EViewsマクロ計量モデルによる中長期予測

2019年12月

LightStone Corp

講習会の内容

- 簡単なマクロモデルの作成
- 予測値の計算と定数項調整
- シナリオ機能によるシミュレーションと内生変数の誘導
- 同時方程式の推定と内生性バイアス

  - eviews05フォルダを利用します

簡単なマクロモデルの作成

1. EViewsモデルオブジェクト
2. 同時方程式の求解計算
3. 予測力の評価

モデルオブジェクト

- 推定式は誘導形で記述します

Yt=c(1)+c(2)*Xt   F(Xt,Yt)=0

- EquationやSystemオブジェクトなどでパラメータを推定してから、モデルオブジェクトにコピー&ペーストします

内生変数

- モデルオブジェクトにおける内生変数とその計算値の表記

モデル変数		ワークファイルシリーズ	
内生変数 Y	→	Y	実データ
	→	Y_0	計算値(ベースライン)
	→	Y_1	シナリオ1による計算結果
外生変数 X	→	X	実データ
	→	X_1	シナリオ1の想定データ

モデルの作成

- 3つの推定式と一つの恒等式からなる、同時性の無い、簡単なモデルを作成します。

推定式EQCN:	cn c y cn(-1)
推定式EQI:	i c (y(-1)-y(-2)) y r(-4)
推定式EQR:	r c y (y-y(-1)) (m-m(-1)) (r(-1) +r(-2))
恒等式:	y=cn+i+g

CN:実質個人消費、I:実質民間投資、G:実質政府支出、Y:実質GDP(輸出を除く)、R:3カ月国債の利回り、M:実質マネーサプライ

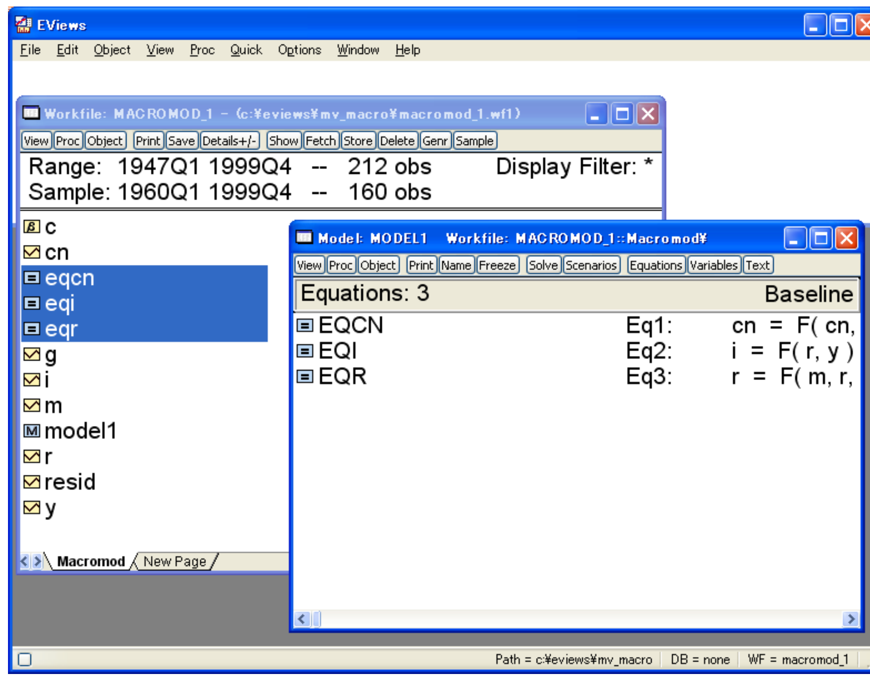
推定式の作成

- 個々の推定式を最初に作成します。

操作1：サンプルファイルmacromod1を開きます。ここに前頁に記述したeqcn, eqi, eqrの3つの推定式を作成します。
操作2：モデルオブジェクト model1を新たに作成します。

操作3：3つの推定式を選択し、マウスの右ボタンを使ってmodel1のウィンドウにコピー&ペーストします。

注) モデルにコピーした後で、元の推定式を再推定した場合は、モデルオブジェクト側でProc/Links/ Update All Linksと操作して情報を更新します。

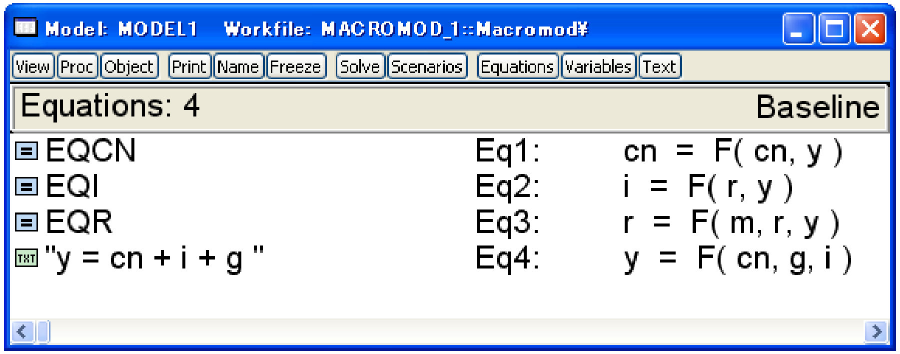


恒等式

- 恒等式を追加します。

操作：モデルオブジェクト model1のウィンドウを右クリックしてInsert…コマンドを選択します。Model Source Editダイアログに次の式を入力してOKボタンをクリックします。

$$y = cn + i + g$$

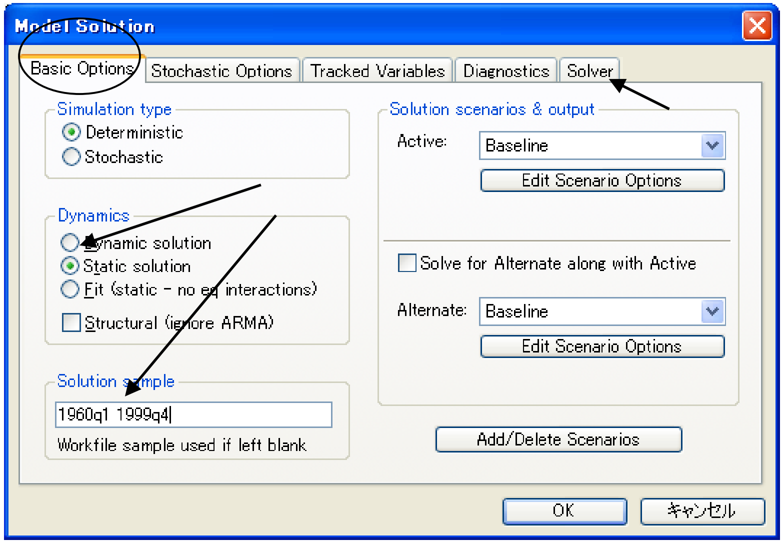


モデルの計算

- モデルが実体経済の動きをうまく捉えているか、計算によって確かめてみましょう

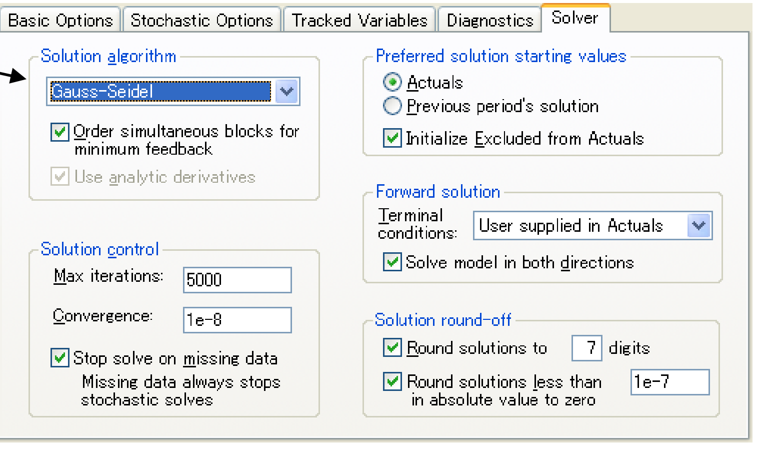
操作1:model1でSolveボタンをクリックします。被説明変数のラグ項には実際の値を利用するStatic solutionを求めます。

操作2:計算期間を1960q1から1999q4とします。
操作3:Solverタブを表示します。

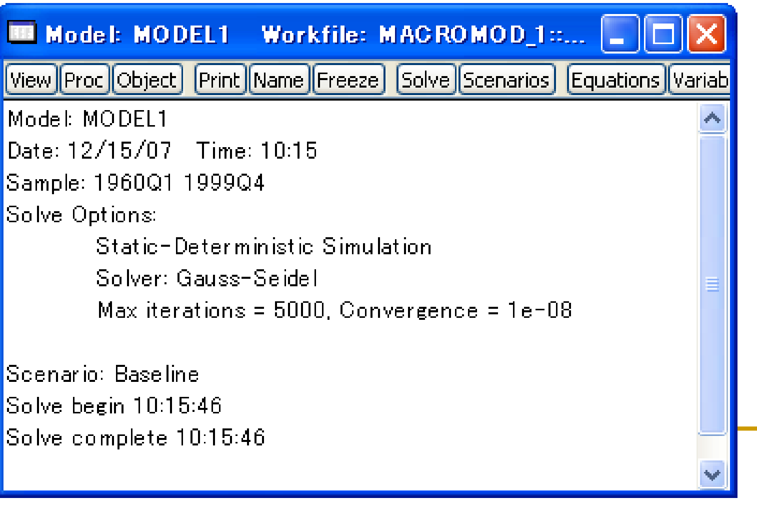


ソルバー

- モデルを計算するソルバーの種類
  - Gauss-Seidel
  - Newton
  - Broyden



操作1：SolverタブでGauss-Seidel法が選択されていること確認し、OKボタンをクリックします。
操作2：モデルウィンドウで計算終了のメッセージを確認します。



Dynamics

Dynamicsの項目で「Static」を選択すると、例えば、次に示すCNの理論値の計算で、説明変数のラグ項に実現値(実際に観測した値)を利用します。

$$CN_t = C + \beta_1 Y_t + \beta_2 CN_{t-1}$$

Staticを選択した場合：

観測した値

$$\widehat{CN}_t = C + \beta_1 Y_t + \beta_2 CN_{t-1}$$

Dynamicを選択した場合：

計算した値

$$\widehat{CN}_t = C + \beta_1 Y_t + \beta_2 \widehat{CN}_{t-1}$$

Gauss-Seidel法

xは内生変数、zは外生変数

$$
\begin{aligned}
x_1 &= f_1(x_1, x_2, \ldots, x_N, z) \\
x_2 &= f_2(x_1, x_2, \ldots, x_N, z) \\
&\vdots \\
x_N &= f_N(x_1, x_2, \ldots, x_N, z)
\end{aligned}
$$

モデルを解く ⇨ 各式で左辺の内生変数の理論値を計算する

Gauss-Seidel法

次式を繰り返し計算で解く

$$x^{(i+1)} = f(x^{(i)}, z)$$

- この繰り返し計算は、モデルの上に位置する推定式から、下に向かって順番に実行される。
- 上方で得た計算値を下の式で利用する。

$$x_k^{(i)} = f_k\left(x_1^{(i)}, x_2^{(i)}, \ldots, x_{k-1}^{(i)}, x_k^{(i-1)}, x_{k+1}^{(i-1)}, \ldots, x_N^{(i-1)}, z\right)$$

- 計算速度が遅いときは式の順番を変更する。
- 右辺に含まれる内生変数のうち、重要性の低いものは削除する。

Newton法

連立方程式を陰関数形式で次のように考える

$$F(x, z) = 0$$

xは内生変数、zは外生変数

テイラー展開を利用して、一次近似を行う

$$F(x, z) = F(x^*, z^*) + \frac{\partial}{\partial x} F(x^*, z^*) \Delta x = 0$$

$\Delta x = x_{t+1} - x_t$ として上記2式を利用すれば、

$$x_{t+1} = x_t - \left[\frac{\partial}{\partial x} F(x_t, z^*) \right]^{-1} F(x_t, z^*)$$

xの変化が許容範囲に収まるまで繰り返し計算をおこなう。

■ 推定式の並べ方には依存しない。

Broyden法

考え方はNewton法と同じ。

$$x_{t+1} = x_t - \left[\frac{\partial}{\partial x} F(x_t, z^*) \right]^{-1} F(x_t, z^*)$$

カギカッコ内の計算を高速化するために、次の2式を利用。

$$x_{t+1} = x_t - J_t^{-1} F(x_t, z^*)$$

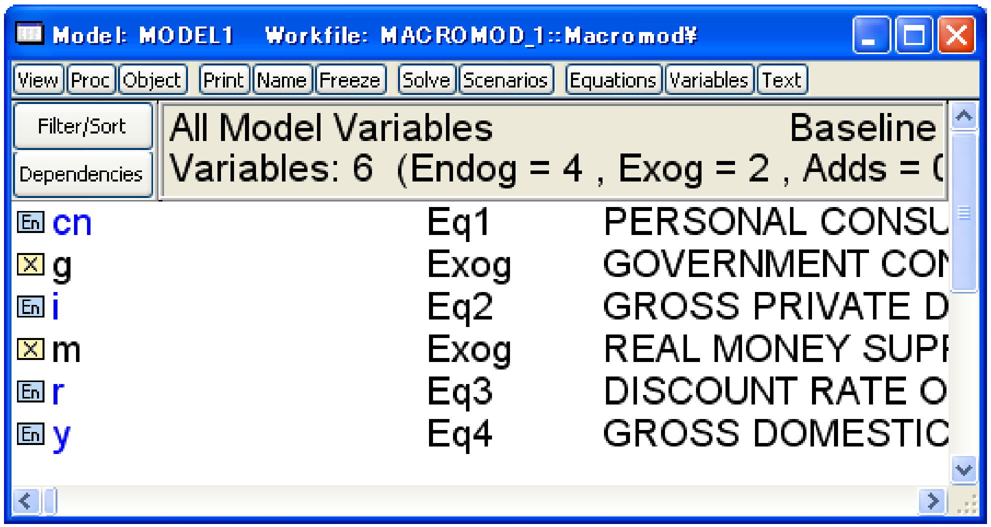
$$J_{t+1} = J_t + \frac{(F(x_{t+1}, z^*) - F(x_t, z^*) - J_t \Delta x) \Delta x'}{\Delta x' \Delta x}$$

- 推定式の並べ方には依存しない。
- 一般的にNewton法よりも高速に計算を行うが、繰り返し計算回数はNewton法よりも多い。
- モデルの構造によってはNewton法より、遅くなる場合もある。

変数の確認

- 変数の一覧で表示し、情報を確認します。

操作：model1でVariablesボタンをクリックするか、または、View/Variablesと操作します。

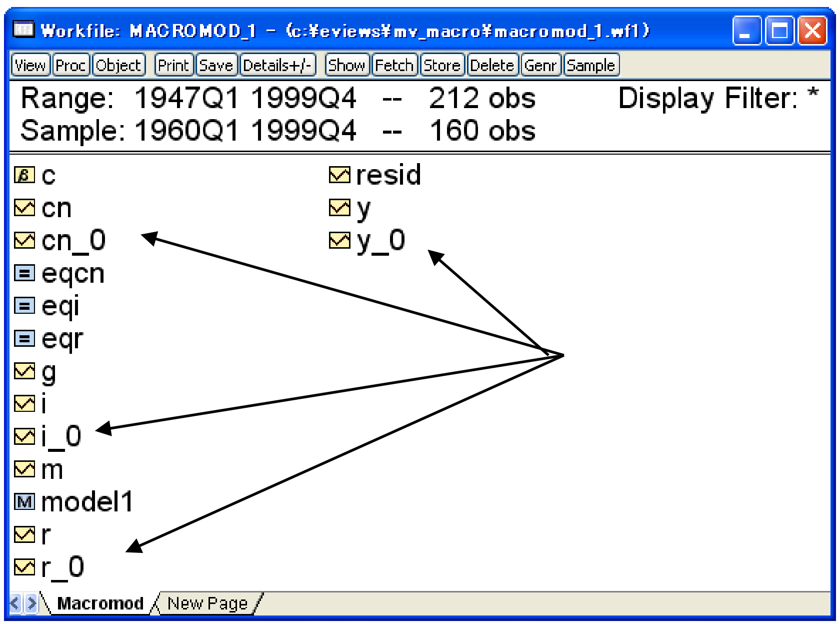


モデルに含まれる変数をリスト形式で表示します。内生変数はEn、外生変数はXというアイコンで表示します。
シナリオを利用したり、定数項調整を行ってモデルを編集すると、この表示も変わります。

計算結果

- モデルを解いて得た内生変数の計算値

操作：ワークファイルウィンドウを表示します。計算値を示す「_0」の付いたシリーズが作成されています。

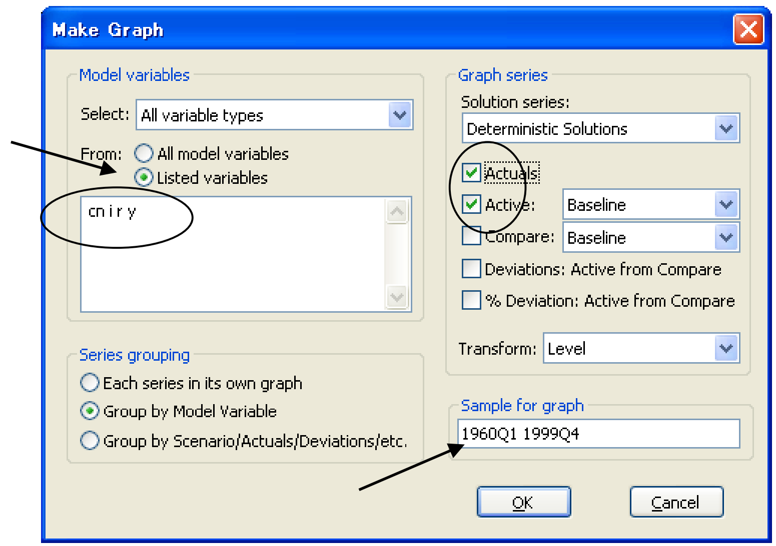


モデルが優れていれば、計算値と実測値ほぼ一致します。このウィンドウで両者のグループオブジェクトを作ってグラフ化してもかまいませんが、これを手早く行う機能がモデルオブジェクトに用意されています。

