

回帰分析 (2) – 重回帰分析

前回は、「緯度 (x) が上がると気温 (y) が下がる」というように、1つの変量 y をもう1つの変量 x で説明するという考えにもとづき、相関と単回帰を説明しました。今回は、1つの変量 y をそれ以外の複数の変量 x_1, x_2, \dots , で説明するという考えにもとづき、重回帰・重相関・偏相関という考え方を説明します。

重回帰

前回の例では、「緯度が上がると気温が下がる」というように、「気温」という1つの変量の変化を「緯度」というもう1つの変量の変化で表す（変量で説明する）という考え方を示しました。しかし、気温の違いは緯度だけで説明できるものではなく、他にも例えば「標高」にも関係があります。そこで、「緯度が上がり、標高が上がると気温が下がる」というように、2つ以上の変量で1つの変量を説明する方法を考えれば、データの構造をより精密に表すことができます。この方法を、前回説明した単回帰に対して重回帰分析といいます。

単回帰では、被説明変量 y を1つの説明変量 x の1次関数 $a + bx$ で表現しました。これに対して、重回帰では被説明変量 y を p 個の説明変量 x_1, x_2, \dots, x_p の1次関数 $y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_px_p$ で表現します。単回帰の場合が、2次元の散布図で各データをもっともうまく代表する直線を求めるのに相当するのに対して、重回帰では、 n 次元の散布図で各データをもっともうまく代表する $(n-1)$ 次元の超平面（回帰超平面）を求めます。

超平面の決め方は単回帰の場合と同じで、 i 番のデータ $(x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}; y_i)$ について、実際の被説明変量 y_i と超平面によって決められる被説明変量の予測値 $a_0 + a_1x_{1i} + a_2x_{2i} + \dots + a_px_{pi}$ との差の2乗を求め、その全データについての合計が最小になるように、超平面を表すパラメータ $a_0, a_1, a_2, \dots, a_p$ を決めます。ここでは、説明変量が2つの場合について、前回と同様に考えてみましょう。以下、 x_{1i}, x_{2i} はそれぞれ「 i 番めのデータの、説明変量1（説明変量2）の値」を表し、データは n 個あるとします。

差の2乗の合計 L は、

$$\begin{aligned} L &= \sum_{i=1}^n [y_i - (a_0 + a_1x_{1i} + a_2x_{2i})]^2 \\ &= \sum_{i=1}^n [y_i^2 - 2(a_0 + a_1x_{1i} + a_2x_{2i})y_i + (a_0 + a_1x_{1i} + a_2x_{2i})^2] \end{aligned} \quad (1)$$

と表されます。単回帰の場合と同様に考えて、 L を a_0, a_1, a_2 で各々偏微分し、それらを0とおくことで、 a_0, a_1, a_2 の値を決めます。まず、 a_0 で偏微分して0とおくと、

$$\frac{\partial L}{\partial a_0} = \sum [-2y_i + 2(a_0 + a_1x_{1i} + a_2x_{2i})] = 0 \quad (2)$$

すなわち

$$\sum (a_0 + a_1x_{1i} + a_2x_{2i}) = \sum y_i \quad (3)$$

が得られます。ここで、

$$\bar{x}_1 = \frac{1}{n} \sum x_{1i}, \bar{x}_2 = \frac{1}{n} \sum x_{2i}, \bar{y} = \frac{1}{n} \sum y_i \quad (4)$$

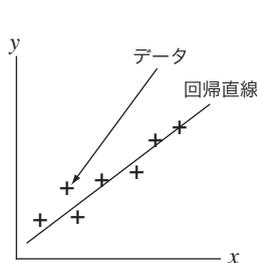


図 1: 2次元散布図と回帰直線

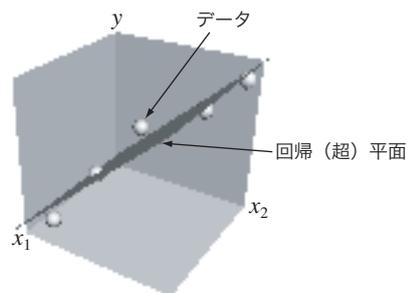


図 2: 3次元散布図と2次元回帰(超)平面

とおきます。これを用いると、

$$\begin{aligned} na_0 + a_1 n\bar{x}_1 + a_2 n\bar{x}_2 &= n\bar{y} \\ \text{すなわち } a_0 + a_1\bar{x}_1 + a_2\bar{x}_2 &= \bar{y} \end{aligned} \quad (5)$$

