Estimación en áreas pequeñas

Métodos indirectos basados en modelos: EBLUP basado en el modelo BHF y el método ELL

Andrés Gutiérrez Comisión Económica para América Latina y el Caribe

2019

- BLUP/EBLUP basado en el modelos con errores anidados (BHF)
- Método ELL
- Resultados: Estimación de ingreso medio en sectores de Montevideo

BLUP/EBLUP basado en el modelos con errores anidados (BHF) Método ELL Resultados: Estimación de ingre

Referencias

Referencias

 Molina, Isabel. Estudio de los límites de desagregación de dates en encuestas de hogares para subgrupos de población y áreas geográficas y los requerimientos para superarlos: Fase II. CEPAL.

Referencias

 Molina, Isabel. Estudio de los límites de desagregación de dates en encuestas de hogares para subgrupos de población y áreas geográficas y los requerimientos para superarlos: Fase II. CEPAL.

Referencias

- ©018) Molina, Isabel. Estudio de los límites de desagregación de dates en encuestas de hogares para subgrupos de población y áreas geográficas y los requerimientos para superarlos: Fase II. CEPAL.
- (2015) Rao, J.N.K y Isabel Molina. Small Area Estimation. Second ed. Wiley Series in Survey Methodology.

Introducción

 Nuevamente, los estimadores para áreas basados en modelos se consideran modelos indirectos porque usan información de otras áreas.

Introducción

- Nuevamente, los estimadores para áreas basados en modelos se consideran modelos indirectos porque usan información de otras áreas.
- Los estimadores basados en modelos incorporan la heterogeneidad que no puede ser explicada por las variables auxiliares coleccionadas.

Introducción

- Nuevamente, los estimadores para áreas basados en modelos se consideran modelos indirectos porque usan información de otras áreas.
- Los estimadores basados en modelos incorporan la heterogeneidad que no puede ser explicada por las variables auxiliares coleccionadas.
- Esto se realiza incorporando efectos aleatorios de las áreas en los modelos de interés.

 $BLUP/EBLUP\ basado\ en\ el\ modelos\ con\ errores\ anidados\ (BHF)\ \ M\'etodo\ ELL\ \ Resultados:\ Estimaci\'on\ de\ ingres$

BLUP/EBLUP basado en el modelos con errores anidados (BHF)

El modelo con errores anidados fue propuesto por Battese,
 Harter, and Fuller (1988) para explicar el crecimiento de varios cultivos en Estados Unidos.

- El modelo con errores anidados fue propuesto por Battese,
 Harter, and Fuller (1988) para explicar el crecimiento de varios cultivos en Estados Unidos.
- El modelo relaciona en una forma lineal una variable Y_{di} para el individuo i en el área d con p variables auxiliares.

- El modelo con errores anidados fue propuesto por Battese,
 Harter, and Fuller (1988) para explicar el crecimiento de varios cultivos en Estados Unidos.
- El modelo relaciona en una forma lineal una variable Y_{di} para el individuo i en el área d con p variables auxiliares.
- Es diferente del modelo Fay Herriot pues el modelo FH relaciona los estimadores directos a variables auxiliares.

El Modelo viene dado por

$$Y_{di} = \mathbf{x}'_{di}\beta + u_d + e_{di}, \quad i = 1, ..., N_d, \ d = 1, ..., D,$$

donde β es el vector de coeficientes, u_d es el efecto aleatorio a nivel de área que representa la heterogeneidad no explicada de los valores Y_{di} , y e_{di} es el error a nivel del individuo.

 Los efectos aleatorios se consideran independientes de los errores, con

$$u_d \stackrel{iid}{\sim} (0, \sigma_u^2)$$

У

$$e_{di} \stackrel{ind}{\sim} (0, \sigma_e^2 k_{di}^2)$$

 Los efectos aleatorios se consideran independientes de los errores, con

$$u_d \stackrel{iid}{\sim} (0, \sigma_u^2)$$

y

$$e_{di} \stackrel{ind}{\sim} (0, \sigma_e^2 k_{di}^2)$$

• siendo k_{di} constantes conocidas que representan la posible heteroscedasticidad.

 La media del área d se puede escribir con la suma de los valores muestreados y los no muestreados, en esta forma:

$$\overline{Y}_d = N_d^{-1} \left(\sum_{i \in s_d} Y_{di} + \sum_{i \in r_d} Y_{di} \right)$$

 La media del área d se puede escribir con la suma de los valores muestreados y los no muestreados, en esta forma:

$$\overline{Y}_d = N_d^{-1} \left(\sum_{i \in s_d} Y_{di} + \sum_{i \in r_d} Y_{di} \right)$$

 El estimador BLUP basado en nuestro modelo se obtiene ajustando el modelo con los valores muestreados para predecir los no muestreados:

$$\tilde{Y}_d^{BLUP} = N_d^{-1} \left(\sum_{i \in s_d} Y_{di} + \sum_{i \in r_d} \tilde{Y}_{di}^{BLUP} \right)$$

ullet Para estimar $ilde{Y}^{BLUP}_{di}$, usamos

$$\tilde{Y}_{di}^{BLUP} = \mathbf{x}_{di}^{\prime} \tilde{\boldsymbol{\beta}} + \tilde{\boldsymbol{u}}_{d}$$

donde

$$\tilde{u}_d = \gamma_d (\bar{y}_{da} - \bar{\mathbf{x}}'_{da} \tilde{\boldsymbol{\beta}}),$$

y

$$\gamma_d = \sigma_u^2 / (\sigma_u^2 + \sigma_e^2 / a_d.)$$

ullet Para estimar $ilde{Y}^{BLUP}_{di}$, usamos

$$\tilde{Y}_{di}^{BLUP} = \mathbf{x}_{di}^{\prime} \tilde{\boldsymbol{\beta}} + \tilde{\boldsymbol{u}}_{di}$$

donde

$$\tilde{u}_d = \gamma_d (\bar{y}_{da} - \bar{\mathbf{x}}'_{da} \tilde{\boldsymbol{\beta}}),$$