グラフの作成

- ベースライン計算値と実測値の比較

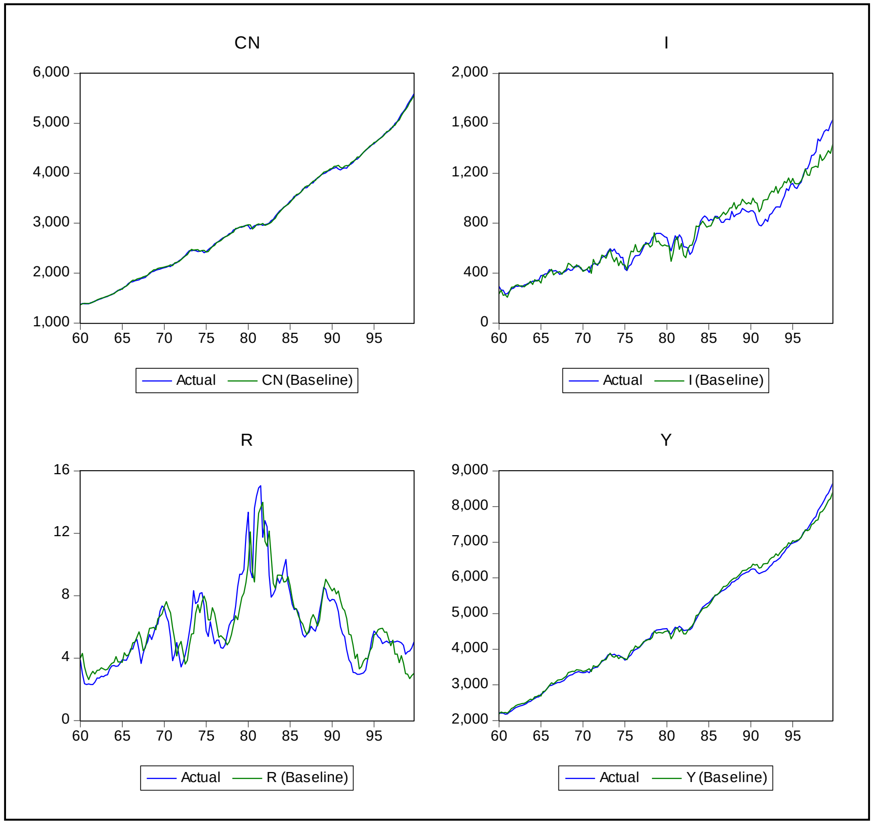
操作1：Model1でProc/Make Graph…と操作します。
操作2：内生変数のみグラフしますので、「Listed variables」をチェックし、テキストボックスにスペース区切りで cn i r yと入力します。
操作3：実測値Actualsと計算値Baselineを選択してます。
操作4：グラフ化の期間が1960q1から1999q4であることを確認してOKをクリックします。



実測値と計算値

- モデルオブジェクトのグラフ機能

内生変数ごとのグラフを作成します。推定式に含まれるラグ項には実測値を利用する計算方法(Static)なので、全体的にはよく動きを捉えていますが、民間投資Iと利回りRの後半部分では若干、乖離が大きいようです。



操作：グラフオブジェクトに「fit_stat」という名前を付けて閉じます。

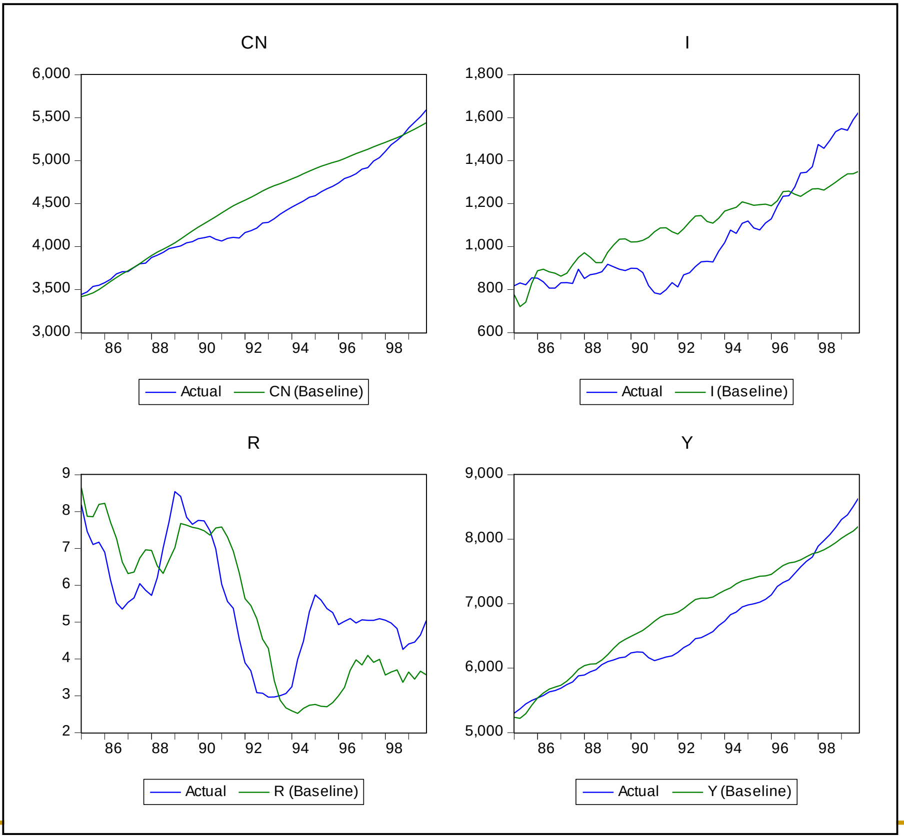
ダイナミック計算

- 内生変数のラグ項に計算値を利用するダイナミックな計算方式でモデルを解いてみます。将来の値を予測する場合、実測値は存在しませんので、結局、ダイナミックな計算手法を利用することになります。
- ダイナミックな計算の期間は1985Q1から1999Q4とします。

ダイナミック計算のグラフ

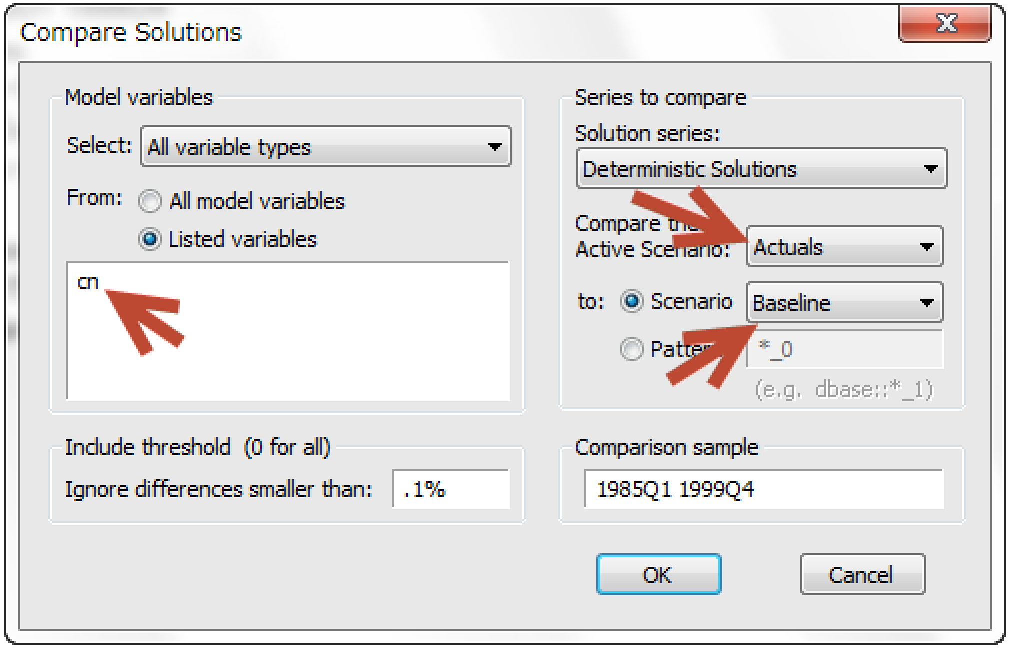
操作1:サンプル期間を1985Q1から1999Q4に変更します。

操作2:Dynamic solutionによる計算方法を選択し、計算期間を1985Q1から1999Q4として、OKボタンをクリックします。
操作3:計算が完了したら、再び実測値と計算値(Dynamic)によるグラフを作成し、「fit_dynam」という名前を付けます。



シリーズの差を調べる

操作:modelでView/Compare solutions…と操作します。Fromの項目で"Listed Variables"を選び、変数名cnと入力します。図のようにActualとBaselineを選択し、比較期間comparison sampleは1985Q1 1999Q4としてOKボタンをクリックします。



シリーズの差を調べる

cnとcn_0の差の一番、大きな値を表示します。

Comparison of Actuals against Baseline
1 variable has a difference >= 0.1% (1 variable compared)

Name	End	Delta%	First	Last
cn		-9.1%	1985Q1	1999Q4

操作1:コマンドウィンドウで次のコマンドを実行してみましょう。

```
smpl 1985q1 1999q4
show cn cn_0 ((cn-cn_0)/cn_0)*100
```

操作2:個別の記述統計量を表示し、Delta%の値を確認します。
操作3:サンプル期間を1960q1から1999q4に戻しておきます。

推定式の予測力評価

1本の推定式の「当てはまり」の評価はR^2などで行います(eqcnの例)。

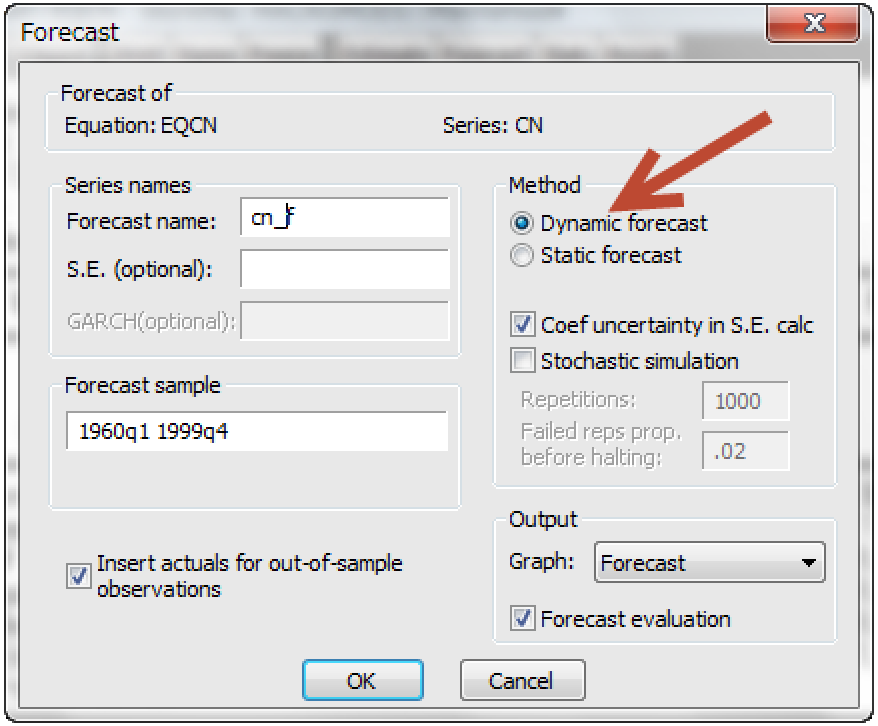
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-26.87595	5.628038	-4.775368	0.0000
Y	0.136233	0.018845	7.229131	0.0000
CN(-1)	0.805380	0.028112	28.64876	0.0000

R-squared	0.999752	Mean dependent var	3070.701
Adjusted R-squared	0.999749	S.D. dependent var	1148.090
S.E. of regression	18.18630	Akaike info crite...	8.657786
Sum squared resid	51926.40	Schwarz criterion	8.715445
Log likelihood	-689.6229	Hannan-Quinn criter.	8.681196
F-statistic	316754.4	Durbin-Watson stat	1.547640
Prob(F-statistic)	0.000000		

個別推定式において、予測力を評価することをマクロモデルの分析において、パーシャルテストと呼びます。

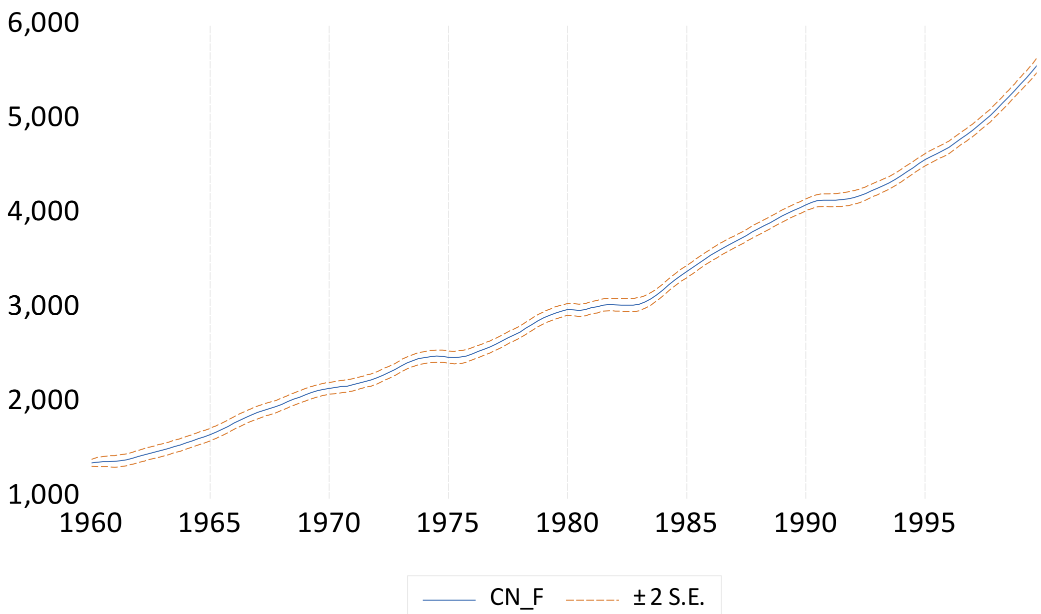
推定式の予測力評価

操作:EQCNについて予測力を評価します。Forecastボタンをクリックし、予測値の名前をcons_fとし、ダイナミック予測である事を確認します。



推定式の予測力評価

予測値と原系列のグラフを表示します。予測力(予測値と実現値のズレ)に関する情報を3つ表示します。



Forecast: CN_F	
Actual: CN	
Forecast sample: 1960Q1 1999Q4	
Included observations: 160	
Root Mean Squared Error	39.76461
Mean Absolute Error	31.84929
Mean Abs. Percent Error	1.164373
Theil Inequality Coef.	0.006068
Bias Proportion	0.000019
Variance Proportion	0.002382
Covariance Proportion	0.997598
Theil U2 Coefficient	1.285506
Symmetric MAPE	1.162839

推定式の予測力評価

Root Mean Squared Error $\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2 / h}$

Mean Absolute Error $\sum_{t=T+1}^{T+h} |\hat{y}_t - y_t| / h$

Mean Absolute Percentage Error $100 \sum_{t=T+1}^{T+h} \left| \frac{\hat{y}_t - y_t}{y_t} \right| / h$

Theil Inequality Coefficient

$$\frac{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} (\hat{y}_t - y_t)^2 / h}}{\sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} \hat{y}_t / h} + \sqrt{\sum_{t=T+1}^{T+h} y_t / h}}$$

RMSEの計算

操作:File/Open/Programとして、rmse1というプログラムファイルを開きます。そして、Runボタンで実行し、RMSEが39.76461になることを確認します。

```
smpl 1960q1 1999q4

series sqe=(cn_f-cn)^2

scalar rmse=@sqrt(@sum(sqe)/@obssmpl)

show rmse
```

Mean Absolute Percentage Error

操作1:最初にRMSE1プログラムを次のスライドに示すMAPE用のプログラムに変更し、EQ01の結果で検証してください。そのプログラムをMAPEとして保存します。

操作2:動作確認したMAPE.prgを利用してmodel1においてMAPEを計算します。プログラムの「cn_f」を、「cn_0」に置き換えて計算してみましょう。答えを格納するオブジェクトはmape0とします。

MAPE=1.164373

MAPE

```
smpl 1960q1 1999q4

series sqe=@sqrt(((cn_f-cn)/cn)^2 )

scalar mape=100*(@sum(sqe)/@obssmpl)

show mape
```

モデルの予測力評価

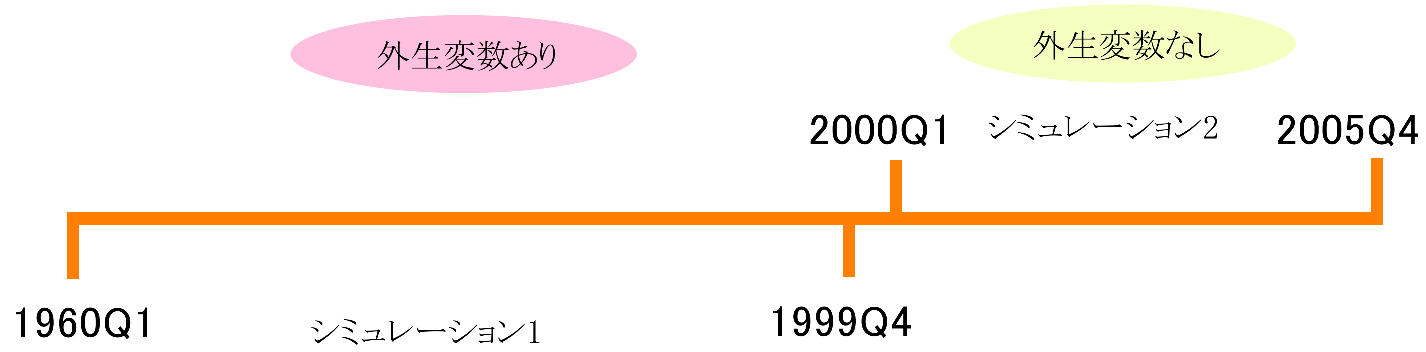
- モデルにおいて、予測力を評価するオプションはないので、自分で計算する
- 予測力の計算でスタティック予測の値を利用する場合は、トータルテストと呼ぶ
- ダイナミック予測の値を利用することをファイナルテストと呼ぶ

