●系列相関の場合の推定（コクラン・オーカット法）:

11 月 10 日の構造変化の数値例（326 ページ参照）

ファイル名は「AR1.xlsx」

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + \gamma d_i + \delta d_i X_i + u_i$$

$i=1,2,\cdots,9$ のとき $d_i = 0$, $i=10,11,\cdots,20$ のとき $d_i = 1$

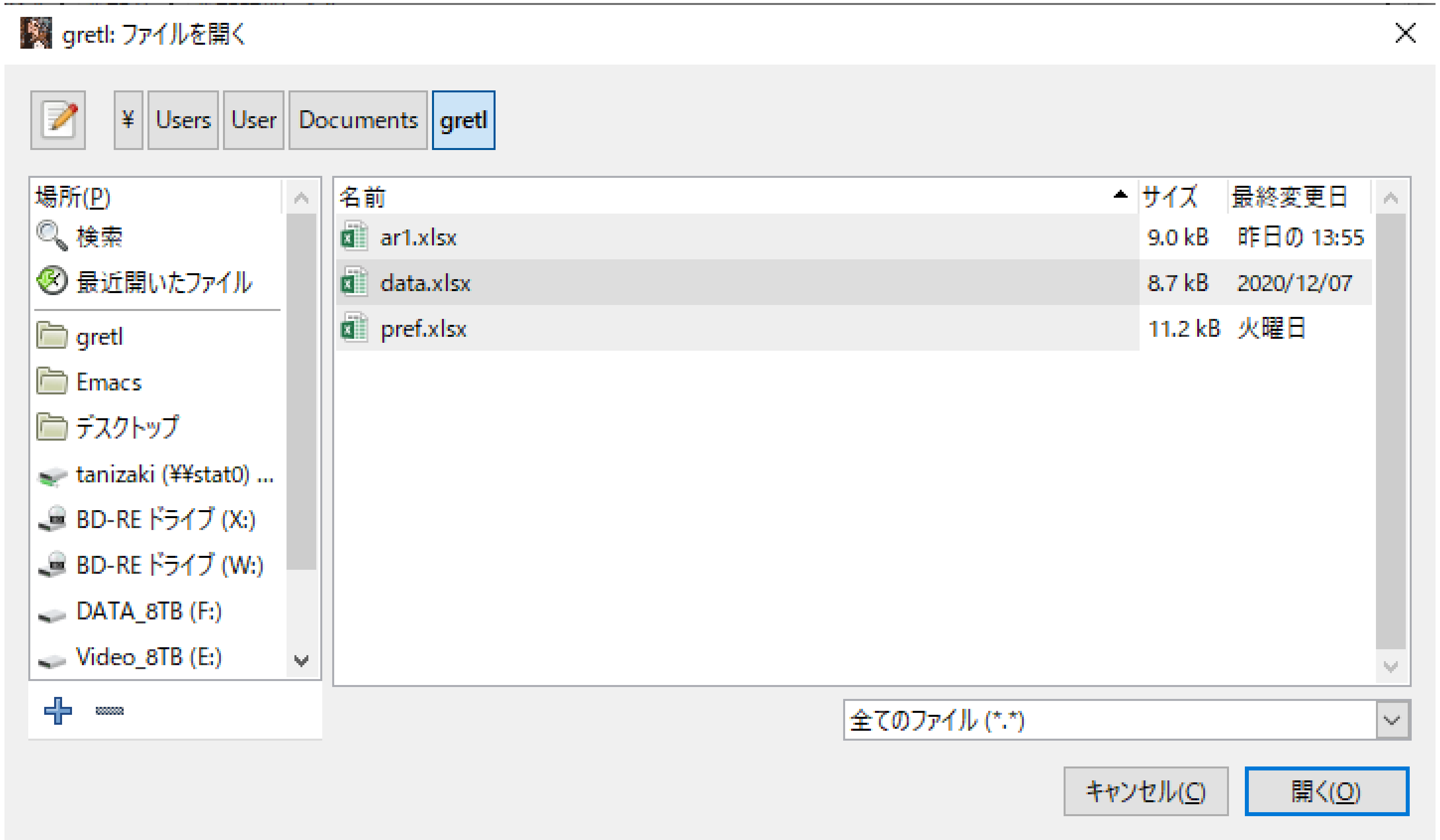
切片・傾きともに 10 期以降，構造変化が起こるというモデル

この Excel ファイルを gretl で読む

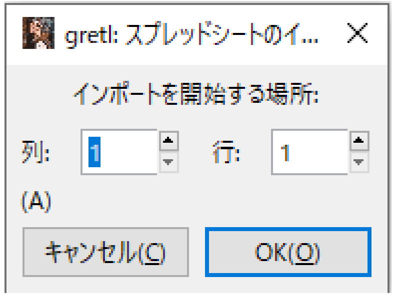
ファイルは右の Excel ファイル

	A	B	C
1	x	y	d
2	1	1	0
3	1	2	0
4	1	0	0
5	2	1	0
6	2	2	0
7	2	3	0
8	3	2	0
9	3	3	0
10	3	4	0
11	4	4	1
12	4	5	1
13	4	6	1
14	5	5	1
15	5	6	1
16	5	7	1
17	6	5	1
18	6	6	1
19	6	7	1
20	7	6	1
21	7	7	1

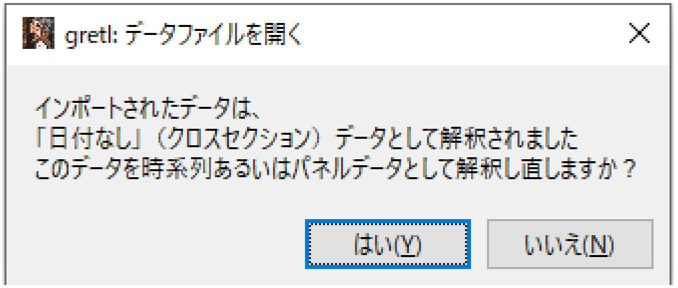
gretl で「ファイル」,「データを開く(O)」,「ユーザー・ファイル(U)」とし，さらに，右下の「Gretl データファイル(*.gdt, *.gdtb)」のところを「全てのファイル(*.*)」にすると，ar1.xlsx ファイルが出てくる。



