

## Propiedades estadísticas de tres estimadores en el contexto de diseño de panel rotante del Inventario Nacional Forestal y de Suelos de México

Statistical properties of three estimators in the context of the rotating panel design of the National Forest and Soil Inventory of Mexico

Efraín Velasco-Bautista <sup>a</sup>, Héctor de-los-Santos-Posadas <sup>b\*</sup>, José René Valdez-Lazalde <sup>b</sup>, Miguel Acosta-Mireles <sup>c</sup>, Hugo Ramírez-Maldonado <sup>d</sup>, Gilberto Rendón-Sánchez <sup>e</sup>

<sup>a</sup>Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Conservación y Mejoramiento de Ecosistemas Forestales, Ciudad de México, México.

\* Autor de correspondencia: <sup>b</sup> Colegio de Postgraduados, Postgrado en Ciencias Forestales, Montecillo, Estado de México, México, tel.: +52 5959520246, hmsantos@colpos.mx

<sup>c</sup>Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias, Campo Experimental Valle de México, Texcoco, Estado de México, México.

<sup>d</sup>Universidad Autónoma Chapingo, División de Ciencias Forestales, Chapingo, Estado de México.

<sup>e</sup>Colegio de Postgraduados, Postgrado en Socioeconomía, Estadística e Informática-Estadística, Montecillo, Estado de México, México.

### SUMMARY

From a re-measurement perspective, the sampling design of the National Forests and Soil Inventory (INFyS) consists of rotating panels or panelized samples, from which only the 20 % of the total sample is collected each year over a five-year period. To explore the most suitable statistical methods for the rotating panelized design, an evaluation of three sampling estimators was conducted: generalized least squares (MCG), replicated sampling (MRE) and the univariate composite estimator (ECU). The specific forest parameter examined in this study was the average basal area observed across two measurement cycles: 2004 - 2007 and 2009 - 2012. The data used in this analysis, drawn from the INFyS, represented an artificial population, combining the data acquired in the states of Durango, Quintana Roo, Hidalgo, Jalisco, Estado de Mexico, Chihuahua and Michoacán and spanning 7,597 panelized conglomerates. The performance of the proposed estimators was evaluated for each measurement cycle, involving the generation of 100 random samples, each with sizes of 1,000 and 1,500. Results show that, despite a slight bias, the MCG estimator exhibited lower variance compared to the MRE. In each sample, the ECU estimator displayed a relative estimation bias that struck a balance between the MCG and MRE, while maintaining lower variance than the MRE. Under these conditions, the ECU estimator can be regarded as a minimum variance quasi-unbiased estimator. The adoption of the ECU estimator has the potential to reduce costs and sampling efforts across re-measurement cycles without compromising statistical precision.

*Keywords:* panelized sampling, sampling with partial replacement, generalized least squares, replicated sampling, univariate composite estimator.

### RESUMEN

Desde el punto de vista de la remediación, el diseño del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) corresponde a un muestreo de panel rotante o muestras panelizadas, en el cual cada año solo se evalúa el 20 % de la muestra total considerada durante un ciclo de cinco años. Con el propósito de explorar la mejor técnica de análisis estadístico, bajo un diseño de muestreo de panel rotante, se estudiaron las propiedades estadísticas de tres estimadores: mínimos cuadrados generalizados (MCG), muestreo replicado (MRE) y estimador compuesto univariado (ECU). Se consideró como parámetro de estudio el promedio de área basal por hectárea (ABHA) en dos ciclos de medición: 2004 - 2007 y 2009 - 2012. Para llevar a cabo el estudio se generó una pseudo-población forestal artificial, la cual estuvo integrada con bases de datos del INFyS de los estados de Durango, Quintana Roo, Hidalgo, Jalisco, Estado de México, Chihuahua y Michoacán y que abarca 7.597 conglomerados panelizados. Se generaron 100 muestras de tamaño 1.000 y 1.500 y se evaluaron los estimadores propuestos. Los resultados indican que, aunque el estimador MCG es ligeramente sesgado presenta menor varianza en relación a MRE. El ECU generó en cada una de las ocasiones de medición un sesgo de estimación relativo intermedio entre MCG y MRE, y presentó menor varianza comparado con MRE. En estas condiciones ECU puede considerarse como un estimador cuasi-insesgado de mínima varianza. El uso de ECU reduciría el costo y esfuerzo de muestreo en los ciclos de medición del INFyS sin sacrificar precisión estadística.

*Palabras clave:* muestreo panelizado, muestreo con reemplazamiento, mínimos cuadrados generalizados, muestreo replicado, estimador compuesto univariado.

## INTRODUCCIÓN

El diseño de muestreo que se usa en la mayoría de los inventarios forestales nacionales incluye componentes sistemáticos basados en redes bi-dimensionales. No obstante, debido a la alta diversidad de coberturas forestales, regiones biogeográficas o provincias administrativas, el espaciamiento de las mallas puede variar desde  $1 \times 1$  km hasta  $50 \times 50$  km. Muchos países usan muestreo por conglomerados, en los que múltiples parcelas (de 3 a 8) se establecen en proximidad espacial bajo cierto arreglo geométrico. Los ciclos de los inventarios son típicamente de 5 o 10 años, aunque el Inventario Nacional de Ecosistemas Forestales Chileno emplea un ciclo de cuatro años (Hernández *et al.* 2016). Este patrón cíclico de medición permite visitar las mismas unidades de muestreo cada 5 o 10 años (o cada cuatro en el caso de inventario chileno).

En México, el proyecto del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS), desde una perspectiva a largo plazo, inició en 2004. Al considerar la experiencia internacional, se definió un diseño de muestreo estratificado sistemático por conglomerados, los cuales están equidistantes a  $5 \times 5$  km,  $10 \times 10$  km o  $20 \times 20$  km, en función del tipo de vegetación (CONAFOR 2012). El conglomerado o unidad de muestreo primaria es conceptualmente una parcela circular de una hectárea (56,42 m de radio) en la que se evalúan cuatro sub-parcelas de 400 m<sup>2</sup> cada una, dispuestas geométricamente en forma de una “Y” invertida con respecto al norte (CONAFOR 2012, 2018).

A la fecha, bajo el auspicio del proyecto INFyS, coordinado por la Comisión Nacional Forestal, en México se han realizado dos evaluaciones completas en todos los ecosistemas forestales; el primer ciclo de medición se llevó a cabo de 2004 a 2007 -21.743 conglomerados-, y el segundo, comprendió de 2009 a 2014 -22.409 conglomerados- (CONAFOR 2018, Ricker *et al.* 2020). La información dasométrica y ambiental correspondiente al primer ciclo de medición se obtuvo de manera gradual en diferentes regiones del país. No obstante, y como parte de una planeación estratégica a largo plazo, a partir del segundo ciclo de medición, el muestreo de campo considera la medición anual de únicamente el 20 % del total de conglomerados de los diferentes tipos de vegetación forestal del país, de manera que cada cinco años se tenga la cobertura de todo el territorio nacional (CONAFOR 2012, 2018).

En el INFyS, la estructura espacial y temporal de las mediciones conduce al concepto de muestreo panelizado o muestreo de panel rotante; en donde, un panel es un grupo de unidades de la población muestreadas en la misma ocasión (McDonald 2003). Los paneles se miden en secuencia, uno a la vez. Después de que los cinco paneles se han completado el proceso es repetido (Reams *et al.* 2005). Entonces, la medición de las mismas unidades en estudios de muestras panelizadas, trae consigo correlación temporal, la cual debe ser incorporada en el proceso de estimación.

Aun cuando el diseño de panel rotante del INFyS, conceptualmente, se puede estudiar mediante la teoría del muestreo con reemplazamiento parcial en múltiples ocasiones, el cual es una extensión del muestreo con reemplazo parcial en dos ocasiones (Van Deusen 1989, Köhl *et al.* 2015), en México, las investigaciones sobre el proceso de estimación para medias anuales de parámetros forestales agregados que consideren la estructura panelizada y correlativa de las observaciones prácticamente son incipientes. Combinar todas las observaciones de un ciclo completo y estimar solo una media de algún parámetro forestal de interés, produce una estimación insesgada del punto central del ciclo y no necesariamente de la ocasión más reciente; aunque en este escenario, el gran tamaño de muestra conduce a resultados precisos. Asimismo, un estimador basado en promedio móvil con pesos iguales, aunque intuitivo y fácil de aplicar, es sesgado para la estimación del parámetro de interés del año más reciente; además ponderaciones iguales pueden enmascarar las tendencias temporales.

La estimación de los parámetros forestales en los años más recientes y la estimación del cambio de tales parámetros a través del tiempo son de interés en un sistema de evaluación y monitoreo forestal implementado mediante muestras panelizadas. Para tal efecto, se pueden emplear por lo menos dos métodos, el primero, llamado estimación por mínimos cuadrados generalizados (MCG) (Arner *et al.* 2004) considera la estructura de correlación temporal —producto de la remediación— y estima el vector de medias correspondientes a varios años de interés incluyendo el más reciente, el segundo por su parte, se basa en ignorar dicha correlación y aplicar directamente en cada año los estimadores de muestreo replicado (MRE) (Gregoire y Valentine 2007). MCG se caracteriza por combinar directamente la información de todos los años, por lo que la estimación para el año actual considera de antemano la información previa. El estimador MCG genéricamente se puede usar para el muestreo con reemplazamiento parcial en dos y en múltiples ocasiones. La combinación de MCG y MRE genera el estimador compuesto univariado (ECU), el cual presenta propiedades estadísticas deseables, en cuanto a sesgo y varianza, y su aplicación queda justificada por la ganancia en precisión cuando la estimación simultánea de las medias correspondientes a las diferentes ocasiones de medición es requerida.

