

Documentos de trabajo

La nueva metodología de calibración
de la Encuesta Nacional de Empleo:
método de calibración *Raking*

Autores:

Miguel Alvarado

Matías Pizarro

Nicolás Guarda

N°14, Marzo de 2020



INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICAS

Morandé 801, Santiago de Chile

Teléfono: 562 3246 1000

Correo: ine@ine.cl

Facebook: @ChileINE

Twitter: @INE_Chile

Miguel Alvarado[†]

Matías Pizarro

Nicolás Guarda

Los autores desean agradecer los valiosos comentarios y sugerencias técnicas de Denisse López Arenas, Jefa del Departamento de Metodologías e Innovación Estadística. De igual modo, se agradece la colaboración de las dos últimas ex-subdirectoras técnicas del INE, María Mercedes Jeria y Sandra Quijada Javer, actual Directora Nacional(s) del INE. Un agradecimiento especial merece la colaboración especial de Andrés Gutiérrez, PhD., Experto Regional en Estadísticas Sociales de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), quién siempre fue generoso en compartir sus observaciones, sugerencias y toda su experiencia en la materia. Finalmente, pero no menos importante, Guillermo Pattillo, ex-Director Nacional del INE, tuvo un papel fundamental en la implementación de esta mejora metodológica, a él nuestro reconocimiento. Naturalmente, cualquier error, dentro de este documento, es de absoluta y exclusiva responsabilidad de ambos autores.

[†] CONICYT - PCHA/Magister para Funcionarios del Sector Público/2019 - 79190218.

Los Documentos de Trabajo del Instituto Nacional de Estadísticas están dirigidos a investigadores, académicos, estudiantes y público especializado en materias económicas, y tienen como objetivo proporcionar un análisis exhaustivo sobre aspectos conceptuales, analíticos y metodológicos claves de los productos estadísticos que elabora la institución y, de esta forma, contribuir al intercambio de ideas entre los distintos componentes del Sistema Estadístico Nacional.

Las interpretaciones y opiniones que se expresan en los Documentos de Trabajo pertenecen en forma exclusiva a los autores y colaboradores y no reflejan necesariamente el punto de vista oficial del INE ni de la institución a la que pertenecen los colaboradores de los documentos.

El uso de un lenguaje que no discrimine ni marque diferencias entre hombres y mujeres ha sido una preocupación en la elaboración de este documento. Sin embargo, y con el fin de evitar la sobrecarga gráfica que supondría utilizar en castellano "o/a" para marcar la existencia de ambos sexos, se ha optado por utilizar -en la mayor parte de los casos- el masculino genérico, en el entendido de que todas las menciones en tal género representan siempre a hombres y mujeres, abarcando claramente ambos sexos.

La nueva metodología de calibración de la Encuesta Nacional de Empleo: método de calibración *Raking*

Resumen

Este documento presenta el soporte teórico de la nueva metodología de calibración de la Encuesta Nacional de Empleo. Una vez presentado los fundamentos de la nueva metodología en un documento que le precede a este, corresponde formalizar conceptos tales como *calibración* y *estimador de calibración*, además de entregar todo el detalle técnico de la derivación de los nuevos pesos o factores de expansión calibrados w_k . De igual modo, se detalla el enfoque del *método de distancia mínima*, el cual es utilizado para la construcción de los nuevos pesos o factores de expansión calibrados. También, se entrega detalle sobre la implementación de la información auxiliar dentro del proceso de calibración. Finalmente, presentado los propósitos y el detalle técnico del método de calibración, se exponen los resultados que se alcanzan con la nueva metodología de calibración en los principales indicadores de la Encuesta Nacional de Empleo.

Abstract

This document presents the theoretical support of the new calibration methodology of the National Employment Survey. Once the foundations of the new methodology have been presented in a previous document, it is necessary to formalize concepts such as *calibration* and *calibration estimator*, in addition to providing all the technical details of the derivation of the new weights or calibrated expansion factors w_k . Likewise, the approach of the minimum distance method is detailed, which is used for the construction of the new weights or calibrated expansion factors. Also, details are provided about the implementation of the auxiliary information within the calibration process. Finally, presented the purposes and technical details of the calibration method, the results that are achieved with the new calibration methodology in the main indicators of the National Employment Survey are exposed.

Palabras clave: *Calibración, Estimador de calibración, Raking, Información auxiliar.*

1. Introducción

La Encuesta Nacional de Empleo (ENE), a contar del trimestre móvil noviembre 2019 - enero 2020 (NDE 2019), cuenta con una nueva metodología de calibración, la cual, por un lado, se construye sobre sólidos fundamentos en la temática de empleo y, por otro lado, es implementada mediante una robusta técnica estadística.

El fundamento temático de la nueva metodología de calibración, descrito en Alvarado y Pizarro (2019a), reconoce la importancia que tienen las características de las personas sobre su situación dentro y fuera del mercado laboral. Más aun, ellos muestran que incorporar información sobre estas características, denotadas por \mathbf{x} , entregan mejoras sustanciales en cuanto a la reducción de sesgos sobre la medición de indicadores del mercado laboral. En particular, además del sexo de las personas, destacan la importancia que tienen la edad y la condición de las personas según si son chilenos/as o extranjeros/as, como parte de la información que debe ser considerada, dentro del proceso de ponderación y el posterior proceso de estimación.

