

第7章 【練習問題】 解答

問題(1) 解答

この場合は、解析的にも $x=2$ のときに $f(x)$ は最小、最小値は $f(2)=2$ であることが容易にわかります。 $f'(x)=2x-4$, $f''(x)=2$ なので、本文中の(7-28)式より、漸化式は以下の通りです。

$$x_k = x_{k-1} - \frac{2x_{k-1} - 4}{2}$$

ここで、本文中の(7.28)式の $f(x)$ は、ここでは1階の微分 $f'(x)$ 、文中の目的関数 $F(x)$ はここでは $f(x)$ であることに注意してください。

上の漸化式を使って、Excel で $f(x)$ は最小にする x を求めると、図(1)-1 の通りです。

図(1)-1 漸化式を使った $f(x)$ の最小値と最小値を与える x

	A	B	C
1	X	f(x)	
2	0	6	
3	2	2	
4			
5			
6		B2-(2*B2-4)/2	
7		漸化式	

$f(x)$ は凸関数なので、初期値を任意に与えた場合（図(1)-1 ではセル A2 の 0）、1 回の繰り返し計算で、 $f(x)$ を最小にする x が得られます。

問題(2) 解答

u_t は条件付きで平均 0、分散 $0.001 + 0.5u_{t-1}^2$ の正規分布に従います。したがって、対数尤度関数は、

$$-\frac{T}{2} \ln(2\pi) - \sum_{t=1}^T \ln(c_2 + c_3(R_{t-1} - c_1)^2) - \sum_{t=1}^T \frac{(R_t - c_1)^2}{2(c_2 + c_3(R_{t-1} - c_1))^2}$$

となります。 T はサンプル数です。ここでパラメータ c_1, c_2, c_3 は以下の式で与えられます。

$$R_t = c_1 + u_t \quad u_t \sim N(0, h_t)$$

$$h_t = c_2 + c_3 u_{t-1}^2$$

以下の図(2)-1、図(2)-2、図(2)-3、図(2)-4 はパラメータ $c_1, (C(1))$ $c_2, (C(2))$ $c_3 (C(3))$ の初期値を等しく 1,2,3,4 とした場合の非線形最尤法（optimal algorithm は Marquardt 法）による推定結果です。使用するデータは EViews ファイル(ch7problem(2).wf1)としてアップロードしておきますので、ご利用ください。

図(2)-1 非線形最尤法（optimal algorithm は Marquardt 法）による推定結果

初期値 $C(1)=C(2)=C(3)=1$ のケース

Dependent Variable: R
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 01/13/14 Time: 23:45
Sample: 2 300
Included observations: 299
Estimation settings: tol= 0.00010, derivs=analytic (linear)
Initial Values: C(1)=1.00000, C(2)=1.00000, C(3)=1.00000
Convergence achieved after 47 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 $R=C(1)$
 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(1)	0.009226	0.002103	4.388073	0.0000
Variance Equation				
C	0.001171	0.000135	8.673626	0.0000
RESID(-1)^2	0.384223	0.086975	4.417620	0.0000
R-squared	-0.001027	Mean dependent var		0.010633
Adjusted R-squared	-0.001027	S.D. dependent var		0.043985
S.E. of regression	0.044008	Akaike info criterion		-3.529732
Sum squared resid	0.577140	Schwarz criterion		-3.492604
Log likelihood	530.6950	Hannan-Quinn criter.		-3.514872
Durbin-Watson stat	2.006452			

図(2)-2 非線形最尤法（optimal algorithm は Marquardt 法）による推定結果

初期値 $C(1)=C(2)=C(3)=2$ のケース

Dependent Variable: R
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 01/13/14 Time: 23:47
Sample: 2 300
Included observations: 299
Estimation settings: tol= 0.00010, derivs=analytic (linear)
Initial Values: C(1)=2.00000, C(2)=2.00000, C(3)=2.00000
Convergence achieved after 22 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 $R=C(1)$
 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(1)	0.113403	0.122680	0.924378	0.3553
Variance Equation				
C	0.326000	0.079612	4.094862	0.0000
RESID(-1)^2	-6.378264	5.603219	-1.138321	0.2550
R-squared	-5.477266	Mean dependent var		0.010633
Adjusted R-squared	-5.477266	S.D. dependent var		0.043985
S.E. of regression	0.111945	Akaike info criterion		0.461822
Sum squared resid	3.734450	Schwarz criterion		0.498950
Log likelihood	-66.04235	Hannan-Quinn criter.		0.476682
Durbin-Watson stat	0.310087			