У

$$\gamma_d = \sigma_u^2 / (\sigma_u^2 + \sigma_e^2 / a_d.)$$

• $\bar{y}_{da} = a_{d.}^{-1} \sum_{i \in s_d} a_{di} Y_{di}$ y $\bar{\mathbf{x}}_{da} = a_{d.}^{-1} \sum_{i \in s_d} a_{di} \mathbf{x}_{di}$ son las medias muestrales ponderadas con pesos $a_{di} = k_{di}^{-2}$, donde $a_{d.} = \sum_{i \in s_d} a_{di}$

• Definamos $\mathbf{y}_d = (Y_{d1}, \dots, Y_{dN_d})'$ un vector de variables respuestas para el área d y $\mathbf{X}_d = (\mathbf{x}_{d1}, \dots, \mathbf{x}_{dN_d})'$ la matriz de covariables en el área d.

- Definamos $\mathbf{y}_d = (Y_{d1}, \dots, Y_{dN_d})'$ un vector de variables respuestas para el área d y $\mathbf{X}_d = (\mathbf{x}_{d1}, \dots, \mathbf{x}_{dN_d})'$ la matriz de covariables en el área d.
- Bajo el modelo de errores anidados, $\mathbf{y}_d \overset{ind}{\sim} N(\mathbf{X}_d \beta, \mathbf{V}_d)$, $d = 1, \dots, D$, donde

$$\mathbf{V}_d = \sigma_u^2 \mathbf{1}_{N_d} \mathbf{1}_{N_d}' + \sigma_e^2 \mathbf{A}_d,$$

- Definamos $\mathbf{y}_d = (Y_{d1}, \dots, Y_{dN_d})'$ un vector de variables respuestas para el área d y $\mathbf{X}_d = (\mathbf{x}_{d1}, \dots, \mathbf{x}_{dN_d})'$ la matriz de covariables en el área d.
- Bajo el modelo de errores anidados, $\mathbf{y}_d \overset{ind}{\sim} N(\mathbf{X}_d \boldsymbol{\beta}, \mathbf{V}_d)$, $d = 1, \dots, D$, donde

$$\mathbf{V}_d = \sigma_u^2 \mathbf{1}_{N_d} \mathbf{1}_{N_d}' + \sigma_e^2 \mathbf{A}_d,$$

• $\mathbf{A}_d = \text{diag}(k_{di}^2; i = 1, ..., N_d)$

Sea

$$\mathbf{V}_d = \sigma_u^2 \mathbf{1}_{N_d} \mathbf{1}_{N_d}' + \sigma_e^2 \mathbf{A}_d, = \begin{pmatrix} \mathbf{V}_{ds} & \mathbf{V}_{dsr} \\ \mathbf{V}_{drs} & \mathbf{V}_{dr} \end{pmatrix}$$

donde s representa los individuos muestreados y r representa los no muestreados.

Sea

$$\mathbf{V}_d = \sigma_u^2 \mathbf{1}_{N_d} \mathbf{1}_{N_d}' + \sigma_e^2 \mathbf{A}_d, = \begin{pmatrix} \mathbf{V}_{ds} & \mathbf{V}_{dsr} \\ \mathbf{V}_{drs} & \mathbf{V}_{dr} \end{pmatrix}$$

donde s representa los individuos muestreados y r representa los no muestreados.

ullet Entonces, el estimador de MMCC ponderados de eta está dado por

$$ilde{eta} = \left(\sum_{d=1}^D \mathbf{X}_{ds} \mathbf{V}_{ds}^{-1} \mathbf{X}_{ds}'\right)^{-1} \sum_{d=1}^D \mathbf{X}_{ds} \mathbf{V}_{ds}^{-1} \mathbf{y}_{ds}$$

• Para áreas donde $n_d/N_d \approx 0$, el BLUP de la media \overline{Y}_d se puede escribir como

$$\tilde{\overline{Y}}_{d}^{BLUP} \approx \gamma_{d} \left\{ \bar{\mathbf{y}}_{da} + (\bar{\mathbf{X}}_{d} - \bar{\mathbf{x}}_{da})' \tilde{\boldsymbol{\beta}} \right\} + (1 - \gamma_{d}) \bar{\mathbf{X}}_{d}' \tilde{\boldsymbol{\beta}},$$

lo que representa una suma ponderada entre $\bar{y}_{da} + (\bar{\mathbf{X}}_d - \bar{\mathbf{x}}_{da})'\tilde{\boldsymbol{\beta}}$, conocido como estimador "survey regression" y el estimador sintético de regresión, $\bar{\mathbf{X}}_d'\tilde{\boldsymbol{\beta}}$.