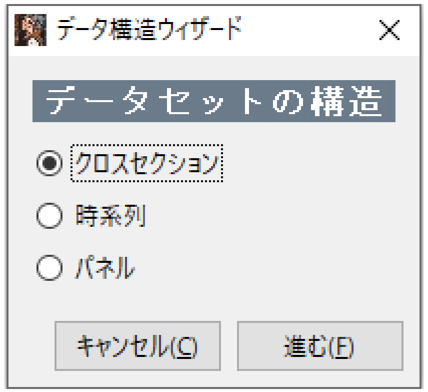
ar1.xlsx を選択すると次の画面が出てくる。



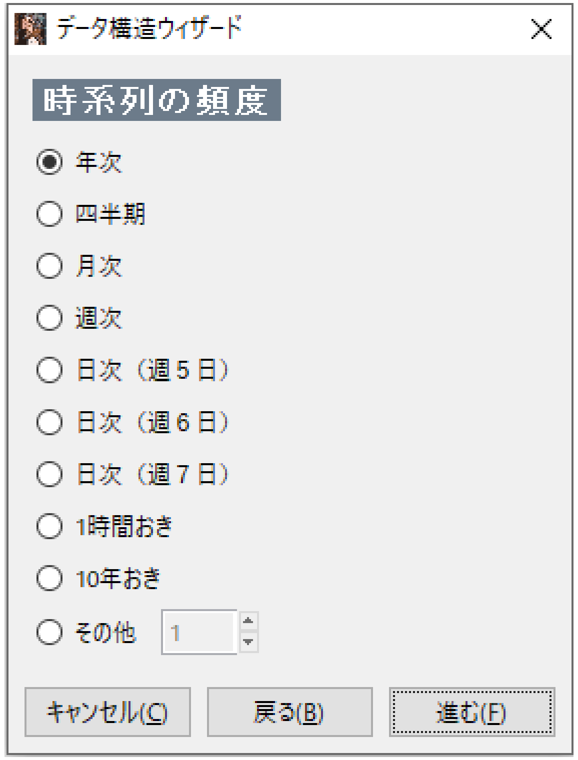
この場合は「OK(O)」で下の画面となる。



今回は，時系列データなので，「はい(Y)」を選択すると，次の画面へ。



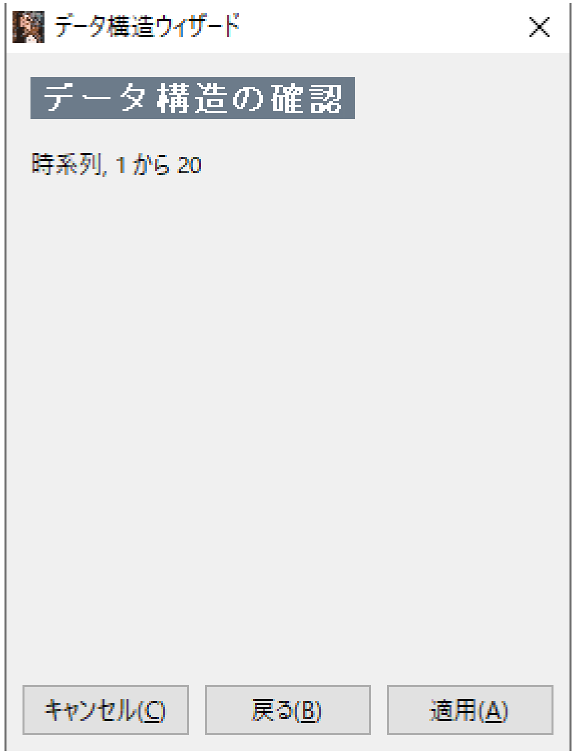
「時系列」にチェックを入れて，「進む(F)」を選択する。次の画面へ。



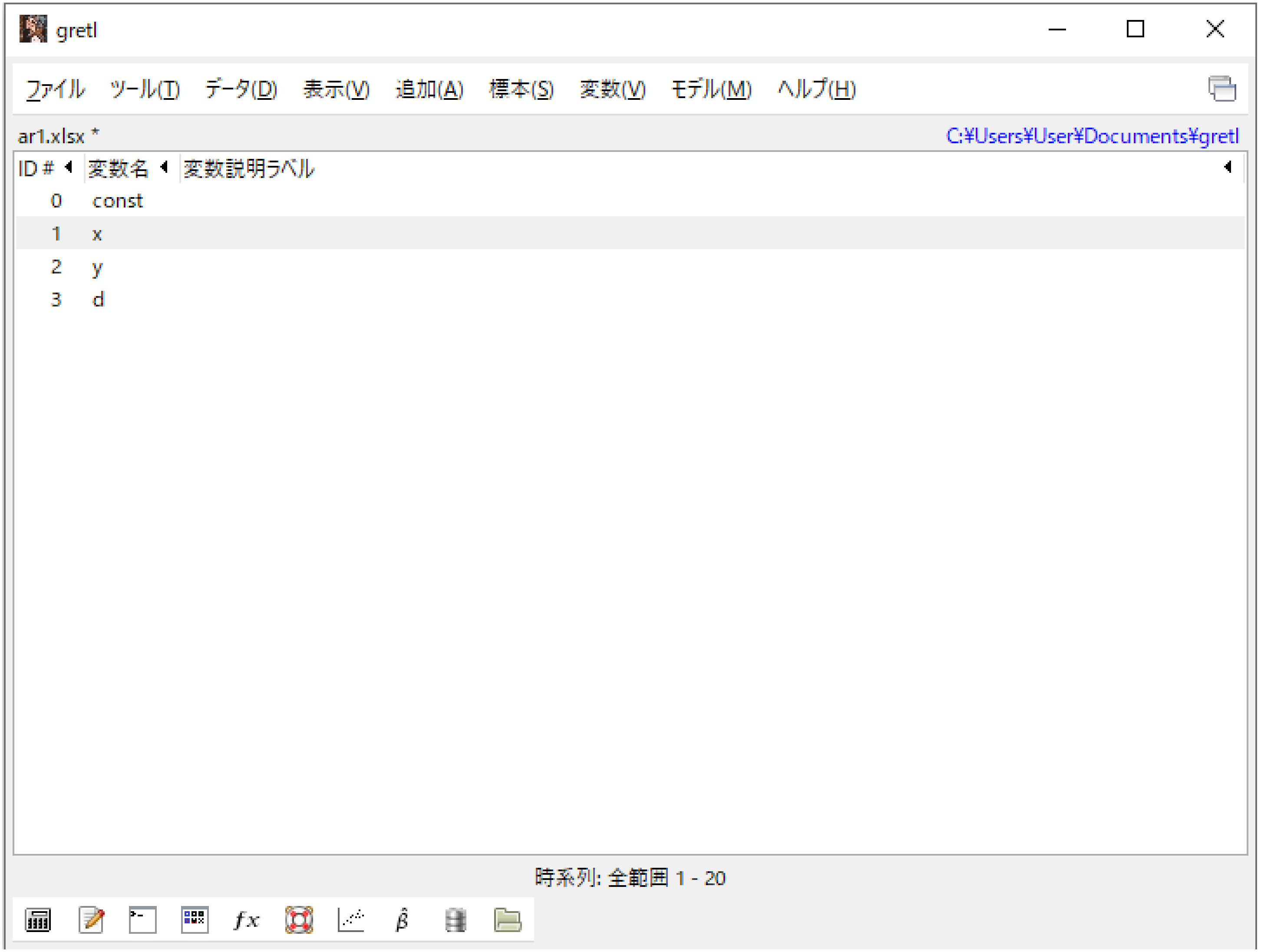
ここでは「その他」にチェックを入れ，「進む(F)」を選択する。

次の画面へ。

そのまま「進む(F)」を選択する。



「適用(A)」を選択する。次の画面へ。



画面下の左から 3 番目の「」(「gretl コンソールを開く」) を利用する。

「genr dx=d*x」として，$d_i X_i$ をあらかじめ作成しておく。

$Y_i = \alpha + \beta X_i + \gamma d_i + \delta d_i X_i + u_i$ を推定するために，「ols y const x d dx」とタイプする。

下記の結果が得られた。

gretlコンソール

```
gretlコンソール: helpと入力するとコマンドのリストが表示されます
? genr dx=d*x
系列 dx (ID 4) を作成しました
? ols y const x d dx

モデル 1: 最小二乗法(OLS), 観測: 1-20
従属変数: y

                係数        標準誤差      t値        p値
  --------------------------------------------------------
  const       0.000000    0.795614     0.0000    1.0000
  x           1.00000     0.368298     2.715     0.0153  **
  d           3.36957     1.60415      2.101     0.0519  *
  dx         -0.543478    0.447790    -1.214     0.2425

Mean dependent var   4.100000   S.D. dependent var   2.221901