図(2)-3 非線形最尤法（optimal algorithm は Marquardt 法）による推定結果

初期値 $C(1)=C(2)=C(3)=3$ のケース

Dependent Variable: R
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 01/13/14 Time: 23:49
Sample: 2 300
Included observations: 299
Estimation settings: tol= 0.00010, derivs=analytic (linear)
Initial Values: C(1)=3.00000, C(2)=3.00000, C(3)=3.00000
Failure to improve Likelihood after 20 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 $R=C(1)$
 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(1)	0.277058	0.338926	0.817460	0.4137
Variance Equation				
C	3.296626	2.324491	1.418214	0.1561
RESID(-1) ²	-21.46917	20.59399	-1.042497	0.2972
R-squared	-36.811688	Mean dependent var		0.010633
Adjusted R-squared	-36.811688	S.D. dependent var		0.043985
S.E. of regression	0.270472	Akaike info criterion		2.403166
Sum squared resid	21.80023	Schwarz criterion		2.440294
Log likelihood	-356.2733	Hannan-Quinn criter.		2.418027
Durbin-Watson stat	0.053119			

図(2)-4 非線形最尤法（optimal algorithm は Marquardt 法）による推定結果

初期値 $C(1)=C(2)=C(3)=4$ のケース

Dependent Variable: R
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 01/13/14 Time: 23:50
Sample: 2 300
Included observations: 299
Estimation settings: tol= 0.00010, derivs=analytic (linear)
Initial Values: C(1)=4.00000, C(2)=4.00000, C(3)=4.00000
Convergence achieved after 53 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 $R=C(1)$
 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(1)	0.009226	0.002103	4.388092	0.0000
Variance Equation				
C	0.001171	0.000135	8.673719	0.0000
RESID(-1) ²	0.384223	0.086975	4.417630	0.0000
R-squared	-0.001027	Mean dependent var		0.010633
Adjusted R-squared	-0.001027	S.D. dependent var		0.043985
S.E. of regression	0.044008	Akaike info criterion		-3.529732
Sum squared resid	0.577140	Schwarz criterion		-3.492604
Log likelihood	530.6950	Hannan-Quinn criter.		-3.514872
Durbin-Watson stat	2.006452			

推定結果から、初期値が 1 のケースと 4 のケースが安定しており、初期値 2 と 3 のケースは不安定であることがわかります。

次に、C(1)と C(2)は真の値（C(1)=0.001,c(2)=0.001、(7.54)式、(7.55)式参照）に近い0.5と固定して、C(3)のみ 1,2,3,4 の場合について推定します。結果は、図(2)-5、図(2)-6、図(2)-7、図(2)-8 の通りです。

図(2)-5 非線形最尤法（optimal algorithm は Marquardt 法）による推定結果

初期値 C(1)=C(2)=0.5 c(3)=1 のケース

Dependent Variable: R
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 01/13/14 Time: 23:52
Sample: 2 300
Included observations: 299
Estimation settings: tol= 0.00010, derivs=analytic (linear)
Initial Values: C(1)=0.50000, C(2)=0.50000, C(3)=1.00000
Failure to improve Likelihood after 18 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
R=C(1)
GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(1)	0.124577	0.015402	8.088093	0.0000
Variance Equation				
C	0.080532	0.017606	4.574033	0.0000
RESID(-1)^2	-1.426837	0.839874	-1.698870	0.0893
R-squared	-6.733094	Mean dependent var		0.010633
Adjusted R-squared	-6.733094	S.D. dependent var		0.043985
S.E. of regression	0.122317	Akaike info criterion		-0.744821
Sum squared resid	4.458495	Schwarz criterion		-0.707693
Log likelihood	114.3508	Hannan-Quinn criter.		-0.729961
Durbin-Watson stat	0.259730			