Al considerar que el INFyS es un proyecto a largo plazo implementado por el Gobierno Mexicano y dada la estructura de muestreo de panel rotante con que los datos se registran en los distintos ecosistemas forestales de México (alrededor de 26.000 conglomerados distribuidos en bosques, selvas y vegetación de zonas áridas), el ECU se puede aplicar conforme los datos de campo se van tomando a lo largo del tiempo, no es necesario esperar hasta que un ciclo de medición se complete. La información disponible hoy día con casi tres ciclos de medición y la aplicación de ECU permitirán evaluar la tendencia de los parámetros forestales en las diferentes regiones geográficas de México.

A fin de gestionar los ecosistemas forestales de manera sostenible y hacer un seguimiento del progreso hacia los objetivos y metas internacionales comúnmente acordados, tales como los objetivos de desarrollo sostenible (ODS) y las contribuciones determinadas a nivel nacional (NDC) —que tienen como objetivo lograr las metas del Acuerdo de París sobre el cambio climático—, muchos países del mundo incluyendo América Latina y el Caribe han implementado sistemas de monitoreo forestal a lo largo plazo (Ramírez *et al.* 2021), entonces, queda de manifiesto que se requieren métodos estadísticos robustos y precisos que optimicen el uso de la información forestal multianual obtenida en campo y permitan a la vez estimar las tendencias de los parámetros forestales de interés, el carbono almacenado aéreo y subterráneo en los distintos ecosistemas terrestres es un ejemplo de ello.

Con base en lo anterior, la presente investigación tiene como objetivo estudiar desde el punto de vista teórico, a través de simulaciones estadístico-computacionales, las propiedades estadísticas de los estimadores mínimos cuadrados generalizados, muestreo replicado y estimador combinado univariado al considerar como parámetro forestal de interés el área basal media anual ( $m^2 \text{ ha}^{-1}$ ). La hipótesis de trabajo fue que los tres estimadores son insesgados e igualmente precisos.

## MÉTODOS

*Notación para los estimadores estadísticos.* La notación usada en los estimadores y sus respectivas varianzas, así como en los criterios de comparación, es una adaptación de la simbología utilizada por Gregoire y Valentine (2007). Entonces, A: área forestal de la región de interés (ha);  $U_k$ : k-ésimo elemento en la población; m: número de parcelas o conglomerados (puntos de muestreo);  $n_s$ : número de subparcelas efectivamente evaluadas en campo en la parcela o conglomerado s,  $n_s = 1, 2, 3, 4$ ;  $a_k$ : área de la sub-zona de inclusión del elemento  $U_k$  ( $400 \text{ m}^2$ );  $a_k^* = n_s a_k$ : área de la zona de inclusión del elemento  $U_k$ ;  $P_s$ : s-ésimo conglomerado o parcela,  $s = 1, 2, \dots, m$  y finalmente  $y_k$ : valor del atributo de interés asociado a  $U_k$  (área basal, volumen, biomasa, carbono).

*Estimador MRE general* (Gregoire y Valentine 2007). La probabilidad de inclusión de  $U_k$ ,  $\pi_k = a_k^* / A$ , permite en cada localización de muestreo una estimación Horvitz–Thompson (HT) del total para cualquier característica y medida en el elemento  $U_k$  muestreado, es decir, la estimación de  $T_y$  a partir de  $P_s$  es  $\hat{T}_{y\pi s} = A \sum_{U_k \in P_s} (y_k / a_k^*)$ , donde la expresión  $(y_k / a_k^*)$  es el valor de  $y_k$  expandido a una unidad de área base.

La instalación de múltiples conglomerados independientes  $P_s$  en A, seguido por la estimación HT de  $T_y$  con los datos de cada  $P_s$ , se llama Muestreo Replicado (Barabesi y Fattorini 1998). Por lo tanto, el estimador de  $T_y$  basado en un muestreo replicado de m conglomerados  $P_s$  se presenta

en la expresión [1]:

$$\hat{T}_{y\pi, MRE} = \frac{1}{m} \sum_{s=1}^m \hat{T}_{y\pi s} \quad [1]$$

La varianza de [1], de acuerdo a Schreuder *et al.* (1993) y Gregoire y Valentine (2007), se estima insesgadamente conforme a [2]:

$$v(\hat{T}_{y\pi, MRE}) = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{s=1}^m (\hat{T}_{y\pi s} - \hat{T}_{y\pi, MRE})^2 \quad [2]$$

Al considerar conocida el área de la región de estudio, A, un estimador de  $y$  (por unidad de superficie) y su varianza, resultan en [3] y [4], respectivamente:

$$\hat{\lambda}_{y\pi, MRE} = \frac{1}{m} \sum_{s=1}^m \hat{\lambda}_{y\pi s} \quad [3]$$

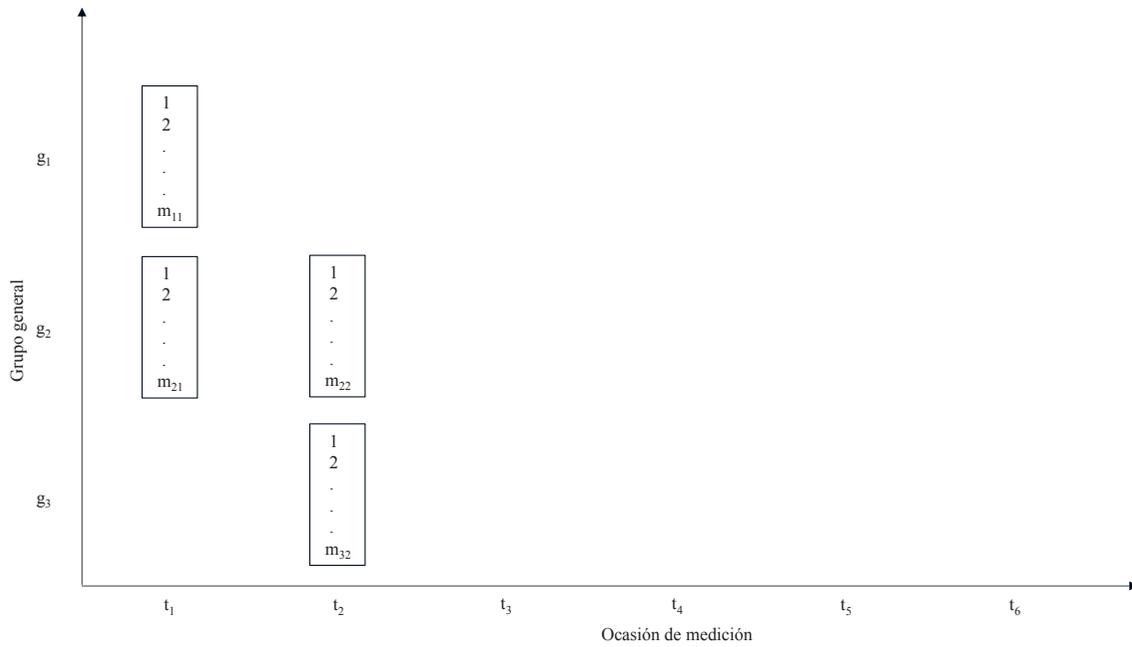
$$v(\hat{\lambda}_{y\pi, MRE}) = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{s=1}^m (\hat{\lambda}_{y\pi s} - \hat{\lambda}_{y\pi, MRE})^2 \quad [4]$$

donde,

$$\hat{\lambda}_{y\pi s} = \sum_{U_k \in P_s} \frac{y_k}{a_k^*}$$

*Estimador MCG* (Arner *et al.* 2004). En la evaluación de recursos forestales se han desarrollado los siguientes métodos para la estimación de la cuantía del recurso en el tiempo: 1) mismas unidades de muestreo se evalúan en cada ocasión (parcelas permanentes), 2) nuevas unidades de muestreo se seleccionan en cada ocasión (parcelas temporales) y 3) una mezcla de unidades permanentes y temporales. El tercer método se conoce como muestreo con reemplazamiento parcial (MRP) y se ha recomendado como una herramienta flexible para reunir los requerimientos de precisión del estado forestal actual y las estimaciones de la tendencia en una forma costo-efectiva (Köhl *et al.* 2015).

La aplicación más sencilla del estimador MCG es cuando se tiene MRP en dos ocasiones. Este esquema de muestreo se representa en la figura 1, en donde  $t_1$  y  $t_2$  corresponden a la primera y segunda ocasión de medición, respectivamente. En el eje de las abscisas se tiene la escala temporal (usualmente en años) y en el eje de las ordenadas los grupos generales de las parcelas. El grupo general señala el tipo de parcelas que se miden a través del tiempo, es decir, temporales o permanentes. Así, el grupo 1 ( $g_1$ ) identifica a las unidades de muestreo temporales evaluadas en la ocasión 1 (tiempo 1), el grupo 2 ( $g_2$ ) a las parcelas permanentes medidas en la ocasión de medición 1 (tiempo 1) y en la ocasión de medición 2 (tiempo 2) y el grupo 3 ( $g_3$ ) a las temporales estudiadas en la ocasión 2 (tiempo 2). Un grupo específico o sub-panel de parcelas ( $m_{ij}$ ) queda definido por la intersección de un grupo general ( $g_i$ ) y la ocasión de medición ( $t_j$ ). En este contexto, cada sub-panel se reconoce por dos subíndices, el primero se refiere al



**Figura 1.** Muestreo con reemplazamiento parcial en dos ocasiones ( $t_1, t_2$ ).  
 Sampling with partial replacement on two occasions ( $t_1, t_2$ ).

grupo general y el segundo a la ocasión de medición; de esta manera el sub-panel  $m_{32}$  corresponde a las parcelas del grupo 3 medidas en la ocasión 2 (tiempo 2). Todos los sub-panels en  $t_j$  integran un panel.

