は定義的恒等式であり、したがって、確率変数の項を缺く。第二式は、これに対して統計式であり、いわゆる消費函数 (consumption function) である。全體系を通じて、 $I_t$  は主動的投資、すなわち、數學的には獨立變數とする。

さて、(20) 式の誘導形 (reduced form)<sup>18)</sup> は

$$(21) \quad Y_t = \alpha Y_{t-1} + \beta + I_t + u_t \quad (t=1, 2, \dots)$$

である。いま、この式において、 $Y$  は  $t$  まで観測されたものとし、 $t+1$  と  $t+2$  の  $Y$  を予測する問題を取扱ってみよう。そうすれば、この場合の観測變數は  $Y_0, Y_1, \dots, Y_t$  であって、予測變數は  $Y_{t+1}$  と  $Y_{t+2}$  とである。 $Y_{t+1}$  および  $Y_{t+2}$  の予測値を  $\bar{Y}_{t+1}$  および  $\bar{Y}_{t+2}$  であらわそう。つぎに、加重函数は、ホーヴェルモーの場合と同じく

$$(22) \quad Q = a(Y_{t+2} - \bar{Y}_{t+2})^2 + 2b(Y_{t+2} - \bar{Y}_{t+2}) \times (Y_{t+1} - \bar{Y}_{t+1}) + c(Y_{t+1} - \bar{Y}_{t+1})^2$$

とする。ただし  $ac > b^2$  である。

$Y_0, Y_1, \dots, Y_t$  が與えられた場合の  $Y_{t+1}$  および  $Y_{t+2}$  の同時分布  $p_2$  は

$$(23) \quad p_2 = \frac{1}{2\pi\sigma_u^2} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_u^2} (u_{t+1}^2 + u_{t+2}^2) \right\}$$

ただし、 $u_{t+1}, u_{t+2}$  は (21) 式から

$$(24) \quad \left. \begin{aligned} u_{t+1} &= Y_{t+1} - \alpha Y_t - \beta - I_{t+1}, \\ u_{t+2} &= Y_{t+2} - \alpha Y_{t+1} - \beta - I_{t+2} \end{aligned} \right\}$$

つぎに、(10) 式もしくは (15) 式に對應する條件附危險の期望値は

$$(25) \quad \bar{r} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{Q}{2\pi\sigma_u^2} \times \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_u^2} (u_{t+1}^2 + u_{t+2}^2) \right\} dY_{t+1} dY_{t+2}$$

$\bar{r}$  を  $\bar{Y}_{t+1}$  および  $\bar{Y}_{t+2}$  に関して極小にする。これがために、まず、(25) 式の積分を計算して、 $\bar{Y}_{t+1}$  と  $\bar{Y}_{t+2}$  を含むものだけを求めると

$$\begin{aligned} & -2a(\alpha Y_t + \beta + I_{t+1})(a\bar{Y}_{t+2} + b\bar{Y}_{t+1}) \\ & -2(\alpha Y_t + \beta + I_{t+1})(b\bar{Y}_{t+2} + c\bar{Y}_{t+1}) \\ & + a\bar{Y}_{t+2}^2 + 2b\bar{Y}_{t+2}\bar{Y}_{t+1} + c\bar{Y}_{t+1}^2 \end{aligned}$$

上式を、 $\bar{Y}_{t+1}$  および  $\bar{Y}_{t+2}$  に関して極小にすれば

$$(26) \quad \left. \begin{aligned} a\bar{Y}_{t+2} + b\bar{Y}_{t+1} &= (aa+b)(\alpha Y_t + \beta + I_{t+1}), \\ b\bar{Y}_{t+2} + c\bar{Y}_{t+1} &= (ab+c)(\alpha Y_t + \beta + I_{t+1}) \end{aligned} \right\}$$

これから

$$(27) \quad \left. \begin{aligned} \bar{Y}_{t+1} &= \alpha Y_t + \beta + I_{t+1}, \\ \bar{Y}_{t+2} &= \alpha(\alpha Y_t + \beta + I_{t+1}) \end{aligned} \right\}$$

がえられる。(27) 式において、 $\alpha$  および  $\hat{\beta}$  は未知であるが、これらの一致推定値  $\hat{\alpha}, \hat{\beta}$  はつぎの式であらわされる。<sup>19)</sup>

$$(28) \quad \hat{\alpha} = \frac{m_{yy'} - m_{y'i}}{m_{i'i'}}, \quad \hat{\beta} = \frac{m_y m_{y'y'} - m_{y'} m_{yy'} + m_{y'} m_{y'i} - m_i m_{y'y'}}{m_{i'i'}}$$