• Para áreas donde $n_d/N_d \approx 0$, el BLUP de la media \overline{Y}_d se puede escribir como

$$\tilde{\overline{Y}}_{d}^{BLUP} \approx \gamma_{d} \left\{ \bar{\mathbf{y}}_{da} + (\bar{\mathbf{X}}_{d} - \bar{\mathbf{x}}_{da})'\tilde{\boldsymbol{\beta}} \right\} + (1 - \gamma_{d})\bar{\mathbf{X}}_{d}'\tilde{\boldsymbol{\beta}},$$

lo que representa una suma ponderada entre $\bar{y}_{da} + (\bar{\mathbf{X}}_d - \bar{\mathbf{x}}_{da})'\tilde{\boldsymbol{\beta}}$, conocido como estimador "survey regression" y el estimador sintético de regresión, $\bar{\mathbf{X}}_d'\tilde{\boldsymbol{\beta}}$.

• El estimador "survey-regression" se obtiene de ajustar el mismo modelo de errores anidados, pero tomando los efectos de las áreas u_d como fijos en lugar de aleatorios.

Para interpretar

$$\tilde{\overline{Y}}_d^{BLUP} \approx \gamma_d \left\{ \bar{\mathbf{y}}_{da} + (\bar{\mathbf{X}}_d - \bar{\mathbf{x}}_{da})' \tilde{\boldsymbol{\beta}} \right\} + (1 - \gamma_d) \bar{\mathbf{X}}_d' \tilde{\boldsymbol{\beta}},$$

consideremos un modelo homoscedástico, es decir $k_{di} = 1$.

Para interpretar

$$\tilde{\overline{Y}}_{d}^{BLUP} \approx \gamma_{d} \left\{ \bar{\mathbf{y}}_{da} + (\bar{\mathbf{X}}_{d} - \bar{\mathbf{x}}_{da})' \tilde{\boldsymbol{\beta}} \right\} + (1 - \gamma_{d}) \bar{\mathbf{X}}_{d}' \tilde{\boldsymbol{\beta}},$$

consideremos un modelo homoscedástico, es decir $k_{di} = 1$.

• En este caso, $\gamma_d = \sigma_u^2/(\sigma_u^2 + \sigma_e^2/n_d)$.

Para interpretar

$$\tilde{\overline{Y}}_{d}^{BLUP} \approx \gamma_{d} \left\{ \bar{\mathbf{y}}_{da} + (\bar{\mathbf{X}}_{d} - \bar{\mathbf{x}}_{da})' \tilde{\boldsymbol{\beta}} \right\} + (1 - \gamma_{d}) \bar{\mathbf{X}}_{d}' \tilde{\boldsymbol{\beta}},$$

consideremos un modelo homoscedástico, es decir $k_{di} = 1$.

- En este caso, $\gamma_d = \sigma_u^2/(\sigma_u^2 + \sigma_e^2/n_d)$.
- Para un tamaño n_d pequeño, γ_d es cercano a uno y el BLUP se acerca al estimador "survey regression".

Para interpretar

$$\tilde{\overline{Y}}_{d}^{BLUP} \approx \gamma_{d} \left\{ \bar{\mathbf{y}}_{da} + (\bar{\mathbf{X}}_{d} - \bar{\mathbf{x}}_{da})' \tilde{\boldsymbol{\beta}} \right\} + (1 - \gamma_{d}) \bar{\mathbf{X}}_{d}' \tilde{\boldsymbol{\beta}},$$

consideremos un modelo homoscedástico, es decir $k_{di} = 1$.

- En este caso, $\gamma_d = \sigma_u^2/(\sigma_u^2 + \sigma_e^2/n_d)$.
- Para un tamaño n_d pequeño, γ_d es cercano a uno y el BLUP se acerca al estimador "survey regression".
- También si σ_u^2 es grande comparada con σ_e^2/n_d , el BLUP acerca al estimador "survey regression".

• Si sustituimos los verdaderos valores, $\theta = (\sigma_u^2, \sigma_e^2)'$ con $\hat{\theta} = (\hat{\sigma}_u^2, \hat{\sigma}_e^2)'$, obtenemos el estimador EBIUP:

$$\hat{\hat{Y}}_{d}^{EBLUP} = N_{d}^{-1} \left(\sum_{i \in s_{d}} Y_{di} + \sum_{i \in r_{d}} \hat{Y}_{di}^{EBLUP} \right)$$

donde

$$Y_{di}^{EBLUP} = \mathbf{x}_{di}'\hat{\boldsymbol{\beta}} + \hat{u}_d$$

• En el EBLUP $Y_{di}^{EBLUP} = \mathbf{x}'_{di}\hat{\boldsymbol{\beta}} + \hat{u}_d$, $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ es el resultado de sustituir $\boldsymbol{\theta}$ por $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ en $\tilde{\boldsymbol{\beta}}$.

- En el EBLUP $Y_{di}^{EBLUP} = \mathbf{x}_{di}'\hat{\boldsymbol{\beta}} + \hat{u}_d$, $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ es el resultado de sustituir $\boldsymbol{\theta}$ por $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ en $\tilde{\boldsymbol{\beta}}$.
- Donde

$$\hat{u}_d = \hat{\gamma}_d(\bar{y}_{da} - \bar{\mathbf{x}}'_{da}\hat{\boldsymbol{\beta}})$$

y

$$\hat{\gamma}_d = \hat{\sigma}_u^2 / (\hat{\sigma}_u^2 + \hat{\sigma}_e^2 / a_d.)$$

BLUP/EBLUP basado en el modelo BHF: Sesgo y ECM

 El EBLUP, al igual que el BLUP, sigue siendo insesgado bajo el modelo.

BLUP/EBLUP basado en el modelo BHF: Sesgo y ECM

- El EBLUP, al igual que el BLUP, sigue siendo insesgado bajo el modelo.
- Ni el BLUP ni el EBLUP son insesgados bajo el diseño muestral.