図(2)-6 非線形最尤法（optimal algorithm は Marquardt 法）による推定結果

初期値 C(1)=C(2)=0.5 c(3)=2 のケース

Dependent Variable: R
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 01/13/14 Time: 23:53
Sample: 2 300
Included observations: 299
Estimation settings: tol= 0.00010, derivs=analytic (linear)
Initial Values: C(1)=0.50000, C(2)=0.50000, C(3)=2.00000
Convergence achieved after 23 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
R=C(1)
GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(1)	0.009226	0.002103	4.388092	0.0000
Variance Equation				
C	0.001171	0.000135	8.673729	0.0000
RESID(-1)^2	0.384223	0.086975	4.417650	0.0000
R-squared	-0.001027	Mean dependent var		0.010633
Adjusted R-squared	-0.001027	S.D. dependent var		0.043985
S.E. of regression	0.044008	Akaike info criterion		-3.529732
Sum squared resid	0.577140	Schwarz criterion		-3.492604
Log likelihood	530.6950	Hannan-Quinn criter.		-3.514872
Durbin-Watson stat	2.006452			

図(2)-7 非線形最尤法（optimal algorithm は Marquardt 法）による推定結果

初期値 $C(1)=C(2)=0.5$ $c(3)=3$ のケース

Dependent Variable: R
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 01/13/14 Time: 23:54
Sample: 2 300
Included observations: 299
Estimation settings: tol= 0.00010, derivs=analytic (linear)
Initial Values: C(1)=0.50000, C(2)=0.50000, C(3)=3.00000
Convergence achieved after 26 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 $R=C(1)$
 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(1)	0.009226	0.002103	4.388091	0.0000
Variance Equation				
C	0.001171	0.000135	8.673772	0.0000
RESID(-1) ²	0.384223	0.086973	4.417722	0.0000
R-squared	-0.001027	Mean dependent var		0.010633
Adjusted R-squared	-0.001027	S.D. dependent var		0.043985
S.E. of regression	0.044008	Akaike info criterion		-3.529732
Sum squared resid	0.577140	Schwarz criterion		-3.492604
Log likelihood	530.6950	Hannan-Quinn criter.		-3.514872
Durbin-Watson stat	2.006452			

図(2)-8 非線形最尤法（optimal algorithm は Marquardt 法）による推定結果

初期値 $C(1)=C(2)=0.5$ $c(3)=4$ のケース

Dependent Variable: R
Method: ML - ARCH (Marquardt) - Normal distribution
Date: 01/13/14 Time: 23:55
Sample: 2 300
Included observations: 299
Estimation settings: tol= 0.00010, derivs=analytic (linear)
Initial Values: C(1)=0.50000, C(2)=0.50000, C(3)=4.00000
Convergence achieved after 46 iterations
Presample variance: backcast (parameter = 0.7)
 $R=C(1)$
 $GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2$

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C(1)	0.009226	0.002103	4.388075	0.0000
Variance Equation				
C	0.001171	0.000135	8.673577	0.0000
RESID(-1) ²	0.384224	0.086977	4.417538	0.0000
R-squared	-0.001027	Mean dependent var		0.010633
Adjusted R-squared	-0.001027	S.D. dependent var		0.043985
S.E. of regression	0.044008	Akaike info criterion		-3.529732
Sum squared resid	0.577140	Schwarz criterion		-3.492604
Log likelihood	530.6950	Hannan-Quinn criter.		-3.514872
Durbin-Watson stat	2.006452			

これらの結果は興味深いものです。C(3)の真の値 0.5 よりも遠い値を初期値とするほど、推定結果が安定します。このように、初期値は真の値に近い値を想定して初期値を選択することが必ずしも安定した結果が得られるとは限らないことを示しています。

問題(3)の解答

Rosenbrock 関数

$$z = f(x, y) = 100(y - x^2)^2 + (1 - x)^2$$

の 1 階及び 2 階の偏微分は以下の通りです。

1 階の偏微分：

$$\frac{\partial z}{\partial x} = f_x = 400x^3 - 400xy + 2x - 2$$

$$\frac{\partial z}{\partial y} = f_y = 200y - 200x^2$$

2 階の偏微分：

$$\frac{\partial^2 z}{\partial x^2} = f_{xx} = 1200x^2 - 400y + 2$$

$$\frac{\partial^2 z}{\partial y^2} = f_{yy} = 200$$

$$\frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y} = f_{xy} = -400x$$

したがって、ヘシアン行列 H は

$$H = \begin{bmatrix} f_{xx} & f_{xy} \\ f_{xy} & f_{yy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1200x^2 - 400y + 2 & -400x \\ -400x & 200 \end{bmatrix}$$