第一部のまとめ

- パラメータの推定
- モデルオブジェクトの作成と推定式のコピー
- 3つの計算手法(Slover)
- スタティック計算とダイナミック計算
- 第一部の操作内容はバックアップファイルmacromod_b1で確認できます

第二部

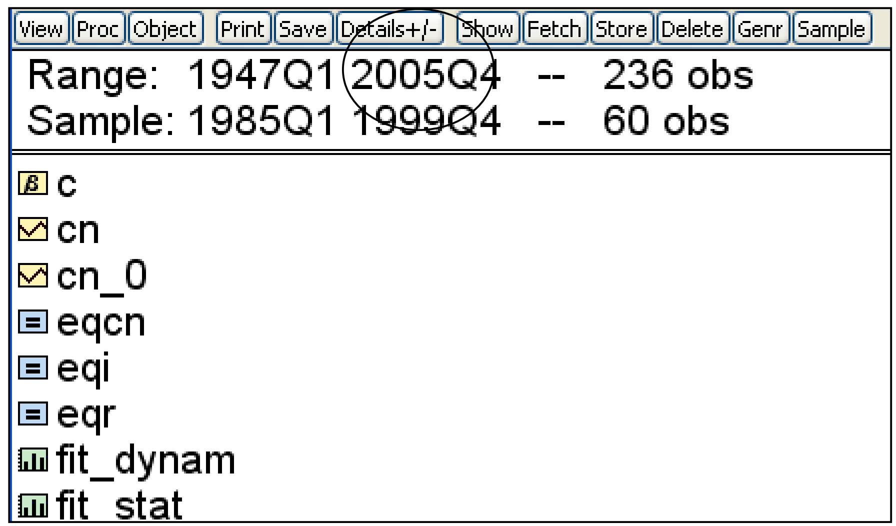
- 2000Q1から2005Q4の内生変数を予測計算するために外生変数を用意します。
- 定数項調整を行って推定式の残差の影響を抑えます。
- 確率的シミュレーションを行います。



ワークファイルの拡張

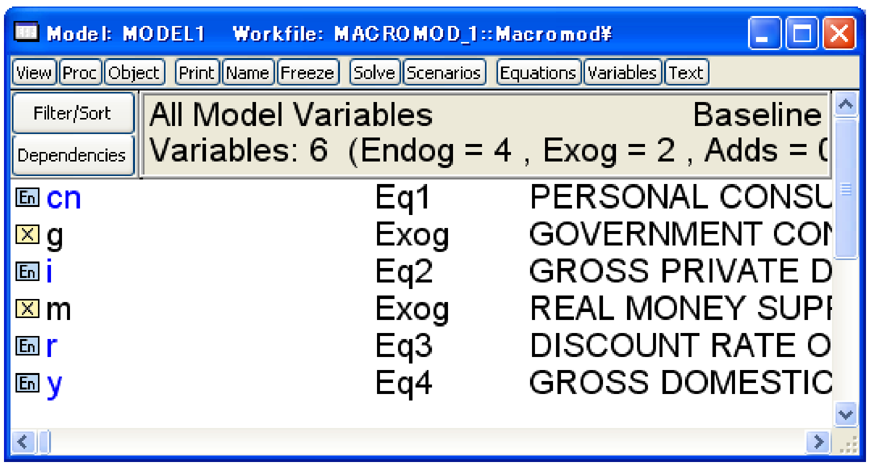
- ワークファイルのRangeを2005Q4まで拡張し、2000Q1から2005Q4の間でシミュレーションを行います。

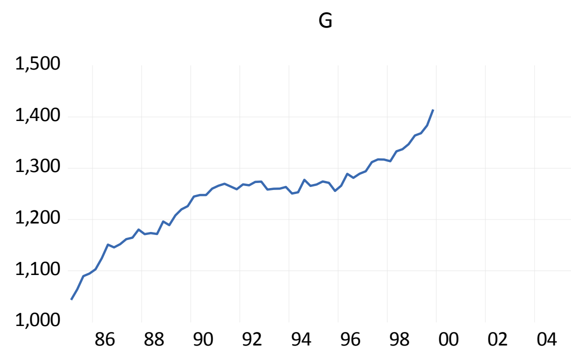
操作：Rangeの終期を2005Q4に変更します。Rangeという文字の部分をダブルクリックして、Workfile structureダイアログでend dateに「2005q4」と入力します。

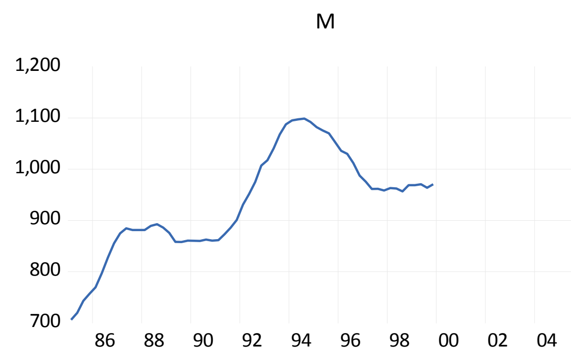


外生変数の準備

- 内生変数の将来値を計算するためには外生変数gとmの値が必要です。







操作：サンプル期間を1985Q1から2005Q4として右図を作成してください。

外生変数Gの推定式

- 推定式eqgを使ってgの値を作成します

eqg : log(g) c @trend ar(1) ar(2) ar(3) ar(4)

操作1：上記の推定式eqgを推定します。メインメニューから Quick/Estimate Equationと操作して式を入力します。ただし、推定期間は1960q1から1999q4とします。

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.157541	0.058120	105.9446	0.0000
@TREND	0.005286	0.000428	12.36423	0.0000
AR(1)	1.159693	0.079864	14.52077	0.0000
AR(2)	-0.163060	0.141025	-1.156245	0.2494
AR(3)	0.263369	0.142879	1.843296	0.0672
AR(4)	-0.288819	0.076609	-3.770031	0.0002
SIGMASQ	8.65E-05	1.01E-05	8.576925	0.0000

操作2：推定が完了したら、nameボタンをクリックして「eqg」という名前を付けます。

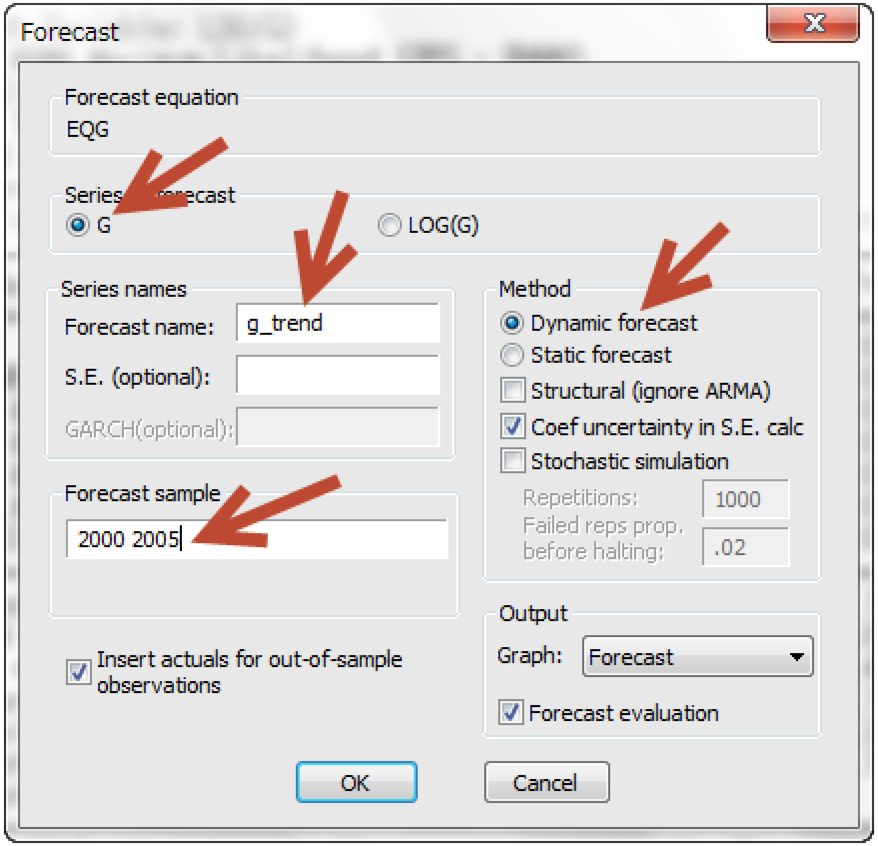
ar項と最尤推定

- モデル推定でar項を利用すると、EViews 9以降では自動的に最尤推定を実行します。
- それ以前のバージョンでは非線形最小二乗法による推定を実行。
- 両者の推定値は異なる。
- EViews9以降では非線形最小二乗法のオプションも利用可能。

外生変数Gの予測

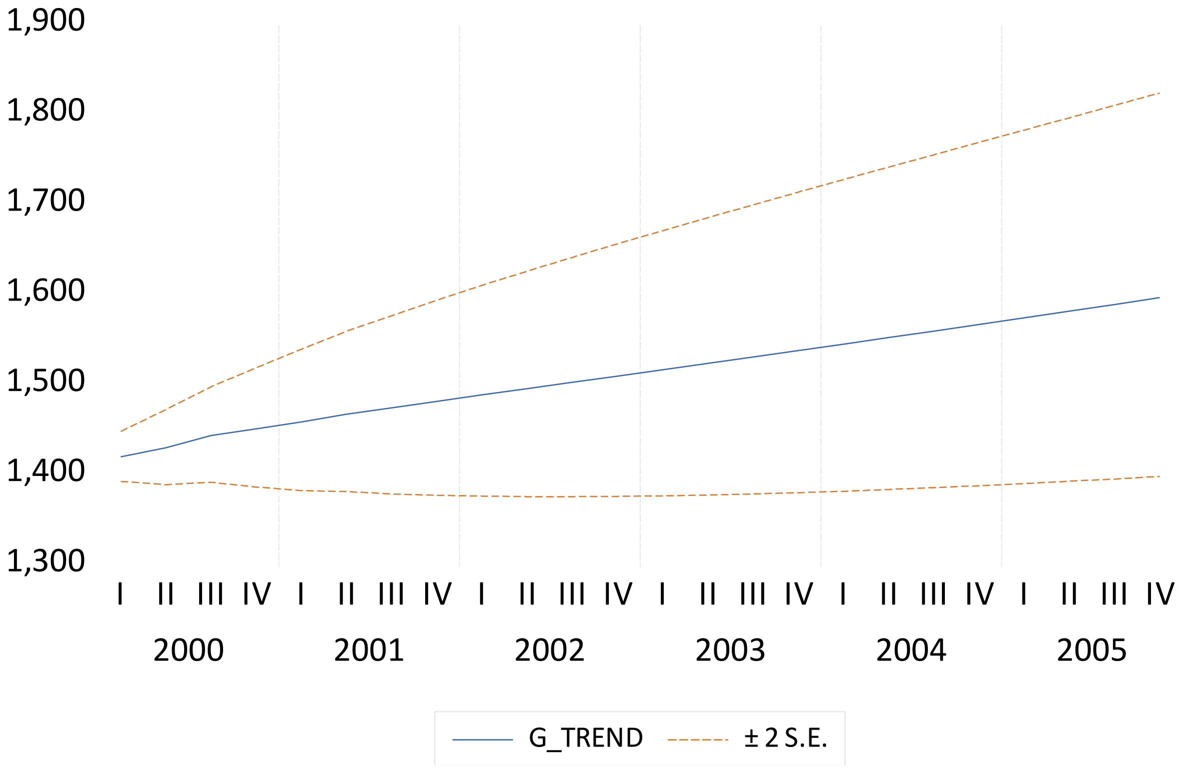
- 推定式eqgを使ってgの予測値を計算します

操作：推定式eqgで予測を行います。Forecastボタンをクリックします。予測値の名前をg_trend、ダイナミック予測の計算手法を選択し、予測期間を2000q1から2005q4としてOKボタンをクリックします。



外生変数Gの予測

- 推定式eqqによるgの予測値(2000-2005)



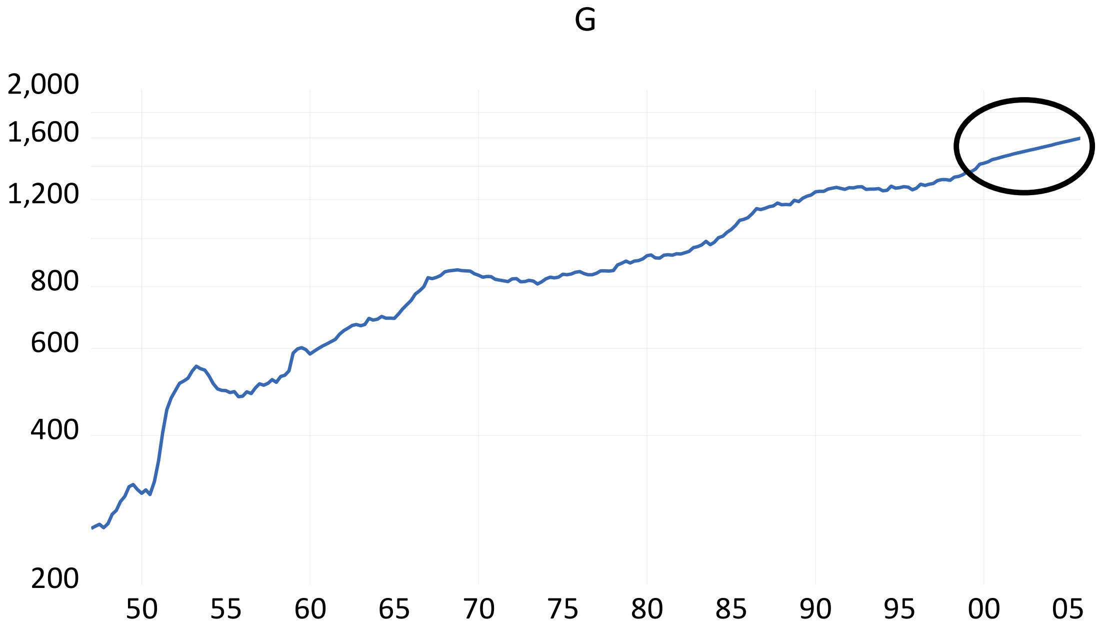
Y軸は対数目盛とします

外生変数G

操作：サンプル期間を2000q1から2005q4に変更します。そしてコマンドウィンドウに次のように入力して予測データを元のシリーズGにコピーします。

```
smpl  2000q1  @last
g=g_trend
smpl @all
```

予測値をコピーしたあとのgのグラフ

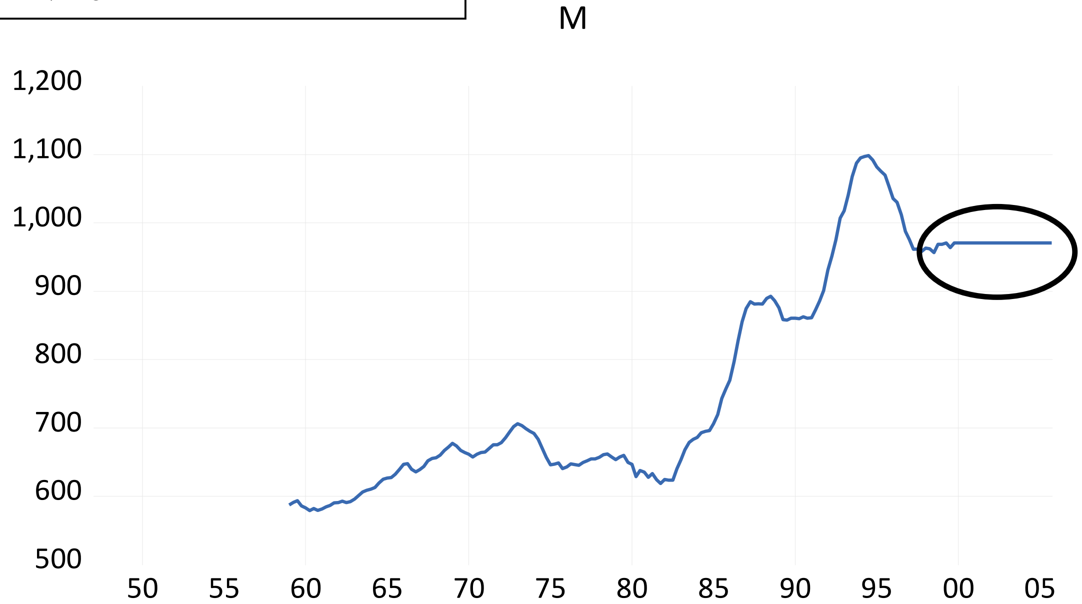


外生変数M

- 外生変数Mの将来値を作成します

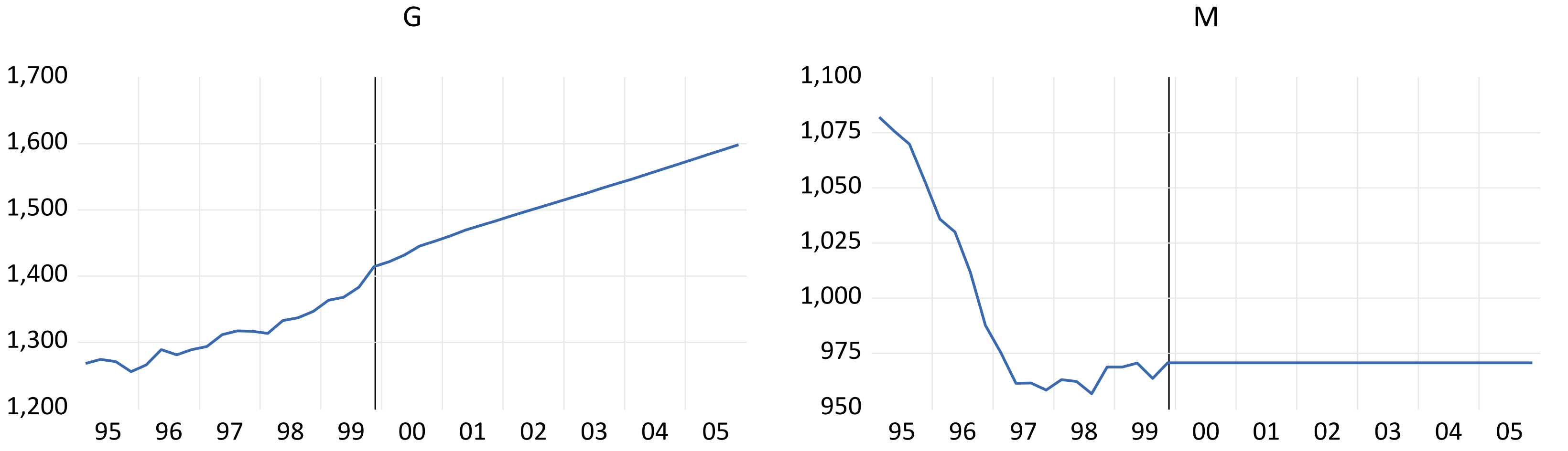
操作：Mは1999Q4の値がそのまま2005Q4まで継続するものとします。よってコマンドウィンドウで次のようない操作します。

```
smpl  2000q1  @last
m=m(-1)
smpl @all
```