となるので、 a_0 は

$$a_0 = \bar{y} - (a_1\bar{x}_1 + a_2\bar{x}_2) \quad (6)$$

と表されます。

一方、この(6)式で導かれた a_0 を再び(3)式に代入します。すると、

$$\begin{aligned} \sum [\{\bar{y} - (a_1\bar{x}_1 + a_2\bar{x}_2)\} + a_1x_{1i} + a_2x_{2i}] &= \sum y_i \\ \text{すなわち } a_1 \sum (x_{1i} - \bar{x}_1) + a_2 \sum (x_{2i} - \bar{x}_2) &= \sum (y_i - \bar{y}) \end{aligned} \quad (7)$$

という関係が得られます。

さて、ここで差の2乗((1)式)を今度は a_1 で偏微分して0とおくと、

$$\frac{\partial L}{\partial a_1} = \sum [-2y_i x_{1i} + 2x_{1i}(a_0 + a_1 x_{1i} + a_2 x_{2i})] = 0 \quad (8)$$

すなわち

$$\sum x_{1i}(a_0 + a_1 x_{1i} + a_2 x_{2i}) = \sum x_{1i} y_i \quad (9)$$

が得られます。(9)式に(6)式を代入すると、

$$\begin{aligned} \sum x_{1i} [\{\bar{y} - (a_1\bar{x}_1 + a_2\bar{x}_2)\} + a_1 x_{1i} + a_2 x_{2i}] &= \sum x_{1i} y_i \\ \text{すなわち } a_1 \sum x_{1i}(x_{1i} - \bar{x}_1) + a_2 \sum x_{2i}(x_{2i} - \bar{x}_2) &= \sum (y_i - \bar{y}) x_{1i} \end{aligned} \quad (10)$$

となり、さらに、(10)式から(7)式 $\times \bar{x}_1$ をひくと、

$$a_1 \sum (x_{1i} - \bar{x}_1)(x_{1i} - \bar{x}_1) + a_2 \sum (x_{1i} - \bar{x}_1)(x_{2i} - \bar{x}_2) = \sum (y_i - \bar{y})(x_{1i} - \bar{x}_1) \quad (11)$$

が得られます。ここで、

$$\begin{cases} \frac{1}{n} \sum (x_{1i} - \bar{x}_1)(x_{1i} - \bar{x}_1) = s_{11} \\ \frac{1}{n} \sum (x_{1i} - \bar{x}_1)(x_{2i} - \bar{x}_2) = s_{12} \\ \frac{1}{n} \sum (y_i - \bar{y})(x_{1i} - \bar{x}_1) = s_{y1} \end{cases} \quad (12)$$

とおくと, (11) 式は

$$a_1 n s_{11} + a_2 n s_{12} = n s_{y1} \quad \text{すなわち} \quad a_1 s_{11} + a_2 s_{12} = s_{y1} \quad (13)$$

と表されます.

また, (1) 式を a_2 で偏微分して 0 とおき, (9) 式から (13) 式までと同様の操作を行なうと,

$$\begin{cases} \frac{1}{n} \sum (x_{2i} - \bar{x}_2)(x_{2i} - \bar{x}_2) = s_{22} \\ \frac{1}{n} \sum (x_{2i} - \bar{x}_2)(x_{1i} - \bar{x}_1) = s_{21} \\ \frac{1}{n} \sum (y_i - \bar{y})(x_{2i} - \bar{x}_2) = s_{y2} \end{cases} \quad (14)$$

とおくことで,

$$a_1 s_{21} + a_2 s_{22} = s_{y2} \quad (15)$$

という関係が得られます.

(13) 式と (15) 式をまとめると,

$$\begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} \\ s_{21} & s_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{y1} \\ s_{y2} \end{pmatrix} \quad (16)$$

のように行列で表現することができます. s_{11}, s_{22} はそれぞれ変数 x_1, x_2 の分散, $s_{12} = s_{21}$ はそれぞれ変数 x_1 と x_2 の共分散です. また, (16) 式の行列は分散共分散行列とよばれています. (16) 式は 2 元連立 1 次方程式で, これを解くことで a_1, a_2 を求めることができ, さらにそれを (6) 式に代入すると a_0 が求められます.

