

Ecuación
fundamental
MCMC

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Thinning
bayestest interval

Introducción al Análisis Bayesiano en Stata

Gustavo Sánchez

StataCorp LLC

28 de febrero de 2017

Webinar



Sumario

- 1 Análisis Bayesiano: Idea general
- 2 Conceptos Básicos
 - El Método
 - Las Herramientas
 - El comando general `bayesmh`
 - El prefijo `bayes`
 - Comandos de Postestimación
- 3 Ejemplos
 - Regresión lineal
 - Modelo probit de efectos aleatorios
 - Modelo de cambio de punto

Idea general

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

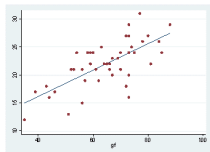
References

Frecuentista

Modelo Teórico

. list in wage union hours wk work tenure race grade ttl_exp in 1/15, nobk

in	wage	union	hours	wk work	tenure	race	grade	ttl_exp
1.	1.432214	.	20	27	.0033333	black	12	1.983310
2.	1.252802	.	44	16	.0033333	black	12	1.270641
3.	1.589077	1	40	53	.0046667	black	12	2.236411
4.	1.708273	.	40	2	.0033333	black	12	2.314502
5.	1.777632	.	10	28	.0046667	black	12	2.270641
6.	1.776683	0	32	52	1.	black	12	3.770641
7.	2.457176	.	52	4	.0033333	black	12	3.822664
8.	2.551115	1	45	76	1.4333333	black	12	5.234672
9.	2.428561	1	45	303	.0046667	black	12	5.234672
10.	2.614172	1	42	97	1.916667	black	12	3.182256
11.	2.536214	1	45	95	2.916667	black	12	8.587118
12.	2.462927	1	40	70	5.1333333	black	12	12.333333
13.	1.348148	0	40	33	.28	black	12	.7153084
14.	1.224190	.	40	22	.1	black	12	1.516643
15.	1.549883	.	40	17	.3333333	black	12	1.463538



Análisis Bayesiano vs Análisis Frecuentista

Análisis Frecuentista

- Resultados basados en estimaciones para parámetros fijos desconocidos.
- Los datos provienen (hipotéticamente) de una muestra aleatoria repetible.
- Usa los datos para obtener estimaciones de parámetros fijos pero desconocidos.
- Requiere que los datos satisfagan los supuestos del modelo especificado.

"Los Frecuentistas basan sus conclusiones en la distribución de estadísticos obtenidos de muestras aleatorias, asumiendo parámetros fijos desconocidos."

Análisis Bayesiano

- Resultados basados en distribuciones de probabilidad para parámetros aleatorios desconocidos.
- Los datos se consideran fijos.
- Los resultados combinan los datos con creencias a priori sobre los parámetros.
- La distribución posterior se usa para hacer declaraciones probabilísticas explícitas.

"El análisis Bayesiano basa sus respuestas en la distribución de los parámetros, la cual es condicional en la muestra observada."

Análisis Bayesiano vs Análisis Frecuentista

Análisis Frecuentista

- Resultados basados en estimaciones para parámetros fijos desconocidos.
- Los datos provienen (hipotéticamente) de una muestra aleatoria repetible.
- Usa los datos para obtener estimaciones de parámetros fijos pero desconocidos.
- Requiere que los datos satisfagan los supuestos del modelo especificado.

"Los Frecuentistas basan sus conclusiones en la distribución de estadísticos obtenidos de muestras aleatorias, asumiendo parámetros fijos desconocidos."

Análisis Bayesiano

- Resultados basados en distribuciones de probabilidad para parámetros aleatorios desconocidos.
- Los datos se consideran fijos.
- Los resultados combinan los datos con creencias a priori sobre los parámetros.
- La distribución posterior se usa para hacer declaraciones probabilísticas explícitas.

"El análisis Bayesiano basa sus respuestas en la distribución de los parámetros, la cual es condicional en la muestra observada."

Ejemplos con el prefijo `bayes`:

```
regress y x1 x2 x3
```

```
bayes: regress y x1 x2 x3
```

```
logit y x1 x2 x3
```

```
bayes: logit y x1 x2 x3
```

```
mixed y x1 x2 x3 || region:
```

```
bayes: mixed y x1 x2 x3 || region:
```

Ejemplos con el prefijo bayes:

```
regress y x1 x2 x3
```

```
bayes: regress y x1 x2 x3
```

```
logit y x1 x2 x3
```

```
bayes: logit y x1 x2 x3
```

```
mixed y x1 x2 x3 || region:
```

```
bayes: mixed y x1 x2 x3 || region:
```

Ejemplos con el prefijo bayes:

```
regress y x1 x2 x3
```

```
bayes: regress y x1 x2 x3
```

```
logit y x1 x2 x3
```

```
bayes: logit y x1 x2 x3
```

```
mixed y x1 x2 x3 || region:
```

```
bayes: mixed y x1 x2 x3 || region:
```

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

El Método

El Método

- Escribamos la ley de probabilidad inversa (Teorema de Bayes):

$$f(\theta|y) = \frac{f(y; \theta) \pi(\theta)}{f(y)}$$

- Podemos observar que la distribución marginal de y $f(y)$, no depende de (θ)
- Entonces, podemos escribir la ecuación fundamental para el análisis Bayesiano:

$$p(\theta|y) \propto L(y|\theta) \pi(\theta)$$

El Método

- Escribamos la ley de probabilidad inversa (Teorema de Bayes):

$$f(\theta|y) = \frac{f(y; \theta) \pi(\theta)}{f(y)}$$

- Podemos observar que la distribución marginal de y $f(y)$, no depende de (θ)
- Entonces, podemos escribir la ecuación fundamental para el análisis Bayesiano:

$$p(\theta|y) \propto L(y|\theta) \pi(\theta)$$

El Método

- Asumamos que los datos y las creencias a priori están ambos distribuidos como una normal:
 - **Los datos:** $y \sim N(\theta, \sigma_d^2)$
 - **Las creencias a priori:** $\theta \sim N(\mu_p, \sigma_p^2)$
- **Tarea...:** Haciendo un poco de algebra con la ecuación fundamental encontramos la distribución posterior (ver Cameron y Trivedi (2005)), la cual es una normal con:
 - **Distribución posterior:** $\theta|y \sim N(\mu, \sigma^2)$

Donde:

$$\begin{aligned}\mu &= \sigma^2 (N\bar{y}/\sigma_d^2 + \mu_p/\sigma_p^2) \\ \sigma^2 &= (N/\sigma_d^2 + 1/\sigma_p^2)^{-1}\end{aligned}$$

Idea general

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

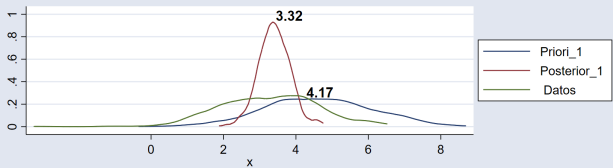
Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

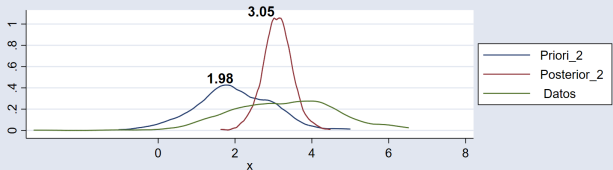
Summary

References

Resultados de acuerdo con el Experto_1



Resultados de acuerdo con el Experto_2



El Método

- El ejemplo anterior tiene una solución cerrada.
- Pero, ¿Qué podemos hacer con distribuciones más complejas o que no tengan una solución cerrada?
 - Podemos usar métodos de simulación Monte Carlo vía cadenas de Markov (MCMC) para generar una muestra aleatoria de la distribución posterior.
 - Stata implementa dos alternativas:
 - Algoritmo de Metropolis-Hastings (MH)
 - Muestreo de Gibbs