Siguiendo a Gregoire y Valentine (2007), es posible identificar un estimador MRE tipo [3] para cada grupo específico de la figura 1. Entonces, para un MRP en dos ocasiones, surgen los estimadores [5], [7], [9] y [11], así como sus respectivas varianzas, dadas en [6], [8], [10] y [12]. De esta manera, se tiene lo siguiente:

Grupo específico 1 (sub-panel 1):  $m_{11}$  parcelas temporales medidas en la ocasión 1.

$$\hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_1, m_{11}) = \frac{1}{m_{11}} \sum_{s=1}^{m_{11}} \hat{\lambda}_{y\pi s}(t_1) \quad [5]$$

$$v(\hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}) = \frac{1}{m_{11}(m_{11}-1)} \sum_{s=1}^{m_{11}} (\hat{\lambda}_{y\pi s}(t_1) - \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_1, m_{11}))^2 \quad [6]$$

Grupo específico 2 (sub-panel 2):  $m_{21}$  parcelas permanentes medidas en la ocasión 1.

$$\hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_1, m_{21}) = \frac{1}{m_{21}} \sum_{s=1}^{m_{21}} \hat{\lambda}_{y\pi s}(t_1) \quad [7]$$

$$v(\hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_1, m_{21})) = \frac{1}{m_{21}(m_{21}-1)} \sum_{s=1}^{m_{21}} (\hat{\lambda}_{y\pi s}(t_1) - \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_1, m_{21}))^2 \quad [8]$$

Grupo específico 3 (sub-panel 3):  $m_{22}$  parcelas permanentes medidas en la ocasión 2.

$$\hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_2, m_{22}) = \frac{1}{m_{22}} \sum_{s=1}^{m_{22}} \hat{\lambda}_{y\pi s}(t_2) \quad [9]$$

$$v(\hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_2, m_{22})) = \frac{1}{m_{22}(m_{22}-1)} \sum_{s=1}^{m_{22}} (\hat{\lambda}_{y\pi s}(t_2) - \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_2, m_{22}))^2 \quad [10]$$

Grupo específico 4 (sub-panel 4):  $m_{32}$  parcelas temporales medidas en la ocasión 2.

$$\hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_2, m_{32}) = \frac{1}{m_{32}} \sum_{s=1}^{m_{32}} \hat{\lambda}_{y\pi s}(t_2) \quad [11]$$

$$v(\hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_2, m_{32})) = \frac{1}{m_{32}(m_{32}-1)} \sum_{s=1}^{m_{32}} (\hat{\lambda}_{y\pi s}(t_2) - \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(t_2, m_{32}))^2 \quad [12]$$

donde,

$$\hat{\lambda}_{y\pi s}(t_j) = \sum_{U_k \in P_s \in t_j} \frac{y_k}{a_k^*}$$

El estimador MCG (Van Deusen 1989, Scott *et al.* 1999, Arner *et al.* 2004), que simultáneamente genera las medias actuales y pasadas, puede fácilmente obtenerse integrando en forma matricial las expresiones [5] a la [12]. En este sentido, el modelo lineal general se integra conforme a [13]:

$$\hat{\lambda}_{y\pi, MRE} = D\lambda_{y, MCG} + \varepsilon_{y\pi, MRE} \quad [13]$$

donde,

$\hat{\lambda}_{y, MRE}$ : Vector de medias estimadas mediante MRE correspondientes a cada grupo específico, D: Matriz de ceros y unos que indica la ocasión de medición,  $\lambda_{y, MCG}$ : Vector de medias poblacionales,  $\varepsilon_{y, MRE}$ : Vector de errores aleatorios con  $N \sim (0, \Sigma)$ .

Por lo tanto, de acuerdo con Rasch and Schott (2018) el estimador MCG factible es expresado en [14] y su varianza en [15]:

$$\hat{\lambda}_{y, MCG} = (D'\hat{\Sigma}^{-1}D)^{-1} (D'\hat{\Sigma}^{-1}\hat{\lambda}) \quad [14]$$

$$v(\hat{\lambda}_{y, MCG}) = (D'\hat{\Sigma}^{-1}D)^{-1} \quad [15]$$

De manera particular, [13] correspondiente a MRP en dos ocasiones se expresa conforme a [13']:

$$\begin{pmatrix} \hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_1, m_{11}) \\ \hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_1, m_{21}) \\ \hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_2, m_{22}) \\ \hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_2, m_{32}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_{y, MCG}(t_1) \\ \lambda_{y, MCG}(t_2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_{y\pi, MRE}(t_1, m_{11}) \\ \varepsilon_{y\pi, MRE}(t_1, m_{21}) \\ \varepsilon_{y\pi, MRE}(t_2, m_{22}) \\ \varepsilon_{y\pi, MRE}(t_2, m_{32}) \end{pmatrix} \quad [13']$$

con matriz de varianzas-covarianzas estimada según [13'']:

$$\hat{\Sigma} = \begin{pmatrix} v(\hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_1, m_{11})) & 0 & 0 & 0 \\ 0 & v(\hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_1, m_{21})) & \text{cov}(m_{21}, m_{22}) & 0 \\ 0 & \text{cov}(m_{22}, m_{21}) & v(\hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_2, m_{22})) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & v(\hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_2, m_{32})) \end{pmatrix} \quad [13'']$$

donde,

$$\begin{aligned} \text{cov}(m_{21}, m_{22}) &= \text{cov}(m_{22}, m_{21}) = \text{cov}(\hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_1, m_{21}), \hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_2, m_{22})) = \\ &= \frac{1}{m_{21}(m_{21}-1)} \sum_{s=1}^{m_{21}} (\hat{\lambda}_{y\pi s}(t_1) - \hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_1, m_{21})) (\hat{\lambda}_{y\pi s}(t_2) - \hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_2, m_{22})) \end{aligned}$$

La representación matricial anterior puede interpretarse como una adaptación del modelo de medias en cada punto del tiempo con matriz de varianzas-covarianzas no estructurada considerado por Funatogawa y Funatogawa (2018). La teoría del muestreo con reemplazo parcial en dos ocasiones (forma matricial) puede ser adaptada para diseños de muestreo multi-temporales panelizados con mayor grado de complejidad como aquellos estudiados por Arner *et al.* (2004). En tal caso, la definición de grupos específicos es el punto clave para determinar el sistema de ecuaciones y la matriz de varianzas-covarianzas.

*Estimador MRE particular.* El atributo de interés se puede estimar en cada ocasión, incluyendo el año más reciente, mediante una adaptación del estimador MRE expresado en [3] en cuanto a que se consideran todas las observaciones de cada panel, resultando así la expresión [16]:

$$\hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_j) = \frac{1}{m_j} \sum_{s=1}^{m_j} \hat{\lambda}_{y\pi s}(t_j) \quad [16]$$

cuya varianza estimada se obtiene de acuerdo a [17]:

$$v(\hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_j)) = \frac{1}{m_j(m_j-1)} \sum_{s=1}^{m_j} (\hat{\lambda}_{y\pi s}(t_j) - \hat{\lambda}_{y\pi, MRE}(t_j))^2 \quad [17]$$

donde,

$$\hat{\lambda}_{y\pi s}(t_j) = \sum_{U_k \in P_s \in t_j} \frac{y_k}{a_k}$$

*Estimador ECU.* Sea  $\hat{\theta}_j^1$  el estimador de la j-ésima media anual proveniente de MCG y sea  $\hat{\theta}_j^2$  el correspondiente estimador de MRE. Al combinar  $\hat{\theta}_j^1$  y  $\hat{\theta}_j^2$ , ambos no independientes, se forma el estimador compuesto univariado  $\hat{\theta}_j^3$ , dado en [18], el cual contiene las propiedades estadísticas de los dos (Czaplewski 2010):

$$\hat{\theta}_j^3 = k\hat{\theta}_j^1 + (1 - k)\hat{\theta}_j^2 \quad [18]$$

Siendo  $k$  un factor de ponderación que considera las varianzas y covarianzas de los estimadores no independientes y cuya expresión se muestra en [19]:

$$k = \frac{v(\hat{\theta}_j^2) + \text{cov}(\hat{\theta}_j^1, \hat{\theta}_j^2)}{v(\hat{\theta}_j^1) + v(\hat{\theta}_j^2) + 2\text{cov}(\hat{\theta}_j^1, \hat{\theta}_j^2)} \quad [19]$$

donde,

$v(\hat{\theta}_j^1)$ : varianza estimada de  $\hat{\theta}_j^1$

$v(\hat{\theta}_j^2)$ : varianza estimada de  $\hat{\theta}_j^2$

$\text{cov}(\hat{\theta}_j^1, \hat{\theta}_j^2)$ : covarianza estimada entre  $\hat{\theta}_j^1$  y  $\hat{\theta}_j^2$

La varianza de [18] también toma en cuenta el factor de ponderación y se estima mediante la siguiente expresión [20]:

$$v(\hat{\theta}_j^3) = k^2v(\hat{\theta}_j^1) + (1-k)^2v(\hat{\theta}_j^2) + 2k(1-k)\text{cov}(\hat{\theta}_j^1, \hat{\theta}_j^2) \quad [20]$$

Claramente, las expresiones [19] y [20] se simplifican cuando los estimadores  $\hat{\theta}_j^1$  y  $\hat{\theta}_j^2$  son independientes.

*Base de datos de una pseudo-población artificial.* Para evaluar la insesgaredad y varianza de los estimadores MCG, MRE y ECU se utilizó una pseudo-población artificial de conglomerados, la cual se generó al combinar las bases de datos forestales de Durango, Hidalgo, Jalisco, Michoacán, Estado de México, Chihuahua y Quintana Roo, México. Esta información fue proporcionada por la Comisión Nacional Forestal y proviene de muestras panelizadas correspondientes al ciclo 1 (ocasiones de medición 2004, 2005, 2006, 2007) y al ciclo 2 (2009, 2010, 2011 y 2012). La población estuvo integrada por 7.597 conglomerados panelizados reales, es decir, grupos específicos distribuidos en cada una de las ocho ocasiones de medición. De esta población se obtuvieron 100 muestras aleatorias panelizadas (repeticiones) sin remplazo de tamaño 1.000 (Condición 1, con 13 % de intensidad de muestreo) y 1.500 (Condición 2, con 20 % de intensidad de muestreo). Estas condiciones de estudio se definieron con base en los siguientes criterios: 1) número de conglomerados panelizados promedio por estado (1.085) y el número de sub-paneles requerido para garantizar estimabilidad de los parámetros del modelo. El total de repeticiones se determinó con base en la recomendación dada por Kangas (2006), quien considera al menos 100 réplicas para estimaciones de varianza por re-muestreo y por el uso de la distribución normal en los intervalos de confianza para la media. Esta forma de crear la población garantiza que se obtengan tendencias y varianzas realistas de las variables de interés (Johnson *et al.* 2003). Estudios que usan grandes bases de datos de inventario para evaluar propiedades de estimadores son

comunes, por ejemplo, Hou *et al.* (2020) al estudiar métodos de estimación anual en el contexto del FIA de Estados Unidos de Norteamérica usaron alrededor de 41.000 conglomerados.

