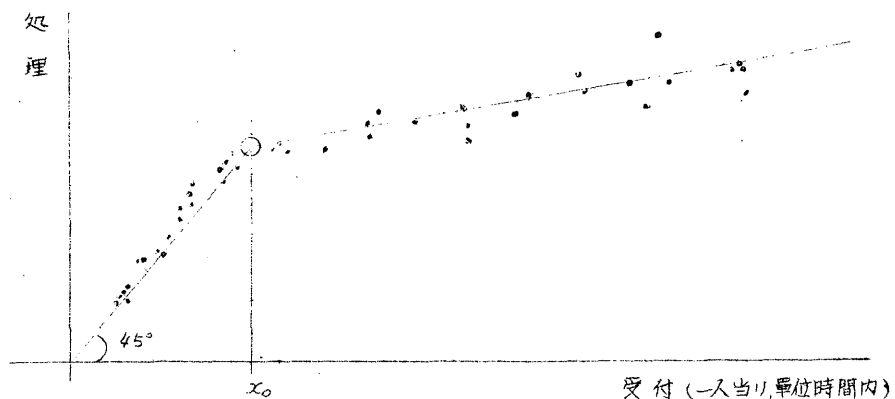


## ②⑤ 推定された二直線の交点の信頼性について

林 知己夫

この問題は次の様な実際問題を取扱ふ時計算したものである。  
 津長距離電話を取扱ふ電話局で「出現する Call」を受付けたとき、これを各 operator が処理するのであるが、単位時間における operator 一人当りの call がある限度以上に達すると受付けた call すべてを処理出来なくなり、処理率、処理数は減少してくるのである。それまではまづ受付けた call はすべて処理できるものと観察せられた。これを実際に調査してみたところ（全 Operator のグループからランダムにサンプルされた operator について行ふ）



の様なグラフを得てある。

この時処理と受付との関係を示す Curve の切線の角度の急に  
 変る点  $x_0$  を求めることが問題となる。

この実  $x_0$  をみつけておけば平均的に云つて単位時間内に現れるべき call の operator 一人当りの数が求められた実  $x_0$  になる様に Operator を配置しておけば現実的に最も能率のよい配置法となると考へられるからである。

$x_0$  以下になる様に配置すれば無駄に operator をつかつてゐることになり、 $x_0$  以上になる様に配置しておけば service の点で不十分なることになるのであり、又電話料の総収入に減少を來すことになるからである。

観察された結果から  $x_0$  をある信頼度の下に得ようとするようになる。

このために観察された各母はある母集団からのランダム、サムプルと考へることにする。Curve の切線の急に変わる点を見つけるのは困難であり、且観察の結果 Curve は二つの直線から成立つてゐると見做せるのでこの立場から  $x_0$  を求めることにした。即ち二つの推定された回帰直線の交点の信頼度を求めることにした。このことは幸の処理に対して有用な information をあたへることと思ふ。

さて、観察の点はそれぞれの母集団（夫々回帰直線をもつ）からのランダム、サムプルと考へるのである。この問題は昭和25年11月の講演会に於て樋口伊佐夫氏によつて考へられたものに近くなる。しかし、ここでは考へ方をかへ、サムプリング調査の Regression Estimate につかひ考へて求めてみようと思ふ。まづ問題となるのはどの観察点までを一つの回帰線上のものとして見做すかの問題である。我々の場合一まづある点までを含め回帰直線をつくり次の点がこの回帰線をもつ母集団からの一つのランダム、サムプル（等しい確率）と見做せるか否かの検定を行ひ棄却せられればもう一つの母集団のものとして考へてみる。

この様な検定を行つて観察点の帰属問題を決定した。幸にして我々の場合この立場からすべての点の帰属はきめられた。

②、孰れに属するともきめられない時はその点を一応除外するの一案である。

さて、各二つの回帰直線をもつと仮定された母集団についてさ

らに次の仮定を設けよう。

- ① 母集団は一応無限母集団とする。
- ② 回帰直線を

$$\tilde{y} = \beta x + \alpha, \quad \alpha = \bar{Y} - \beta \bar{X}, \quad (\text{ここに } \bar{X}, \bar{Y} \text{ は母集団平均})$$