- El EBLUP, al igual que el BLUP, sigue siendo insesgado bajo el modelo.
- Ni el BLUP ni el EBLUP son insesgados bajo el diseño muestral.
- No obstante, los estimadores BLUP y EBLUP aumenten la eficiencia respecto de los estimadores directos y respecto de los estimadores FH porque usan información mucho más detallada.

• Para un área no muestreada, fijamos $\gamma_d=0$, obtenemos el estimador sintético de regresión $\bar{\mathbf{X}}_d'\hat{\boldsymbol{\beta}}$.

- Para un área no muestreada, fijamos $\gamma_d = 0$, obtenemos el estimador sintético de regresión $\bar{\mathbf{X}}_d'\hat{\boldsymbol{\beta}}$.
- Bajo MAS (muestreo aleatorio simple) y $k_{di}=1$ para todas los i y d, y $n_d/N_d\approx 0$, el sesgo absoluto relativo (SAR) bajo el diseño es igual a

$$(1 - \gamma_d) \left| \frac{\bar{Y}_d - \bar{\mathbf{X}}_d' \beta}{\bar{Y}_d} \right| \le \left| \frac{\bar{Y}_d - \bar{\mathbf{X}}_d' \beta}{\bar{Y}_d} \right|,$$

- Para un área no muestreada, fijamos $\gamma_d = 0$, obtenemos el estimador sintético de regresión $\bar{\mathbf{X}}_d'\hat{\boldsymbol{\beta}}$.
- Bajo MAS (muestreo aleatorio simple) y $k_{di}=1$ para todas los i y d, y $n_d/N_d\approx 0$, el sesgo absoluto relativo (SAR) bajo el diseño es igual a

$$\left| (1 - \gamma_d) \left| \frac{\bar{Y}_d - \bar{\mathbf{X}}_d' \beta}{\bar{Y}_d} \right| \le \left| \frac{\bar{Y}_d - \bar{\mathbf{X}}_d' \beta}{\bar{Y}_d} \right|,$$

• es decir, es menor que el sesgo absoluto relativo bajo el diseño del estimador sintético de regresión $\bar{\mathbf{X}}_d'\beta$ para el mismo vector de coeficientes β , $|(\bar{Y}_d - \bar{\mathbf{X}}_d'\beta)/\bar{Y}_d|$, mientras $\gamma_d > 0$.

Para estimar el ECM del EBLUP $\hat{\bar{Y}}_d^{EBLUP}$ de \bar{Y}_d , podemos usar un procedimiento bootstrap:

1) Ajustar el modelo de errores anidados $Y_{di} = \mathbf{x}'_{di}\beta + u_d + e_{di}$ a los datos de la muestra para obtener estimadores de los parámetros $\hat{\beta}$, $\hat{\sigma}_u^2$ y $\hat{\sigma}_e^2$.

Para estimar el ECM del EBLUP $\hat{\bar{Y}}_d^{EBLUP}$ de \bar{Y}_d , podemos usar un procedimiento bootstrap:

- 1) Ajustar el modelo de errores anidados $Y_{di} = \mathbf{x}'_{di}\beta + u_d + e_{di}$ a los datos de la muestra para obtener estimadores de los parámetros $\hat{\beta}$, $\hat{\sigma}_u^2$ y $\hat{\sigma}_e^2$.
- 2) Generar los efectos de las áreas de la forma $u_d^{*(b)} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \hat{\sigma}_u^2),$ $d=1,\ldots,D$

3) Generar errores bootstrap para las unidades de la muestra en el área, $e_{di}^{*(b)} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \hat{\sigma}_e^2)$, $i \in s_d$. Generar también las medias poblacionales de los errores en las áreas, $\bar{E}_d^{*(b)} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \hat{\sigma}_e^2/N_d)$, $d=1,\ldots,D$

- 3) Generar errores bootstrap para las unidades de la muestra en el área, $e_{di}^{*(b)} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \hat{\sigma}_e^2)$, $i \in s_d$. Generar también las medias poblacionales de los errores en las áreas, $\bar{E}_d^{*(b)} \stackrel{iid}{\sim} N(0, \hat{\sigma}_e^2/N_d)$, $d=1,\ldots,D$
- 4) Calcular las verdaderas medias bootstrap de las áreas,

$$\bar{Y}_d^{*(b)} = \bar{\mathbf{X}}_d' \hat{\boldsymbol{\beta}} + u_d^{*(b)} + \bar{E}_d^{*(b)}, \quad d = 1, \dots, D$$

Nótese que que este cómputo no requiere los valores individuales de $\mathbf{x}_d i$ para unidades fuera de la muestra.

5) Usando los valores de las p variables auxiliares, generar las variables respuestas

$$Y_{di}^{*(b)} = \mathbf{x}'_{di}\hat{\boldsymbol{\beta}} + u_d^{*(b)} + e_{di}^{*(b)}, \quad i \in s_d, \quad d = 1, \dots, D$$

5) Usando los valores de las p variables auxiliares, generar las variables respuestas

$$Y_{di}^{*(b)} = \mathbf{x}'_{di}\hat{\boldsymbol{\beta}} + u_d^{*(b)} + e_{di}^{*(b)}, \quad i \in s_d, \quad d = 1, \dots, D$$

6) Para la muestra original $s = s_1 \cup \cdots \cup s_D$, sea $\mathbf{y}_s^{*(b)} = ((\mathbf{y}_{1s}^{*(b)})', \ldots, (\mathbf{y}_{Ds}^{*(b)})')'$ el vector bootstrap de valores en la muestra. Ajustar el modelo de errores anidados a los datos bootstrap $\mathbf{y}_s^{*(b)}$ y calcular los EBLUPs bootstrap $\hat{Y}_d^{EBLUP*(b)}$, $d = 1, \ldots, D$.