Como parámetro de interés se seleccionó el área basal promedio por hectárea (ABHA), que además de ser una variable cuyo valor se obtiene fácilmente a nivel de árbol, tiene bajo error de medición y está fuertemente correlacionada con el volumen, biomasa y carbono aéreo. Con base en la gran pseudo-población artificial de conglomerados, los valores poblacionales de ABHA ( $\theta_j$ ) (y sus coeficientes de variación en %) fueron los siguientes: 12,81 (70,38); 12,46 (65,22); 11,42 (62,03); 11,13 (78,71); 12,51 (64,75); 13,17(66,36); 13,26 (63,77) y 13,08 (68,20) ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ) para 2004, 2005, 2006, 2007, 2009, 2010, 2011 y 2012, respectivamente.

*Comparación de estimadores.* Considerando las ocho ocasiones de medición, los estimadores MCG, MRE y ECU quedaron definidos de la siguiente manera:

- 1) Estimador MCG  $\hat{\theta}_j^1$ . Estimador MCG factible del área basal por hectárea en cada  $j$ -ésima ocasión de medición. Corresponde al  $j$ -ésimo elemento del vector  $\hat{\lambda}_{y,\text{MCG}} = (D^t \hat{\Sigma}^{-1} D)^{-1} (D^t \hat{\Sigma}^{-1} \hat{\lambda})$ ,  $\forall j = 1, 2, \dots, 8$ .
- 2) Estimador MRE  $\hat{\theta}_j^2$ . Estimador MRE del área basal por hectárea en cada  $j$ -ésima ocasión de medición. Corresponde al  $j$ -ésimo estimador MRE dado por  $\hat{\lambda}_{y\pi,\text{MRE}}(t_j) = \frac{1}{m_j} \sum_{s=1}^{m_j} \hat{\lambda}_{y\pi s}(t_j)$ ,  $\forall j = 1, 2, \dots, 8$ .
- 3) Estimador ECU  $\hat{\theta}_j^3$ . Estimador ECU del área basal por hectárea en cada  $j$ -ésima ocasión de medición. Corresponde al  $j$ -ésimo estimador ECU dado por  $\hat{\theta}_j^3 = k\hat{\theta}_j^1 + (1 - k)\hat{\theta}_j^2$ ,  $\forall j = 1, 2, \dots, 8$ .

El análisis conjunto de las 100 muestras aleatorias, en cada condición, permitió observar el comportamiento de los estimadores estudiados bajo el concepto de muestreo repetido. Para determinar el mejor estimador 1,  $\forall l = 1, 2, 3$  en cada condición estudiada se usó el Sesgo de Estimación Relativo (SER), expresión [21], y la Raíz del Cuadrado Medio del Error Relativo (RCMER), expresión [22], conforme a Gregoire y Valentine (2007):

$$\text{SER}(\hat{\theta}_j^l) = \left( \frac{\hat{\theta}_j^l - \theta_j}{\theta_j} \right) \times 100 \quad [21]$$

donde,

$$\bar{\theta}_j^l = E(\hat{\theta}_j^l) = \frac{\sum_{r=1}^{100} \hat{\theta}_{rj}^l}{100}$$

$$\text{RCMER}(\hat{\theta}_j^l) = \left( \frac{\sqrt{v(\hat{\theta}_j^l) + (B(\hat{\theta}_j^l))^2}}{\theta_j} \right) \times 100 \quad [22]$$

donde,

$$v(\hat{\theta}_j^l) = \frac{\sum_{r=1}^{100} (\hat{\theta}_{rj}^l - \bar{\theta}_j^l)^2}{100} \text{ y } B(\hat{\theta}_j^l) = \left( \bar{\theta}_j^l - \theta_j \right)$$

El numerador del SER es una medida de distancia entre el valor esperado del estimador y la media verdadera de la población y, por lo tanto, puede tomar valores negativos cuando el promedio sea menor que el parámetro (sub-estimación) y valores positivos en otro caso (sobre-estimación).

La población forestal artificial se integró por 8 paneles (años de medición) y cada panel presentó 5 sub-paneles (cuadro 1), por lo que la matriz-diseño D se integró por 40 filas (sub-paneles) y ocho columnas (paneles) (figura 2). A partir del cuadro 1 es posible también construir el vector de medias estimadas MRE y el vector MCG (figura 2), así

como la matriz de varianzas y covarianzas, cuya diagonal principal contiene las varianzas de MRE para cada sub-panel y fuera de la diagonal principal las covarianzas de MRE los para sub-paneles remedidos.

El análisis estadístico de la información se realizó en SAS Versión 9.3 mediante el PROC IML (SAS® v9.3 2011) y el análisis gráfico a través R software (R Core Team 2020).

## RESULTADOS

*Estimación del área basal en la condición uno (tamaño 1.000).* Tanto en las ocasiones de medición del ciclo 1 (2004 a 2007) como del ciclo 2 (2009 a 2012), el estimador MCG resultó ligeramente sesgado; excepto en 2006 y 2007, MCG proporcionó sub-estimaciones del área ba-

**Cuadro 1.** Número total de conglomerados por grupo general y sub-paneles que constituyeron la población artificial.

Total number of clusters per general grouping and sub-panels that establish the artificial population.

Grupo general	Número de conglomerados	2004 (1)	2005 (2)	2006 (3)	2007 (4)	2009 (5)	2010 (6)	2011 (7)	2012 (8)
1	51	1,1							
2	52	2,1				2,5			
3	50	3,1					3,6		
4	44	4,1						4,7	
5	53	5,1							5,8
6	1.044		6,2						
7	780		7,2			7,5			
8	825		8,2				8,6		
9	803		9,2					9,7	
10	816		10,2						10,8
11	515			11,3					
12	260			12,3		12,5			
13	265			13,3			13,6		
14	288			14,3				14,7	
15	279			15,3					15,8
16	229				16,4				
17	164				17,4	17,5			
18	123					18,5			
19	163				19,4		19,6		
20	134						20,6		
21	179				21,4			21,7	
22	134							22,7	
23	150				23,4				23,8
24	196								24,8

Los sub-paneles se forman por el grupo general y ocasión de medición (dígito entre paréntesis seguido por el año). De esta forma el sub-panel 10,2 indica el grupo general 10 del 2005.

$$\begin{array}{l}
 \text{A) } D = \begin{pmatrix}
 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\
 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\
 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1
 \end{pmatrix}
 \end{array}
 \begin{array}{l}
 \text{B) } \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}} = \begin{pmatrix}
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(1,1) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(2,1) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(2,5) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(3,1) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(3,6) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(4,1) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(4,7) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(5,1) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(5,8) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(6,2) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(7,2) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(7,5) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(8,2) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(8,6) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(9,2) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(9,7) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(10,2) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(10,8) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(11,3) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(12,3) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(12,5) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(13,3) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(13,6) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(14,3) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(14,7) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(15,3) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(15,8) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(16,4) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(17,4) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(17,5) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(18,5) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(19,4) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(19,6) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(20,6) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(21,4) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(21,7) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(22,7) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(23,4) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(23,8) \\
 \hat{\lambda}_{y\pi, \text{MRE}}(24,8)
 \end{pmatrix}
 \end{array}
 \begin{array}{l}
 \text{C) } \lambda_{y, \text{MCG}} = \begin{pmatrix}
 \lambda_{y, \text{MCG}}(t_1) \\
 \lambda_{y, \text{MCG}}(t_2) \\
 \lambda_{y, \text{MCG}}(t_3) \\
 \lambda_{y, \text{MCG}}(t_4) \\
 \lambda_{y, \text{MCG}}(t_5) \\
 \lambda_{y, \text{MCG}}(t_6) \\
 \lambda_{y, \text{MCG}}(t_7) \\
 \lambda_{y, \text{MCG}}(t_8)
 \end{pmatrix}
 \end{array}
 \end{array}$$

**Figura 2.** A) matriz diseño D resultante de la pseudo-población artificial (el número 1 indica la ocasión en que el sub-panel fue medido); B) vector de estimadores de muestreo replicado (MRE) para cada sub-panel; C) vector de parámetros estimados mediante Mínimos Cuadrados Generalizados (MCG) en cada ocasión de medición.

A) Design matrix D of the artificial pseudo-population (number 1 indicates the time the sub-panel was measured); B) Vector of Replicated Sampling (MRE) estimators for each sub-panel; C) Vector of parameter estimates by Generalized Least Squares (MCG) at each measurement time.

sal por hectárea. El mayor sesgo de estimación relativo de MCG se obtuvo en 2004 con un valor superior a -5 %, mientras que el menor se logró en 2006 con casi el 0,9 %. La mayor variabilidad de MCG se obtuvo en 2004 con un valor alrededor del 1,30 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup> y la menor en 2005 con una cifra superior al 0,10 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup>. La raíz del cuadrado medio del error relativo para MCG más grande resultó en 2004, con un poco más del 10 % y, la más pequeña en 2006, con casi el 4 % (cuadro 2).