とする。各点は

$$y_i = \beta x_i + \alpha + e_i \quad \text{であらばされると考へる。}$$

$$\text{ここに } e_i \text{ は } \begin{cases} E(e_i) = 0 \\ E(e_i^2) = \sigma^2 \quad (i, x_i \text{ に関係せぬ}) \\ E(e_i e_j) = 0 \quad (i \neq j) \quad \text{なる} \end{cases}$$

確率変数である。

なほ二つの母集団では夫々

$$\begin{aligned} \tilde{y}^{(1)} &= \beta_1 x^{(1)} + \alpha_1, & \alpha_1 &= \bar{Y}_1 - \beta_1 \bar{X}_1 \\ \tilde{y}^{(2)} &= \beta_2 x^{(2)} + \alpha_2, & \alpha_2 &= \bar{Y}_2 - \beta_2 \bar{X}_2 \end{aligned}$$

確率変数は  $e^{(1)}, e^{(2)}$  とする。

かうすると回帰直線の交点  $x_0$  は

$$x_0 = \frac{\alpha_2 - \alpha_1}{\beta_1 - \beta_2}$$

として求められる。

さて我々の場合  $\beta_1, \beta_2, \alpha_1, \alpha_2$  はわからない。サンプルの値から推定された夫々の値  $b_1, b_2, a_1, a_2$  を知るのみである。この時  $x_0$  の推定値  $x_0'$ , その信頼度は如何に求められるであらうか。これを次に考へてみることにする。

二つの母集団での議論は全く平行に行はれるのでサフィックスを添へて論ずることにする。

サンプルの値から回帰係数, 常数を推定する問題を考へる。

$$\tilde{y} = bx + a$$

こゝに

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

$$a = \bar{y} - b\bar{x}$$

である。  $n$  はサンプル数  $x_i, y_i$  は各サンプルの受付数、延  
理数をあらはす。

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \quad \bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n}$$

さてこゝで

$$y_i = \beta x_i + \alpha + e_i$$

$\beta$  は母集団回帰係数

$$\alpha = \bar{y} - \beta\bar{x}$$

$e_i$  は  $E(e_i) = 0, E(e_i^2) = \sigma^2, (x_i \text{ によらぬ})$

$$E(e_i e_j) = 0 \quad (i \neq j)$$

なる確率変数

と考へ、まづ  $x_1, \dots, x_n$  を固定して待望値をとり、次に  
 $x_1, \dots, x_n$  をうごかして待望値をとると

$$E(b) = \beta, \quad E(a) = \alpha$$

なることがわかる。

$b$  及び  $a$  は  $\beta, \alpha$  の偏りのない推定値となつてゐる。

さて  $x'_0$  を求める前に、 $b$  及び  $a$  の分散及び相関係数を求  
めておく必要がある。

上と同様の方法によつて計算をすると容易に次のことがわかる

$$\sigma_b^2 = E(b - \beta)^2$$

$$\begin{aligned}
&= E \left( \frac{\sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})(x_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right)^2 \\
&= E \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \doteq \frac{\sigma^2}{(n-1) \sigma_x^2} \\
&= \frac{(1-\rho^2) \sigma_y^2}{\sigma_x^2} \cdot \frac{1}{n-1} \doteq \frac{1}{n} (1-\rho^2) \frac{\sigma_y^2}{\sigma_x^2}
\end{aligned}$$

但し  $\bar{e} = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n}$

又  $E(e^2) = \sigma^2 = (1-\rho^2) \sigma_y^2$  は明らか

$$\begin{aligned}
\sigma_a^2 &= E(a-d)^2 \\
&= E \left( \bar{e} - \bar{x} \frac{\sum_{i=1}^n (e_i - \bar{e})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right)^2 \\
&= E \frac{\sigma^2}{n} \left( 1 + \frac{n \cdot \bar{x}^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right) \\
&= \frac{(1-\rho^2) \sigma_y^2}{n} \left( 1 + \frac{n E \bar{x}^2}{E \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right) \\
&= \frac{(1-\rho^2) \sigma_y^2}{n} \left( 1 + \frac{\frac{1}{n} \sigma_x^2 + \bar{x}^2}{\sigma_x^2} \right) \\
&= \frac{(1-\rho^2) \sigma_y^2}{n} \left( 1 + \frac{\bar{x}^2}{\sigma_x^2} + \frac{1}{n} \right)
\end{aligned}$$

$$\sigma_a \sigma_b \rho_{ab} = E(b-\beta)(a-d)$$

$$\doteq - \frac{(1-\rho^2) \sigma_y^2}{n \sigma_x^2} \bar{x}$$

こゝに  $\frac{\sigma_x^2}{x} \gg 1$  であれば近似的に  $\rho = -1$  となる!