ここまでは変数が 2 つの場合でしたが, 変数が p 個の場合は, j, k を変数の番号 ($j = 1, 2, \dots, p$, $k = 1, 2, \dots, p$) として,

$$\begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ji} - \bar{x}_j)(x_{ki} - \bar{x}_k) = s_{jk} \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(x_{ki} - \bar{x}_k) = s_{yk} \end{cases} \quad (17)$$

とおくと,

$$\begin{pmatrix} s_{11} & \cdots & s_{1j} & \cdots & s_{1p} \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ s_{j1} & & s_{jj} & & s_{jp} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ s_{p1} & & s_{pj} & & s_{pp} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_j \\ \vdots \\ a_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{y1} \\ \vdots \\ s_{yj} \\ \vdots \\ s_{yp} \end{pmatrix} \quad (18)$$

という分散共分散行列の式が得られ, この p 元 1 次連立方程式を解くことで回帰方程式が求められます.

多重共線関係

表 1 のデータでは, どのデータについても x_2 が x_1 の 2 倍の関係になっています. このような場合, 散布図は図 3 のようになり, 回帰 (超) 平面は y 軸に平行になります. しかし, このような平面は 1 次式 $y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2$ の形では表現することができません. したがって, これまでに述べた方法でこの平

面を求めることはできません。実際、 $x_2 = \alpha x_1$ とおくと

$$\begin{cases} s_{11} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{1i} - \bar{x}_1)^2 \\ s_{22} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{2i} - \bar{x}_2)^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\alpha x_{1i} - \alpha \bar{x}_1)^2 = \alpha^2 s_{11} \\ s_{12} = s_{21} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{1i} - \bar{x}_1)(x_{2i} - \bar{x}_2) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{1i} - \bar{x}_1)(\alpha x_{1i} - \alpha \bar{x}_1) = \alpha s_{11} \end{cases} \quad (19)$$

ですから、分散共分散行列は

$$\begin{pmatrix} s_{11} & \alpha s_{11} \\ \alpha s_{11} & \alpha^2 s_{11} \end{pmatrix} \quad (20)$$

となり、逆行列が存在しませんから、(18) 式の連立 1 次方程式は解けません。また、この平面は直線 $x_2 = 2x_1$ の上にしか存在しませんから、この平面を求めたところで、 x_1 と x_2 から y を予測するという回帰分析の目的は果たせません。

このような状態は、点 (x_1, x_2) が直線上に並んでいる、すなわち x_1 と x_2 の相関係数が 1 になっているとき生じます。このように、説明変量のうちの 2 つの相関係数が 1 に非常に近い値になっていることを、この 2 つの説明変量が多重共線関係にあるといいます。重回帰分析を行う際には、多重共線関係が生じないように説明変量を選ぶ必要があります。

y	x_1	x_2
9	6	12
14	2	4
12	1	2
10	9	18
13	3	6

表 1: 多重共線関係

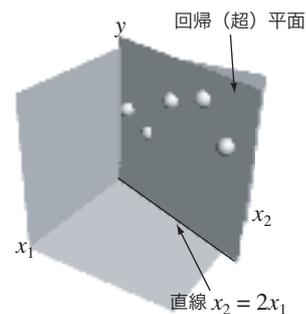


図 3: 多重共線関係

重相関係数

ここまでの方法で、回帰超平面 $y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_p x_p$ を求めたとします。この 1 次式に各データ $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}$ (くりかえしますが、 i はデータの番号、 $i = 1, 2, \dots, n$) を代入すると、 i 番のデータに対して回帰による予測値 Y_i が得られます。一方、 i 番のデータに対しては、すでに y の実測値 y_i が得られています。そこで、予測値 Y と実測値 y との相関係数を考えます。この値は予測値と実測値の食い違い具合であり、また回帰超平面のまわりへの実測値の寄り集まり具合を表しています。この相関係数を、 y と x_1, x_2, \dots, x_p の重相関係数といい、 $r_{y.12\dots p}$ という記号で表します。