En todos los años de la condición uno, el estimador MRE fue en esencia insesgado; el máximo sesgo de estimación relativo resultó cerca de -0,7 % en 2011 y el mínimo de 0,03 % en 2007; inclusive, en 2007 y 2012 las estimaciones y los parámetros fueron muy similares. El estimador MRE condujo a estimaciones altamente variables en 2004 y muy homogéneas en 2005, con valores respectivos que superaron el 2,10 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup> y el 0,10 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup>. De igual manera, en estas mismas ocasiones de medición se obtuvieron los valores extremos de la raíz del cuadrado medio del error relativo con casi 11,35 % y 2,70 %, respectivamente (cuadro 2).

El ECU se caracterizó por presentar resultados de área basal por hectárea prácticamente insesgados; de hecho, el mayor sesgo relativo de estimación fue de -3 % en 2004 y, el menor de 0,35 % en 2006. Resulta interesante que ECU también proporcionó la mayor varianza en 2004 con un valor superior al 1,15 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup> y la menor en 2005 con

aproximadamente el 0,10 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup>. El máximo valor de la raíz del cuadrado medio del error relativo para ECU resultó de casi 9 % en 2004 y el mínimo con escasa diferencia de 3,6 % en 2005 (cuadro 2).

Una inspección detallada de las figuras 3 y 4 ratifica que para una misma ocasión de medición, el estimador MCG sub-estimó o sobre-estimó ligeramente los valores poblacionales, es decir, presentó desvíos leves por debajo o por arriba del parámetro; también confirma que MRE proporcionó estimaciones insesgadas de área basal por hectárea, esto es, que al localizarse equitativamente por arriba y por debajo de la línea horizontal, su promedio fue en esencia el valor poblacional; asimismo, corrobora que MCG en general presentó menor variabilidad en las estimaciones respecto a MRE; y reafirma que el ECU tiende a recuperar la menor dispersión de MCG y la insesgadería de MRE. Resulta muy interesante notar que ECU generó un sesgo de estimación relativo intermedio entre MCG y MRE, y presentó, en general, una raíz del cuadrado medio del error menor que ambos (cuadro 2).

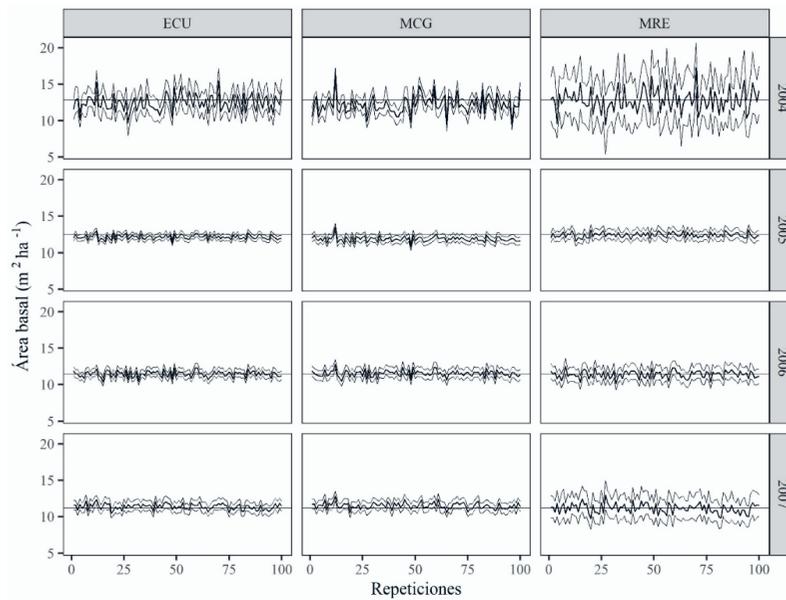
*Estimación del área basal en la condición dos (tamaño 1.500).* Aunque en menor magnitud en comparación con la condición 1, en todas las ocasiones de medición, el estimador MCG resultó levemente sesgado; el máximo sesgo de estimación relativo ocurrió en 2007 con casi el 4,7 % y en

**Cuadro 2.** Estimación de área basal por hectárea (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>) mediante MCG, MRE y ECU en la condición uno (tamaño 1.000).

Estimation of basal area per ha (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>) using the MCG, MRE and ECU estimators under condition one (sample size 1,000).

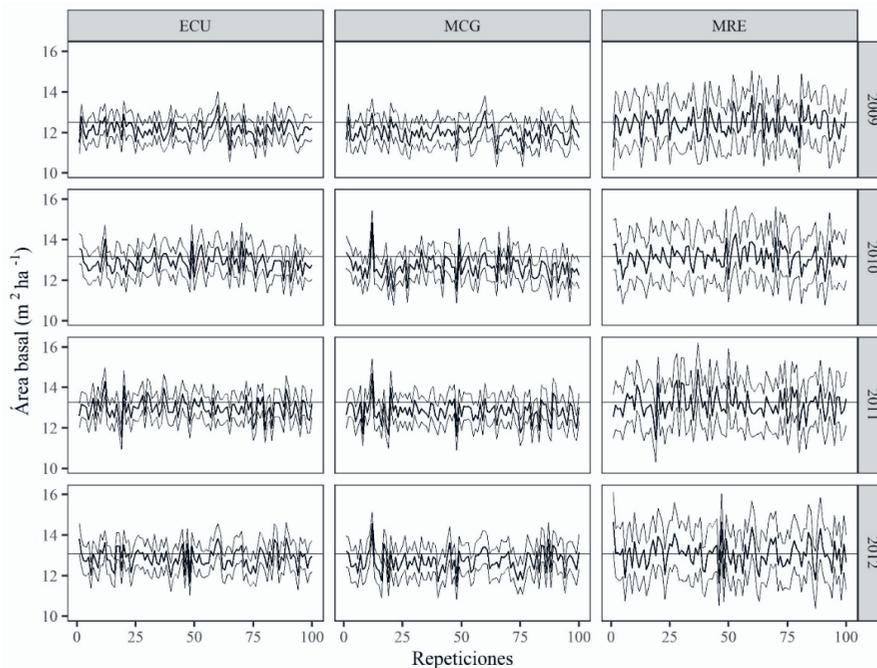
Estimador	Estadístico	Ocasión de medición/media poblacional / CV (%)							
		2004/ 12,81/ 70,38	2005/ 12,46/ 65,22	2006/ 11,42/ 62,03	2007/ 11,13/ 78,71	2009/ 12,51/ 64,75	2010/ 13,17/ 66,36	2011/ 13,26/ 63,77	2012/ 13,08/ 68,20
MCG	Estimación $\hat{\theta}_j^1$	12,16	11,85	11,51	11,49	11,98	12,63	12,81	12,70
	SER (%)	-5,05	-4,83	0,86	3,18	-4,18	-4,06	-3,41	-2,85
	Varianza	1,33	0,12	0,18	0,17	0,15	0,27	0,25	0,26
	RCMER (%)	10,32	5,60	3,81	4,89	5,22	5,68	5,09	4,85
MRE	Estimación $\hat{\theta}_j^2$	12,79	12,40	11,39	11,14	12,46	13,12	13,17	13,07
	SER (%)	-0,15	-0,44	-0,26	0,03	-0,41	-0,37	-0,68	-0,04
	Varianza	2,11	0,11	0,24	0,40	0,32	0,25	0,36	0,39
	RCMER (%)	11,34	2,72	4,32	5,71	4,51	3,83	4,57	4,80
ECU	Estimación $\hat{\theta}_j^3$	12,42	12,14	11,46	11,37	12,16	12,88	12,97	12,86
	SER (%)	-2,99	-2,57	0,35	2,11	-2,78	-2,17	-2,20	-1,64
	Varianza	1,17	0,09	0,17	0,16	0,14	0,20	0,23	0,22
	RCMER (%)	8,97	3,57	3,65	4,13	4,11	4,00	4,23	3,98

CV: Coeficiente de variación poblacional, MCG: Mínimos Cuadrados Generalizados, MRE: Muestreo Replicado, ECU: Estimador Combinado Univariado, SER: Sesgo de Estimación Relativo, RCMER: Raíz del Cuadrado Medio del Error Relativo.



**Figura 3.** Área basal ( $m^2 ha^{-1}$ ) obtenida mediante tres estimadores con 100 repeticiones en la condición uno: tamaños de muestras panelizadas de 1.000. En cada ocasión de medición (2004, 2005, 2006 y 2007), la línea horizontal representa el parámetro, la línea oscura refiere a la estimación puntual y las líneas tenues a los límites inferior y superior de los intervalos de confianza al 95 %. ECU: Estimador Combinado Univariado, MCG: Mínimos Cuadrados Generalizados, MRE: Muestreo Replicado.

Basal area ( $m^2 ha^{-1}$ ) obtained with the three estimators for 100 replicates under condition one: panelized sample size of 1,000. For each measurement year (2004, 2005, 2006 and 2007), the horizontal line represents the parameter, the darker line represents the estimated value, and the smoothed lines represent the 95 % confidence interval. ECU: Univariate Composite Estimator, MCG: Generalized Least Squares, MRE: Replicated Sampling.



**Figura 4.** Área basal ( $m^2 ha^{-1}$ ) obtenida mediante tres estimadores con 100 repeticiones en la condición uno: tamaños de muestras panelizadas de 1.000. En cada ocasión de medición (2009, 2010, 2011 y 2012), la línea horizontal representa el parámetro, la línea oscura refiere a la estimación puntual y las líneas tenues a los límites inferior y superior de los intervalos de confianza al 95 %. ECU: Estimador Combinado Univariado, MCG: Mínimos Cuadrados Generalizados, MRE: Muestreo Replicado.

Basal area ( $m^2 ha^{-1}$ ) obtained with the three estimators for 100 replicates on the condition one: 1,000 panelized sample size. For each measurement year (2009, 2010, 2011 y 2012), the horizontal line represents the parameter, the darker line indicates the estimated value, and the smoothed lines represent the 95 % confidence interval. ECU: Univariate Composite Estimator, MCG: Generalized Least Squares, MRE: Replicated Sampling.

el menor en 2011 con cerca de -1,5 %. Nuevamente, a excepción de 2006 y 2007, MCG sub-estimó el área basal por hectárea. La varianza máxima de MCG se obtuvo en 2004 con casi 0,45 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup> y la mínima en 2005 con tan solo 0,05 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup>. La RCMER más grande, con alrededor de 6,6 %, sucedió en 2004, mientras que la más pequeña, con aproximadamente 2,6 % en 2011 (cuadro 3).