である。

さて、以上の考察を用ひ  $x_0$  の推定として

$$x_0' = \frac{a_2 - a_1}{b_1 - b_2} = \frac{A}{B}$$

をとることしよう。 *suffix* は第一、第二の母集団の推定量である。(意味は上述の通り)。この時

$$E(B) = \beta_1 - \beta_2$$

$$E(A) = \alpha_2 - \alpha_1$$

となるが勿論  $E(x_0') \neq x_0$  ではない。  $x_0'$  は  $x_0$  の *ratio estimate* の形にたつてゐるのである。

$x_0'$  の平均自乗誤差をとつてみると

$$\begin{aligned} \tau^2 &= E(x_0' - x_0)^2 \\ &= \frac{E(A)^2}{E(B)^2} \left( \frac{\sigma_A^2}{E(A)^2} + \frac{\sigma_B^2}{E(B)^2} - 2\rho_{AB} \frac{\sigma_A \sigma_B}{E(A)E(B)} \right) \end{aligned}$$

となる。

$$\sigma_A^2 = \sigma_{a_2}^2 + \sigma_{a_1}^2, \quad \sigma_B^2 = \sigma_{b_1}^2 + \sigma_{b_2}^2,$$

$$\rho_{AB} \sigma_A \sigma_B = E(A - \bar{A})(B - \bar{B}) = -\sigma_{a_1} \sigma_{b_1} \rho_{a_1 b_1} - \sigma_{a_2} \sigma_{b_2} \rho_{a_2 b_2}$$

であるから

$$\begin{aligned} \tau^2 &= \frac{E(A)^2}{E(B)^2} \left\{ \left( \frac{\sigma_{a_1}^2}{E(A)^2} + \frac{\sigma_{b_1}^2}{E(B)^2} + 2\rho_{a_1 b_1} \frac{\sigma_{a_1} \sigma_{b_1}}{E(A)E(B)} \right) \right. \\ &\quad \left. + \left( \frac{\sigma_{a_2}^2}{E(A)^2} + \frac{\sigma_{b_2}^2}{E(B)^2} + 2\rho_{a_2 b_2} \frac{\sigma_{a_2} \sigma_{b_2}}{E(A)E(B)} \right) \right\} \end{aligned}$$

これに計算した値を *suffix* をつて入れれば平均自乗誤差をうる。これを念のため書き込んでみると

$$\tau^2 = \frac{(d_2 - d_1)^2}{(\beta_1 - \beta_2)^2} \sum_{i=1}^2 \left\{ \frac{\frac{1}{n_i} \frac{\sigma_i^2}{\sigma_{x_i}^2}}{(\beta_1 - \beta_2)^2} + \frac{\frac{\sigma_i^2}{n_i} \left(1 + \frac{\bar{X}_i^2}{\sigma_{x_i}^2} + \frac{1}{n_i}\right)}{(d_2 - d_1)^2} - 2 \frac{\frac{1}{n_i} \frac{\sigma_i^2}{\sigma_{x_i}^2} \bar{X}_i}{(\beta_1 - \beta_2)(d_2 - d_1)} \right\}$$

$$= \frac{(d_2 - d_1)^2}{(\beta_1 - \beta_2)^2} \sum_{i=1}^2 \frac{\sigma_i^2}{n_i} \left( \frac{1}{(\beta_1 - \beta_2)^2} + \frac{\left(1 + \frac{\bar{X}_i^2}{\sigma_{x_i}^2} + \frac{1}{n_i}\right)}{(d_2 - d_1)^2} - 2 \frac{\frac{\bar{X}_i}{\sigma_{x_i}}}{(\beta_1 - \beta_2)(d_2 - d_1)} \right)$$