この式において、 $m_y, m_{i'i}, m_i$  はそれぞれ  $Y_t, I_t$  の平均値、 $m_{yy'}, m_{y'y'}, m_{y'i}$  はそれぞれ平均値の周りの  $Y_t, Y_{t-1}; Y_{t-1}; Y_{t-1}, I_t$  に関する第二次モーメントである。

(28) 式の値を (27) 式の  $\alpha, \beta$  に代入すれば予測値  $\bar{Y}_{t+1}, \bar{Y}_{t+2}$  が求められる。

(2) 投資が誘導的の場合

(20) 式においては  $I_t$  が主動的であったが、これからさきは、これが誘導的の場合を考えよう。まず、経済模型をつぎの如く構成する。<sup>20)</sup>

19) この場合の一致推定値については、つぎの文獻を見よ。T. Haavelmo: Methods, etc. p. 109. 山田勇「経済の計量」p. 159.

20) この式はサミュエルソンの式を統計式化したものである。(cf. P. A. Samuelson: Interactions between the Multiplier Analysis and the Principle of Acceleration. The Review of Economic Statistics, Vol. XXI, 1939, p. 76.)

17) この式はサミュエルソンの式に  $\beta$  および  $u_t$  を附加して、消費函数を統計式としたものである。(cf. P. A. Samuelson: Dynamic Process Analysis. A Survey of Contemporary Economics, 1948, ed. by H. S. Ellis. p. 364.)

18) 第 1 節註 7 参照。

$$(29) \quad \left. \begin{aligned} Y_t &= C_t + I_t, \\ C_t &= \alpha Y_{t-1} + \beta + u_t, \\ I_t &= \gamma(C_t - C_{t-1}) + \delta + v_t \end{aligned} \right\}$$

この式の第一式および第二式において、 $I_t$  を誘導的投資とすれば、その他の変数およびパラメータの意味は、まえと全然同一である。第三式において  $\gamma$  および  $\delta$  は常数であるが、このうち  $\gamma$  はいわゆる関係 (relation) もしくは加速度 (acceleration) と稱せられる。 $v_t$  は  $u_t$  と同じく

$$E(v_t) = 0, \quad E(v_t^2) = \sigma_v^2$$

をもって、独立、正常に分布し、かつ  $u_t$  と  $v_t$  とも独立であるとする。すなわち

$$E(u_t v_t) = 0$$

さらにまた、 $u_t$  の自己相関もないものとする。したがって

$$E(u_t u_{t-\theta}) = 0 \quad (\theta \neq 0)$$

(29) 式の誘導形は

$$(30) \quad \begin{aligned} Y_t &= \alpha(1+\gamma)Y_{t+1} - \alpha\gamma Y_{t-2} + (\beta + \delta) \\ &+ [(1+\gamma)u_t - \gamma u_{t-1} + v_t] \end{aligned}$$

さて、 $Y$  の値は  $t$  まで観測されたものとし、 $t+1$  と  $t+2$  の  $Y$  を予測することとしよう。この場合の加重函数も、まえと同じく (22) 式を採用する。ここで

$$(31) \quad U_t \equiv (1+\gamma)u_t - \gamma u_{t-1} + v_t$$

とし、さらに

$$(32) \quad \alpha(1+\gamma) \equiv \mu, \quad \alpha\gamma \equiv -\nu, \quad \beta + \delta \equiv \kappa$$

で、しかも  $\mu \neq \nu$  とすれば、(30) 式は

$$(33) \quad Y_t = \mu Y_{t-1} + \nu Y_{t-2} + \kappa + U_t \quad (t=1, 2, \dots)$$

となる。

いま、 $u_t$  と  $u_{t-1}$  とが同一の分散を有するものとして、これを  $\sigma_u^2$  であらわし、さらに、 $v_t$  の分散を  $\sigma_v^2$  であらわせば、 $U_t$  は

$$\begin{aligned} E(U_t) &= 0, \\ E(U_t^2) &= (1+2\gamma+2\gamma^2)\sigma_u^2 + \sigma_v^2 \end{aligned}$$