2つの外生変数

- 2つの外生変数を1995q1から2005q4までグラフ化して、データを確認します

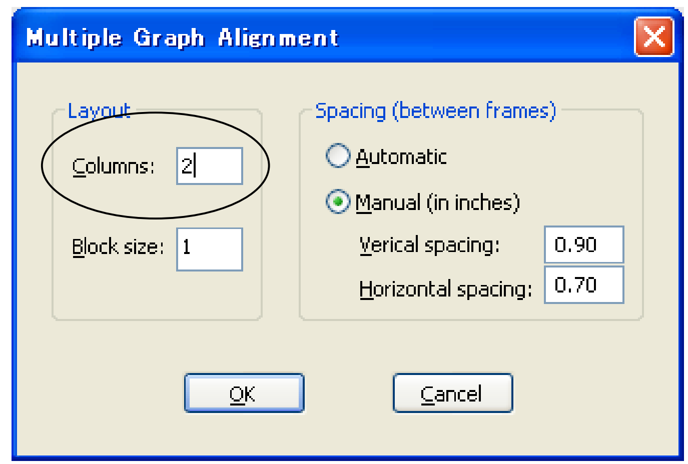


操作1：gとmのグループオブジェクト「group01」を作成します。
操作2：group01でグラフを作成します。Graph OptionsダイアログのDetailsの項目にあるMultiple seriesでは「Multiple graphs」を選択してOKボタンをクリックします。

2つの外生変数

操作1：縦に並んだグラフを横に並べ替えます。任意のグラフを右クリックして「position and align graphs」コマンドを選択します。操作2：Columnsの項目に「2」を入力してOKボタンをクリックします。

操作3：グループオブジェクトからグラフオブジェクトを作成します。Freezeボタンをクリックします。グラフオブジェクト「Untitled」ができます。
操作4：nameボタンをクリックして「frcst_exgo」という名前を付けます。



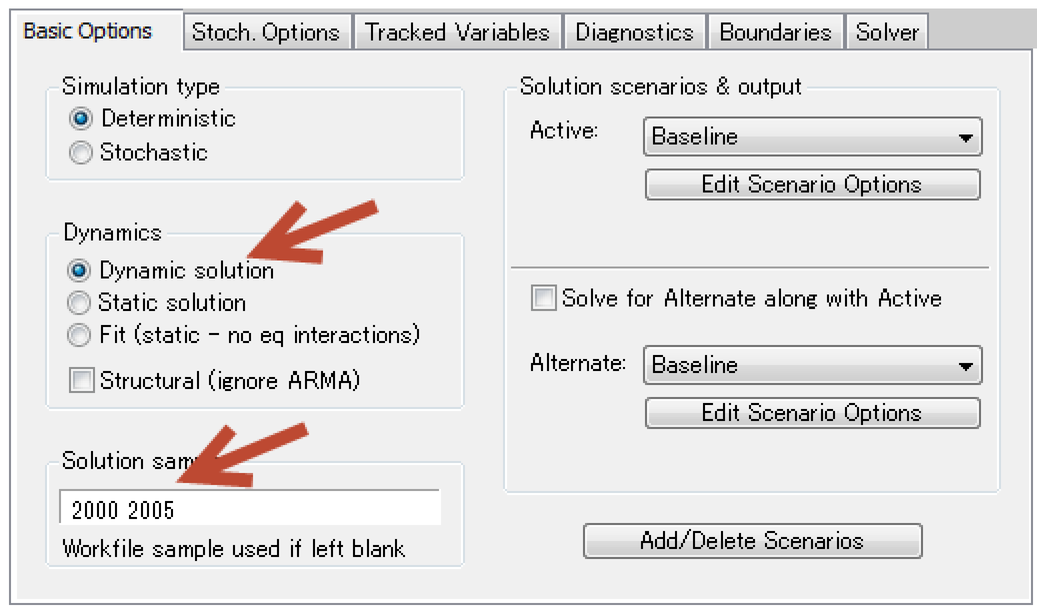
frcst_exgo

操作5：グラフを右クリックし、「Add shading to all graphs」を利用し、1999Q4の時点に点線を引きます。

シミュレーション

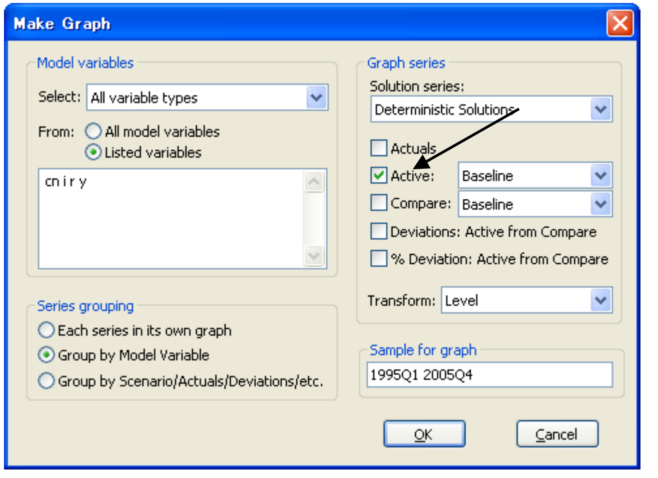
- 2000q1から2005q4の間でモデルを解き、内生変数を求めます

操作1：model1を解きます。Solveボタンをクリックしてダイアログを表示します。
操作2：Dynamic計算で、計算期間を2000q1から2005q4としてOKボタンをクリックします。



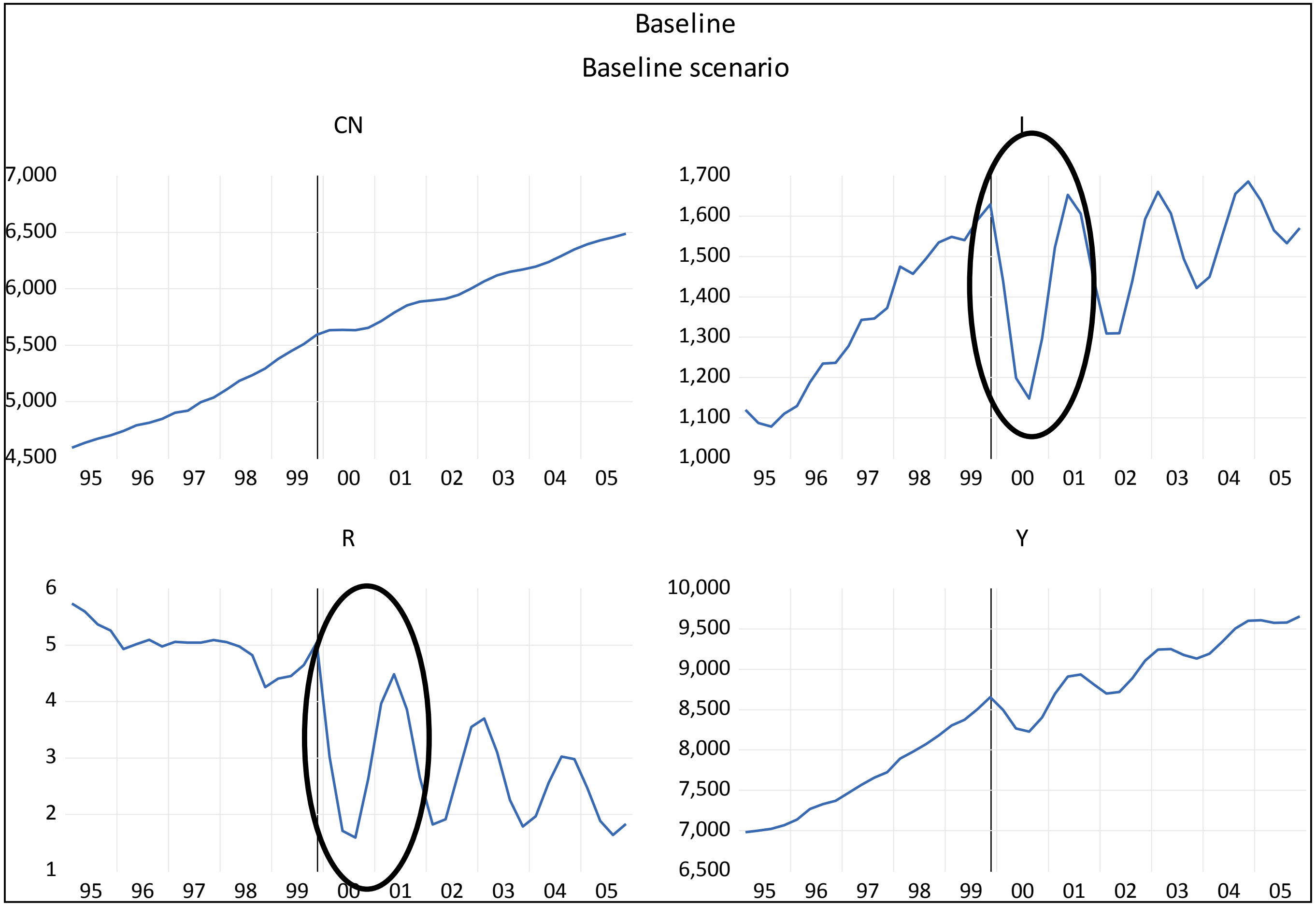
内生変数のグラフ

操作1：Proc/Make Graphsと操作して1995q1から2005q4の範囲でグラフを作成します。Active：Baselineの項目だけチェックをつけます。



内生変数のグラフ

内生変数IとRにシミュレーション開始後、急激な変化が見られます。

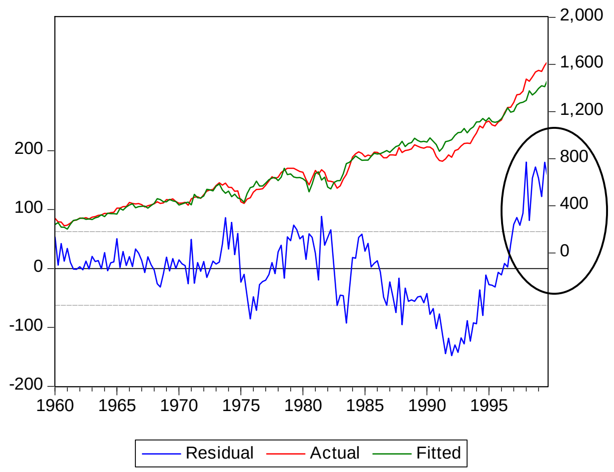


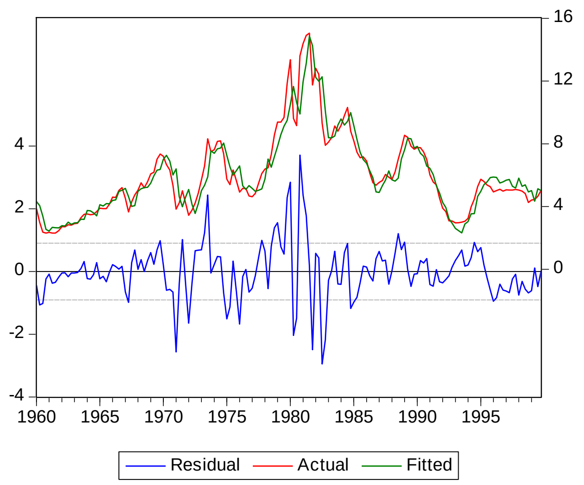
操作2:グラフにFRCSTという名前を付けて閉じます。

推定式の残差

- 急激な変化の見られるIとRの推定式で残差を確認します

操作：推定式eqiとeqrの残差グラフを表示します。推定式のウィンドウでResidsボタンをクリックします。



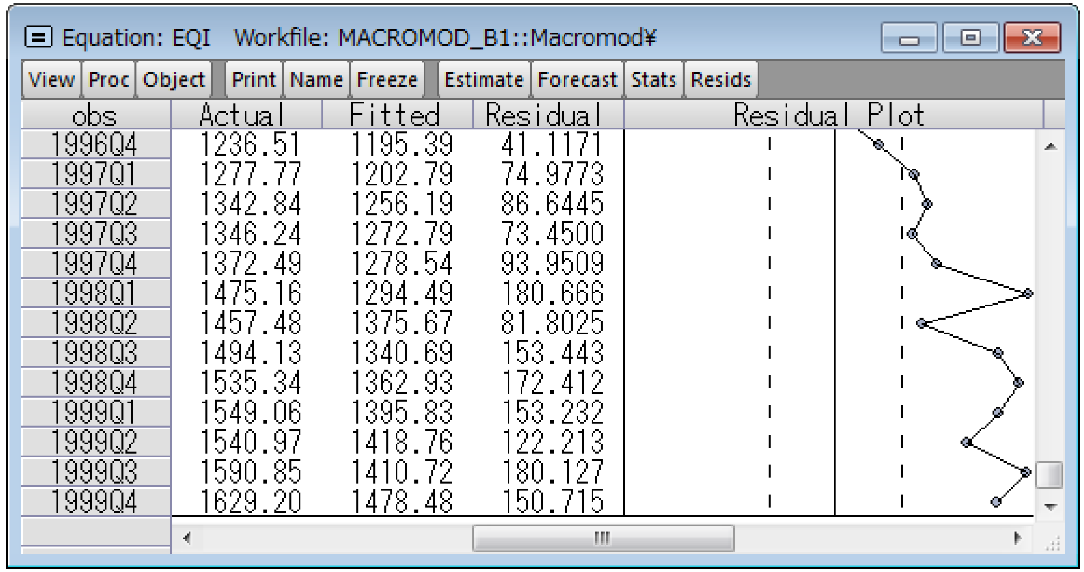


eqiの推定期間の終盤で残差が大きくなっていることが分かります。

定数項調整

- 定数項調整という手法を用います。計算値にある一定の値(Add factor)を加算し、予測値への影響を小さくします。

操作1：実際に追加する値を決めます。EqiでView：Actual, Fitted, Residual：Actual, Fitted, Residual Tableと操作して残差の大きさを調べます。


Equation: EQI Workfile: MACROMOD_B1::Macromod¥

View | Proc | Object | Print | Name | Freeze | Estimate | Forecast | Stats | Resids

obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot
1996Q4	1236.51	1195.39	41.1171	
1997Q1	1277.77	1202.79	74.9773	
1997Q2	1342.84	1256.19	86.6445	
1997Q3	1346.24	1272.79	73.4500	
1997Q4	1372.49	1278.54	93.9509	
1998Q1	1475.16	1294.49	180.666	
1998Q2	1457.48	1375.67	81.8025	
1998Q3	1494.13	1340.69	153.443	
1998Q4	1535.34	1362.93	172.412	
1999Q1	1549.06	1395.83	153.232	
1999Q2	1540.97	1418.76	122.213	
1999Q3	1590.85	1410.72	180.127	
1999Q4	1629.20	1478.48	150.715	

160という値をAdd factorに利用することにします。

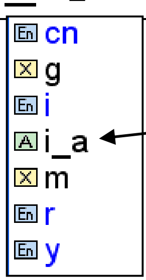
操作2：値を確認したらEQIのウィンドウを閉じます。

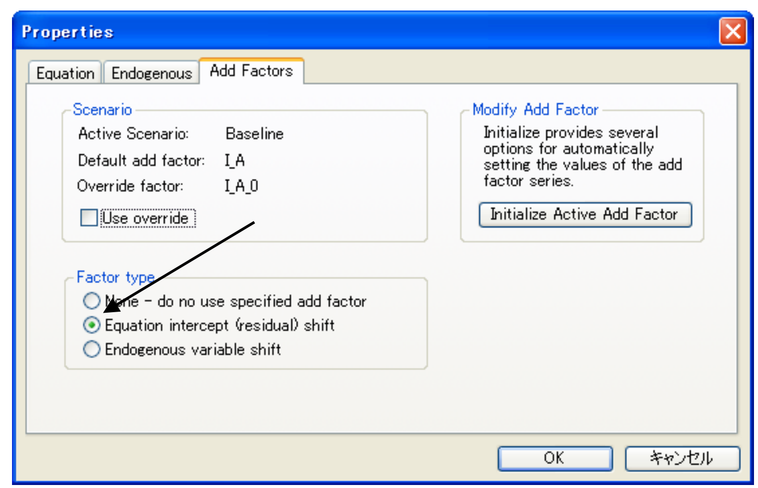
Add factorの設定

- Add factorはモデルオブジェクトで設定します

操作1：model1をEquationsで表示します。そしてEQIを右クリックしてProperties…を選択し、プロパティダイアログを表示します。操作2：Add Factorsタブの「Factor type」の項目でEquation Intercept (residual shift)を選択します。Add Factor「I_A」の作成を確認するダイアログが表示されますから、そのままOKボタンをクリックします。