となります。本文中の(7.36)式を参考にすると、漸化式は

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1200x_{k-1}^2 - 400y_{k-1} + 2 & -400x_{k-1} \\ -400x_{k-1} & 200 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 400x_{k-1}^3 - 400x_{k-1}y_{k-1} + 2x_{k-1} - 2 \\ 200y_{k-1} - 200x_{k-1}^2 \end{bmatrix}$$

となります。初期値 $x_0 = -1.2$, $y_0 = 1.0$ を与え、漸化式の繰り返し計算を x_k, y_k が収束するまで行います。図(3)-1 の通り、Excel で繰り返し計算を行った結果、6 回目で x_k, y_k ($k=6$) は収束しました。したがって、 $x_6 = 1, y_6 = 1$ で最小となる z の値は、以下の通りです。

$$z = f(1,1) = 100(1-1^2)^2 + (1-1)^2 = 0$$

図(3)-1 Excel による漸化式の繰り返し計算

	A	B	C	D	E
1					
2	繰り返し回数	$(x_k, y_k)'$	ヘシアンH		$(f_{xx}, f_{xy})'$
3	0	-1.2	2130	480	-1175.6
4		-1	480	200	-488
5		B3:B4=MMULT(MINVERSE(C3:D4),E3:E4)			
6	1	-1.1955	1145.386	478.2004	-4.40068
7		1.429202	478.2004	200	-0.00405
8					
9	2	0.991148	2700.473	-396.459	1895.626
10		-3.79906	-396.459	200	-956.287
11					
12	3	0.991157	787.9143	-396.463	-0.01769
13		0.982393	-396.463	200	-1.7E-08
14					
15	4	1	802.0313	-400	0.031277
16		0.999922	-400	200	-0.01564
17					
18	5	1	802	-400	-4.6E-12
19		1	-400	200	0
20					
21	6	1	802	-400	0
22		1	-400	200	0

問題(4)の解答

この問題は、optimization algorithm の選択が、操作変数が増えることによって影響を受けるかどうかを検証する問題です。

最初に操作変数として

操作変数セット 1 [cons(-1)/cons(-2), cons(-2)/cons(-3), r(-1) r(-2), c]

を選択した場合の GMM 推定を行います。optimization algorithm としては、Marquardt 法と BHHH 法を選択します。

Estimation Equation の Options をクリックすると、図(4)-1 の画面が現れます。その画面で、Optimization algorithm の Marquardt のところをクリックします。BHHH 法については BHHH をクリックします。使用するデータは、EViews ファイル(ch7problem(4)(5).wf1)としてアップロードしておきますので、ご利用ください。

推定結果を、図(4)-2、図(4)-3 で与えておきます。

Optimization algorithm として、Marquardt 法を使っても BHHH 法を使っても、収束がうまくいっている限り、結果はほとんど変わりません。

図(4)-1 Marquardt 法の指定

図(4)-2 GMM 推定結果—Marquardt 法、操作変数セット 1

Dependent Variable: Implicit Equation
Method: Generalized Method of Moments
Date: 01/14/14 Time: 11:34
Sample (adjusted): 1995Q1 2013Q3
Included observations: 75 after adjustments
Sequential 1-step weighting matrix & coefficient iteration
Estimation weighting matrix: HAC (Bartlett kernel, Newey-West fixed
bandwidth = 4.0000)
Standard errors & covariance computed using estimation weighting matrix
Convergence achieved after 23 iterations
 $C(1) * (CONS / CONS(-1))^{-(C(2)) * (1+R) - 1}$
Instrument specification: $CONS(-1) / CONS(-2)$ $CONS(-2) / CONS(-3)$ $R(-1)$ $R(-2)$
Constant added to instrument list

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.891985	0.056930	15.66798	0.0000
C(2)	25.44736	20.63451	1.233243	0.2214
Mean dependent var	0.000000	S.D. dependent var		0.000000
S.E. of regression	0.363990	Sum squared resid		9.671699
Durbin-Watson stat	1.529901	J-statistic		1.719439
Instrument rank	5	Prob(J-statistic)		0.632621