Una vez más y de manera notable, el estimador MRE se mostró insesgado; el máximo sesgo de estimación relativo ocurrió en 2010 y no logró superar el 0,7 %; del mismo modo, en 2011 y 2012, las estimaciones de MRE fueron las mismas que el parámetro. La varianza máxima de MRE se obtuvo en 2004 con casi 1,45 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup> y la mínima en 2005 con tan solo 0,07 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup>. La raíz del cuadrado medio del error relativo más grande se obtuvo en 2004 con cerca de 9,5 % y la más pequeña en 2005 con un porcentaje ligeramente mayor de 2,10 % (cuadro 3).

El ECU también resultó insesgado; el sesgo de estimación relativo máximo se obtuvo en 2004 con un valor cercano a -2,75 % y el mínimo en 2010 con una cifra que superó el -1,05 %. La varianza máxima de ECU se logró en 2004 con casi 0,50 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup> y la mínima en 2005 con apenas 0,05 (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>)<sup>2</sup>. La raíz del cuadrado medio del error relativo de mayor magnitud se obtuvo en 2004 con 6 % y la de menor en 2005 con un porcentaje que rebasó ligeramente el 2,3 % (cuadro 3).

El análisis de los tres estimadores, considerando las 100 repeticiones en la condición dos en una misma ocasión

de medición, pone de manifiesto de manera contundente que el estimador MCG nuevamente sub-estimó o sobre-estimó levemente los valores poblacionales; también que MRE, al presentar resultados que oscilan alrededor de la media verdadera (línea horizontal), proporcionó estimaciones insesgadas de área basal por hectárea; y que MCG presentó menor variabilidad en las estimaciones respecto a MRE; así mismo que ECU recupera la menor dispersión de MCG y la insesgadura de MRE (figuras 5 y 6).

Al igual que en la condición uno, en la condición dos, el ECU, como estimador que combina las bondades estadísticas de MCG y MRE, se caracterizó por presentar un sesgo de estimación relativo intermedio entre los dos y, en general, por presentar una raíz del cuadrado medio del error menor que ambos (cuadro 3).

Si bien es cierto que MCG subestima ligeramente el parámetro, también en cierto que, a excepción del 2005 y 2010 de la condición uno, siempre presenta una varianza menor comparada con MRE. La proporción de la varianza de MCG respecto a MRE fue alrededor del 70 % en la condición uno y cerca del 50 % en la condición dos.

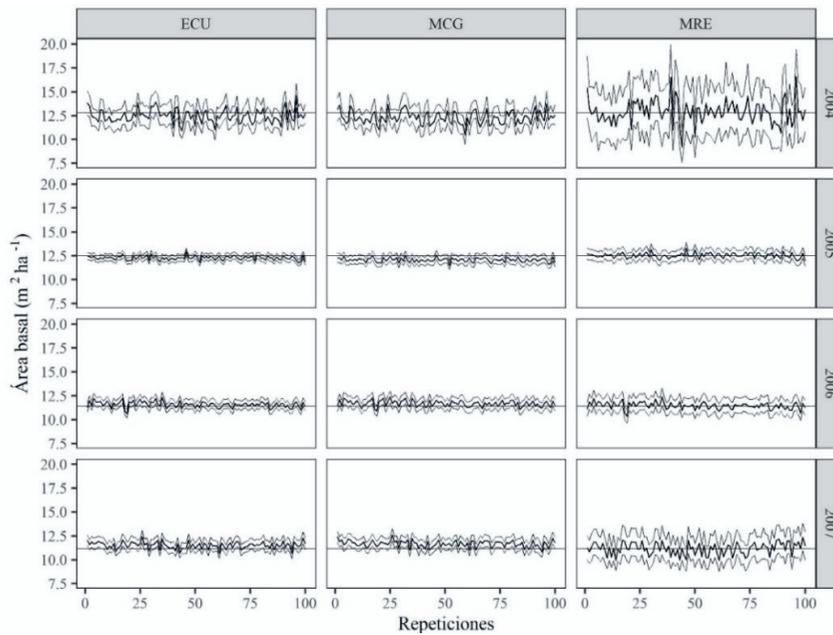
Por otra parte, y como era de esperarse, el comportamiento de los intervalos de confianza estimados correspondientes a MCG, MRE y ECU resultó similar al desempeño de la variabilidad de las estimaciones puntuales, es decir, la amplitud de los mismos resultó mayor para MRE, menor en MCG e intermedia para ECU (figuras 3, 4, 5 y 6). Como una consecuencia de esta situación, al considerar las

**Cuadro 3.** Estimación de área basal por hectárea (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>) mediante MCG, MRE y ECU en la condición dos (tamaño 1.500).

Basal area estimation per ha (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>) using the MCG, MRE and ECU estimators under condition two (sample size 1,500).

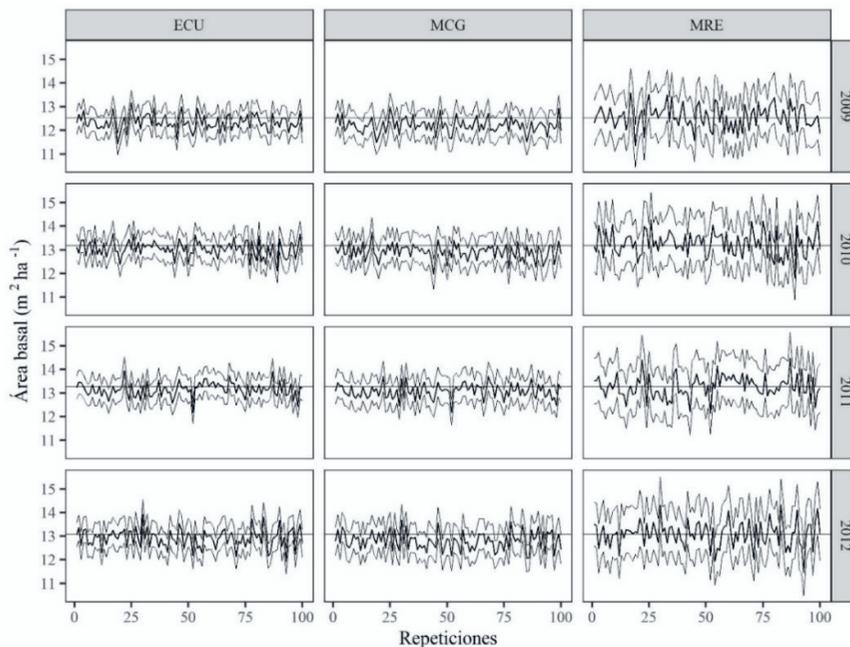
Estimador	Estadístico	Ocasión de medición / media poblacional / CV(%)							
		2004	2005	2006	2007	2009	2010	2011	2012
		12,81/ 70,38	12,46/ 65,22	11,42/ 62,03	11,13/ 78,71	12,51/ 64,75	13,17/ 66,36	13,26/ 63,77	13,08/ 68,20
MCG	Estimación $\hat{\theta}_j^1$	12,28	12,06	11,68	11,66	12,20	12,91	13,07	12,80
	SER (%)	-4,11	-3,21	2,30	4,68	-2,46	-2,00	-1,40	-2,12
	Varianza	0,43	0,05	0,10	0,12	0,09	0,09	0,08	0,13
	RCMER (%)	6,58	3,65	3,56	5,60	3,39	3,07	2,58	3,51
MRE	Estimación $\hat{\theta}_j^2$	12,87	12,52	11,46	11,15	12,57	13,25	13,26	13,08
	SER (%)	0,53	0,52	0,39	0,18	0,48	0,65	0,01	0,05
	Varianza	1,44	0,07	0,12	0,37	0,22	0,24	0,20	0,27
	RCMER (%)	9,40	2,12	3,04	5,44	3,79	3,79	3,37	3,96
ECU	Estimación $\hat{\theta}_j^3$	12,46	12,27	11,58	11,51	12,33	13,03	13,14	12,91
	SER (%)	-2,74	-1,53	1,40	3,33	-1,42	-1,07	-0,90	-1,27
	Varianza	0,47	0,05	0,09	0,12	0,10	0,10	0,09	0,14
	RCMER (%)	6,00	2,31	3,04	4,54	2,87	2,68	2,39	3,15

CV: Coeficiente de variación poblacional, MCG: Mínimos Cuadrados Generalizados, MRE: Muestreo Replicado, ECU: Estimador Combinado Univariado, SER: Sesgo de Estimación Relativo, RCMER: Raíz del Cuadrado Medio del Error Relativo.



**Figura 5.** Área basal ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ) obtenida mediante tres estimadores con 100 repeticiones en la condición dos: tamaños de muestras panelizadas de 1.500. En cada ocasión de medición (2004, 2005, 2006 y 2007), la línea horizontal representa el parámetro, la línea oscura refiere a la estimación puntual y las líneas tenuous a los límites inferior y superior de los intervalos de confianza al 95 %. ECU: Estimador Combinado Univariado, MCG: Mínimos Cuadrados Generalizados, MRE: Muestreo Replicado.

Basal area ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ) obtained with the three estimators for 100 replicates under condition two: 1,500 panelized sample size. For each measurement year (2004, 2005, 2006 and 2007), the horizontal line represents the parameter, the darker line indicates the estimated value, and the smoothed lines represent the 95 % confidence interval. ECU: Univariate Composite Estimator, MCG: Generalized Minimum Squares, MRE: Replicated Sampling.



**Figura 6.** Área basal ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ) obtenida mediante tres estimadores con 100 repeticiones en la condición dos: tamaños de muestras panelizadas de 1.500. En cada ocasión de medición (2009, 2010, 2011 y 2012), la línea horizontal representa el parámetro, la línea oscura refiere a la estimación puntual y las líneas tenuous a los límites inferior y superior de los intervalos de confianza al 95 %. ECU: Estimador Combinado Univariado, MCG: Mínimos Cuadrados Generalizados, MRE: Muestreo Replicado.