El Método

- El ejemplo anterior tiene una solución cerrada.
- Pero, ¿Qué podemos hacer con distribuciones más complejas o que no tengan una solución cerrada?
 - Podemos usar métodos de simulación Monte Carlo vía cadenas de Markov (MCMC) para generar una muestra aleatoria de la distribución posterior.
 - Stata implementa dos alternativas:
 - Algoritmo de Metropolis-Hastings (MH)
 - Muestreo de Gibbs

El Método

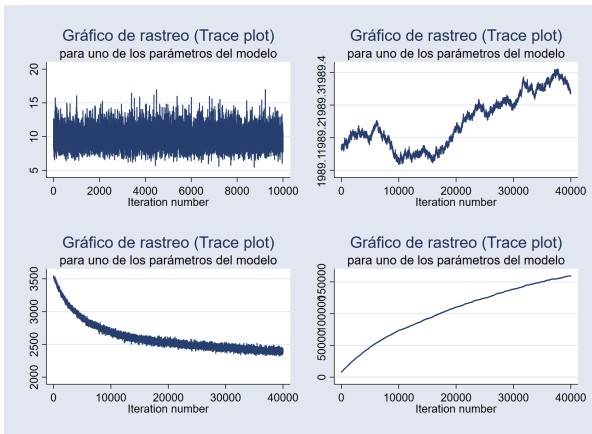
- Ligas sobre el análisis bayesiano y MCMC para videos en el canal de youtube de Stata.
 - Introducción a la estadística bayesiana, parte 1: los conceptos básicos
- Introducción a la estadística bayesiana, parte 2: MCMC y el algoritmo de Metropolis Hastings.

<https://www.youtube.com/watch?v=0F0QoMCSKJ4&feature=youtu.be>

<https://www.youtube.com/watch?v=OTO1DygELpY&feature=youtu.be>

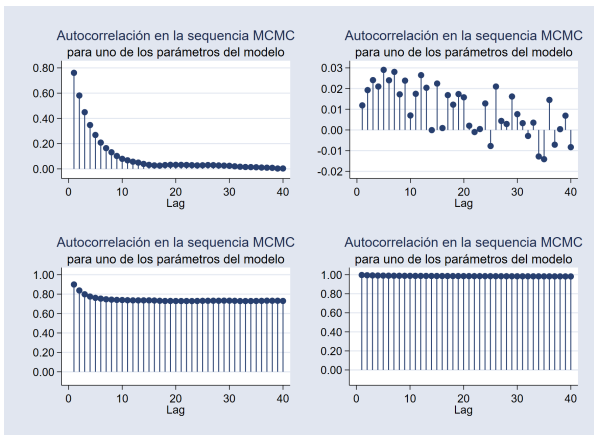
El Método

- El gráfico de rastreo (trace plot) ilustra la secuencia de estados propuestos aceptados.
- Cuando hay convergencia, se espera que la secuencia de estados propuestos aceptados sea estacionaria.



El Método

- Cuando el MCMC es eficiente la autocorrelación debe ser muy baja.
- Se espera que la autocorrelación tienda a cero después de unos pocos rezagos.



Ecuación
fundamental
MCMC

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Thinning
bayestest interval

Herramientas de Stata para Regresiones Bayesianas

Las Herramientas de Stata: `bayesmh`

- `bayesmh` es un comando general para realizar análisis Bayesianos usando MCMC (MH or Gibbs).
- Veamos un ejemplo para ilustrar el uso de `bayesmh`.
 - Tenemos estadísticas del número de juegos ganados por la selección de futbol de México en los campeonatos correspondientes a la CONCACAF (Campeonato de Naciones y luego Copa Oro).
 - Ajustamos una regresión lineal para el número de juegos ganados cada año.
 - Consideremos las tres especificaciones siguientes:

$$\textit{ganados} = \alpha_1 + \beta_{ga} * \textit{goles_anotados} + \epsilon_1$$

$$\textit{ganados} = \alpha_2 + \beta_{gr} * \textit{goles_recibidos} + \epsilon_2$$

$$\textit{ganados} = \alpha_3 + \beta_{ga2} * \textit{goles_anotados} + \beta_{gr2} * \textit{goles_recibidos} + \epsilon_3$$

Las Herramientas de Stata: bayesmh

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh

bayesstats ess

Bloques de
Parámetros

bayesgraph matrix

bayesgraph

Prefijo bayes:

bayesstats ic

bayestest model

bayesstats summary

Random

Effects Probit

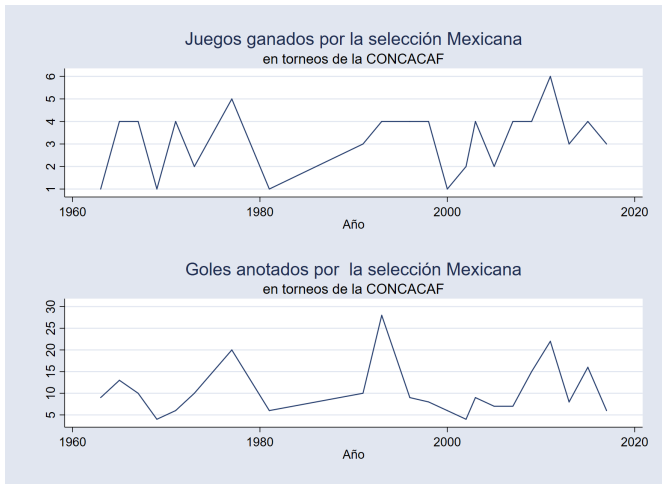
Thinning

bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References



Las Herramientas de Stata: `bayesmh`

- A continuación vemos una sintaxis para ajustar el modelo usando `bayesmh`:

```
bayesmh ganados g_annotados,likelihood(normal(sigma2)) ///  
  prior({ganados:g_annotados _cons}, normal(0,10000)) ///  
  prior({sigma2}, igamma(.01,.01)) ///  
  rseed(123)
```

- Pero usemos la interfaz gráfica para el usuario (GUI) (Menús y cajas de diálogo):

Las Herramientas de Stata: Menú para Regresiones Bayesianas

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh

bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

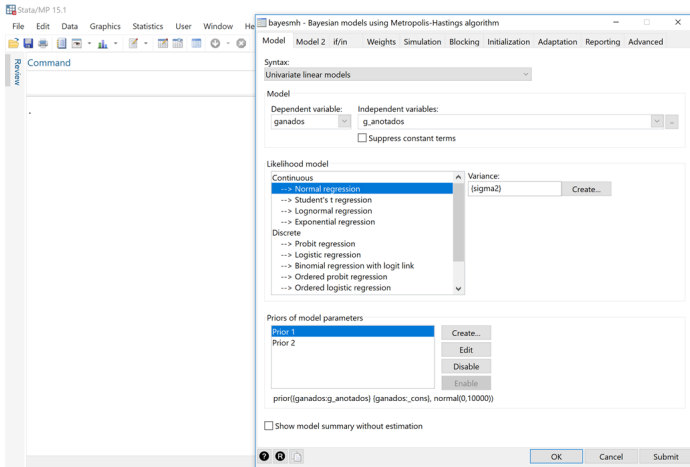
Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References



C:\Users\gas\Documents

CAP

Las Herramientas de Stata: Menú para Regresiones Bayesianas

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

- 1 Seleccione las siguientes opciones a partir del menú principal:

Statistics > Bayesian analysis
> General estimation and regression

- 2 Seleccione 'Univariate linear models'
- 3 Especifique la variable dependiente (ganados) y la variable explicativa (g_annotados)
- 4 Seleccione 'Normal regression' en la sección 'Likelihood model'
 - En la sección para la varianza ('Variance') haga click en 'Create' y luego seleccione 'Specify as a model parameter'
 - Escriba 'sigma2' en la sección para el nombre del parámetro 'Parameter name' y haga click en 'OK'.