今もし  $\frac{\bar{X}_i}{\sigma_{x_i}} \gg 1$  であれば

$$\doteq \frac{(d_2 - d_1)^2}{(\beta_1 - \beta_2)^2} \sum_{i=1}^2 \frac{(1 - \rho_i^2) \sigma_{y_i}^2}{n_i \sigma_{x_i}^2} \left( \frac{1}{(\beta_1 - \beta_2)^2} - \frac{\bar{X}_i}{(d_2 - d_1)} \right)^2$$

となる。

又  $E(A) = E(B)$  になる様に Scale が異なれば

$$\tau^2 = \sum_{i=1}^2 \frac{(1 - \rho_i^2) \sigma_{y_i}^2}{n_i} \left\{ \frac{1}{\sigma_{x_i}^2} + \left(1 + \frac{\bar{X}_i^2}{\sigma_{x_i}^2} + \frac{1}{n_i}\right) - 2 \frac{\bar{X}_i}{\sigma_{x_i}} \right\}$$

$$n_1 = n_2 = n$$

$$\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$$

$$\sigma_{x_1}^2 = \sigma_{x_2}^2 = \sigma_x^2$$

$$\tau^2 \doteq \frac{\sigma^2}{n} \left\{ \sum_{i=1}^2 \left( \frac{1}{\sigma_x^2} + \left(1 + \frac{\bar{X}_i^2}{\sigma_x^2}\right) - 2 \frac{\bar{X}_i}{\sigma_x} \right) \right\}$$

$\frac{\bar{X}_i}{\sigma_x} \gg 1$  ならば

$$\tau^2 \doteq \frac{\sigma^2}{n \sigma_x^2} \sum_{i=1}^2 (1 - \bar{X}_i)^2$$

$$\frac{\bar{X}_i}{\sigma_x} \ll 1 \quad \text{ならば}$$

$$\tau^2 \doteq \frac{\sigma^2}{n} \sum_{i=1}^2 \left( 1 + \frac{1}{\sigma_x^2} - 2 \frac{\bar{X}_i}{\sigma_x^2} \right)$$

となる。

さて  $x_0$  の信頼度は

$$P_y \left\{ |x_0' - x_0| > (k+1)\tau \right\} \leq 1 - w(k)$$

但し 信頼度  $1 - w(k) = 95\%$  以上で、 $k=3$  でまづ安全に與へられるであらう。

又調査を企画する場合は  $\tau^2$  の式から

$$\frac{\tau}{x_0} < \varepsilon \quad (\varepsilon \text{ はある定められた整数})$$

をつくりサンプル数  $n_1, n_2$  を決定すればよい。

なほこの理論に設けた仮定は果して妥当なものであらうか。この方法によつて定められた  $x_0$  は意味のあるものであらうか。このことは理論式ではきまらぬものである。如上の validity 性は實際に移されて後始めてたしかめられるものである。

以上は類似の問題の参考としてのべたものである。



# ON "MR. OGAWA'S CRITICISM ON HAYASHI'S NORMALITY TEST"

CHIKIO HAYASHI

Let  $x_i$  be a independent random variable ( $i=1, 2, \dots, n$ ) which has a normally distributed density function  $N(m, \sigma)$ .

Then if the following transformation is used, the parts he pointed out to be improper will be solved.

$y_1, y_2, \dots, y_{n-1}$  are transformed random variables.

$$\left. \begin{aligned} y_1 &= \frac{1}{\sqrt{2}} (x_2 - x_1) \\ y_2 &= \sqrt{\frac{2}{3}} \left( x_3 - \frac{x_1 + x_2}{2} \right) \\ \vdots & \\ y_i &= \sqrt{\frac{i}{i+1}} \left( x_{i+1} - \frac{x_1 + \dots + x_i}{i} \right) \\ \vdots & \\ y_{n-1} &= \sqrt{\frac{n-1}{n}} \left( x_n - \frac{x_1 + \dots + x_{n-1}}{n-1} \right) \end{aligned} \right\}$$

Then  $y_i$  is easily proved to be normally distributed and mutually independent.

Of course the mean is 0 and the variance is  $\sigma^2$ .