偏相関係数

いま、被説明変量 y を p 個の変量 x_1, x_2, \dots, x_p から予測するかわりに、1 番の説明変量 x_1 を除いた x_2, \dots, x_p から予測するとしてみます。ここまですべた方法で、 x_2, \dots, x_p による回帰方程式を求めた

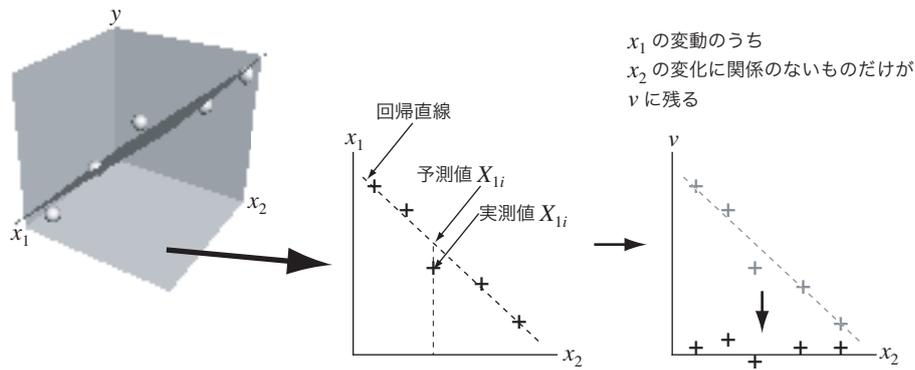


図 4: 偏相関係数

とき、 i 番のデータの被説明変量 y の予測値を Y_i 、実測値を y_i とします。さらに、説明変量 x_1 も同様に x_2, \dots, x_p から予測し、 i 番のデータの説明変量 x_1 の予測値を X_{1i} 、実測値を x_{1i} とします。

ここで、 y, x_1 それぞれの残差を $u_i = y_i - Y_i, v_i = x_{1i} - X_{1i}$ とするとき、変量 u と v の相関係数を、「 x_2, \dots, x_p の影響を除いた y と x_1 の偏相関係数」といい、 $r_{y1.2...p}$ という記号で表します。

これではわかりにくいので、3次元散布図で考えてみましょう。 y と x_1 を、それぞれ残りの x_2 から予測します。これは、図4のように、 $x_2 - y$ 平面や $x_2 - x_1$ 平面で回帰超平面（この場合は回帰直線）を求めることに相当します。

この図のように、 x_1 の残差 v は、 x_2 に依存して変化する変動を x_1 から除いたものになっていることがわかります。同様に、 y の残差 u は、 x_2 に依存して変化する変動を y から除いたものになっていることがわかります。したがって、 u と v の相関係数は、 y と x_1 から、それぞれ x_2 に依存して変化する変動を除いた上で、計算した相関係数になっていることになります。

偏相関係数は、見かけ上の相関と関連してよく取り扱われます。見かけ上の相関とは、変量 y と x_1 の間には本来相関関係はないはずなのに、計算上の相関係数が1に近い値になることです。これは、もう1つの隠れた変量 x_2 があって、 x_2 と x_1 および x_2 と y のそれぞれに相関関係があるために、見かけ上 y と x_1 の間にも相関関係があるように見えるためです。

例えば、小学校の全学年の児童に対して y : 身長、 x_1 : 成績というデータをとると、「身長と成績の間には相関がある」という結果が出ます。しかし、 x_2 : 年齢という変量を考え、この影響を除いた偏相関係数を計算すると、身長と成績の相関は本当はないことがわかります。

「では、『成績の影響を除いた、年齢と身長の相関』もほとんどないことにならないのか？」と思った人もいないのでしょうか？ これは、数式の上では正しい結論です。しかし、実際には意味のない結論です。なぜならば、「みかけ上の相関」は、「身長と成績に相関があるように見えるが、実は『年齢』という隠れた量があって、年齢が成績、身長それぞれの大小に影響している」すなわち「年齢が、成績、身長それぞれを説明している」という仮定から導かれるものだからです。しかし、その仮定が正しいかどうかは、相関係数や偏相関係数を見ても不明で、別の観点からの考察が必要です。