操作3：model1をVariables表示に変更します。リストに「i_a」が追加されています。

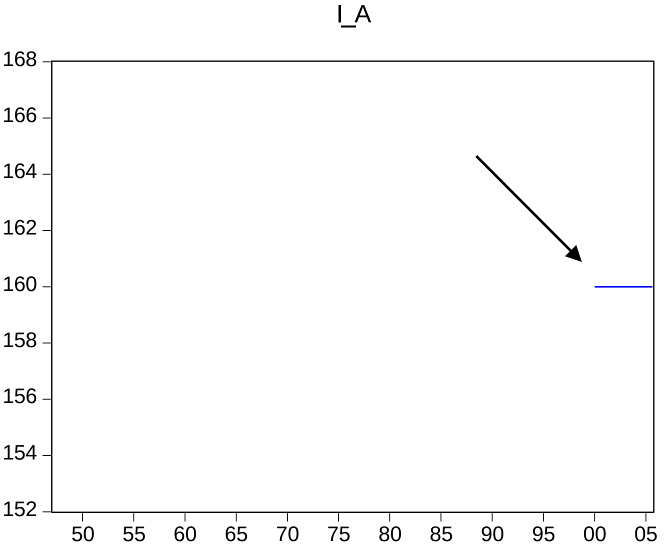




Add Factorの値

操作1：ワークファイルウィンドウにはAdd Factorの実体である「i_a」というシリーズオブジェクトが出来ていることを確認します。
操作2：コマンドウィンドウに次のように入力して160という値を入力します。

```
smpl  2000q1  @last
i_a=160
smpl @all
show i_a.line
```



i_aに2000q1以降、160が入ったことを確認します。

再計算

- 定数項調整を行ったところで再計算を実行します

操作1：model1でsolveボタンをクリックし、前回と同じ設定(2000Q1-2005Q4)で再計算を実行します。

内生変数IとRに存在したシミュレーション開始後、急激な変化は、両方ともほぼ解消されています。

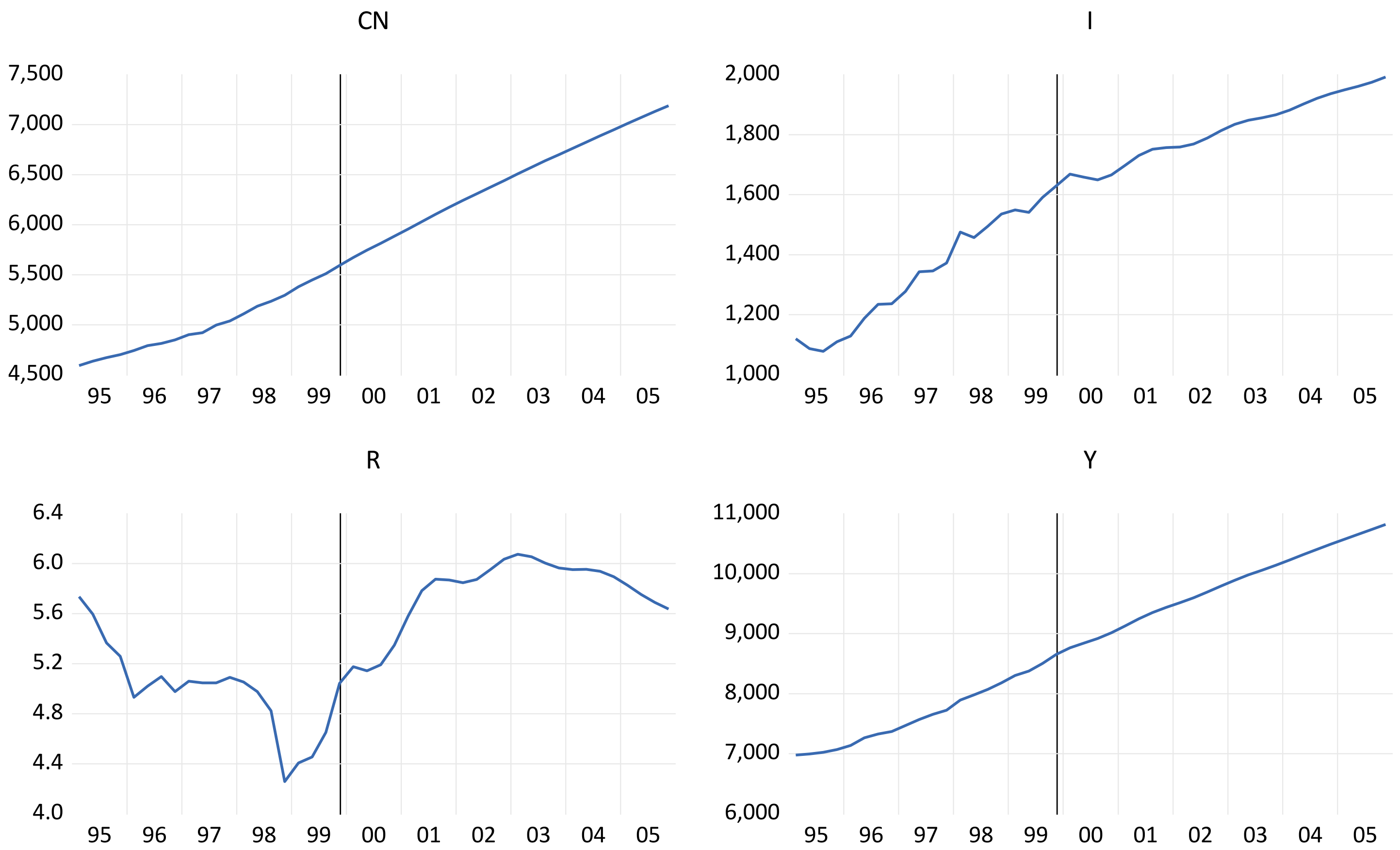
操作2：Activeだけをチェックしてグラフを作成(1995Q1-2005Q4)し、FRCST2という名前を付けて閉じます。

再計算

- 定数項調整

Baseline

Baseline scenario

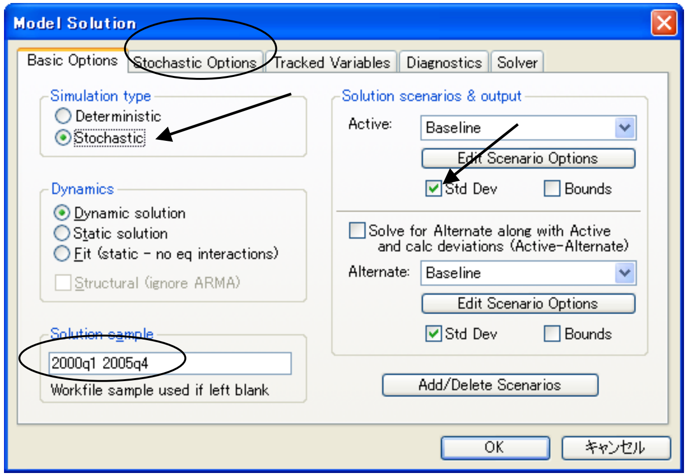


確率的シミュレーション

- パラメータの不確実性を考慮します。モンテカルロ法を用いて内生変数の計算値に誤差を追加し、繰り返し計算を実行します。

操作1：Model1でSolveボタンをクリックし、Simulation typeとして「Stochastic」を選択します。

操作2：Solution scenarios & output の項目で「Std.Dev」をチェックします。
最後に計算期間が2000q1から2005q4になっていることを確認します。

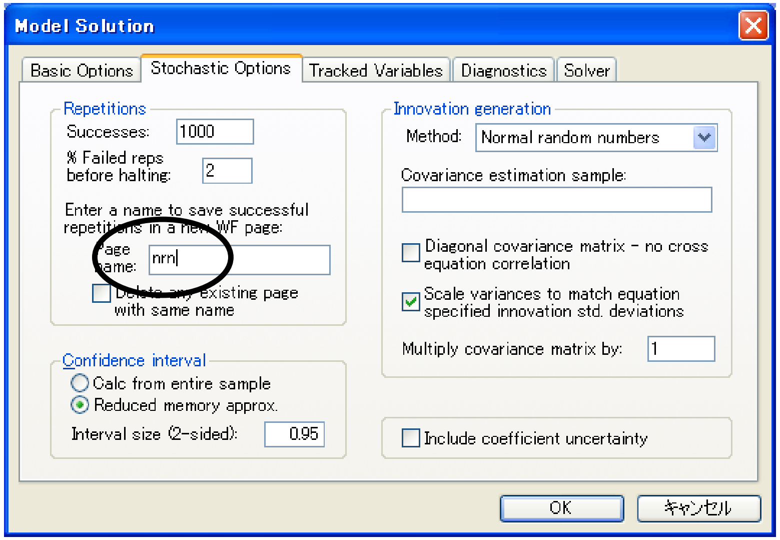


乱数

- 乱数の作成方法はStochastic Optionsダイアログで選択できます。

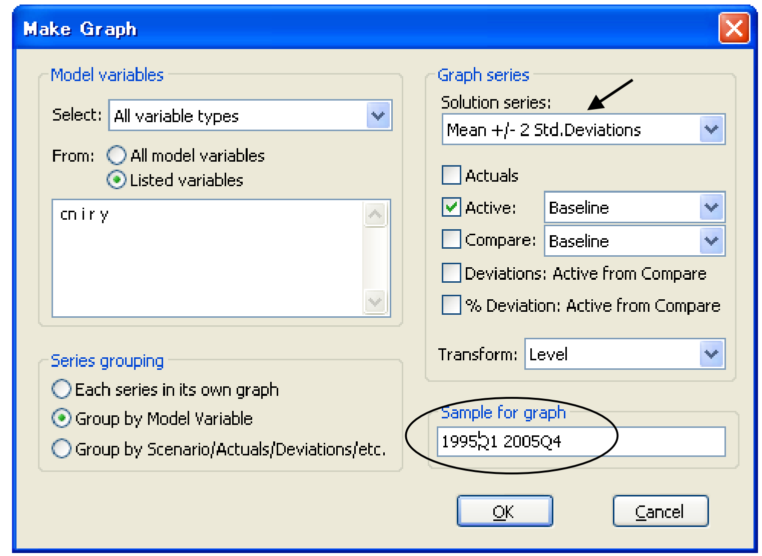
操作1:Stochastic Optionsのタブを表示し、計算結果を保存するワークファイルページ名を「nrn」とします。

操作2:MethodがNormal random numbersになっていることを確認してOKボタンをクリックします。



確率的シミュレーションのグラフ

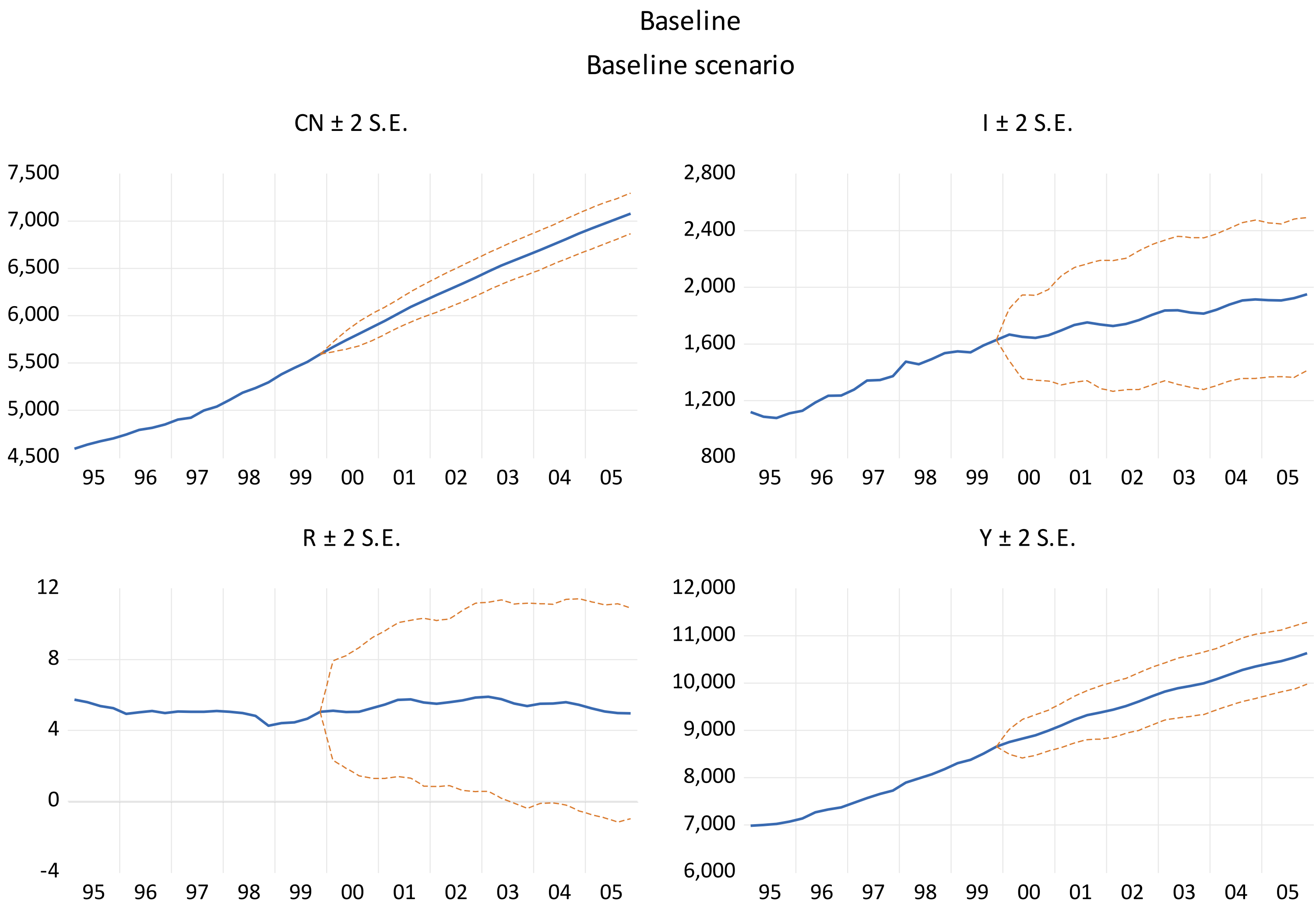
操作1：いつもの要領でグラフを作成します。ただし、Solution Seriesの項目では「Mean +/- 2 standard deviation」を選択します。



信頼区間が広いものが存在するので、このモデルは慎重に利用すべきものと考えられます。

操作2：グラフにFRCST3という名前を付けて閉じます。

確率的シミュレーションのグラフ



第二部のまとめ

- ワークファイルの拡張と外生変数の用意
- 予測計算
- 定数項調整
- 確率的シミュレーション
- 第二部の操作内容はバックアップファイルmacromod_b2で確認できます

第三部

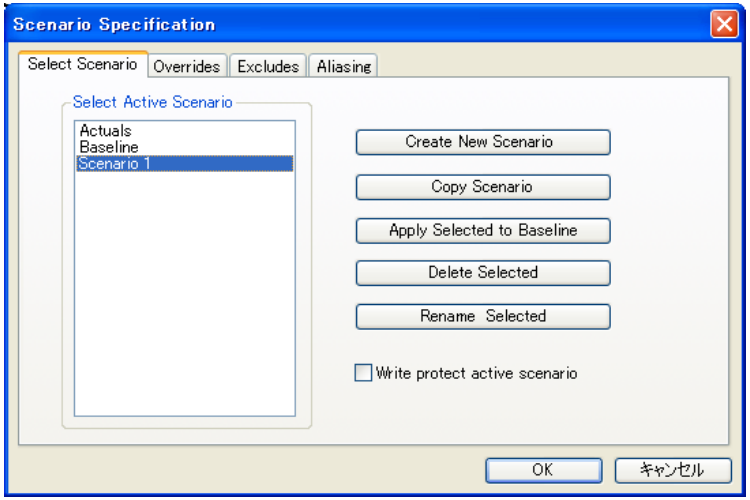
- 変数m（マネーサプライ）を低く抑えたシナリオ1(m=900)の作成
- シナリオ1を利用した時の内生変数の予測値
- 内生変数R(国債の利回り)を2005Q4の時点で5.3%に誘導する外生変数m(シナリオ2)の作成

モデルシナリオ

- 外生変数にシナリオを用意します

マネーサプライMについて2000q1から20005q4まで1999q4の値(970.1)をそのままコピーしました。ここでは他の値(シナリオ)として**900**を使ったときの内生変数の動きを調べます。

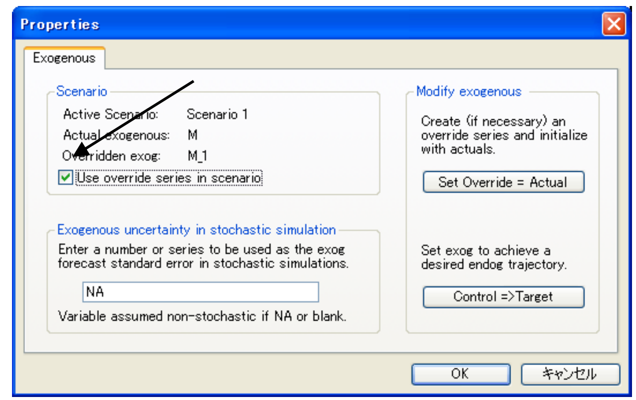
操作：model1のウィンドウでView/Scenarios..と操作します。既にScenario1という項目が用意されていますので、これを選択してOKボタンをクリックします。