をもって、独立、正常に分布することが知られる。<sup>21)</sup>

そこで、 $Y_0, Y_1, \dots, Y_t$  が與えられた場合の  $Y_{t+1}$  および  $Y_{t+2}$  の同時分布  $p_2$  は、(23) 式に對應して

$$(34) \quad p_2 = \frac{1}{2\pi\sigma_U^2} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_U^2}(U_{t+1}^2 + U_{t+2}^2)\right\}$$

(25) 式に對應する條件付危険の期望値は

$$(35) \quad \bar{r} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{Q}{2\pi\sigma_U^2} \times \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_U^2}(U_{t+1}^2 + U_{t+2}^2)\right\} dY_{t+1} dY_{t+2}$$

上式の  $\bar{r}$  を、 $\bar{Y}_{t+1}$  および  $\bar{Y}_{t+2}$  に関して極小にすれば、(27) 式に對應して

$$(36) \quad \left. \begin{aligned} \bar{Y}_{t+1} &= \mu Y_t + \nu Y_{t-1} + \kappa, \\ \bar{Y}_{t+2} &= \mu(\mu Y_t + \nu Y_{t-1} + \kappa) \end{aligned} \right\}$$

この式のなかの  $\mu, \nu, \kappa$  の一致推定値を求めれば

$$(37) \quad \left. \begin{aligned} \hat{\mu} &= \frac{m_{Y_t Y_{t+1}} m_{Y_{t-1} Y_{t+2}} - m_{Y_t Y_{t-1}} m_{Y_{t+1} Y_{t+2}}}{m_{Y_t Y_{t-1}} m_{Y_{t+1} Y_{t+2}} - (m_{Y_t Y_{t+1}})^2}, \\ \hat{\nu} &= \frac{m_{Y_t Y_{t+2}} m_{Y_{t-1} Y_{t+1}} - m_{Y_t Y_{t-1}} m_{Y_{t+2} Y_{t+1}}}{m_{Y_t Y_{t-1}} m_{Y_{t+2} Y_{t+1}} - (m_{Y_t Y_{t+2}})^2}, \\ \hat{\kappa} &= m_{Y_t} - \frac{m_{Y_t} (m_{Y_t Y_{t+1}} m_{Y_{t-1} Y_{t+2}} - m_{Y_t Y_{t-1}} m_{Y_{t+1} Y_{t+2}})}{m_{Y_t Y_{t-1}} m_{Y_{t+1} Y_{t+2}}} \\ &\quad + \frac{m_{Y_t} (m_{Y_t Y_{t+2}} m_{Y_{t-1} Y_{t+1}} - m_{Y_t Y_{t-1}} m_{Y_{t+2} Y_{t+1}})}{-(m_{Y_t Y_{t+2}})^2} \end{aligned} \right\}$$

となり、この値から (36) 式によって、 $\bar{Y}_{t+1}$  および  $\bar{Y}_{t+2}$  がえられる。ただし、(37) 式において  $m_{Y_t Y_{t+1}}, m_{Y_t Y_{t-1}}, m_{Y_t Y_{t+2}}$  はそれぞれ  $Y_t, Y_{t-1}, Y_{t+2}$  の平均値であり、 $m_{Y_t Y_{t+1}}, m_{Y_t Y_{t-1}}, m_{Y_t Y_{t+2}}, m_{Y_{t-1} Y_{t+1}}, m_{Y_{t-1} Y_{t+2}}$  はそれぞれ平均値の周りの  $Y_t, Y_{t-1}; Y_t, Y_{t+2}; Y_{t-1}; Y_{t-1}, Y_{t+2}; Y_{t+2}$  に関する第二次モーメントである。<sup>22)</sup>

22) (27) 式あるいは (36) 式の予測方程式の  $\bar{Y}_{t+1}, \bar{Y}_{t+2}$  に関する予測の分散は、ホッテリングの公式から導くことができる。いま、予測方程式を、一般に

$$Y = b_1 Y_1 + b_2 Y_2 + \dots + b_p Y_p$$

とし、観測回数を  $N$  とすれば、 $Y$  の予測の分散  $S_F^2$  は、次式によってあらわされる。

$$S_F^2 = \frac{N}{N-1} S^2 + \sum_i \sum_j Y_i Y_j S_{ij}$$

この式において、 $S^2$  は  $Y$  の予測値に関する標本分散、 $S_{ij}$  は  $b_i$  と  $b_j$  との標本共変量である。(cf. H. Hotelling: Problems of Prediction. *The American Journal of Sociology*, Vol. XLVIII, No. 1—July, 1942, pp. 62-68.)

21) 末綱怒一「確率論」1941, pp. 103-107.