Sum squared resid    13.02174   S.E. of regression   0.902141
R-squared            0.861175   Adjusted R-squared   0.835146
F(3, 16)             33.08447   P-value(F)           4.31e-07
Log-likelihood      -24.08765   Akaike criterion     56.17530
Schwarz criterion    60.15823   Hannan-Quinn         56.95281
rho                 -0.360168   Durbin-Watson        2.695362
```

ダービン・ワトソン（DW）比について，n＝20，k’＝3 で，5％点は dl＝1.00，du＝1.68 となっている（山本拓著『計量経済学』356 ページ参照）。

誤差項は，

・DW＝0～1.00 のとき，正の系列相関あり

・DW＝1.00～1.68 のとき，正の系列相関がありそうだが，正確には判定できない

・DW＝1.68～2.32 のとき，系列相関なし

・DW＝2.32～3.00 のとき，負の系列相関がありそうだが，正確には判定できない

・DW＝3.00～4.00 のとき，負の系列相関あり

となる。

DW＝2.695 なので，「負の系列相関がありそうだが，正確には判定できない」に分類される。

判定できない場合も，完全に系列相関があるとは言えないので，話を先に進める場合が多い。

ここでは，gretl の練習として，コクラン・オーカット法を用いて，系列相関があるものとして収束計算によって推定する。

「ar1 y const x d dx」として，コクラン・オーカット法（12 月 3 日講義ノート，440 ページ）を用いる。

結果は下記の通り。

```
? ar1 y const x d dx

ρの繰り返し計算を実施中...

                 ITER       RHO        ESS
                   1     -0.36017   11.2849
                   2     -0.37087   11.2834
                   3     -0.37096   11.2834