7) Repetir los pasos 2-6 para $b=1,\ldots,B$. El estimador "naive bootstrap" del ECM de los EBLUP \hat{Y}_d^{EBLUP} viene dado por:

$$\mathit{mse}_B(\hat{ar{Y}}_d^{\mathit{EBLUP}}) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \left(\hat{ar{Y}}_d^{\mathit{EBLUP}*(b)} - \bar{Y}_d^{*(b)}\right)^2, \quad d = 1, \dots, D$$

Este estimador no es insesgado de segundo orden, sino de primer orden; es decir, su sesgo no decrece más rápido que D^{-1} cuando el número de áreas D crece.

Indicadores objetivos: Medias/Totales de la variable de interés

- Indicadores objetivos: Medias/Totales de la variable de interés
- Requerimientos de datos:

- Indicadores objetivos: Medias/Totales de la variable de interés
- Requerimientos de datos:
 - Microdatos de las p variables auxiliares de la encuesta con la variable de interés.

- Indicadores objetivos: Medias/Totales de la variable de interés
- Requerimientos de datos:
 - Microdatos de las p variables auxiliares de la encuesta con la variable de interés.
 - Área de interés obtenida de la misma encuesta.

- Indicadores objetivos: Medias/Totales de la variable de interés
- Requerimientos de datos:
 - Microdatos de las p variables auxiliares de la encuesta con la variable de interés.
 - Área de interés obtenida de la misma encuesta.
 - Medias poblacionales de las p variables auxiliares en las áreas, $\overline{\mathbf{X}}_d$.

Ventajas:

- Ventajas:
 - El tamaño muestral es de todos los individuos, y por eso, tiene más eficiencia que el estimador FH.

- Ventajas:
 - El tamaño muestral es de todos los individuos, y por eso, tiene más eficiencia que el estimador FH.
 - El modelo incluye heterogeneidad no explicada entre las áreas.

Ventajas:

- El tamaño muestral es de todos los individuos, y por eso, tiene más eficiencia que el estimador FH.
- El modelo incluye heterogeneidad no explicada entre las áreas.
- Es un estimador compuesto que toma prestada información del resto de áreas y da mayor peso al estimador sintético de regresión cuando el tamaño muestral es pequeño.

Ventajas:

- Ventajas:
 - Al contrario que el modelo FH, no se necesita ninguna varianza.

- Ventajas:
 - Al contrario que el modelo FH, no se necesita ninguna varianza.
 - El estimador del ECM bajo el modelo es estable bajo el diseño e insesgado bajo el diseño cuando se promedia a lo largo de muchas áreas.

Ventajas:

- Al contrario que el modelo FH, no se necesita ninguna varianza.
- El estimador del ECM bajo el modelo es estable bajo el diseño e insesgado bajo el diseño cuando se promedia a lo largo de muchas áreas.
- Se pueden desagregar las estimaciones para cualquier subárea dentro de las áreas.

Ventajas:

- Al contrario que el modelo FH, no se necesita ninguna varianza.
- El estimador del ECM bajo el modelo es estable bajo el diseño e insesgado bajo el diseño cuando se promedia a lo largo de muchas áreas.
- Se pueden desagregar las estimaciones para cualquier subárea dentro de las áreas.
- Se puede estimar en áreas no muestreadas.

Desventajas:

- Desventajas:
 - Es basado en un modelo y es necesario analizar ese modelo.

- Desventajas:
 - Es basado en un modelo y es necesario analizar ese modelo.
 - No tiene en cuenta el diseño muestral y no es insesgado bajo el modelo. Por eso, es más apropiado usarlo en un MAS.

- Desventajas:
 - Es basado en un modelo y es necesario analizar ese modelo.
 - No tiene en cuenta el diseño muestral y no es insesgado bajo el modelo. Por eso, es más apropiado usarlo en un MAS.
 - Se ve afectado por observaciones atípicas aisladas o la falta de normalidad.

Desventajas:

- Desventajas:
 - Los microdatos suelen ser obtenidos de un censo, lo que conlleva problemas de confidencialidad.

- Desventajas:
 - Los microdatos suelen ser obtenidos de un censo, lo que conlleva problemas de confidencialidad.
 - El estimador Prasad-Rao de ECM que vimos con el estimador FH igualmente es correcto bajo normalidad de los errores, pero no es insesgado bajo el diseño para el ECM bajo el diseño en un área concreta.

Desventajas:

- Los microdatos suelen ser obtenidos de un censo, lo que conlleva problemas de confidencialidad.
- El estimador Prasad-Rao de ECM que vimos con el estimador FH igualmente es correcto bajo normalidad de los errores, pero no es insesgado bajo el diseño para el ECM bajo el diseño en un área concreta.
- Requiere un reajuste para verificar la propiedad de "benchmarking".

BLUP/EBLUP basado en el modelos con errores anidados (BHF) Método ELL Resultados: Estimación de ingres

Método ELL

Método ELL

• El método de Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003) asume un modelo con errores anidados para la transformación logaritmo de la variable de interés.

Método ELL

- El método de Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003) asume un modelo con errores anidados para la transformación logaritmo de la variable de interés.
- Los efectos aleatorios son de las unidades de primera etapa del diseño muestral, no las áreas de interés.