Las Herramientas de Stata: Menú para Regresiones Bayesianas

- 5 En la sección 'Priors of model parameters' haga click en 'Create'
 - Seleccione {ganados:g_ anotados} y {ganados:_cons}
 - Seleccione 'Normal distribution'
 - Escriba '0' para la media y '10000' para la varianza.
- 6 Luego, especificamos la distribución a priori para la varianza de la función de verosimilitud {sigma2}
 - Seleccione la distribución inversa de Gamma 'Inverse gamma distribution'.
 - Especifique .01 y .01 para los parámetros de la forma 'Shape' y de la escala 'Scale' de la distribución.
- 7 Haga click en la pestaña 'Simulation' y especifique el valor 123 para la semilla de los números aleatorios 'Random-number seed'.

```
. bayesmh ganados g_annotados, likelihood(normal({sigma2})) ///  
>     prior({ganados:g_annotados _cons}, normal(0,10000)) ///  
>     prior({sigma2}, igamma(.01,.01))           ///  
>     rseed(123)
```

Burn-in ...

Simulation ...

Model summary

Likelihood:

ganados ~ normal(xb_ganados, {sigma2})

Priors:

{ganados:g_annotados _cons} ~ normal(0,10000)

{sigma2} ~ igamma(.01,.01)

(1)

(1) Parameters are elements of the linear form **xb_ganados**.

```
. bayesmh ganados g_annotados, likelihood(normal({sigma2})) ///
> prior({ganados:g_annotados _cons}, normal(0,10000)) ///
> prior({sigma2}, igamma(.01,.01)) ///
> rseed(123)
```

Bayesian normal regression
Random-walk Metropolis-Hastings sampling

```
MCMC iterations = 12,500
Burn-in = 2,500
MCMC sample size = 10,000
Number of obs = 22
Acceptance rate = .2372
Efficiency: min = .07075
               avg = .07655
               max = .08542
```

Log marginal likelihood = -50.952259

	Mean	Std. Dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% Cred. Interval]	
ganados						
g_annotados	.1445468	.0417728	.001541	.1427458	.0632618	.2256908
_cons	1.645701	.5074133	.017362	1.650437	.6097325	2.599001
sigma2	1.406034	.4841714	.018203	1.323662	.7292334	2.581931

Las Herramientas de Stata: `bayesstats ess`

- Usemos el comando de post-estimación `bayesstats ess` para evaluar el tamaño efectivo de la muestra.

```
. bayesstats ess
Efficiency summaries      MCMC sample size =      10,000
```

	ESS	Corr. time	Efficiency
ganados			
g_annotados	734.80	13.61	0.0735
_cons	854.17	11.71	0.0854
sigma2	707.45	14.14	0.0707

- Se espera que tasa de aceptación (ver lámina anterior) sea moderada (no demasiado grande ni tampoco demasiado pequeña).
- También se espera que la correlación sea baja.
- Eficiencias por encima de 10% se consideran buenas para MH. Eficiencias por debajo de 1% serían una señal de alerta sobre la validez de los resultados.

Las Herramientas de Stata: Bloques de Parámetros

- Los pasos para la actualización del método de MH se ejecutan de manera simultánea para todos los parámetros.
- Para modelos de grandes dimensiones esta forma de actualización puede resultar en una mezcla muy pobre o poco eficiente.
- Formar bloques de parámetros puede ayudar a mejorar la eficiencia de la mezcla.

Las Herramientas de Stata: `bayesgraph matrix`

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

`bayesmh`
`bayesstats ess`
Bloques de
Parámetros
`bayesgraph matrix`
`bayesgraph`
Prefijo bayes:
`bayesstats ic`
`bayestest model`
`bayesstats summary`

Random
Effects Probit

Thinning
`bayestest interval`

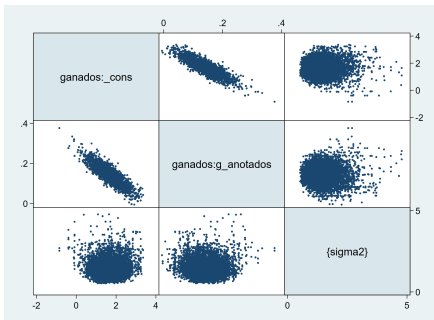
Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

- `bayesgraph matrix` muestra los gráficos de dispersión de los valores simulados para los coeficientes y para la varianza.
- Los gráficos permiten identificar correlaciones que puedan sugerir bloques de parámetros para la estimación.

```
. bayesgraph matrix {_cons} {g_ganados} {sigma2}
```



- Se observa elevada correlación entre inversa entre `{_cons}` y `{g_ganados}`.
- No hay correlación entre `{sigma2}` y ninguno de los otros dos parámetros.

Las Herramientas de Stata: Bloques de Parámetros

- ¿Cómo funciona?
 - Se separan los parámetros del modelo en dos o más grupos (bloques).
 - Las actualizaciones con el método MH se aplican a cada bloque de forma separada.
 - Los cálculos son realizados en el orden en que se especifican los bloques.

```
bayesmh ganados g_ anotados, //  
likelihood(normal({sigma2})) //  
prior({ganados:g_ anotados _cons}, normal(0,10000)) //  
prior({sigma2}, igamma(.01,.01)) //  
block({ganados:g_ anotados _cons}) //  
block({sigma2}) //  
rseed(123)
```

Las Herramientas de Stata: Menú para Regresiones Bayesianas

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

The screenshot displays the Stata MP 15.1 interface. The main window shows the 'bayesmh' dialog box with the 'Blocking' tab selected. Under 'Blocks of parameters', 'block 1' is listed. Below this, the command 'block(ganados:g_annotados) (ganados:_cons))' is visible. A checkbox for 'Display block summary' is checked. An inset window titled 'Block 2' is open, showing 'Parameter specification' set to 'logm2'. It includes several options: 'Perform Gibbs sampling for this block' (unchecked), 'Place all parameters in separate blocks' (unchecked), and 'Treat all parameters as random-effects parameters' (unchecked). The 'Initial multiplier for the scale factor' is set to 2.38. The 'Input matrix...' field is empty, with a note 'Scale matrix for initial proposal covariance'. The 'Target acceptance rate' is empty, and the 'Tolerance for acceptance rate' is set to 0.01. Buttons for 'OK', 'Cancel', and 'Submit' are at the bottom of the dialog.

Las Herramientas de Stata: Menú para bloques de parámetros

Trabajemos de nuevo con nuestro ejemplo anterior:

- 1 Haga click en la pestaña 'Blocking'
- 2 Seleccione 'Display block summary'
- 3 Haga click en 'Create'
- 4 Seleccione {ganados:g_ anotados} y {ganados:_cons} y haga click en 'OK'
- 5 Haga click en 'Create'
- 6 Seleccione {sigma2} y haga click en 'OK'

```
. bayesmh ganados g_annotados, likelihood(normal({sigma2})) ///
> prior({ganados:g_annotados _cons}, normal(0,10000)) ///
> prior({sigma2}, igamma(.01,.01)) ///
> block({ganados:g_annotados _cons}) block({sigma2}) ///
> rseed(123) nomodelsummary blocksummary
```

Burn-in ...