                   4     -0.37096   11.2834

モデル 4: コクラン=オーカット (Cochrane-Orcutt) 法, 観測: 2-20 (T = 19)
従属変数: y
rho = -0.370959

                係数          標準誤差       t値        p値
  --------------------------------------------------------
  const      -0.0493231    0.646362    -0.07631    0.9402
  x           0.997917     0.293866     3.396      0.0040 ***
  d           3.31855      1.21545      2.730      0.0155 **
  dx         -0.516829     0.345447    -1.496      0.1554

ρ階差データ (rho-differenced data) に基づく統計量:

Sum squared resid    11.28344   S.E. of regression   0.867312
R-squared            0.865384   Adjusted R-squared   0.838460
F(3, 15)             61.34907   P-value(F)           1.19e-08
rho                 -0.257128   Durbin-Watson        2.410537

もとのデータに基づく統計量:

Mean dependent var   4.263158   S.D. dependent var   2.156182
```

AR モデル　＝　自己回帰（AutoRegressive）モデル

AR1　＝　一次の自己回帰モデル（first-order autoregressive model）

　　＝　説明変数に被説明変数の一期前変数

収束計算の様子は ITER（iteration）で，4 回繰り返し計算によって収束したことを示す。

DW＝2.4105 は，$Y_i^* = \alpha' + \beta X_i^* + \gamma d_i^* + \delta d_i X_i^* + \varepsilon_i$ について，ε_i の系列相関を調べるためのものである。