図(4).3 GMM 推定結果—BHHH 法、操作変数セット 1

Dependent Variable: Implicit Equation
Method: Generalized Method of Moments
Date: 01/14/14 Time: 11:36
Sample (adjusted): 1995Q1 2013Q3
Included observations: 75 after adjustments
Sequential 1-step weighting matrix & coefficient iteration
Estimation weighting matrix: HAC (Bartlett kernel, Newey-West fixed
bandwidth = 4.0000)
Standard errors & covariance computed using estimation weighting matrix
Convergence achieved after 26 iterations
C(1)*(CONS/CONS(-1))^(1-C(2))*(1+R)-1
Instrument specification: CONS(-1)/CONS(-2) CONS(-2)/CONS(-3) R(-1) R(-2)
Constant added to instrument list

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.891985	0.056930	15.66807	0.0000
C(2)	25.44721	20.63435	1.233245	0.2214
Mean dependent var	0.000000	S.D. dependent var		0.000000
S.E. of regression	0.363990	Sum squared resid		9.671655
Durbin-Watson stat	1.529901	J-statistic		1.719461
Instrument rank	5	Prob(J-statistic)		0.632616

次に、操作変数として、cons(-3)/cons(-4)、r(-3)を加えます。操作変数として、

操作変数セット 2

[cons(-1)/cons(-2),cons(-2)/cons(-3),cons(-3)/cons(-4),r(-1),r(-2),r(-3),c]

を選択します。その場合の Marquardt 法、BHHH 法の推定結果は、図(4)-4 図(4)-5 の通りです。

図(4)-4 GMM 推定結果—Marquardt 法、操作変数セット 2

Dependent Variable: Implicit Equation
Method: Generalized Method of Moments
Date: 01/14/14 Time: 11:39
Sample (adjusted): 1995Q2 2013Q3
Included observations: 74 after adjustments
Sequential 1-step weighting matrix & coefficient iteration
Estimation weighting matrix: HAC (Bartlett kernel, Newey-West fixed
bandwidth = 4.0000)
Standard errors & covariance computed using estimation weighting matrix
Convergence achieved after 19 iterations
C(1)*(CONS/CONS(-1))^(1-C(2))*(1+R)-1
Instrument specification: CONS(-1)/CONS(-2) CONS(-2)/CONS(-3) CONS(-3)/CONS(-4) R(-1) R(-2) R(-3)
Constant added to instrument list

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.870470	0.060529	14.38095	0.0000
C(2)	11.33879	13.79089	0.822194	0.4137
Mean dependent var	0.000000	S.D. dependent var		0.000000
S.E. of regression	0.304181	Sum squared resid		6.661858
Durbin-Watson stat	1.519850	J-statistic		2.863061
Instrument rank	7	Prob(J-statistic)		0.721088

図(4)-5 GMM 推定結果—BHHH 法、操作変数セット 2

Dependent Variable: Implicit Equation
Method: Generalized Method of Moments
Date: 01/14/14 Time: 11:41
Sample (adjusted): 1995Q2 2013Q3
Included observations: 74 after adjustments
Sequential 1-step weighting matrix & coefficient iteration
Estimation weighting matrix: HAC (Bartlett kernel, Newey-West fixed
bandwidth = 4.0000)
Standard errors & covariance computed using estimation weighting matrix
Convergence achieved after 18 iterations
 $C(1) * (CONS/CONS(-1))^{(-C(2)) * (1+R) - 1}$
Instrument specification: CONS(-1)/CONS(-2) CONS(-2)/CONS(-3) CONS(-3)/CONS(-4) R(-1) R(-2) R(-3)
Constant added to instrument list

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.870470	0.060529	14.38096	0.0000
C(2)	11.33880	13.79088	0.822196	0.4137
Mean dependent var	0.000000	S.D. dependent var		0.000000
S.E. of regression	0.304181	Sum squared resid		6.661861
Durbin-Watson stat	1.519850	J-statistic		2.863059
Instrument rank	7	Prob(J-statistic)		0.721088

操作変数が増えたことにより、相対的危険回避度の推定値が低下し、よりもっともらしい値に近づいています。しかし、操作変数を増やしても、収束がうまくいっている場合には、推定結果は、optimization algorithm として Marquardt 法、BHHH 法のどちらを採用するかにはほとんど影響を受けません。むしろ、推定の上では、操作変数の選択が重要です。GMM の推定結果がうまく行っている場合には、optimization algorithm の選択は気にする必要がないと言えるでしょう。