- El método de Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003) asume un modelo con errores anidados para la transformación logaritmo de la variable de interés.
- Los efectos aleatorios son de las unidades de primera etapa del diseño muestral, no las áreas de interés.
- Para propósitos de notación, consideramos que estas unidades son las áreas.

- El método de Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003) asume un modelo con errores anidados para la transformación logaritmo de la variable de interés.
- Los efectos aleatorios son de las unidades de primera etapa del diseño muestral, no las áreas de interés.
- Para propósitos de notación, consideramos que estas unidades son las áreas.
- Este método es usado por el Banco Mundial.

• Tomando $Y_{di} = \log(E_{di} + c)$, donde c > 0 es una constante, el modelo ELL es

$$Y_{di} = \mathbf{x}'_{di}\beta + u_d + e_{di}, \quad i = 1, \dots, N_d, \ d = 1, \dots, D$$

$$u_d \stackrel{iid}{\sim} (0, \sigma_u^2)$$

У

$$e_{di} \stackrel{ind}{\sim} (0, \sigma_e^2 k_{di}^2),$$

siendo u_d y e_{di} independientes, y k_{di} constantes conocidas que representan heteroscedasticidad.

• Tomando $Y_{di} = \log(E_{di} + c)$, donde c > 0 es una constante, el modelo ELL es

$$Y_{di} = \mathbf{x}'_{di}\beta + u_d + e_{di}, \quad i = 1, \dots, N_d, \ d = 1, \dots, D$$

$$u_d \stackrel{iid}{\sim} (0, \sigma_u^2)$$

У

$$e_{di} \stackrel{ind}{\sim} (0, \sigma_e^2 k_{di}^2),$$

siendo u_d y e_{di} independientes, y k_{di} constantes conocidas que representan heteroscedasticidad.

• El estimador ELL de un parámetro general $\delta_d = \delta_d(\mathbf{y}_d)$ bajo este modelo se obtiene mediante un procedimiento bootstrap.

1) A partir de los residuos del modelo ajustado a los datos, se generan efectos aleatorios u_d^* para cada área $d=1,\ldots,D$, y errores e_{di}^* , para cada individuo $i=1,\ldots,N_d$, $d=1,\ldots,D$

- 1) A partir de los residuos del modelo ajustado a los datos, se generan efectos aleatorios u_d^* para cada área $d=1,\ldots,D$, y errores e_{di}^* , para cada individuo $i=1,\ldots,N_d$, $d=1,\ldots,D$
- 2) Se generan valores bootstrap de la variable respuesta

$$Y_{di}^* = \mathbf{x}_{di}' \hat{\boldsymbol{\beta}} + u_d^* + e_{di}^*, \quad i = 1, \dots, N_d, \ d = 1, \dots, D$$

3) Con esto vector de variables respuestas $\mathbf{y}_d^{*(a)}$, o censo, podemos calcular cualquier indicador de interés.

- 3) Con esto vector de variables respuestas $\mathbf{y}_d^{*(a)}$, o censo, podemos calcular cualquier indicador de interés.
- 4) Generar A censos completos y A indicadores $\delta_d^{*(a)} = \delta_d(\mathbf{y}_d^{*(a)})$.

- 3) Con esto vector de variables respuestas $\mathbf{y}_d^{*(a)}$, o censo, podemos calcular cualquier indicador de interés.
- 4) Generar A censos completos y A indicadores $\delta_d^{*(a)} = \delta_d(\mathbf{y}_d^{*(a)})$.
- 5) Finalmente, nuestro estimador ELL viene dado por

$$\hat{\delta}_d^{ELL} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A \delta_d^{*(a)}$$

- 3) Con esto vector de variables respuestas $\mathbf{y}_d^{*(a)}$, o censo, podemos calcular cualquier indicador de interés.
- 4) Generar A censos completos y A indicadores $\delta_d^{*(a)} = \delta_d(\mathbf{y}_d^{*(a)})$.
- 5) Finalmente, nuestro estimador ELL viene dado por

$$\hat{\delta}_d^{ELL} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^A \delta_d^{*(a)}$$

El ECM del estimador se estima de la forma

$$\mathsf{mse}_{\mathit{ELL}}(\hat{\delta}_d^{\mathit{ELL}}) = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^{A} (\delta_d^{*(a)} - \hat{\delta}_d^{\mathit{ELL}})^2$$

• Podemos sustituir $E_{di} = \exp(Y_{di}) - c$ en la fórmula del indicador FGT.

- Podemos sustituir $E_{di} = \exp(Y_{di}) c$ en la fórmula del indicador FGT.
- Obtenemos el indicador de $F_{\alpha d}$ con los valores Y_{di}^* generados para cada censo a de la forma

$$F_{\alpha d}^{*(a)} = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} \left(\frac{z + c - \exp(Y_{di}^{*(a)})}{z} \right)^{\alpha} I(\exp(Y_{di}^{*(a)}) < z + c),$$

- Podemos sustituir $E_{di} = \exp(Y_{di}) c$ en la fórmula del indicador FGT.
- Obtenemos el indicador de $F_{\alpha d}$ con los valores Y_{di}^* generados para cada censo a de la forma

$$F_{\alpha d}^{*(a)} = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} \left(\frac{z + c - \exp(Y_{di}^{*(a)})}{z} \right)^{\alpha} I(\exp(Y_{di}^{*(a)}) < z + c),$$