ただし，

$Y_i^* = Y_i - \rho Y_{i-1}$

$X_i^* = X_i - \rho X_{i-1}$

$d_i^* = Y_i - \rho Y_{i-1}$

$d_i X_i^* = d_i X_i - \rho d_{i-1} X_{i-1}$

$\varepsilon_i = u_i - \rho u_{i-1}$

とする。

第8章　識別性について

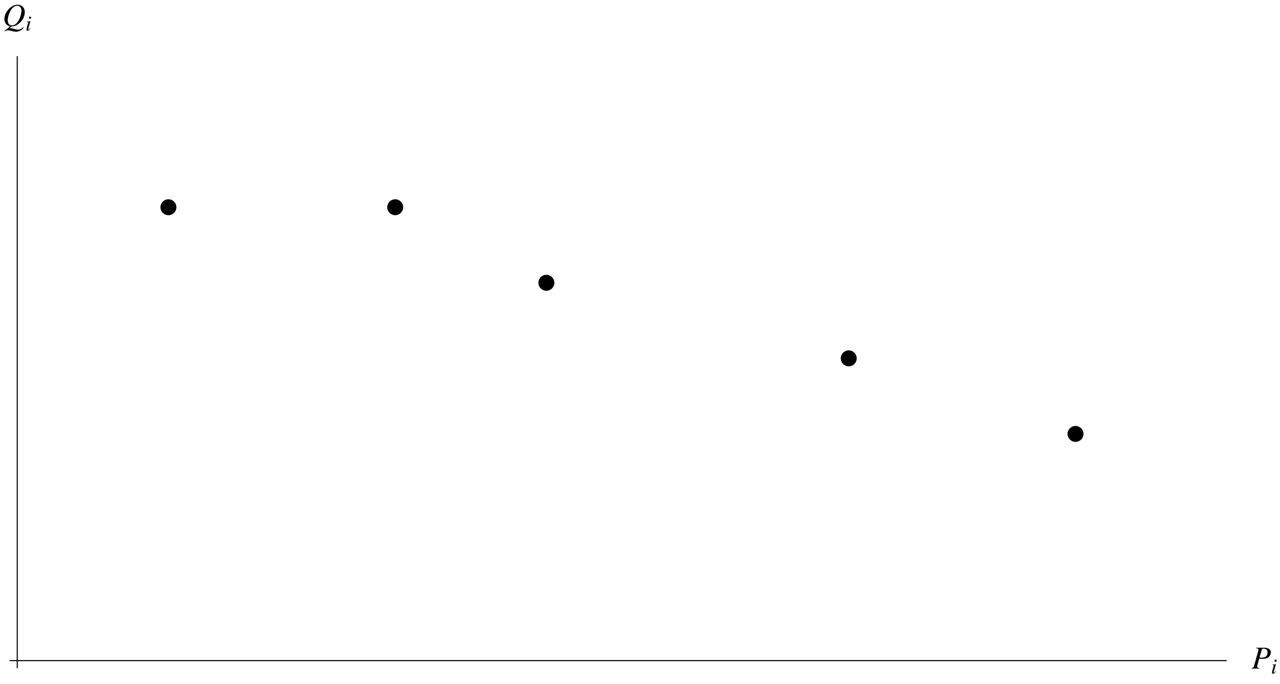
8.1　例：需要関数・供給関数

ある財の需要関数・供給関数を推定することを考える。

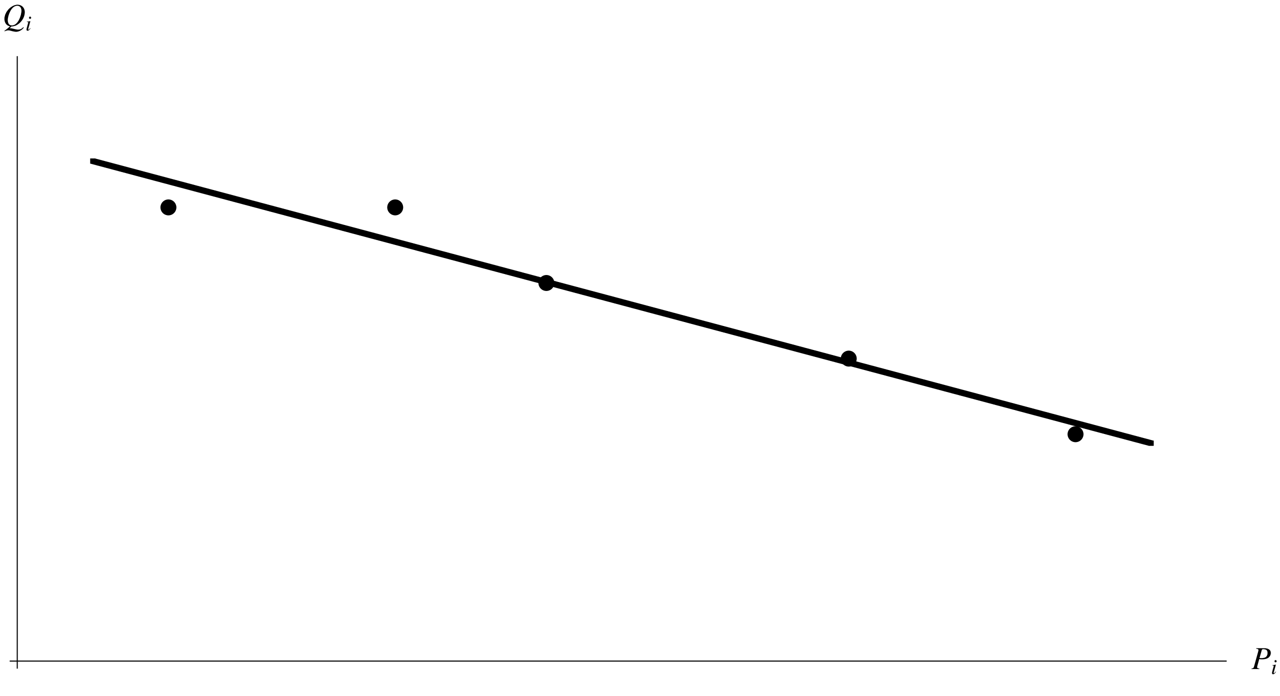
需要量と供給量が等しいところで取引される。

すなわち，需要量と供給量が等しいところでデータが観測されるものとする。

下図のように黒丸で需要量 Q_i と価格 P_i のデータが観測されたとする。