問題(5)の解答

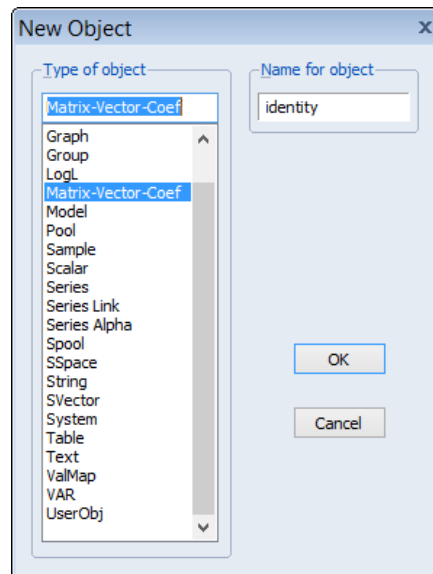
GMM の Weighting matrix に単位行列を用いる場合は、事前に単位行列を作成しておく必要があります。ツール・バーの Object を選択し、Object/New Object/と進み、New Object の画面では、Matrix-Vector-Coef を選択します。行列名(Name for Object)は identity としておきます。OK を返しますと、図(5)-1 の画面が現れます。

操作変数が 3 つの場合はモーメント条件も 3 つになるので、ウェイト行列は 3 行 3 列の行列になります。したがって、ここでの単位行列も図のように 3 行(Rows)、3 列(Columns)と指定します。行列の Type は Symmetric Matrix を指定してください。通常の Matrix だと Symmetric Matrix とはみなされませんので注意してください。

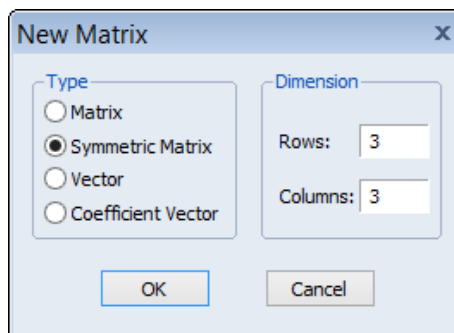
OK をクリックして、次に行列を書き込みます。Edit 機能を使って、図(5)-3 のように、直接、数字を入力します。

これで identity という 3 行 3 列の単位行列が作成されます。

図(5)-1 行列作成と行列名 identity



図(5)-2 行列の指定



図(5)-3 行列要素の入力

	C1	C2	C3
	Last updated: 01/14/14 - 10:48		
R1	1.000000	0.000000	0.000000
R2	0.000000	1.000000	0.000000
R3	0.000000	0.000000	1.000000

Quick/Estimation Equation/Method-GMM と進み、GMM 推定式の指定を、図(5)-4 の通りに行います。使用するデータは問題(4)のデータを使います。

Estimation weighting matrix では、User specified を選択し、weighting matrix のところに identity を入力します。これで終了です。OK を返すと、以下の図(5)-5 のような単位行列をウェイト行列とした GMM 推定結果が得られます。推定結果は、相対的危険回避度が異常に高い値を示しています。しかし、t-Statistic を見れば有意ではありません。

図(5)-4 Estimation Equation の指定

図(5)-5 単位行列をウェイト行列とする GMM 推定結果

Dependent Variable: Implicit Equation
 Method: Generalized Method of Moments
 Date: 01/14/14 Time: 10:53
 Sample (adjusted): 1994Q4 2013Q3
 Included observations: 76 after adjustments
 Estimation weighting matrix: User (IDENTITY)
 Standard errors & covariance computed using estimation weighting matrix
 $C(1) * (CONS/CONS(-1))^{1-C(2)} * (1+R) - 1$
 Instrument specification: $CONS(-1)/CONS(-2) R(-1)$
 Constant added to instrument list

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.968398	0.495751	1.953396	0.0546
C(2)	63.58773	599.1280	0.106134	0.9158
Mean dependent var	0.000000	S.D. dependent var		0.000000
S.E. of regression	0.762002	Sum squared resid		42.96785
Durbin-Watson stat	1.640839	J-statistic		1.152933
Instrument rank	3	Prob(J-statistic)		0.282936