Basal area ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ) obtained with the three estimators for 100 replicates under condition two: 1,500 panelized sample size. For each measurement year (2009, 2010, 2011 y 2012), the horizontal line represents the parameter, the darker line indicates the estimated value, and the smoothed lines represent the 95 % confidence interval. ECU: Univariate Composite Estimator, MCG: Generalized Least Squares, MRE: Replicated Sampling.

100 repeticiones, el porcentaje de intervalos de confianza que contuvieron la media verdadera siempre resultó mayor en MRE, menor en MCG e intermedio en ECU (cuadro 4). Aun cuando este porcentaje, en promedio se mantuvo constante para MRE en ambas condiciones de estudio, MCG y ECU se vieron beneficiados al incrementar el tamaño de muestra en 500 conglomerados; de este modo, el porcentaje de intervalos de confianza que incluyeron el parámetro aumentó en promedio ocho y cinco puntos porcentuales, al pasar de la condición uno a la dos, para MCG y ECU, respectivamente (cuadro 4). En la condición uno, el menor porcentaje de intervalos que atrapan al parámetro ocurrió en 2005, con 44 % (MCG) y 59 % (ECU); mientras que en la condición dos sucedió en 2007 con 52 % (MCG) y 72 % (ECU); lo cual puede atribuirse a los altos valores del sesgo y varianza relativamente baja (cuadro 2 y cuadro 3). En estas condiciones críticas, ECU parece ser el estimador más apropiado.

## DISCUSIÓN

Al considerar todas las ocasiones de medición, el promedio de los parámetros de área basal es de 12,5 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>, cifra congruente con aquella que se obtiene mediante las estimaciones de CONAFOR para estratos arbolados en los años 2004 a 2007 y en 2009 a 2014, la cual resulta de 12,2 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup> (CONAFOR 2012, 2018). Entonces, las estimaciones puntuales generadas por los diferentes métodos en la presente investigación se juzgan estadísticamente sólidas.

La menor varianza de MCG comparada con MRE permite afirmar que las estimaciones de área basal por hectárea mediante MCG se encuentran concentradas alrededor de su promedio, mientras que los estimados de MRE pre-

sentan desviaciones notables con respecto a su valor esperado. Además, MCG tiene como ventaja la estimación simultánea de las medias en el periodo de estudio, incluyendo los años más recientes (Arner *et al.* 2004).

Los resultados de la investigación ponen de manifiesto que, por una parte, ECU reduce el sesgo de MCG, y por la otra, disminuye la varianza de MRE. De esta manera, ECU se considera como un estimador insesgado (o cuasi-insesgado) de varianza mínima en las distintas ocasiones de medición (Czaplewski 2010). De hecho, excepto en 2005 y 2010 de la condición uno, así como en 2005 de la condición dos, la raíz del cuadrado medio del error relativo de ECU es menor que MCG y MRE.

Un estimador del parámetro poblacional actual de fácil aplicación es el denominado Media Móvil (MM) (Moving Average = MA), el cual está dado por la suma ponderada de las estimaciones en las distintas ocasiones de medición que integran el ciclo (Johnson *et al.* 2003, Patterson y Reams 2005). Un caso particular de este estimador es aquel que considera pesos iguales, que aunque tiene menor varianza que los estimadores anuales, resulta sesgado del parámetro poblacional para el año actual (McRoberts *et al.* 2005), y entonces, puede ser pensado como un estimador insesgado para el parámetro de la población a la mitad del ciclo de rotación. Con el fin de evitar el sesgo del estimador promedio móvil con pesos iguales, algunos investigadores han sugerido asignar mayores pesos a los años más recientes. Por ejemplo, para un ciclo de cinco años se pueden usar pesos de 0,1; 0,1; 0,2; 0,3 y 0,3 y para una rotación de cuatro años los pesos pueden ser 0,2; 0,2; 0,3 y 0,3 (Eskelson *et al.* 2009). La asignación arbitraria de estos pesos pone en desventaja el estimador MM frente al ECU.

**Cuadro 4.** Porcentaje de intervalos de confianza al 95 % obtenidos mediante MCG, MRE y ECU que incluyen a la media verdadera (parámetro).

Percentage of 95 % confidence intervals obtained with MCG, MRE and ECU that contained the true population mean (parameter).

Estimador	Ocasión de medición								Promedio
	2004	2005	2006	2007	2009	2010	2011	2012	
Condición 1 (tamaño 1.000)									
MCG	56	44	86	79	63	63	69	74	67
MRE	97	98	96	100	96	99	95	94	97
ECU	79	59	83	90	73	80	74	82	78
Condición 2 (tamaño 1.500)									
MCG	67	59	83	52	85	86	92	78	75
MRE	95	97	98	97	97	99	96	95	97
ECU	82	77	87	72	86	89	89	79	83

MCG: Mínimos Cuadrados Generalizados, MRE: Muestreo Replicado, ECU: Estimador Combinado Univariado. (MCG) y 59 % (ECU); mientras que en la condición dos sucedió en 2007 con 52 % (MCG) y 72 % (ECU); lo cual puede atribuirse a los altos valores del sesgo y varianza relativamente baja (cuadro 2 y cuadro 3). En estas condiciones críticas, ECU parece ser el estimador más apropiado.

Es menester mencionar que el estimador compuesto analizado en esta investigación tiene un desempeño aceptable debido a que los estimadores que lo integran refieren la información en el mismo año; no obstante, un estimador compuesto evaluado por Kangas *et al.* (2020), aunque de varianza pequeña, resultó sesgado para biomasa en la ocasión más reciente debido a que se integró por dos estimadores independientes en tiempos muy diferentes (1999 y 2010).

En general, los valores de la raíz del cuadrado medio del error relativo — estadística que integra el sesgo y la varianza— de ECU en la condición dos son en promedio alrededor del 75 % respecto a los correspondientes en la condición uno en cada ocasión. Este hecho puede ser atribuido al mayor tamaño de muestras panelizadas usado en la condición dos. Entonces, ECU se considera atractivo tanto desde un punto teórico como práctico.

El ligero desvío de la estimación respecto al parámetro en MCG puede deberse a que la matriz de varianzas-covarianzas está integrada por la información muestral de todos los sub-paneles correspondientes a las diferentes ocasiones de medición, mientras que en MRE la información que se utiliza en el proceso de estimación es solo de la ocasión de medición de interés. También la reducción de la varianza de MCG es producto de la combinación de la información de los sub-paneles en el proceso de estimación. Por otra parte, en muestras grandes y si la matriz de varianzas-covarianzas muestral es un estimador consistente de la matriz de varianzas-covarianzas verdadera, entonces, MCG factible es un estimador asintóticamente equivalente a MCG (Greene 2018).

En los tres estimadores y en las dos condiciones estudiadas, se observa que la varianza correspondiente a la ocasión 2004 siempre es mayor que el resto de las ocasiones, esto se debe al número reducido de observaciones utilizadas en el proceso de estimación. En la condición uno, el número total promedio de pares 2004-2009 (2004-2010, 2004-2011 y 2004-2012) fue de 26 y en la condición dos fue de 39. Por el contrario, el número total promedio de pares 2005-2009 (2005-2010, 2005-2011, 2005-2012) fue de 428 en la condición uno y de 640 en la condición dos.

Aun con el tamaño de muestra reducido en 2004 en la condición uno, los valores de la raíz del cuadrado medio del error relativo correspondientes a MCG y MRE parecen bastante razonables, alrededor del 10,5 %. En los siguientes años, para esta misma condición, la reducción de dicha estadística es significativa, en algunos casos por más del 50 %, lo cual puede deberse a que el muestreo de campo realizado en el proyecto del INFyS se ha consolidado metodológicamente con el paso del tiempo.

Si bien en el presente estudio únicamente se evalúa el área basal por hectárea, se espera un comportamiento similar para el volumen, biomasa o carbono por hectárea. Esto se justifica porque en general, las tres variables están correlacionadas.

Los resultados del presente estudio se basan en estimadores que usan datos de campo únicamente, no obstante,

el estimador compuesto puede integrar estimadores que combinen datos de terreno con datos de sensores remotos, por lo que el error relativo de muestreo puede disminuir significativamente (Köhl *et al.* 2011). En este sentido, se puede considerar el Estimador de Regresión Generalizado Modificado, propuesto por Wojcik (2022), cuyas propiedades estadísticas pueden mejorarse sustancialmente al incorporar Modelos Mixtos Lineales Generalizados.

El ECU es un estimador que combina MCG y MRE, de manera tal que para su aplicación se requiere de la matriz de varianzas-covarianzas de las medias a nivel de sub-paneles y de la matriz de ceros y unos, que indican la ocasión de medición (Fuller 2009). La complejidad relativa de estas matrices se justifica por la ganancia de precisión en la estimación simultánea de las medias correspondientes a las diferentes ocasiones de medición. Además, este estimador se puede aplicar conforme los datos se van tomando a través del tiempo, no es necesario esperar hasta que un ciclo de medición se complete.

En fechas recientes, las restricciones presupuestales del INFyS han impedido completar en su totalidad ciclos al 20 % originalmente propuesto. No obstante, aun cuando se tengan paneles de menor tamaño, con el ECU se pueden obtener resultados útiles y consistentes para permitir actualizar las cifras nacionales con una alta confiabilidad y a un menor costo. Este aspecto resulta importante, sobre todo pensando que el reporte de muchos de los compromisos adquiridos por México en términos de emisiones de CO<sub>2</sub> depende fuertemente de los resultados del INFyS.

## CONCLUSIONES

En las dos condiciones de estudio y para cada una de las ocho ocasiones de medición se observó que la estimación de área basal por hectárea mediante MCG fue ligeramente sesgada comparada con la estimación de MRE. Dado que el sesgo relativo de MCG en ningún caso superó el 5,5 % se consideró insignificante. Aun cuando MCG subestimó ligeramente el parámetro, en general presentó una varianza menor comparada con MRE.