最小二乗法によって，下図のように (Q_i, P_i) の関係を表す線を引く。



この直線は何を表す直線か？

価格 P_i が上がれば，需要量 Q_i が下がるので，需要関数か？

それとも，供給関数か？

実は，この直線は需要関数でも供給関数でもどちらでもない。

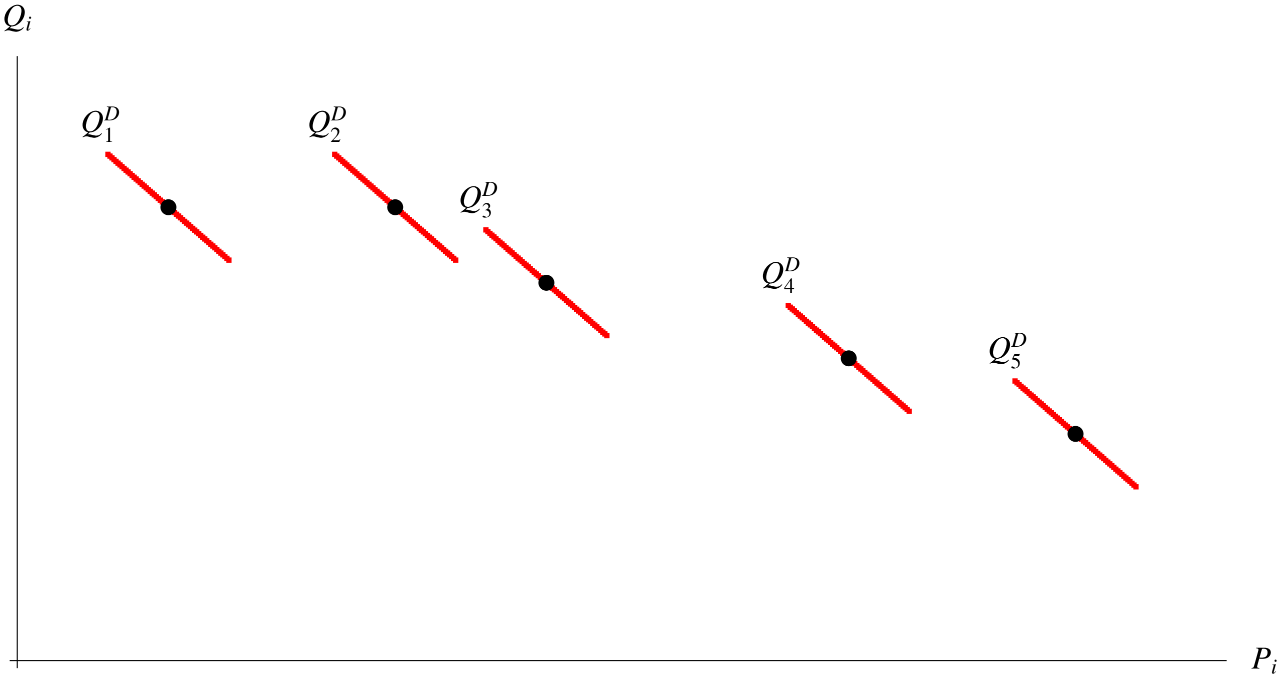
需要関数は，

$$Q_i^D = \alpha_0 + \alpha_1 P_i + \alpha_2 Y_i + u_i$$

となる。

価格 P_i が上がるにつれて，需要量 Q_i^D は減少する（右下がり）。すなわち，$\alpha_1 < 0$

所得 Y_i が増加するにつれて，需要量 Q_i^D が増加する。すなわち，$\alpha_2 > 0$



この例では，Q_1^D，Q_2^D，$\cdots$，Q_5^D の順に所得が増加する（Y_1 が最も小さく，Y_5 が最も大きい）。