Simulation ...

Block summary

```
1: {ganados:g_annotados _cons}
2: {sigma2}
```

Bayesian normal regression
Random-walk Metropolis-Hastings sampling

```
MCMC iterations = 12,500
Burn-in = 2,500
MCMC sample size = 10,000
Number of obs = 22
Acceptance rate = .3267
Efficiency: min = .09881
              avg = .1005
              max = .1019
```

Log marginal likelihood = -50.895023

	Mean	Std. Dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% Cred. Interval]	
ganados						
g_annotados	.1419084	.0425583	.001354	.1413725	.0602567	.226675
_cons	1.678739	.5183259	.016331	1.685563	.6524008	2.69772
sigma2	1.397629	.5036973	.015781	1.305343	.7115622	2.621735

- Evaluemos de nuevo el tamaño efectivo de la muestra.

```
. bayesstats ess
```

```
Efficiency summaries      MCMC sample size =      10,000
```

	ESS	Corr. time	Efficiency
ganados			
g_annotados	988.08	10.12	0.0988
_cons	1007.31	9.93	0.1007
sigma2	1018.80	9.82	0.1019

- La eficiencia para todos los parámetros está ahora alrededor o por encima de 10%.
- La correlación se redujo
- El tamaño efectivo de la muestra es también mayor para todos los parámetros.

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMCHerramientas
de Statabayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summaryRandom
Effects ProbitThinning
bayestest intervalModelo de
cambio de
punto

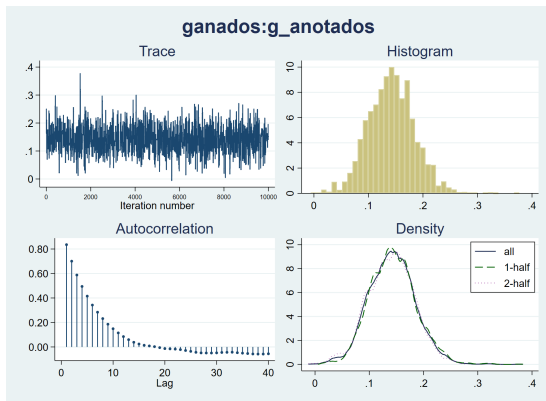
Summary

References

Las Herramientas de Stata: `bayesgraph`

- Podemos usar `bayesgraph` para ver los gráficos de rastreo, de correlación, y de la densidad. Por ejemplo:

`. bayesgraph diagnostic {gs}`



- El gráfico de rastreo sugiere que se logró la convergencia.
- La correlación es cercana a cero después de 10 períodos

Las Herramientas de Stata: **Prefijo** bayes :

- En Stata 15 introdujimos el prefijo para comandos bayes :
- Permite una sintaxis simple para trabajar con análisis Bayesiano.
- Se especifica el prefijo seguido por un comando de estimación.
- La estimación especificada define la verosimilitud del modelo.

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

- Se asumen distribuciones a priori (no informativas en muchos casos) por defecto.
- Pero las distribuciones a priori podrían ser informativas dependiendo de la escala de los parámetros.
- Las distribuciones a priori por defecto podrían ser consideradas como un punto de partida.
- Sin embargo, deberían considerarse distribuciones a priori alternativas.
- Los comandos de post-estimación pueden ayudar en la decisión sobre el modelo final a ser seleccionado.
- Usemos el prefijo `bayes :` para ajustar el modelo anterior.

```
. bayes ,rseed(123) nomodelsummary:regress ganados g_annotados
```

Burn-in ...

Simulation ...

Bayesian linear regression

Random-walk Metropolis-Hastings sampling

MCMC iterations = 12,500

Burn-in = 2,500

MCMC sample size = 10,000

Number of obs = 22

Acceptance rate = .3267

Efficiency: min = .09881

avg = .1005

max = .1019

Log marginal likelihood = -50.895023

	Mean	Std. Dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% Cred. Interval]	
ganados						
g_annotados	.1419084	.0425583	.001354	.1413725	.0602567	.226675
_cons	1.678739	.5183259	.016331	1.685563	.6524008	2.69772
sigma2	1.397629	.5036973	.015781	1.305343	.7115622	2.621735

Note: Default priors are used for model parameters.

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

`bayesmh`
`bayesstats ess`
Bloques de
Parámetros
`bayesgraph matrix`
`bayesgraph`
Prefijo `bayes:`
`bayesstats ic`
`bayestest model`
`bayesstats summary`

Random
Effects Probit

Thinning
`bayestest interval`

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

- `bayesstats ic` reporta tres estadísticos.
 - Log de la verosimilitud marginal
 - DIC:
 - Estadístico diseñado para estimaciones Bayesianas que usan simulaciones MCMC.
 - Tiene un término de penalización basado en la diferencia entre el valor esperado del log de la verosimilitud y la verosimilitud evaluada en el punto medio de la distribución posterior.
 - Se selecciona el modelo con el menor valor para DIC.
 - Factores Bayesianos (BF)
 - Incorpora información sobre las distribuciones a priori del modelo.
 - Cociente de las verosimilitudes marginales de dos modelos (ajustados sobre la misma muestra).
 - Puede usarse para comparar modelos anidados y modelos no anidados.
 - No es aplicable a modelos con distribuciones a priori impropias.
 - Requieren distribuciones posteriores completamente especificadas (incluyendo las constantes de normalización).

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

- Ajustemos ahora los otros dos modelos que especificamos al principio del ejemplo que hemos estado usando.
- Almacenamos los resultados de los tres modelos para usarlos con el comando de post-estimación `bayesstats ic`, con el propósito de seleccionar uno de ellos.

```
quietly {
    bayes , rseed(123) saving(anot): regress ganados g_annotados
    estimates store m_annotados

    bayes , rseed(123) saving(recib): regress ganados g_recibidos
    estimates store m_recibidos

    bayes , rseed(123) saving(full):           ///
    regress ganados g_annotados g_recibidos
    estimates store m_full
}

bayesstats ic m_annotados m_recibidos      ///
m_full, basemodel(m_recibidos)
```

Las Herramientas de Stata: `bayesstats ic`

- Ajustemos ahora los otros dos modelos que especificamos al principio del ejemplo que hemos estado usando.
- Almacenamos los resultados de los tres modelos para usarlos con el comando de post-estimación `bayesstats ic`, con el propósito de seleccionar uno de ellos.

```
quietly {  
    bayes , rseed(123) saving(anot): regress ganados g_annotados  
    estimates store m_annotados  
  
    bayes , rseed(123) saving(recib): regress ganados g_recibidos  
    estimates store m_recibidos  
  
    bayes , rseed(123) saving(full):  
                                     ///  
                                     regress ganados g_annotados g_recibidos  
    estimates store m_full  
}  
  
bayesstats ic m_annotados m_recibidos  
              m_full, basemodel(m_recibidos) ///
```

Las Herramientas de Stata: bayesstats ic

- Resultado producido por bayesstats ic

```
. quietly {
. bayesstats ic m_annotados m_recibidos ///
> m_full, basemodel(m_recibidos)
Bayesian information criteria
```

	DIC	log (ML)	log (BF)
m_annotados	71.52791	-50.89502	3.677162
m_recibidos	82.35585	-54.57219	.
m_full	72.45999	-56.79766	-2.225472

Note: Marginal likelihood (ML) is computed using Laplace-Metropolis approximation.