El sesgo de estimación relativo correspondiente a MRE nunca fue superior al 1 %. Así, las estimaciones de área basal por hectárea obtenidas mediante MRE se consideraron insesgadas. En promedio, la varianza de MRE fue casi el doble de la varianza de MCG.

El ECU generó en cada una de las ocasiones de medición un sesgo relativo intermedio entre MCG y MRE; asimismo, además de reducir el sesgo respecto al MCG también presentó menor varianza comparado con MRE.

El ECU, como estimador que combina las bondades estadísticas de MCG y MRE, se caracterizó en general por presentar la raíz del cuadrado medio del error menor que ambos.

En estas condiciones el estimador más apropiado fue el ECU, el cual combina MCG y MRE utilizando como factores de ponderación el inverso de sus varianzas; en-

tonces, puede considerarse insesgado (o cuasinsesgado) de mínima varianza. Esta característica, lo hace atractivo tanto desde un punto teórico como práctico. Adicionalmente, el costo relativo de poder implementar el ECU es mucho menor cuando se compara con el costo total de la toma de datos y verificación de puntos de muestreo en campo.

## CONTRIBUCIÓN DE AUTORES

EVB, HMSP y HRM participaron en el diseño del marco conceptual estadístico de la investigación y en la escritura de la versión preliminar del documento; JRVL y MAM en revisión técnica de las bases de datos forestales desde la perspectiva de muestreo panelizado; EVB, HMSP y GRS en el análisis estadístico computarizado. Los seis autores contribuyeron en la integración y revisión de la versión final del manuscrito.

## FINANCIAMIENTO

Las bases de datos utilizadas en la presente investigación se generaron en el periodo 2004 a 2007 y 2009 a 2012 como parte de las actividades técnicas del proyecto gubernamental titulado “Inventario Nacional Forestal y de Suelos”, el cual es patrocinado y coordinado por la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) de la Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT) de México.

## AGRADECIMIENTOS

Se extiende un agradecimiento fraterno a la Comisión Nacional Forestal de México por haber proporcionado las bases de datos del INFyS correspondiente a los años 2004, 2005, 2006, 2007, 2009, 2010, 2011 y 2012.

## REFERENCIAS

- Arner SL, JA Westfall, CT Scott. 2004. Comparison of annual inventory designs using forest inventory and analysis data. *Forest Science* 50(2):188-203. DOI: <https://doi.org/10.1093/forestscience/50.2.188>
- Czaplewski RL. 2010. Complex sample survey estimation in static state-space. General Technical Report RMRS-GTR-239. Rocky Mountain Research Station, Fort Collins, Colorado, USA. Forest Service, United States Department of Agriculture. 124 p. DOI: <https://doi.org/10.2737/RMRS-GTR-239>
- Barabesi L, L Fattorini. 1998. The use of replicated plot, line and point sampling for estimating species abundance and ecological diversity. *Environmental and Ecological Statistics* 5: 353-370. DOI <https://doi.org/10.1023/A:1009655821836>
- CONAFOR (Comisión Nacional Forestal, MX). 2012. Inventario Nacional Forestal: Informe 2004-2009. Zapopan, Jalisco, México. SEMARNAT. 212 p.
- CONAFOR (Comisión Nacional Forestal, MX). 2018. Inventario Nacional Forestal y de Suelos: Informe de Resultados 2009-2014. Zapopan, Jalisco, México. CONAFOR. 199 p.
- Eskelson BNI, H Temesgen, TM Barret. 2009. Estimating current forest attributes from paneled inventory data using plot-level imputation: A study from the Pacific Northwest. *Forest Science* 55(1):64-71. DOI: <https://doi.org/10.1093/forestscience/55.1.64>
- Fuller WA. 2009. Sampling Statistics. New Jersey, USA. John Wiley & Sons, Inc. 454 p. DOI: <https://doi.org/10.1002/9780470523551>
- Funatogawa I, T Funatogawa. 2018. Longitudinal Data Analysis: Autoregressive Linear Mixed Effects Models. Springer. 150 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-981-10-0077-5>
- Gregoire TG, HT Valentine. 2007. Sampling Strategies for Natural Resources and the Environment. New York, USA. Chapman & Hall/CRC. 457 p. DOI: <https://doi.org/10.1201/9780203498880>
- Greene WH. 2018. Econometric Analysis. Eighth Edition. New York, USA. Pearson. 1126 p.
- Hernández L, I Alberdi, RE McRoberts, D Morales, J Redmond, C Vidal. 2016. Chapter 5: Wood resources assessment beyond Europe. In Vidal C, I Alberdi, L Hernández, J Redmond Eds. National Forest Inventories: assessment of wood availability and use. Cham, Switzerland. Springer. p. 105-118. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-44015-6>
- Hou Z, GM Domke, MB Russell, JW Coulston, MD Nelson, Q Xu, RE McRoberts. 2020. Updating annual state- and county-level forest inventory estimates with data assimilation and FIA data. *Forest Ecology and Management* 483:118777. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118777>
- Johnson DS, MS Williams, RL Czaplewski. 2003. Comparison of estimators for rolling samples using Forest Inventory and Analysis data. *Forest Science* 49(1):50-63. DOI: <https://doi.org/10.1093/forestscience/49.1.50>
- Kangas A. 2006. Design-based sampling and inference. In Kangas A, M Maltamo Eds. Forest inventory: Methodology and Applications. The Netherlands. Springer. p. 13-38. DOI: <https://doi.org/10.1007/1-4020-4381-3>
- Kangas A, T Gobakken, E. Næsset. 2020. Benefits of past inventory data as prior information for the current inventory. *Forest Ecosystems* 7(20):1-11. <https://doi.org/10.1186/s40663-020-00231-6>
- Köhl M, A Lister, CT Scott, T Baldauf, D Plugge. 2011. Implications of sampling design and sample size for national carbon accounting systems. *Carbon Balance and Management* 6(10):1-20. DOI: <https://doi.org/10.1186/1750-0680-6-10>
- Köhl M, CT Scott, AJ Lister, I Demon, D Plugge. 2015. Avoiding treatment bias of REDD+ monitoring by sampling with partial replacement. *Carbon Balance and Management* 10(11):1-11. DOI: <https://doi.org/10.1186/s13021-015-0020-y>
- McDonald TL. 2003. Review of environmental monitoring methods: Survey designs. *Environmental Monitoring and Assessment* 85(3): 277-292. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1023954311636>
- McRoberts RE, WA Bechtold, PL Patterson, CT Scott, GA Reams. 2005. The enhanced Forest Inventory and Analysis program of the USDA Forest Service: Historical perspective and announcement of statistical documentation. *Journal of Forestry* 103(6): 304-308. DOI: <https://doi.org/10.2737/SRS-GTR-80>
- Patterson PL, GA Reams. 2005. Combining panels for forest inventory and analysis estimation. In Bechtold WA, PL Patterson eds. The enhanced Forest Inventory and Analysis program-national sampling design and estimation procedures. Southern Research Station, Asheville, North Carolina,

- USA. Forest Service, United States Department of Agriculture. p. 69-74. (General Technical Report SRS-80). DOI: <https://doi.org/10.2737/SRS-GTR-80>
- Ramírez C, I Alberdi, C Bahamondez, JV Freitas. Coords. 2021. Inventarios Forestales Nacionales de América Latina y el Caribe: Hacia la armonización de la información forestal. Roma, Italia. FAO. 444 p. <https://doi.org/10.4060/cb7791es>
- Rasch D, D Schott. 2018. Mathematical Statistic. New Jersey, USA. John Wiley & Sons. 672 p.
- R Core Team. 2020. R: A language and environment for statistical computing. Vienna, Austria. R Foundation for Statistical Computing. Retrieved from <http://www.r-project.org>
- Reams GA, WD Smith, MH Hansen, WA Bechtold, FA Roesch, GG Moisen. 2005. The Forest Inventory and Analysis sampling frame. In Bechtold WA, PL Patterson eds. The enhanced Forest Inventory and Analysis program-national sampling design and estimation procedures. Southern Research Station, Asheville, North Carolina. USA. Forest Service, United States Department of Agriculture. p. 11-26. (General Technical Report SRS-80). DOI: <https://doi.org/10.2737/SRS-GTR-80>
- Ricker M, SA Villela, E Mondragón. 2020. Información por conglomerado del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) de México (segunda edición). Ciudad de México, México. UNAM. p. 19. (Reporte técnico). DOI: <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.35451.54568>
- SAS Institute Inc. 2011. SAS/IML® 9.3. User's Guide. North Carolina, USA. SAS Institute Inc. p. 1097.
- Schreuder HT, TG Gregoire, GB Wood. 1993. Sampling Methods for Multiresource Forest Inventory. New York, USA. John Wiley & Sons. 446 p.
- Scott CT, M Köhl, HJ Schnellbacher. 1999. A comparison of periodic and annual forest surveys. *Forest Science* 45(3):433-451. DOI: <https://doi.org/10.1093/forestscience/45.3.433>
- Van Deusen PC. 1989. Multiple-occasion partial replacement sampling for growth components. *Forest Science* 35(2):388-400. DOI: <https://doi.org/10.1093/forestscience/35.2.388>
- Velasco BE. 2015. Desarrollo de técnicas estadísticas para la evaluación y monitoreo de ecosistemas forestales en México. Tesis de Doctor en Ciencias. Texcoco, Estado de México, México. Postgrado Ciencias Forestales, Colegio de Postgraduados. 234 p.
- Wojcik OC, SD Olson, PHV Nguyen, KS McConville, GG Moisen, TS Frescino. 2022. GREGORY: A Modified Generalized Regression Estimator Approach to Estimating Forest Attributes in the Interior Western US. *Frontiers in Forests and Global Change* 4:763414. DOI: <https://doi.org/10.3389/ffgc.2021.763414>

Recibido: 19/04/22  
Aceptado: 07/07/23