所得 Y_i が大きくなるにつれて，切片が大きくなる（この場合，$\alpha_0+\alpha_2 Y_i$ が切片）。

同じ価格の下では，所得が増加すれば需要量が増える。

供給関数は，

$$Q_i^S = \beta_0 + \beta_1 P_i + \beta_2 Z_i + v_i$$

と表される。

価格 P_i が上がるにつれて，供給量 Q_i^S は増加する（右上がり）。すなわち，$\beta_1 > 0$

価格が上がれば，生産を増やして売る方が儲けが多い。

変数 Z_i は財の種類によって異なる。

β_2 の符号も Z_i によって正負のどちらにもなり得る。

農作物の需給を考えるのであれば，供給量は天候に大きく依存するので，Z_i は日照時間，降水量などが適切な変数となる。

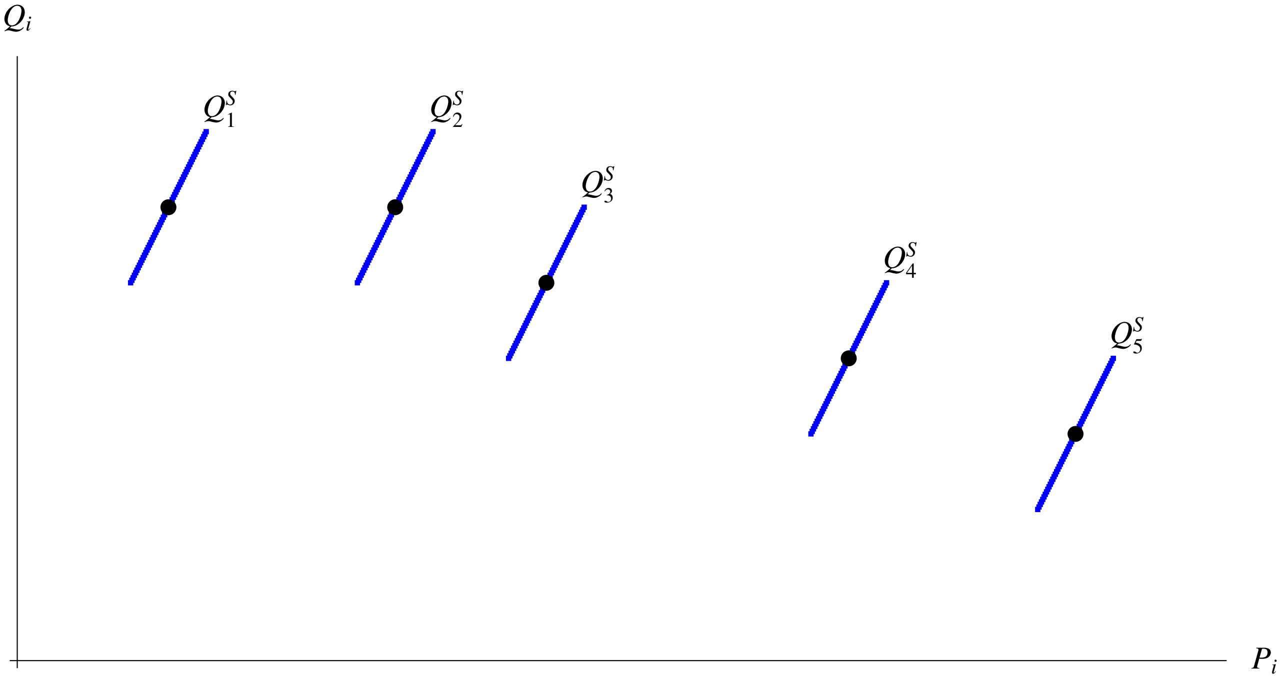
または，Z_i に作付面積なども考えられる。

作付面積が増えれば供給量も増える。