• El estimador ELL de $F_{\alpha d}$ viene dado en la forma:

$$\hat{F}_{\alpha d}^{ELL} = \frac{1}{A} \sum_{a=1}^{A} F_{\alpha d}^{*(a)}$$

• Calculamos la media del área d en el censo a con

$$ar{Y}_d^{*(a)} pprox \overline{\mathbf{X}}_d' \hat{oldsymbol{eta}} + u_d^{*(a)}$$

• Calculamos la media del área d en el censo a con

$$ar{Y}_d^{*(a)} pprox \overline{\mathbf{X}}_d' \hat{eta} + u_d^{*(a)}$$

• A lo largo de las réplicas boostrap,

$$A^{-1}\sum_{a=1}^{A}u_{d}^{*(a)}\approx E(u_{d})=0$$

• Calculamos la media del área d en el censo a con

$$ar{Y}_d^{*(a)} pprox \overline{\mathbf{X}}_d' \hat{eta} + u_d^{*(a)}$$

A lo largo de las réplicas boostrap,

$$A^{-1}\sum_{a=1}^{A}u_{d}^{*(a)}\approx E(u_{d})=0$$

 Por tanto, el estimador ELL para una media resulta ser el estimador sintético de regresión

$$\hat{ar{Y}}_d^{ELL} = ar{\mathbf{X}}_d' \hat{eta}$$

• Calculamos la media del área d en el censo a con

$$ar{Y}_d^{*(a)} pprox \overline{\mathbf{X}}_d' \hat{eta} + u_d^{*(a)}$$

• A lo largo de las réplicas boostrap,

$$A^{-1}\sum_{a=1}^{A}u_{d}^{*(a)}\approx E(u_{d})=0$$

 Por tanto, el estimador ELL para una media resulta ser el estimador sintético de regresión

$$\hat{ar{Y}}_d^{ELL} = ar{\mathbf{X}}_d' \hat{eta}$$

 Esto puede ser muy sesgado si el modelo de regresión sin efectos aleatorios no se verifica.

• Indicadores objetivos: Parámetros generales

- Indicadores objetivos: Parámetros generales
- Requerimientos de datos:

- Indicadores objetivos: Parámetros generales
- Requerimientos de datos:
 - Microdatos de las *p* variables auxiliares de la encuesta.

- Indicadores objetivos: Parámetros generales
- Requerimientos de datos:
 - Microdatos de las *p* variables auxiliares de la encuesta.
 - Área de interés obtenida de la misma encuesta.

- Indicadores objetivos: Parámetros generales
- Requerimientos de datos:
 - ullet Microdatos de las p variables auxiliares de la encuesta.
 - Área de interés obtenida de la misma encuesta.
 - Datos de las p variables auxiliares consideradas en las áreas de un censo o registro.

Ventajas:

- Ventajas:
 - Basado en datos a nivel de individuo (incluye mucho más información).

- Ventajas:
 - Basado en datos a nivel de individuo (incluye mucho más información).
 - Permite estimar indicadores cualesquiera que estén definidos como una función de la variable respuesta Y_{di} .

- Ventajas:
 - Basado en datos a nivel de individuo (incluye mucho más información).
 - Permite estimar indicadores cualesquiera que estén definidos como una función de la variable respuesta Y_{di} .
 - Son insesgados bajo el modelo si los parámetros son conocidos.

Ventajas:

- Basado en datos a nivel de individuo (incluye mucho más información).
- Permite estimar indicadores cualesquiera que estén definidos como una función de la variable respuesta Y_{di} .
- Son insesgados bajo el modelo si los parámetros son conocidos.
- Se puede estimar para cualquier subarea o subdominio, incluso a nivel de individuo.

Ventajas:

- Basado en datos a nivel de individuo (incluye mucho más información).
- Permite estimar indicadores cualesquiera que estén definidos como una función de la variable respuesta Y_{di} .
- Son insesgados bajo el modelo si los parámetros son conocidos.
- Se puede estimar para cualquier subarea o subdominio, incluso a nivel de individuo.
- Una vez se ajusta el modelo, se pueden estimar indicadores sin necesidad de ajustar modelos distintos para cada indicador.

Desventajas:

- Desventajas:
 - Los estimadores ELL pueden presentar un alto ECM bajo el modelo y pueden comportarse peor que estimadores directos.

- Desventajas:
 - Los estimadores ELL pueden presentar un alto ECM bajo el modelo y pueden comportarse peor que estimadores directos.
 - Los estimadores están basados en un modelo y se necesita por tanto, comprobar que el modelo se ajusta correctamente a los datos.

- Desventajas:
 - Los estimadores ELL pueden presentar un alto ECM bajo el modelo y pueden comportarse peor que estimadores directos.
 - Los estimadores están basados en un modelo y se necesita por tanto, comprobar que el modelo se ajusta correctamente a los datos.
 - No son insesgados bajo el diseño.

- Desventajas:
 - Los estimadores ELL pueden presentar un alto ECM bajo el modelo y pueden comportarse peor que estimadores directos.
 - Los estimadores están basados en un modelo y se necesita por tanto, comprobar que el modelo se ajusta correctamente a los datos.
 - No son insesgados bajo el diseño.
 - Pueden verse afectados seriamente por datos atípicos aislados.

Desventajas:

- Los estimadores ELL pueden presentar un alto ECM bajo el modelo y pueden comportarse peor que estimadores directos.
- Los estimadores están basados en un modelo y se necesita por tanto, comprobar que el modelo se ajusta correctamente a los datos.
- No son insesgados bajo el diseño.
- Pueden verse afectados seriamente por datos atípicos aislados.
- Si incluye efectos de conglomerados y no de áreas cuando hay heterogeneidad entre las áreas, los estimadores ELL del ECM no estiman el verdadero ECM de los estimadores ELL para cada área.