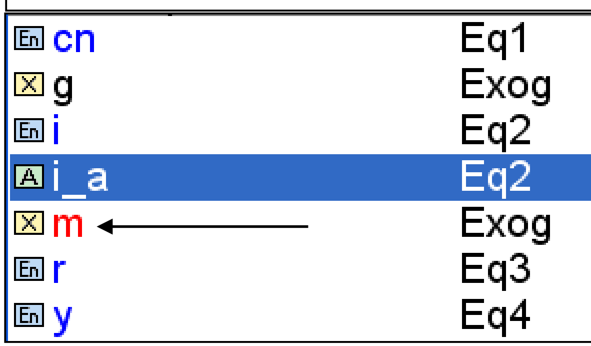


シナリオを利用する

- 外生変数の設定を変更します

操作1：Model1をVariablesの表示に変更します。アイコンMを右クリックしてProperties…コマンドを選択します。操作2：Propertiesダイアログで「Use override series」のオプションをチェックします。シナリオ用シリーズオブジェクトの作成を確認するダイアログを表示しますので、そのままOKボタンをクリックします。





操作3：Variablesのリストで他の変数をクリックします。変数mが赤い色で表示されていることが分かります。シナリオを利用している変数はこのように色が変わります。

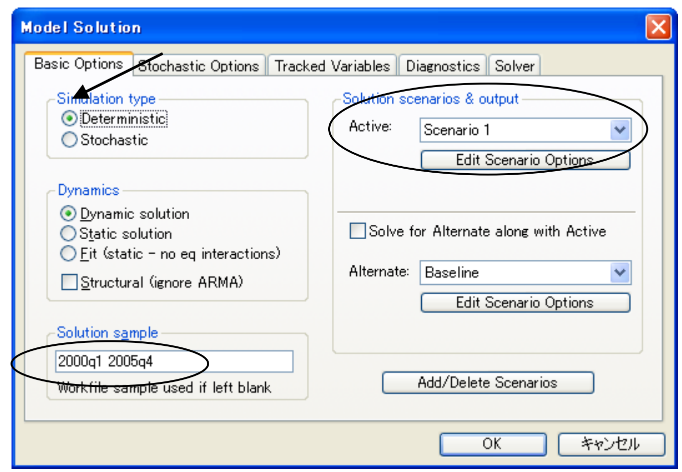
シナリオシリーズ

- シナリオ1の値を設定します

操作1：ワークファイルウィンドウにmのシナリオ1用のシリーズm_1が作成されていることを確認します。
操作2：コマンドウィンドウに次のように入力して900という値を入力します。

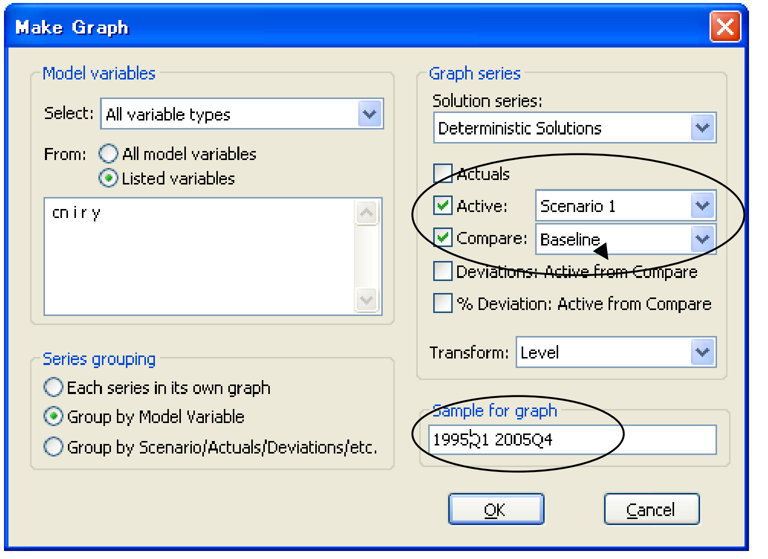
```
smpl  2000q1  @last
m_1=900
smpl @all
```

操作3：モデルオブジェクトでSolveボタンをクリックします。Simulation typeはDeterministic solutionsにし、シナリオの項目がActive：Scenario 1に、計算期間が2000q1から2005q4であることを確認してOKボタンをクリックします。



ベースライン vs シナリオ1

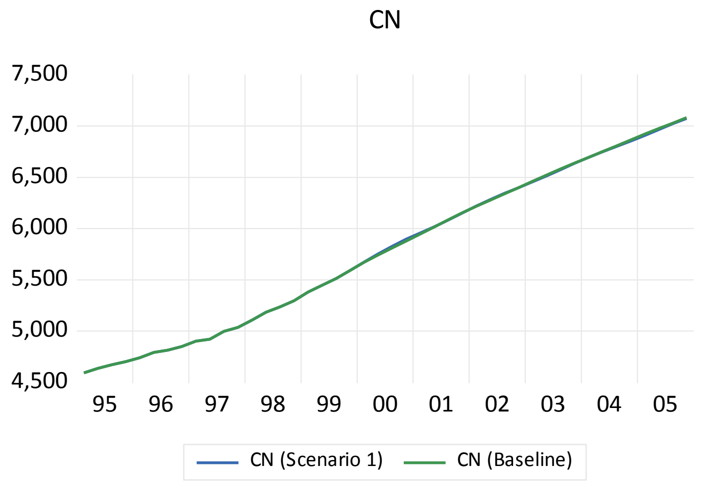
操作1：グラフを作成します。ただし、ActiveにはScenario1を、CompareにはBaselineを選択します。

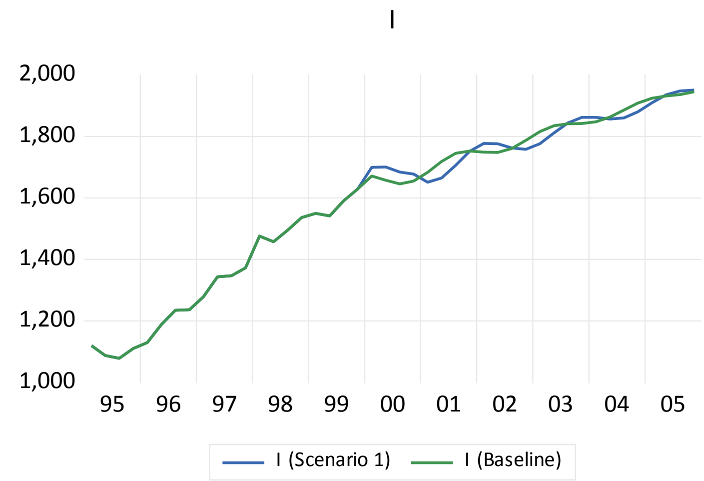


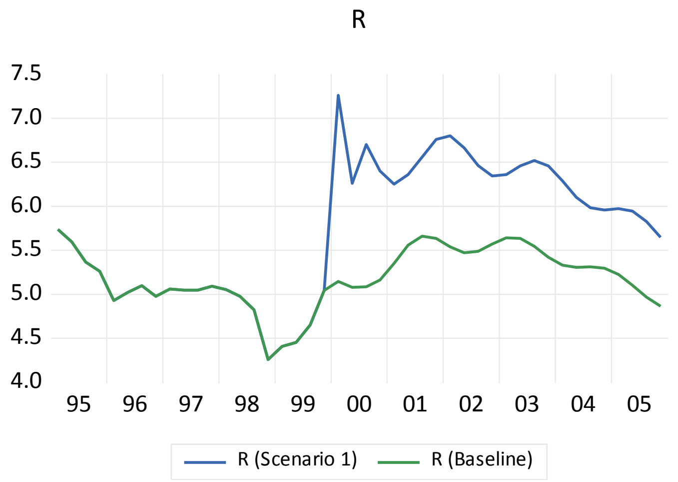
マネーサプライをカットした結果、金利上昇を招き、投資は若干減少している様子が見て取れます。

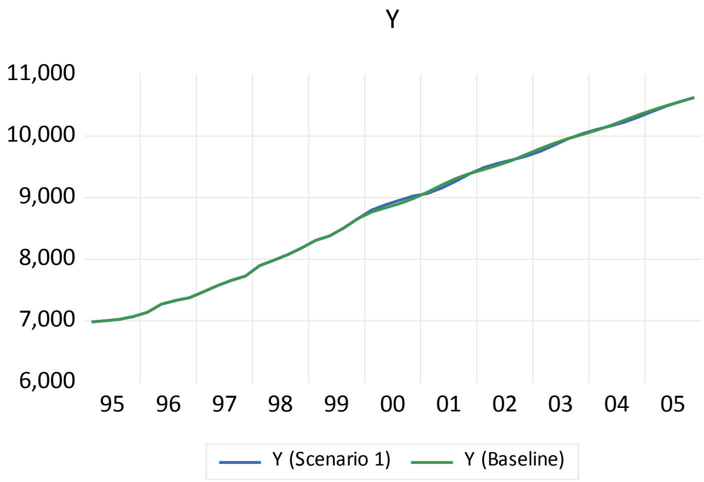
操作2：グラフにFRCST4という名前を付けて閉じます。

ベースライン vs シナリオ1





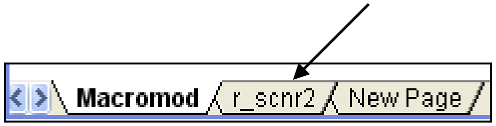




ターゲットへの誘導

- 外生変数mをコントロールして、利回りRを目的の値に誘導してみましょう

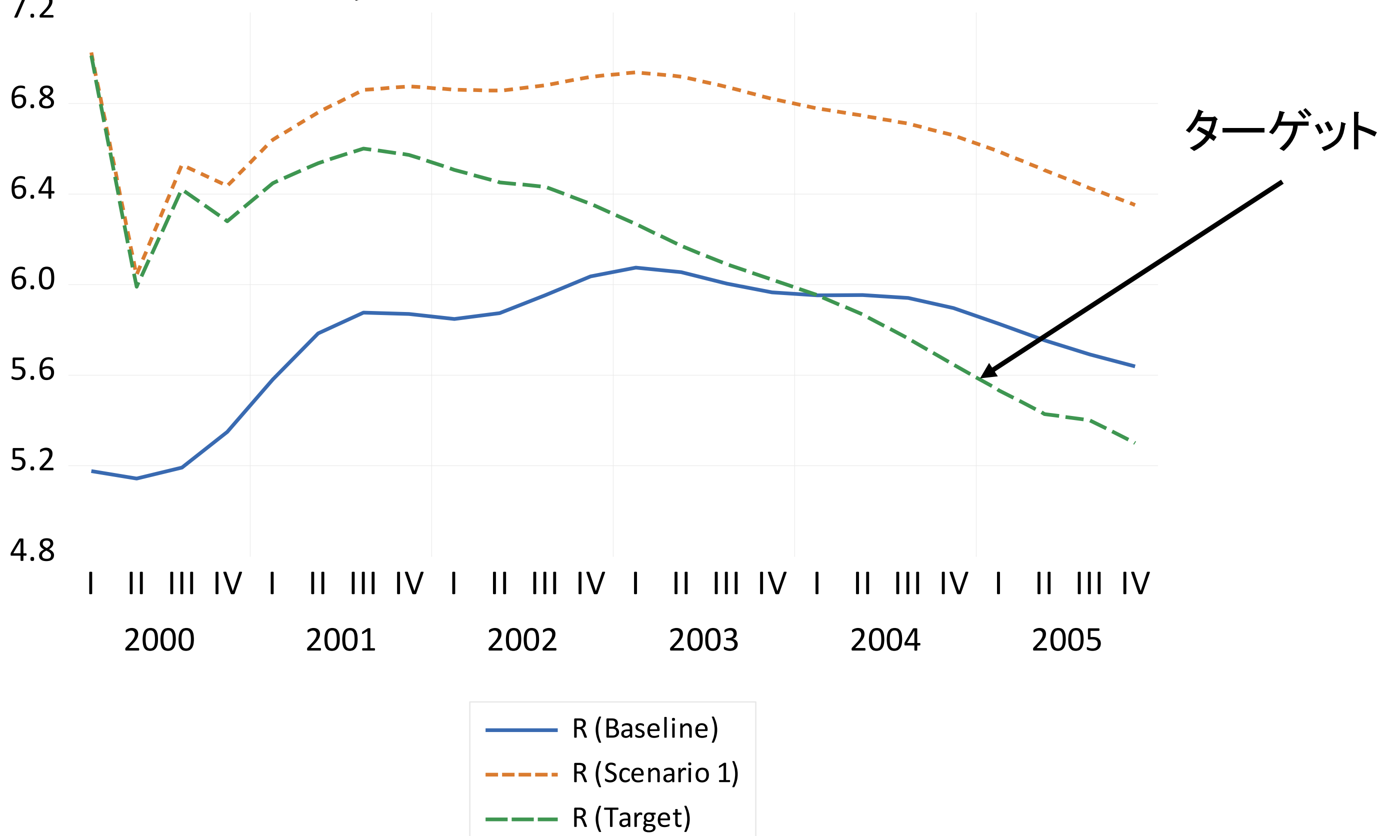
操作：rのターゲットシリーズ「r_target」という名前で予めワークファイルページ「r_scnr2」に用意してあります。それを今のmacromodのページにコピーします。
操作2：ベースラインのr_0、シナリオ1のr_1、そしてr_targetのグラフを作成します。グループの名前を「r_group」とします(2000Q1-2005Q4)。



*画面の下

ターゲットへの誘導

- 外生変数mをコントロールして、利回りRを目的の値に誘導してみましょう

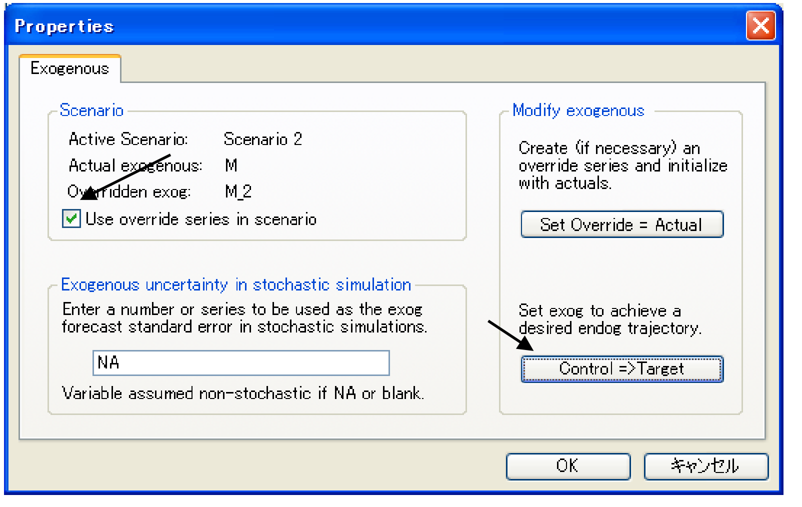


シナリオ2

- 利回りを目的の値に誘導するための、新しい外生変数mのためにシナリオ2を作成します

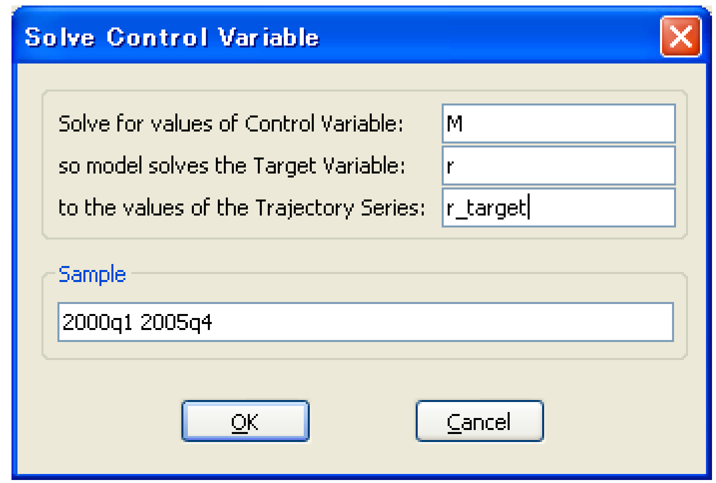
操作1：model1のウィンドウでView/Scenariosと操作して、Create New Scenarioボタンをクリックします。Scenario2が作成されたことを確認してOKボタンをクリックします。

操作2：Variables表示に切り替え、mを右クリックしてプロパティコマンドを選び、「Use override series in scenario」をチェックします。m_2の作成を確認するダイアログではそのままYesボタンをクリックします。
操作3：Control=>Targetボタンをクリックします。



新しいm_2の自動計算

操作1：Solve Control Varibaleのダイアログを表示します。次の要領で変数名を入力します。シナリオの添え字を入力する必要はありません。



◎Solve for values of Control Variable：M(内生変数を誘導する外生変数名)
◎so model solves the Target Variable：r(誘導される内生変数名)
@to the value of the Trajectory Series：r_target(予め用意した、実現させたい内生変数の値が入ったシリーズ名)