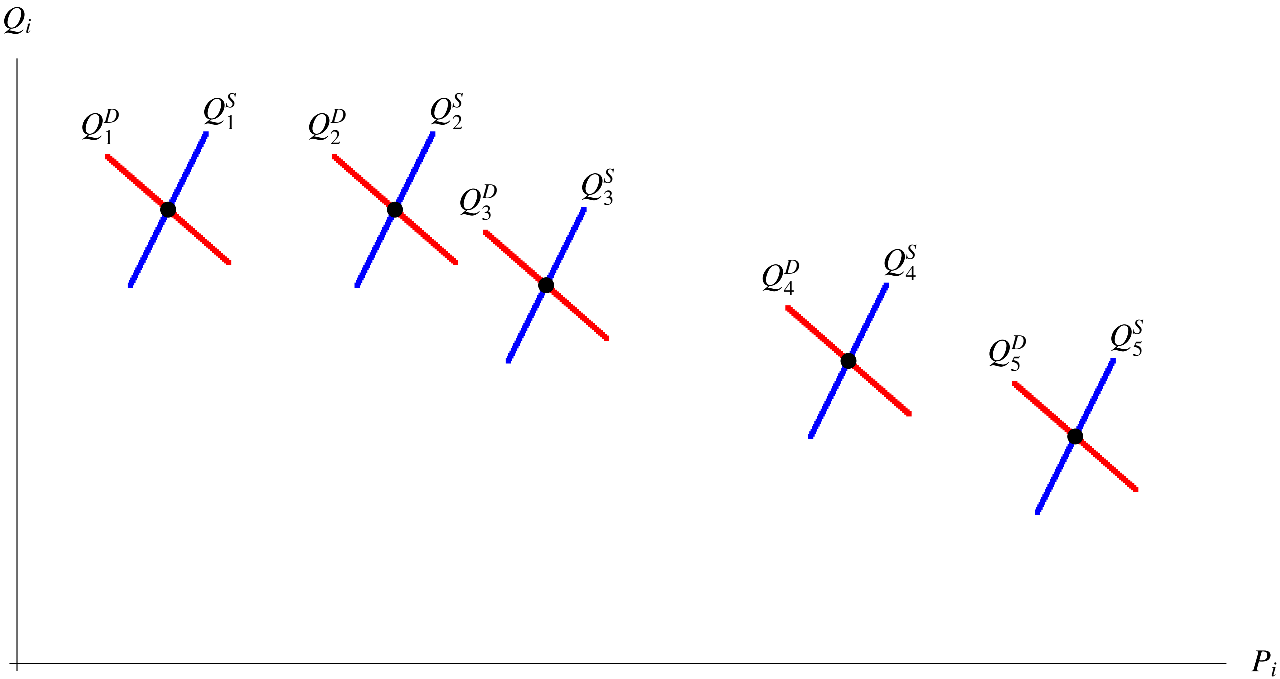
車，PC などは工場設備などの稼働率が考えられる。

いずれにしても，Z_i は供給関数にとって，重要な変数となる。

供給関数が次の図で表される。供給関数は右上がりで，$\beta_0 + \beta_2 Z_i$ が切片となる。



下図のように，需要と供給が交わるところで，需要量（供給量）と価格が決まる。



需要関数の形状が決まるためには，Q_i，P_i 以外の需要要因の変数が必要となる（この場合は，所得 Y_i）。

同様に，供給関数の形状が決まるためには，Q_i，P_i 以外の供給要因の変数が必要となる（この場合は，Z_i）。

この問題を，識別問題（identification problem）と呼ぶ。

需要関数と供給関数を区別して推定できるのかという問題である。

Q_i，P_i だけでは，何を推定しているのか分からなくなる。

何かを推定するうえでは，常に念頭に置いておかなければならない事項である。