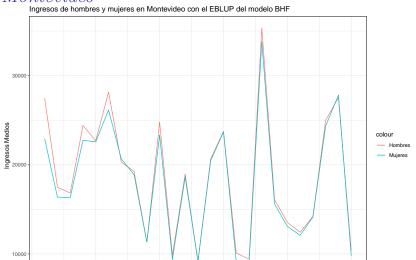
 $BLUP/EBLUP\ basado\ en\ el\ modelos\ con\ errores\ anidados\ (BHF)\ M\'etodo\ ELL\ \textbf{Resultados:}\ \textbf{Estimaci\'on}\ \textbf{de\ ingression}$

Resultados: Estimación de ingreso medio en sectores de Montevideo

EBLUP basado en el modelo BHF: Hombres y Mujeres en Montevideo

sec2	ntotal	Hombres Mujer	
2	121	17486	16370
1	167	27455	22927
3	186	16826	16322
4	319	24397	22747
6	320	28146	26156
5	495	22697	22566
21	3165	12436	12085
13	3556	9169	9153
18	3950	35335	33784
11	3963	9850	9398
17	4373	9432	8967
10	6302	24793	23327

EBLUP basado en el modelo BHF: Hombres y Mujeres en Montevideo

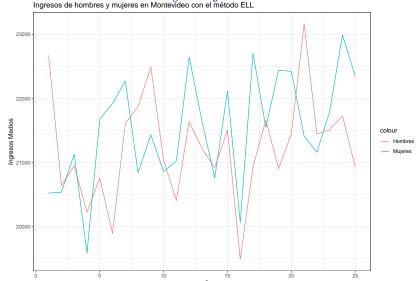


Andrés Gutiérrez Comisión Económica para América Latina y el Caribe Estimación en áreas pequeñas

Método ELL: Hombres y Mujeres en Montevideo

ntotal	Hombres	Mujeres
121	20642	20538
167	22669	20524
186	20949	21131
319	20226	19590
320	19897	21920
495	20758	21674
3165	23158	21411
3556	21220	21650
3950	21663	21547
3963	20409	21028
4373	20937	22705
6302	21035	20859
	121 167 186 319 320 495 3165 3556 3950 3963 4373	121 20642 167 22669 186 20949 319 20226 320 19897 495 20758 3165 23158 3556 21220 3950 21663 3963 20409 4373 20937

Método ELL: Hombres y Mujeres en Montevideo Ingresos de hombres y mujeres en Montevideo en el método ELL

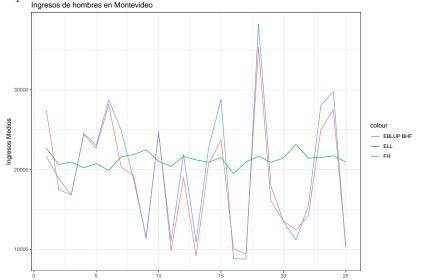


Andrés Gutiérrez Comisión Económica para América Latina y el Caribe Estimación en áreas pequeñas

Comparando los estimadores: Hombres

sec2	ntotal	HT	FH	EBLUP	ELL
2	121	20461	18839	17486	20642
1	167	24837	21682	27455	22669
3	186	14299	16801	16826	20949
4	319	26635	24552	24397	20226
6	320	28784	28744	28146	19897
5	495	23223	23046	22697	20758
21	3165	11148	11180	12436	23158
13	3556	10897	10892	9169	21220
18	3950	38932	38237	35335	21663
11	3963	11080	11092	9850	20409
17	4373	8750	8763	9432	20937
10	6302	24576	24574	24793	21035

$Comparando\ los\ estimadores$: $Hombres\ _{ ext{Ingresos}}$ de hombres en Montevideo

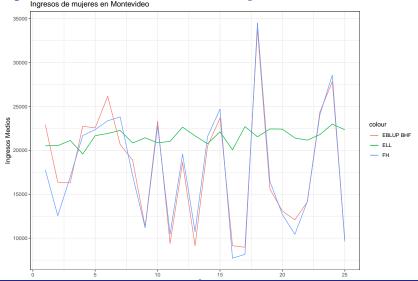


Andrés Gutiérrez Comisión Económica para América Latina y el Caribe Estimación en áreas pequeñas

Comparando los estimadores: Mujeres

sec2	totaln	HT	FH	EBLUP	ELL
2	121	13277	12564	16370	20538
1	167	18694	17790	22927	20524
3	186	15951	16987	16322	21131
4	319	21965	21687	22747	19590
6	320	23314	23370	26156	21920
5	495	22414	22366	22566	21674
21	3165	10435	10441	12085	21411
13	3556	10742	10744	9153	21650
18	3950	34943	34490	33784	21547
11	3963	10473	10467	9398	21028
17	4373	8167	8154	8967	22705
10	6302	22823	22802	23327	20859

$Comparando\ los\ estimadores:\ Mujeres\ \\ \text{Ingresos}\ \text{de mujeres}\ \text{en}\ \text{Montevideo}$



Andrés Gutiérrez Comisión Económica para América Latina y el Caribe Estimación en áreas pequeñas BLUP/EBLUP basado en el modelos con errores anidados (BHF) Método ELL Resultados: Estimación de ingres

¡Gracias!

Email: andres.gutierrez@cepal.org