- Interpretación para los factores Bayesianos (Jeffreys 1961)

log10(BF_jb)	BF_jb	Evidence against M_b
0 to 1/2	1 to 3.2	Debil
1/2 to 1	3.2 to 10	Substancial
1 to 2	10 to 100	Fuerte
> 2	> 100	Definitiva

Las Herramientas de Stata: `bayestest model`

- `bayestest model` es otro comando de post-estimación para comparar modelos diferentes.
- Almacenamos los resultados para los modelos a ser comparados, y entonces usamos `bayestest model`.

```
quietly {
```

```
    bayes , rseed(123) saving(ano): regress ganados g_annotados  
    estimates store m_annotados
```

```
    bayes , rseed(123) saving(recib): regress ganados g_recibidos  
    estimates store m_recibidos
```

```
    bayes , rseed(123) saving(full):  
                                regress ganados g_annotados g_recibidos  
    estimates store m_full
```

```
    bayes , prior({ganados:g_annotados_cons}, normal(4,3))  
                                rseed(123) saving(media): regress ganados  
    estimates store m_media
```

```
}
```

```
bayestest model m_annotados m_recibidos m_full m_media
```

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMCHerramientas
de Statabayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summaryRandom
Effects ProbitThinning
bayestest intervalModelo de
cambio de
punto

Summary

References

- `bayestest model` es otro comando de post-estimación para comparar modelos diferentes.
- Almacenamos los resultados para los modelos a ser comparados, y entonces usamos `bayestest model`.

```
quietly {
```

```
    bayes , rseed(123) saving(ano): regress ganados g_annotados  
    estimates store m_annotados
```

```
    bayes , rseed(123) saving(recib): regress ganados g_recibidos  
    estimates store m_recibidos
```

```
    bayes , rseed(123) saving(full):  
                                     regress ganados g_annotados g_recibidos  
    estimates store m_full
```

```
    bayes , prior({ganados:g_annotados_cons}, normal(4,3))  
                                     rseed(123) saving(media): regress ganados  
    estimates store m_media
```

```
}
```

```
bayestest model m_annotados m_recibidos m_full m_media
```

Las Herramientas de Stata: `bayestest model`

- `bayestest model` calcula las probabilidades posteriores para cada modelo.
- El resultado indica cuál de los modelos es más probable.
- Requiere que los modelos tengan una distribución posterior propia y que usen los mismos datos.
- Puede ser usado para comparar modelos con:
 - Distribuciones a priori y/o posterior diferentes.
 - Diferentes funciones de regresión.
 - Diferentes variables explicativas.
- La convergencia de MCMC debe ser verificada antes de comparar los modelos.

Las Herramientas de Stata: bayestest model

- Resultado producido por bayestest model

```
. bayestest model m_annotados m_recibidos m_full m_media
```

Bayesian model tests

	log (ML)	P (M)	P (M y)
m_annotados	-50.8950	0.2500	0.0018
m_recibidos	-54.5722	0.2500	0.0000
m_full	-56.7977	0.2500	0.0000
m_media	-44.5888	0.2500	0.9981

Note: Marginal likelihood (ML) is computed using
Laplace-Metropolis approximation.

- Podríamos asignar diferentes distribuciones a priori para los modelos:

```
. bayestest model m_annotados m_recibidos m_full m_media, ///  
> prior(.199 .4 .4 .001)
```

Bayesian model tests

	log (ML)	P (M)	P (M y)
m_annotados	-50.8950	0.1990	0.2625
m_recibidos	-54.5722	0.4000	0.0133
m_full	-56.7977	0.4000	0.0014
m_media	-44.5888	0.0010	0.7227

Note: Marginal likelihood (ML) is computed using
Laplace-Metropolis approximation.

Las Herramientas de Stata: bayestest model

- Resultado producido por bayestest model

```
. bayestest model m_annotados m_recibidos m_full m_media
```

Bayesian model tests

	log(ML)	P (M)	P (M y)
m_annotados	-50.8950	0.2500	0.0018
m_recibidos	-54.5722	0.2500	0.0000
m_full	-56.7977	0.2500	0.0000
m_media	-44.5888	0.2500	0.9981

Note: Marginal likelihood (ML) is computed using
Laplace-Metropolis approximation.

- Podríamos asignar diferentes distribuciones a priori para los modelos:

```
. bayestest model m_annotados m_recibidos m_full m_media, ///  
> prior(.199 .4 .4 .001)
```

Bayesian model tests

	log(ML)	P (M)	P (M y)
m_annotados	-50.8950	0.1990	0.2625
m_recibidos	-54.5722	0.4000	0.0133
m_full	-56.7977	0.4000	0.0014
m_media	-44.5888	0.0010	0.7227

Note: Marginal likelihood (ML) is computed using
Laplace-Metropolis approximation.

- Si nos interesa tener una idea del número probable de juegos ganados asumiendo los valores máximo y mínimo de goles anotados

```
quietly {
bayes ,rseed(123):regress ganados g_ anotados
summarize g_ anotados
local anotados_max=r(max)
local anotados_min=r(min)

. bayesstats summary                                     ///
>      ({ganados:_cons}+{ganados:g_ anotados}*`anotados_max´) ///
>      ({ganados:_cons}+{ganados:g_ anotados}*`anotados_min´)

Posterior summary statistics                               MCMC sample size =    10,000

      expr1 : {ganados:_cons}+{ganados:g_ anotados}*28
      expr2 : {ganados:_cons}+{ganados:g_ anotados}*4
```

	Mean	Std. Dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% Cred. Interval]	
expr1	5.652173	.7805615	.024068	5.6405	4.192973	7.190881
expr2	2.246373	.3787417	.011646	2.247432	1.504606	2.993072

- La media o la mediana podrían utilizarse con un estimado para el número probable de juegos ganados para los dos escenarios asumidos.

Ecuación
fundamental
MCMC

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Thinning
bayestest interval

Modelo Probit con Efectos Aleatorios

Las Herramientas de Stata: Modelo probit con efectos aleatorios

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMCHerramientas
de Statabayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summaryRandom
Effects ProbitThinning
bayestest intervalModelo de
cambio de
punto

Summary

References

- Usaremos `bayes`: para ajustar un modelo de una variable binaria y_{it} , cuyos valores dependen de una variable latente lineal.

$$y_{it}^* = \beta_0 + \beta_1 x_{it1} + \beta_2 x_{it2} + \dots + \beta_k x_{itk} + \alpha_i + \epsilon_{it}$$

Donde:

$$y_{it} = \begin{cases} 1 & \text{if } y_{it}^* > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\alpha_i \sim N(0, \sigma_\alpha^2)$ es el efecto aleatorio para cada panel
 $\epsilon_{it} \sim N(0, \sigma_\epsilon^2)$ es el término de error idiosincrático

- Este modelo es también referido como un modelo de dos niveles con intercepto aleatorio.
- Podemos ajustar también este modelo con `meprobit` o `xtprobit, re`

Las Herramientas de Stata: Modelo probit con efectos aleatorios

- Trabajaremos con datos simulados para este ejemplo.
- A continuación el código para simular el conjunto de datos de panel:

```
clear
set obs 100
set seed 1
```

```
* Panel level *
```

```
generate id=_n
generate alpha=rnormal()
expand 5
```

```
* Observation level *
```

```
bysort id:generate year=_n
xtset id year
generate x1=rnormal()
generate x2=runiform().5
generate x3=uniform()
generate u=rnormal()
```

```
* Generate dependent variable *
```

```
generate y=.5+1*x1+(-1)*x2+1*x3+alpha+u>0
```