*大文字、小文字は関係ありません。

操作2：OKボタンを2回クリックしてmodel1のウィンドウに戻ります。

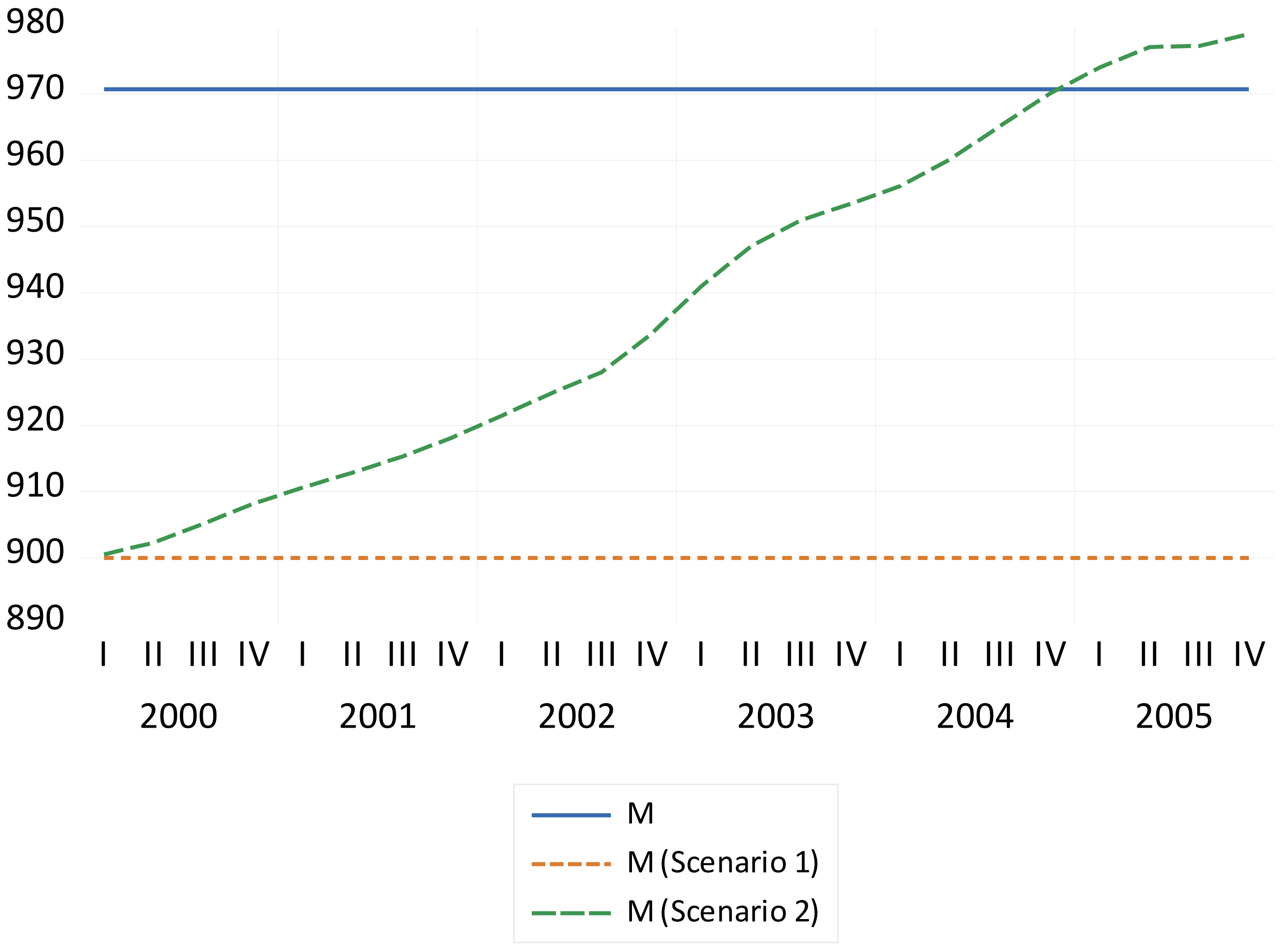
M_2の値

Model1のウィンドウには目的のm_2の計算結果を表示します。この画面を表示した時点でワークファイルウィンドウのm_2に値が格納されています。

```
Model: MODEL1
Date: 02/05/18   Time: 10:49

Control:     M
Target:      R
Trajectory:      R_TARGET
Sample: 2000Q1 2005Q4

Solving for 'Scenario 2 M' over 2000Q1-2005Q4,
 to set 'Scenario 2 R' = R_TARGET

============================
                 M_2
============================
 2000Q1           900.5404
```

操作：シリーズm、m_1、m_2をグラフで表示して、違いを確認しましょう。
グループには「m_group」という名前を付けます。

M_2の値



980
970
960
950
940
930
920
910
900
890
I II III IV I II III IV I II III IV I II III IV I II III IV I II III IV
2000
2001
2002
2003
2004
2005
M
M (Scenario 1)
M (Scenario 2)

プログラミング例

- モデルオブジェクト作成と求解のプログラム例

操作：ワークファイルmodelprog.wf1を開きます。これは本日利用したモデルオブジェクトのEViewsファイルと同じものです。今回は、EViewsプログラムを利用して、Static solutionを求めてみます。File/Open/Programsと操作し、makemodel.prgを開き、コメントを付けてみましょう。

プログラミング例

```
'ここまでのモデル推定をプログラムで行う
pageselect macromod
smpl 1960q1 1999q4

'各推定式のパラメータ推定
equation eqcn.ls  CN C Y CN(-1)
equation eqi.ls I C (Y(-1)-Y(-2)) Y R(-4)
equation eqr.ls R C Y (Y-Y(-1)) (M-M(-1)) (R(-1)+R(-2))

'モデルオブジェクトの作成
model model1
model1.merge eqcn
model1.merge eqi
model1.merge eqr
model1.append "y=cn+i+g"
```

プログラミング例

```
'Staticオプションでモデルを解く(baseline)

model1.solveopt(d=s)
solve model1

model1.makegraph(a c) fit_stat cn i r y
show fit_stat
```

第三部のまとめ

- シナリオ作成
- ターゲットへの誘導
- 第三部の操作内容はバックアップファイルmacromod_b3で確認できます

第四部

- 同時方程式の推定
- 内生性バイアス

SYSTEMオブジェクト

- Greene(1997)で紹介されているBerndt and Wood(1975)のトランスログ費用関数を推定します。

$$
\begin{aligned}
c_K &= \beta_K + \delta_{KK}\log\left(\frac{p_K}{p_M}\right) + \delta_{KL}\log\left(\frac{p_L}{p_M}\right) + \delta_{KE}\log\left(\frac{p_E}{p_M}\right) + \epsilon_K \\
c_L &= \beta_L + \delta_{LK}\log\left(\frac{p_K}{p_M}\right) + \delta_{LL}\log\left(\frac{p_L}{p_M}\right) + \delta_{LE}\log\left(\frac{p_E}{p_M}\right) + \epsilon_L \\
c_E &= \beta_E + \delta_{EK}\log\left(\frac{p_K}{p_M}\right) + \delta_{EL}\log\left(\frac{p_L}{p_M}\right) + \delta_{EE}\log\left(\frac{p_E}{p_M}\right) + \epsilon_E
\end{aligned}
$$

操作：g_cost.wf1を開きます。新しいオブジェクトとしてsystemオブジェクトを作成し、名前をsys_urとします。

SYSTEMオブジェクト

操作：systemオブジェクトに次の用に入力し、費用関数を推定します。
推定手法はFIMLとします。

c_k=c(1)+c(2)*log(p_k/p_m)+c(3)*log(p_l/p_m)+c(4)*log(p_e/p_m)

c_l=c(5)+c(6)*log(p_k/p_m)+c(7)*log(p_l/p_m)+c(8)*log(p_e/p_m)

c_e=c(9)+c(10)*log(p_k/p_m)+c(11)*log(p_l/p_m)+c(12)*log(p_e/p_m)

SYSTEMオブジェクト

操作：この費用関数には制約条件があることが知られています。制約を課して、システムを推定してみましょう。最初にモデルをコピーしてsys_tlogとします。

$$
\begin{aligned}
c_K &= \beta_K + \delta_{KK}\log\left(\frac{p_K}{p_M}\right) + \delta_{KL}\log\left(\frac{p_L}{p_M}\right) + \delta_{KE}\log\left(\frac{p_E}{p_M}\right) + \epsilon_K \\
c_L &= \beta_L + \delta_{LK}\log\left(\frac{p_K}{p_M}\right) + \delta_{LL}\log\left(\frac{p_L}{p_M}\right) + \delta_{LE}\log\left(\frac{p_E}{p_M}\right) + \epsilon_L \\
c_E &= \beta_E + \delta_{EK}\log\left(\frac{p_K}{p_M}\right) + \delta_{EL}\log\left(\frac{p_L}{p_M}\right) + \delta_{EE}\log\left(\frac{p_E}{p_M}\right) + \epsilon_E
\end{aligned}
$$

```
c_k=c(1)+c(2)*log(p_k/p_m)+c(3)*log(p_l/p_m)+c(4)*log(p_e/p_m)
c_l=c(5)+c(3)*log(p_k/p_m)+c(6)*log(p_l/p_m)+c(7)*log(p_e/p_m)
c_e=c(8)+c(4)*log(p_k/p_m)+c(7)*log(p_l/p_m)+c(9)*log(p_e/p_m)
```

同時方程式のパラメータ推定

- systemオブジェクトによる同時方程式の推定においては、「識別性」ということを考慮する必要があります

モデル1

$$\boxed{\begin{aligned} Y_{1i} &= \alpha_1 + \gamma_1 Y_{2i} + u_{1i} \\ Y_{2i} &= \alpha_2 + \gamma_2 Y_{1i} + \beta_{21} X_{1i} + u_{2i} \end{aligned}}$$

(1)

(2)

この同時方程式を推定したとき、識別可能か?

同時方程式のパラメータ推定

$$(1)\times\mu+(2)\times\lambda$$

$$\begin{aligned}
\mu Y_{1i} &= \mu\alpha_1+\mu\gamma_1 Y_{2i}+\mu u_{1i}\\
\lambda Y_{2i} &= \lambda\alpha_2+\lambda\gamma_2 Y_{1i}+\lambda\beta_{21}X_{1i}+\lambda u_{2i}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&(\mu-\lambda\gamma_2)Y_{1i}+(\lambda-\mu\gamma_1)Y_{2i}\\
&=\mu\alpha_1+\lambda\alpha_2+\lambda\beta_{21}X_{1i}+(\mu u_{1i}+\lambda u_{2i})
\end{aligned} \quad (3)$$

同時方程式のパラメータ推定

3式の被説明変数をY_{1i}とY_{2i}でそれぞれ表現したもの

$$
\boxed{
\begin{aligned}
Y_{1i} &= \frac{\mu\alpha_1 + \lambda\alpha_2}{\mu - \lambda\gamma_2} - \frac{\lambda - \mu\gamma_1}{\mu - \lambda\gamma_2} Y_{2i} + \frac{\lambda\beta_{21}}{\mu - \lambda\gamma_2} X_{1i} + \frac{\mu u_{1i} + \lambda u_{2i}}{\mu - \lambda\gamma_2} \\
Y_{2i} &= \frac{\mu\alpha_1 + \lambda\alpha_2}{\lambda - \mu\gamma_1} - \frac{\mu - \lambda\gamma_2}{\lambda - \mu\gamma_1} Y_{1i} + \frac{\lambda\beta_{21}}{\lambda - \mu\gamma_1} X_{1i} + \frac{\mu u_{1i} + \lambda u_{2i}}{\lambda - \mu\gamma_1}
\end{aligned}
}
\begin{matrix} (4) \\ (5) \end{matrix}
$$

4式と5式は同じ完全に情報からなる

識別

(2)と(5)を比較すると、まったく同じ変数を利用しているので推定結果がどちらの式のものであるが分からない(識別不能)

(1)と(4)を比較すると、λ=0という制約がかかり、両式の推定値が一致することが分かる(識別可能)

構造方程式の識別性

- 識別性の法則:内生変数がm個あり、方程式がm本からなる同時方程式の法則

1.ある式が識別されるとは、モデル全体の変数(内生変数、外生変数、ラグ付き内生変数)のリストから(m-1)個またはそれ以上の変数が除かれている時。

a).ある式が<u>正確に識別</u>されるとは、ちょうど(m-1)個の変数が除かれている時。

b).ある式が<u>過剰に識別</u>されるとは、m個以上の変数が除かれている時。

2.ある式が識別されないとは、(m-1)個未満の変数しか除かれていない場合。

構造方程式の識別性

- モデル1の例

$$
\begin{aligned}
Y_{1i} &= \alpha_1 + \gamma_1 Y_{2i} + u_{1i} \\
Y_{2i} &= \alpha_2 + \gamma_2 Y_{1i} + \beta_{21} X_{1i} + u_{2i}
\end{aligned}
$$

内生変数2(m=2)個の同時方程式、モデル全体の変数はY_{1i},Y_{2i},X_{1i}の3個。

第1式:変数2個、すなわち、3-2=1個が除かれている。これはm-1に等しいので正確に識別される。
第2式: 変数3個。除かれている変数の数は0個(2-1=1個未満)。よって識別されない。

内生性バイアス

- 最も簡単なマクロ計量モデルの例

$$CP_t = \alpha + \beta Y_t + \varepsilon_t \qquad \text{（構造方程式）}$$

$$Y_t = CP_t + Z_t \qquad \text{（定義式）}$$

Y: 実質国内総生産(GDP), CP: 民間最終消費(CP), Z: その他の支出

$$Y_t = \frac{\alpha}{1-\beta} + \frac{1}{1-\beta} Z_t + \frac{1}{1-\beta} \varepsilon_t$$

OLSの標準的仮定である説明変数(Y)と誤差項が独立でない（内生性バイアスのある）ことが分かります。この場合、推定量は一致性を持ちません。よこのような場合に二段階最小二乗法(TSLS)を利用します。

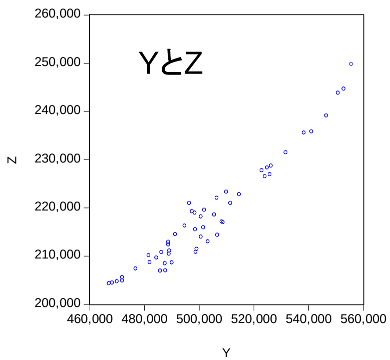
二段階最小二乗法

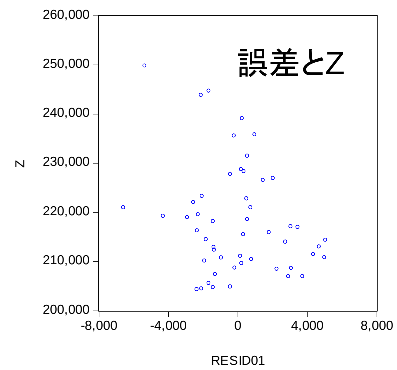
- TSLS利用時の作法
  - TSLSを利用する場合、少なくとも推定する係数と同じ数の操作変数を用意する。この場合は2個の操作変数を利用します。

$$CP_t = \alpha + \beta Y_t + \varepsilon_t$$

$$Y_t = CP_t + Z_t$$

- 説明変数Yとの相関はあるが、誤差項と相関のない変数を操作変数(Z)として利用します。定数項Cはいつでの操作変数として利用できます。





パラメータの比較

- OLSとTSLSでパラメータを推定し、両者を比較します。

操作1: 1994Q1-2006Q3の四半期単位のワークファイルmydemoを作成し、SNA.xlsから実質国内総生産(Y), 民間最終消費(CP), その他の支出(Z)を取り込みます。

EQ01:OLSの推定結果

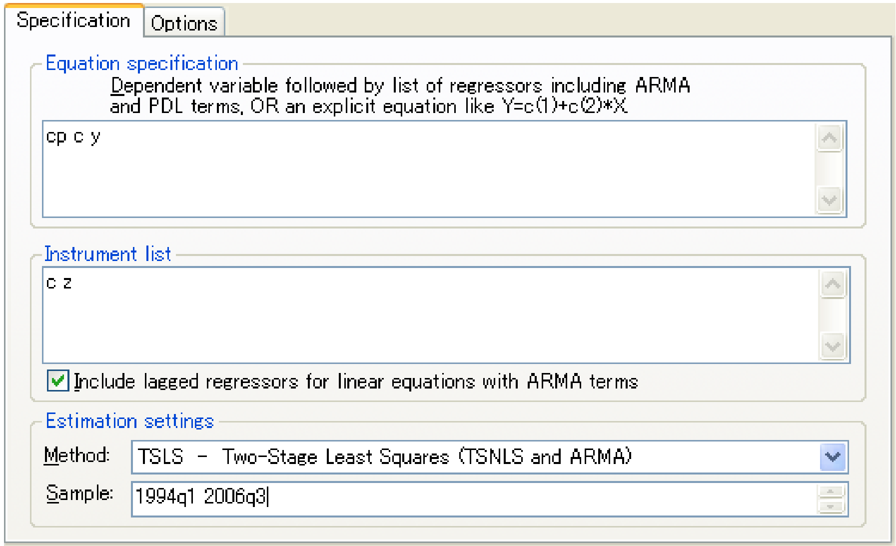
説明変数	係数	t値
C		
Y		

操作2:**cp c y**としてOLS推定します。Equationオブジェクト名はeq01とします。
操作3:eq01でproc/Make Residual Seriesと操作して、残差をresid01として取り出します。
操作4:resid01とZの散布図を作成します。

二段階最小二乗法(TSLS)-3

- TSLSでパラメータを推定します。

操作:EQ01のオブジェクトコピーEQ02を作成します。推定方法をTSLSとし、操作変数リストにはc zと入力します。



EQ02:TSLSの推定結果

説明変数	係数	t値
C		
Y		

推定結果の比較

OLSの推定結果

説明変数	係数	T値
C	26568.1	3.256
Y	0.51409	31.73

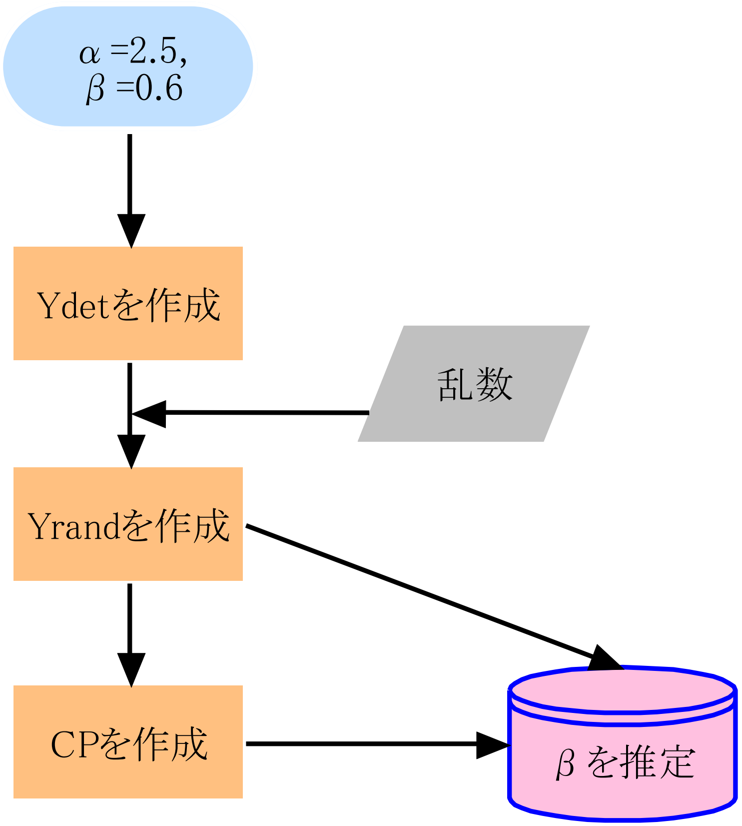
TSLSの推定結果

説明変数	係数	T値
C	41049.6	4.722
Y	0.48532	28.12

TSLSの値の方が小さくなっています。

操作:ワークファイルをmydemo.wf1という名前で保存して閉じます。

内生性バイアスの数値例による実験



$$
\begin{aligned}
CP_t &= \alpha + \beta Y_t + \varepsilon_t \\
Y_t &= CP_t + Z_t
\end{aligned}
$$