[Sumario](#)[Idea General](#)[El Método](#)[Ecuación
fundamental
MCMC](#)[Herramientas
de Stata](#)[bayesmh](#)
[bayesstats ess](#)
[Bloques de
Parámetros](#)
[bayesgraph matrix](#)
[bayesgraph](#)
[Prefijo bayes:](#)
[bayesstats ic](#)
[bayestest model](#)
[bayesstats summary](#)[Random
Effects Probit](#)[Thinning](#)
[bayestest interval](#)[Modelo de
cambio de
punto](#)[Summary](#)[References](#)

Las Herramientas de Stata: Modelo probit con efectos aleatorios

Mostremos primero los resultados con `meprobit`:

```
. meprobit y x1 x2 x3 || id:,nolog
Mixed-effects probit regression      Number of obs      =      500
Group variable:                      id                 Number of groups   =      100
                                                                    Obs per group:
                                                                    min =            5
                                                                    avg =           5.0
                                                                    max =            5

Integration method: mvaghermite      Integration pts.    =           7
Wald chi2(3)                         =          82.83
Prob > chi2                           =          0.0000
Log likelihood = -236.88589
```

y	Coef.	Std. Err.	P> z	[95% Conf. Interval]	
x1	.9769118	.1143889	0.000	.7527138	1.20111
x2	-.9896286	.1853433	0.000	-1.352895	-.6263625
x3	.9426958	.2941061	0.001	.3662584	1.519133
_cons	.5220418	.2187448	0.017	.0933098	.9507738
id					
var(_cons)	1.31	.3835866		.7379508	2.325494

LR test vs. probit model: `chibar2(01) = 67.24` **Prob >= chibar2 = 0.0000**

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

Ajustemos ahora el modelo con `bayes`:

```
. bayes , dryrun: meprobit y x1 x2 x3 || id:
```

```
Multilevel structure
```

```
id  
  {U0}: random intercepts
```

```
Model summary
```

```
Likelihood:
```

```
  y ~ meprobit(xb_y)
```

```
Priors:
```

```
  {y:x1 x2 x3 _cons} ~ normal(0,10000) (1)
```

```
  {U0} ~ normal(0, {U0:sigma2}) (1)
```

```
Hyperprior:
```

```
  {U0:sigma2} ~ igamma(.01, .01)
```

(1) Parameters are elements of the linear form `xb_y`.

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ests
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

Resultado de la regresión con `bayes`:

```
. bayes , nomodelsummary nodots rseed(123): meprobit y x1 x2 x3 || id:
Burn-in ...
Simulation ...
Multilevel structure
```

```
id
      {U0}: random intercepts
```

```
Bayesian multilevel probit regression      MCMC iterations =      12,500
Random-walk Metropolis-Hastings sampling  Burn-in           =       2,500
                                           MCMC sample size =     10,000
                                           Number of groups =      100
Group variable: id
                                           Obs per group:
                                           min =              5
                                           avg =             5.0
                                           max =              5
                                           Number of obs     =      500
                                           Acceptance rate   =     .3247
                                           Efficiency: min   =     .01333
                                           avg              =     .02736
                                           max              =     .04012
```

```
Family : Bernoulli
Link   : probit
```

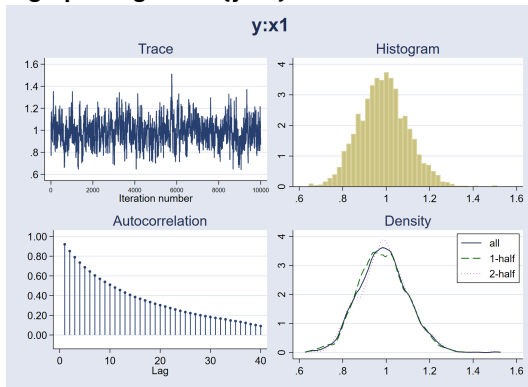
```
Log marginal likelihood
```

		Mean	Std. Dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% Cred. Interval]	
y	x1	.9866518	.1129356	.006316	.9850336	.7789124	1.215904
	x2	-1.005328	.1793814	.009673	-1.003398	-1.357951	-.6617393
	x3	.9856235	.2968089	.014819	.9666234	.4282133	1.591159
	_cons	.5051288	.2055344	.017802	.5032979	.0933563	.889766
id	U0:sigma2	1.432124	.4234419	.032504	1.388553	.7326054	2.388284

Note: Default priors are used for model parameters.

- Veamos los gráficos de diagnóstico para x1:

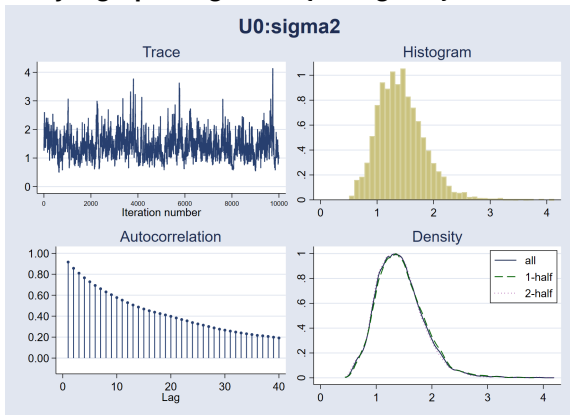
. bayesgraph diagnostic {y:x1}



- Se observan tendencias para algunos períodos en el gráfico de rastreo.
- La correlación es persistente durante aproximadamente 25 períodos.

- Veamos ahora los gráficos de diagnóstico para U0:sigma2

. bayesgraph diagnostic {U0:sigma2}



- También se observan tendencias en el gráfico de rastreo.
- La correlación es persistente durante aproximadamente 30 períodos.

Las Herramientas de Stata: Filtrado (thinning)

- Podemos reducir la autocorrelación filtrando la secuencia de los valores simulados.
- Se descarta un número pre-especificado de los valores simulados generados en la secuencia de iteraciones de selecciones aleatorias para el método MCMC.
- Se especifica la opción 'thinning(#)' para indicar que Stata debe guardar los valores simulados cada $(1+k*\#)$ iteración ($k=0,1,2,\dots$).
- Usemos 'thinning(5)' en nuestro ejemplo anterior:

```
bayes ,nomodelsummary nodots rseed(123) ///  
thinning(5): meprobit y x1 x2 x3 || id:
```

Las Herramientas de Stata: Filtrado (thinning)

Resultado de la regresión usando 'thinning(5)':

```
. bayes,nomodelsummary nodots rseed(123) thinning(5):meprobit y x1 x2 x3 || id:
note: discarding every 4 sample observations; using observations 1,6,11,...
```

```
Burn-in ...
Simulation ...
Multilevel structure
```

```
id
{U0}: random intercepts
```

```
Bayesian multilevel probit regression
Random-walk Metropolis-Hastings sampling
```

```
MCMC iterations = 52,496
Burn-in = 2,500
MCMC sample size = 10,000
Number of groups = 100
Obs per group:
```

```
min = 5
avg = 5.0
max = 5
```

```
Family : Bernoulli
Link : probit
```

```
Number of obs = 500
Acceptance rate = .3268
Efficiency: min = .05399
avg = .102
max = .1628
```

```
Log marginal likelihood
```

		Mean	Std. Dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% Cred. Interval]	
y	x1	.9977099	.1181726	.003773	.9936143	.7810441	1.242439
	x2	-1.018063	.1892596	.00557	-1.012598	-1.396798	-.6509636
	x3	.9539304	.2936949	.007279	.9514395	.3823801	1.52913
	_cons	.5433822	.2205077	.00949	.5398387	.1216346	.9847166
id	U0:sigma2	1.456558	.4384163	.015537	1.401461	.7611919	2.463175

Note: Default priors are used for model parameters.