30個のデータを作成して、それらを使ってベータを推定します。

操作：EViewsのウィンドウを全て閉じてプログラムファイルols.prgを実行します。

出典：EViewsによる経済予測とシミュレーション入門　飯塚信夫・加藤久和、日本評論社

TSLSのプログラム

- プログラムols.prgの一部を変更してTSLSでパラメータを推定します。

操作1：ols.prgをtsls.prgとして保存します。そして作成するワークファイル名をmodel1からmodel2に変更します。

操作2：ols.prgの次の行を2段階最小二乗法のそれに変更して上書き保存します。

```
equation eq1.ls crand c yrand
```

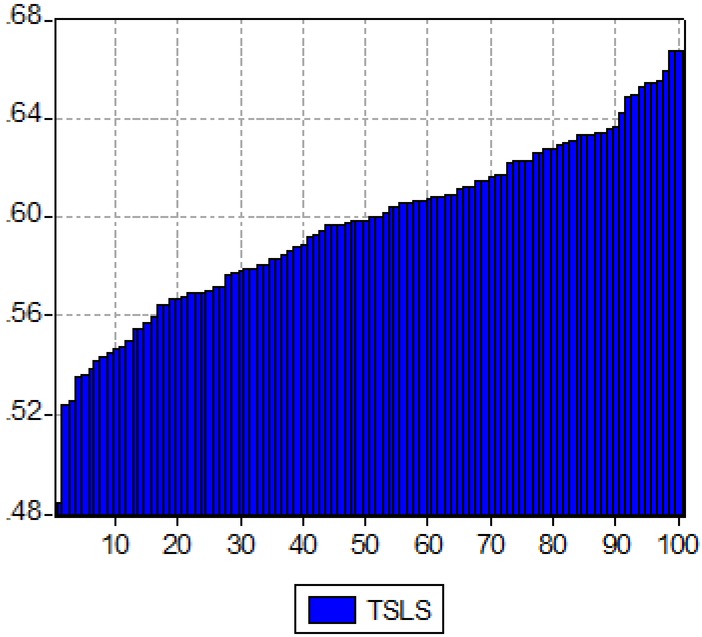
⇩

```
equation eq1.tsls crand c yrand @ c z
```

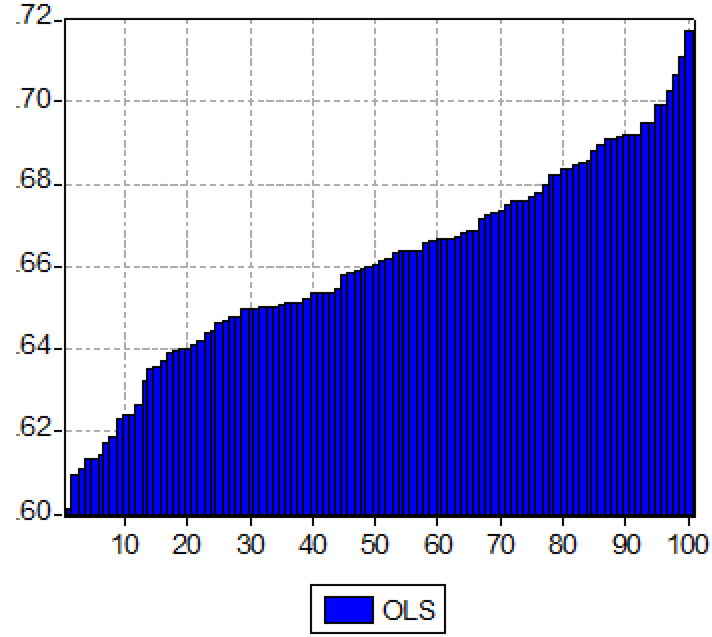
操作3：tsls.prgを実行します。

内生性バイアス

- 個々のβを棒グラフで表示したものを次に示します。



平均値：0.5969



平均値：0.6604

操作：新しいワークファイルページ(データ数100個)を作成し、ols,tslsというシリーズに推定値をCopy&Pasteします。そして棒グラフを作成します。必要に応じて、sortコマンドを実行し、上図を作成します。

EViewsマクロ計量モデルによる中長期予測

- 簡単なマクロモデルの作成
- 予測値の計算と定数項調整
- シナリオ機能によるシミュレーションと内生変数の誘導
- 同時方程式の推定(識別問題)と内生性バイアス

確認問題-TSLSによる消費関数の推定

- 次の手順に従って操作し、Y(GDP)の計算値を求めてみましょう

操作1：EViewsワークファイルkeynes.wf1を開きます。そして、次に示す消費関数を推定します。Equationオブジェクト名はconsumptionとします。推定にはTSLSを利用し、操作変数は定数項、log(cons(-1))、log(cons(-2))を利用します。推定期間はデフォルトのままとします。

$$\ln CONS_t = \beta_0 + \beta_1 \ln CONS_{t-1} + \beta_2 \ln Y_t + e_t$$

推定結果

Dependent Variable: LOG(CONS)
Method: Two-Stage Least Squares
Date: 04/26/11 Time: 10:33
Sample (adjusted): 1961 2000
Included observations: 40 after adjustments
Instrument specification: LOG(CONS(-1)) LOG(CONS(-2))
Constant added to instrument list

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.564032	0.186948	-3.017052	0.0046
LOG(CONS(-1))	0.391655	0.168305	2.327051	0.0255
LOG(Y)	0.646231	0.180833	3.573644	0.0010

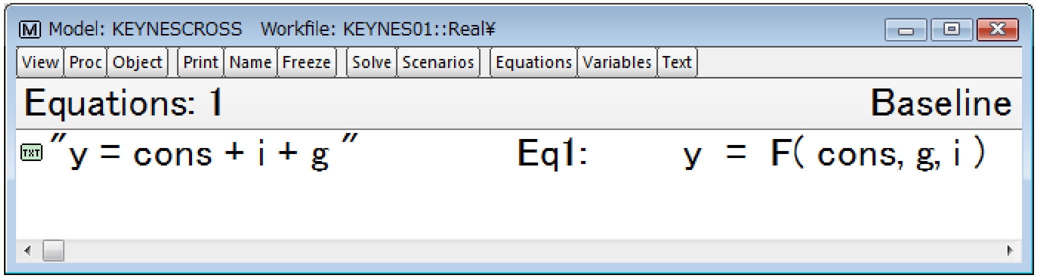
R-squared	0.999361	Mean dependent var	8.140632
Adjusted R-squared	0.999326	S.D. dependent var	0.397565
S.E. of regression	0.010321	Sum squared resid	0.003941
F-statistic	28889.16	Durbin-Watson stat	1.063241
Prob(F-statistic)	0.000000	Second-Stage SSR	0.009581
J-statistic	1.44E-28	Instrument rank	3

モデルオブジェクトの作成

操作2：新たにモデルオブジェクトkeynescrossを作成します。Textボタンをクリックして次の定義式を入力します。

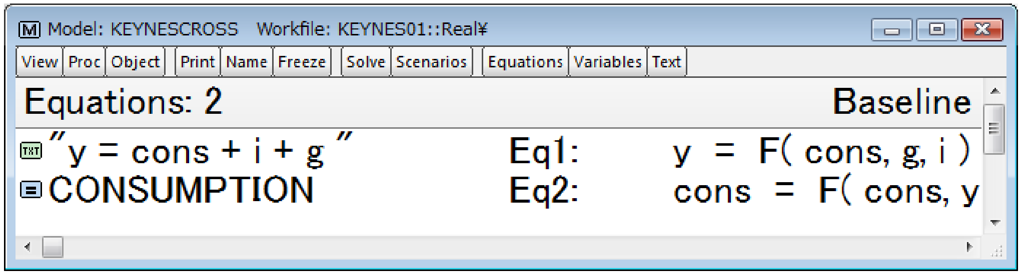
$$Y = CONS + I + G$$

操作3：Equationsボタンをクリックして画面が次のようになることを確認します。

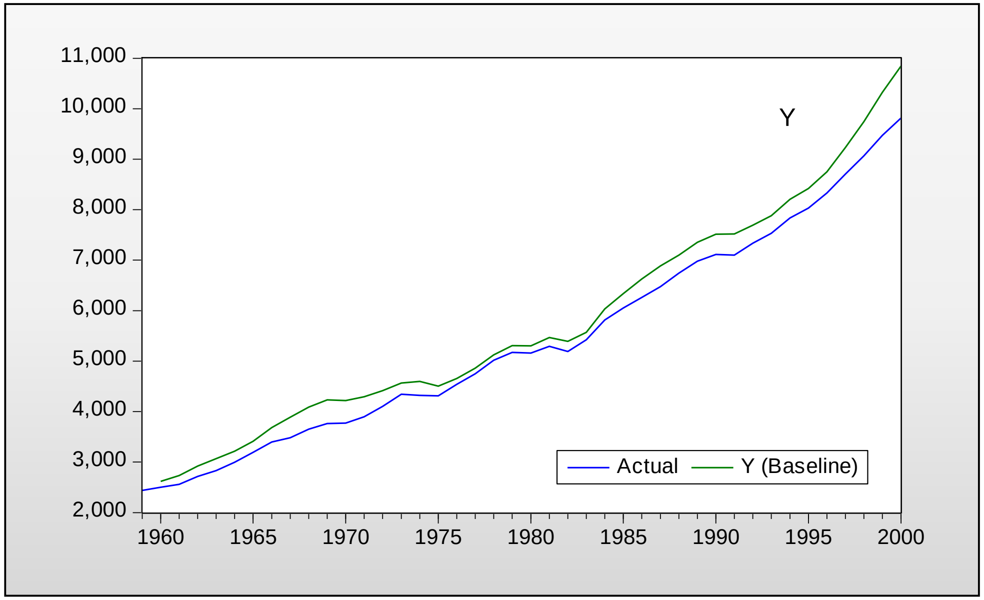


モデルオブジェクトの作成

操作4：推定式consumptionをモデルオブジェクトに追加します。



操作5：モデルの計算をGauss-Seidel法で実行し、GDPの実現値と計算値のグラフを作成します。Graphオブジェクトの名前はgdp01とします。

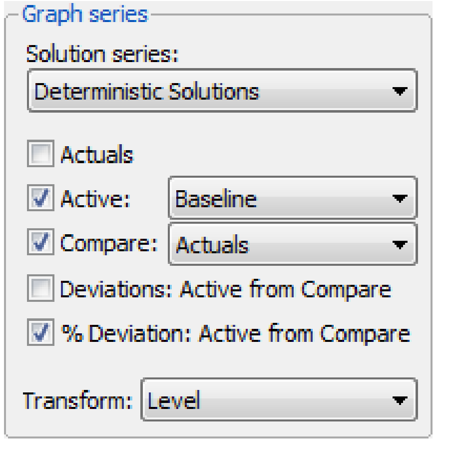


モデルの改良

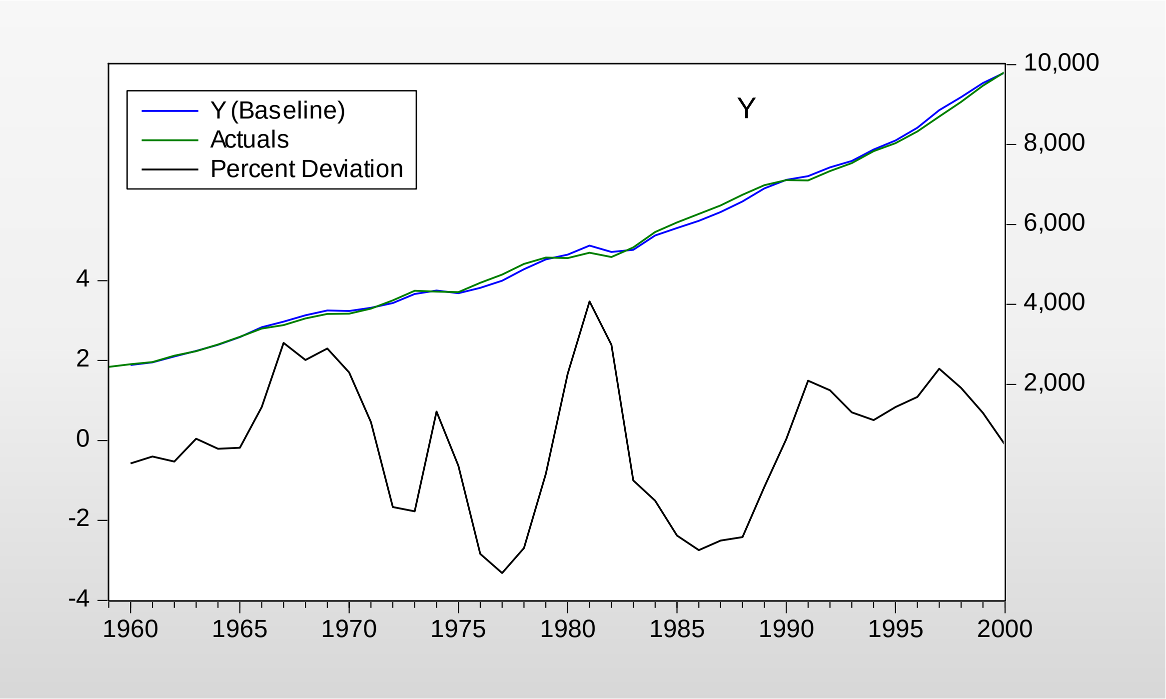
操作6:定義式に輸出EXと輸入IM、そして開差descrepancyを追加してモデルを再計算します。

y=cons + i + g + ex – im +descrepancy

操作7:yの実現値、計算値、%Deviation :Active from Compareの3つを使ってグラフを作成し、名前をgdp02とします。



グラフの作成



グラフgdp02

変数について

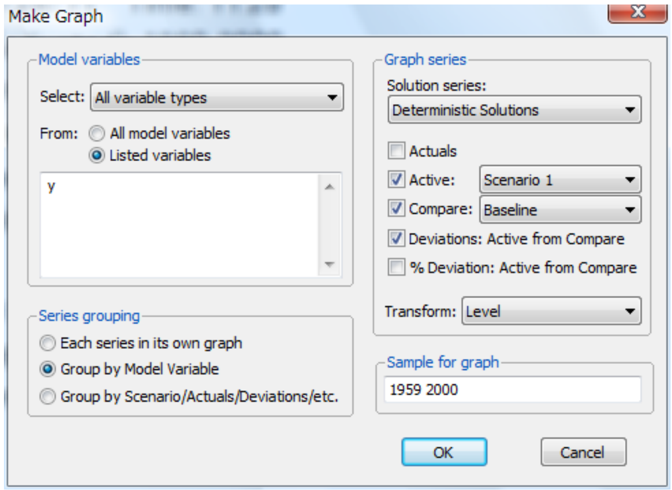
操作8：Variablesボタンをクリックして、内生変数、および外生変数として認識されているものを確認しましょう。

シミュレーション

操作9：シナリオ1を作成し、政府最終消費支出「g」に10を加えた値を用意し、モデルを解きます。

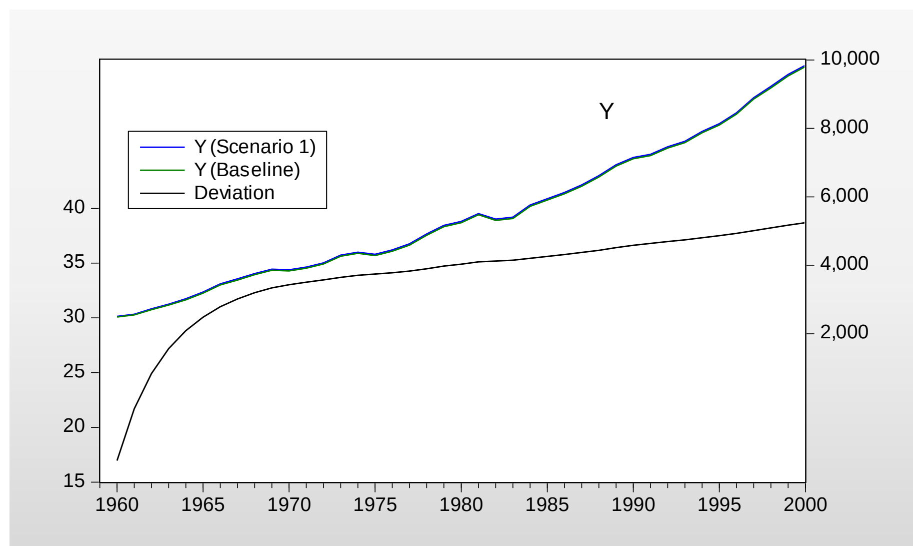
ヒント：g_1=g + 10

ベースラインとの比較



操作10:yのグラフを作成します。Active「Scenario 1」、Compare「Baseline」、最後にDeviation Active from Compareを選択します。

操作11:右図ができたら完成です。グラフにgdp03という名前を付けます。



EViews関連情報

EViewsの基本的な用法や役立つ情報を次のウェブサイトで公開しています。

http://www.lightstone.co.jp/eviews

*本日の講習会の内容に関するご質問は tech@lightstone.co.jpまでお問い合わせください。件名は「EViews講習会の内容について」としてください。