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

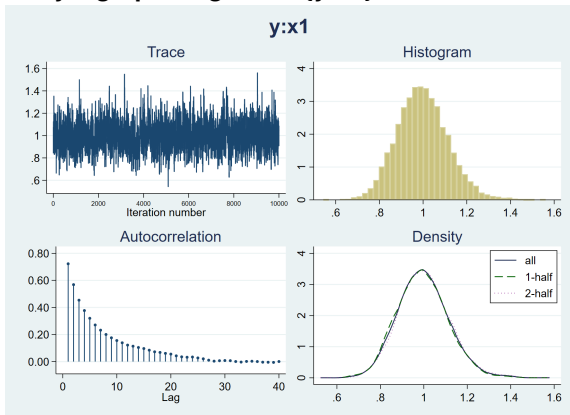
Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

- Veamos los gráficos de diagnóstico para x1:

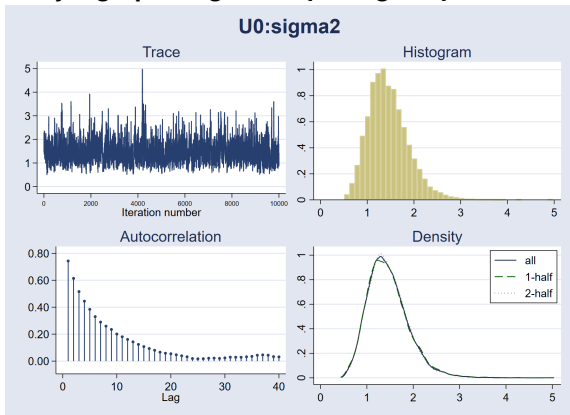
. bayesgraph diagnostic {y:x1}



- El gráfico de rastreo sugiere convergencia en este caso.
- La autocorrelación se reduce rápidamente y se hace imperceptible luego de 15 períodos.

- Veamos ahora los gráficos de diagnóstico para U0:sigma2

. bayesgraph diagnostic {U0:sigma2}



- El gráfico de rastreo también sugiere convergencia.
- Al igual que para x1, la autocorrelación se hace imperceptible luego de 15 períodos.

Las Herramientas de Stata: `bayestest interval`

- Podemos usar `bayestest interval` para estimar la probabilidad de que algún parámetro del modelo esté contenido en un intervalo determinado.
- Para parámetros continuos la hipótesis se formula en términos de intervalos.
- Para parámetros con distribuciones posteriores discretas se pueden formular hipótesis puntuales.
- `bayestest interval` estima la distribución posterior para hipótesis nula sobre intervalos.
- `bayestest interval` reporta la media de la probabilidad, estimada a partir de la distribución posterior.

```
bayestest interval ( {y:x1} ,lower(.9) upper(1.02)) ///  
                   ( {y:x2} ,lower(-1.1) upper(-.8))
```

- Podemos obtener estimaciones para tests individuales acerca de los parámetros del modelo:

```
. bayestest interval ({y:x1},lower(.9) upper(1.02)) ///
>                    ({y:x2},lower(-1.1) upper(-.8))

Interval tests      MCMC sample size =    10,000
      prob1 :      .9 < {y:x1} < 1.02
      prob2 :    -1.1 < {y:x2} < -.8
```

	Mean	Std. Dev.	MCSE
prob1	.3888	0.48750	.0077073
prob2	.5474	0.49777	.0097517

- También podemos obtener resultados para tests sobre hipótesis conjuntas:

```
. bayestest interval (({y:x1},lower(.9) upper(1.02)) ///
>                    ({y:x2},lower(-1.1) upper(-.8)), joint)

Interval tests      MCMC sample size =    10,000
      prob1 :      .9 < {y:x1} < 1.02, -1.1 < {y:x2} < -.8
```

	Mean	Std. Dev.	MCSE
prob1	.2249	0.41754	.0066399

- Podemos obtener estimaciones para tests individuales acerca de los parámetros del modelo:

```
. bayestest interval ({y:x1},lower(.9) upper(1.02)) ///
>                    ({y:x2},lower(-1.1) upper(-.8))

Interval tests      MCMC sample size =    10,000
      prob1 :      .9 < {y:x1} < 1.02
      prob2 :    -1.1 < {y:x2} < -.8
```

	Mean	Std. Dev.	MCSE
prob1	.3888	0.48750	.0077073
prob2	.5474	0.49777	.0097517

- También podemos obtener resultados para tests sobre hipótesis conjuntas:

```
. bayestest interval (({y:x1},lower(.9) upper(1.02)) ///
>                    ({y:x2},lower(-1.1) upper(-.8)), joint)

Interval tests      MCMC sample size =    10,000
      prob1 :      .9 < {y:x1} < 1.02, -1.1 < {y:x2} < -.8
```

	Mean	Std. Dev.	MCSE
prob1	.2249	0.41754	.0066399

Ecuación
fundamental
MCMC

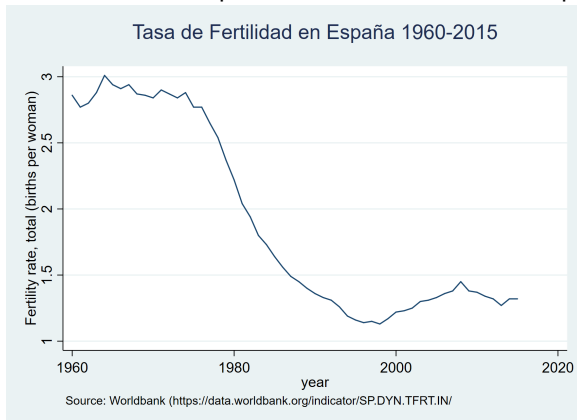
bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Thinning
bayestest interval

Modelo de cambio de punto

Las Herramientas de Stata: Modelo de cambio de punto

- Trabajemos ahora con un ejemplo donde debemos escribir nuestro modelo usando una expresión sustituible.
- Tenemos datos anuales para la tasa de fertilidad en España:



- La serie tiene un cambio significativo luego de 1980.
- Podríamos considerar ajustar un modelo de cambio de punto.

Las Herramientas de Stata: Muestreo de Gibbs

Especificación del modelo de cambio de punto con bloques de parámetros para MCMC

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

```

bayesmh fertil = ({mu1}*sign(year<{cp})           ///
                + {mu2}*sign(year>={cp})),       ///
likelihood(normal({var}))                       ///
prior({mu1}, normal(1,5))                       ///
prior({mu2}, normal(5,5))                       ///
prior({cp}, uniform(1960,2015))                 ///
prior({var}, igamma(2,1))                       ///
initial({mu1} 5 {mu2} 1 {cp} 1960)              ///
block(var, gibbs) block(cp) blocksummary        ///
rseed(123) mcmcsiz(40000)                       ///
dots(500,every(5000))                           ///
title(Modelo de Cambio de Punto)

```

Las Herramientas de Stata: Muestreo de Gibbs

Especificación del modelo de cambio de punto con bloques de parámetros para MCMC

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

```

bayesmh fertil = ({mu1}*sign(year<{cp})           ///
                  + {mu2}*sign(year>={cp})),      ///
likelihood(normal({var}))                       ///
prior({mu1}, normal(1,5))                       ///
prior({mu2}, normal(5,5))                       ///
prior({cp}, uniform(1960,2015))                ///
prior({var}, igamma(2,1))                       ///
initial({mu1} 5 {mu2} 1 {cp} 1960)              ///
block(var, gibbs) block(cp) blocksummary      ///
rseed(123) mcmcsize(40000)                   ///
dots(500, every(5000))                         ///
title(Modelo de Cambio de Punto)
    
```

Las Herramientas de Stata: Muestreo de Gibbs

Especificación del modelo de cambio de punto con bloques de
parámetros para MCMC

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMCHerramientas
de Statabayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summaryRandom
Effects ProbitThinning
bayestest intervalModelo de
cambio de
punto

Summary

References

```
bayesmh fertil = ({mu1}*sign(year<{cp})           ///
                  + {mu2}*sign(year>={cp})),      ///
likelihood(normal({var}))                        ///
prior({mu1}, normal(1,5))                        ///
prior({mu2}, normal(5,5))                        ///
prior({cp}, uniform(1960,2015))                 ///
prior({var}, igamma(2,1))                       ///
initial({mu1} 5 {mu2} 1 {cp} 1960)              ///
block(var, gibbs) block(cp) blocksummary        ///
rseed(123) mcmcsiz(40000)                       ///
dots(500,every(5000))                           ///
title(Modelo de Cambio de Punto)
```

Las Herramientas de Stata: Muestreo de Gibbs

Especificación del modelo de cambio de punto con bloques de parámetros para MCMC

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

```
. bayesmh fertil={({mu1}*sign(year<{cp}))+{mu2}*sign(year>={cp})), ///
>      likelihood(normal({var}))      ///
>      prior({mu1}, normal(0,5))      ///
>      prior({mu2}, normal(5,5))      ///
>      prior({cp}, uniform(1960,2015)) ///
>      prior({var}, igamma(2,1))      ///
>      initial({mu1} 5 {mu2} 1 {cp} 1960) ///
>      block(var, gibbs) block(cp) blocksummary ///
>      rseed(123) mcmcsz(40000) dots(500, every(5000)) ///
>      title(Modelo de Cambio de Punto)
```

Burn-in 2500 aaaaa done

```
Simulation 40000 .....5000.....10000.....15000.....20000
> .....25000.....30000.....35000.....40000 done
```

Model summary

Likelihood:

```
fertility ~ normal({mu1}*sign(year<{cp}))+{mu2}*sign(year>={cp}), {var})
```

Priors:

```
{var} ~ igamma(2,1)
{mu1} ~ normal(0,5)
{mu2} ~ normal(5,5)
{cp}  ~ uniform(1960,2015)
```

Block summary

```
1:  {var}                                     (Gibbs)
2:  {cp}
3:  {mu1} {mu2}
```

Las Herramientas de Stata: Muestreo de Gibbs

Especificación del modelo de cambio de punto con bloques de parámetros para MCMC

```
. bayesmh fertil={({mu1}*sign(year<{cp}))+{mu2}*sign(year>={cp})), ///
> likelihood(normal({var})) ///
> prior({mu1}, normal(0,5)) ///
> prior({mu2}, normal(5,5)) ///
> prior({cp}, uniform(1960,2015)) ///
> prior({var}, igamma(2,1)) ///
> initial({mu1} 5 {mu2} 1 {cp} 1960) ///
> block(var, gibbs) block(cp) blocksummary ///
> rseed(123) mcmcsiz(40000) dots(500, every(5000)) ///
> title(Modelo de Cambio de Punto)
```

```
Modelo de Cambio de Punto                MCMC iterations =      42,500
Metropolis-Hastings and Gibbs sampling     Burn-in           =       2,500
                                           MCMC sample size =    40,000
                                           Number of obs     =       56
                                           Acceptance rate   =     .5704
                                           Efficiency: min   =    .08572
                                           avg               =     .2629
                                           max               =     .7203

Log marginal likelihood = -16.240692
```

	Mean	Std. Dev.	MCSE	Median	Equal-tailed [95% Cred. Interval]	
cp	1980.87	.7407595	.010454	1980.772	1979.439	1982.517
mu1	2.771024	.0654542	.001118	2.770196	2.64247	2.897339
mu2	1.376056	.0489823	.000706	1.375648	1.281815	1.472107
var	.078699	.0152773	.000009	.0768054	.0541305	.1136579

Sumario

Idea General

El Método

Ecuación
fundamental
MCMC

Herramientas
de Stata

bayesmh
bayesstats ess
Bloques de
Parámetros
bayesgraph matrix
bayesgraph
Prefijo bayes:
bayesstats ic
bayestest model
bayesstats summary

Random
Effects Probit

Thinning
bayestest interval

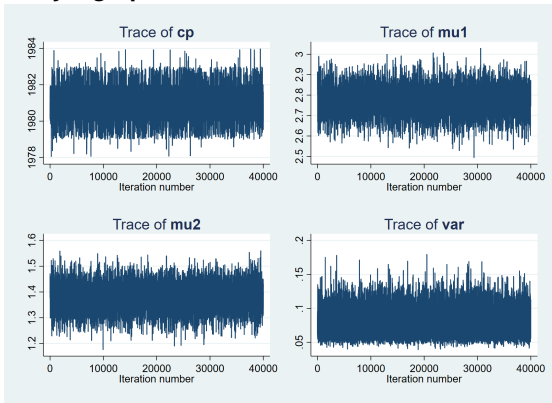
Modelo de
cambio de
punto

Summary

References

- Usamos `bayesgraph trace` para ver los gráficos de rastreo para la estimación con bloques de parámetros.

. `bayesgraph trace`

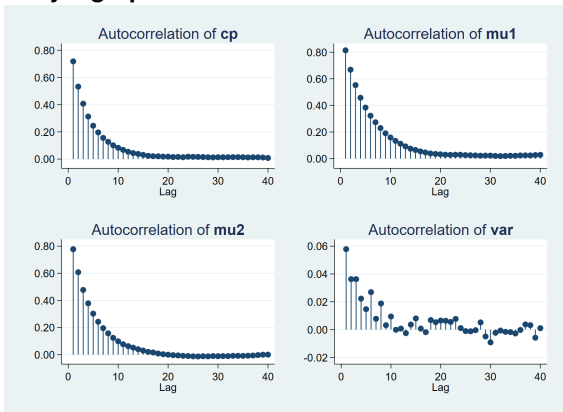


- La evidencia gráfica indica que parece haberse alcanzado la convergencia.

Las Herramientas de Stata: `bayesgraph ac`

- Evaluamos los gráficos producidos por `bayesgraph ac` para establecer conclusiones acerca de la autocorrelación.

. `bayesgraph ac`



- La autocorrelación se reduce rápidamente y se ubica muy cercana a zero para todos los parámetros..

Sumario

- 1 Análisis Bayesiano: Idea general
- 2 Conceptos Básicos
 - El Método
 - Las Herramientas
- 3 Ejemplos
- 4 Frecuentista vs. Bayesiano... o Ampliación de las herramientas de estimación
- 5 El prefijo `bayes`

Referencias

Cameron, A. and Trivedi, P. 2005. *Microeconometric Methods and Applications*. Cambridge University Press, Section 13.2.2, 422—423.

Hahn, Eugene D. 2014. *Bayesian Methods for Management and Business: Pragmatic Solutions for Real Problems*. John Wiley and Sons.

Shamdasany, P. 2011. *Smart Money*. South China Morning Post. p. 2., Jul. 4.