En su momento, sin entrar en mayor detalle, Alvarado y Pizarro (2019a) describen la incorporación de la información \mathbf{x} a través de una clase especial de estimadores $\hat{t}_S(\mathbf{x})$, los cuales tienen la particularidad de incorporar información auxiliar, como la denotada por \mathbf{x} . En particular, señalan que incorporar información \mathbf{x} que está estrechamente vinculada a características de interés y , permite obtener estimaciones más precisas y reducir sesgos que se producen por eventos como la no-respuesta y/o la imperfección de los marcos de muestreo. Pues bien, este documento entrega el detalle necesario sobre esta clase de estimadores, los cuales son denominados por: *estimadores de calibración* y el modo en el cual la información auxiliar \mathbf{x} es implementada, permitiendo alcanzar las mejoras antes mencionadas.

De este modo, habiéndose ya presentado el fundamento temático de la nueva metodología de calibración, resta entregar todo el detalle teórico de la técnica estadística mediante la cual es implementada la nueva metodología de calibración. Con tal propósito, además de esta breve introducción, en la siguiente sección se presenta el marco conceptual y teórico del método de calibración que es implementado en la Encuesta Nacional de Empleo. En dicha sección se presentan conceptos como el de *calibración* y *estimador de calibración*, así como todo el detalle matemático, en el cual se precisa el modo en el cual se construyen los nuevos pesos o factores de expansión calibrados. Esta sección, sin duda, es el núcleo de este documento. En una tercera sección se entrega el detalle de las características específicas de la nueva metodología de calibración de la ENE. En una cuarta sección, se presentan los resultados a nivel nacional, para los principales indicadores de la Encuesta Nacional de Empleo, producto de la nueva metodología de calibración. Finalmente, en la última sección se presentan las conclusiones.

2. Marco conceptual

El término *calibración*, combinado con otros términos, es usado para denominar enfoques y/o métodos sobre diversas líneas en el ámbito estadístico, econométrico, económico, entre otros¹. Por tanto, es importante establecer que en este documento, los términos *calibración* y *estimador de calibración* quedan circunscritos al campo de la estimación en encuestas de muestreo probabilístico, campo en el cual “... la calibración se ha establecido como un importante instrumento metodológico en la producción de estadísticas a gran escala” (Särndal, 2007). El principal propósito de esta sección es presentar el enfoque de *calibración* y el detalle de la matemática que está detrás de los *estimadores de calibración*. No obstante, conviene iniciar esta sección, definiendo estos dos conceptos.

2.1. Calibración y estimadores de calibración.

Särndal (2007) define el *enfoque de calibración* para la estimación en poblaciones finitas; como “el cálculo de pesos que incorporan información auxiliar específica y que satisfacen las ecuaciones de calibración”, también señala que estos *pesos calibrados* “... son usados para el cálculo de estimaciones lineales ponderadas para totales y otros parámetros de poblaciones finitas”. Zang (2000) señala que la calibración es un enfoque bajo el cual “los pesos para una muestra dada, se puede decir que están calibrados con respecto a un conjunto de totales poblacionales conocidos sí, las estimaciones basadas en estos pesos calibrados, reproducen esos totales”. Gutiérrez (2016), señala que “... la calibración provee una forma sistemática para la incorporación de la información auxiliar en la etapa de estimación en una encuesta”. Kott (2006), señala que “La calibración puede ser utilizada para ajustar por no-respuesta y/o errores de cobertura bajo apropiados modelos cuasi-aleatorios”. Considerando lo anterior, se puede señalar que la calibración es una técnica que, a través del uso de información auxiliar de totales poblacionales, permite generar nuevos pesos o factores de expansión calibrados, los cuales cumplen ciertas condiciones y son utilizados en el proceso de estimación.

Un *estimador de calibración*, primero que todo es un estimador, es decir, es una función de la muestra aleatoria y es utilizado para estimar un parámetro de interés (Gutiérrez, 2016). No obstante, un estimador de calibración tiene una particularidad. Gutiérrez (2016) señala que “un estimador de calibración es aquel estimador lineal que tiene la agradable propiedad de la representatividad bajo cualquier diseño de muestreo”. Särndal (2007) señala que “los estimadores de calibración son una familia de estimadores que tienen como base común la información auxiliar. Un estimador de calibración usa pesos calibrados, los cuales están tan cerca como es posible, de acuerdo a una medida de distancia dada, de los pesos de diseño originales π_k^{-1} , respetando al mismo tiempo un conjunto de restricciones, las ecuaciones de calibración”. Por tanto, un estimador de calibración utiliza pesos calibrados para estimar parámetros de interés. Además, como se muestra en la siguiente sección, los pesos calibrados permiten reproducir perfectamente totales poblacionales, luego, este tipo de estimadores aseguran que cualquier estrategia de muestreo sea una estrategia de muestreo representativa con respecto de la información auxiliar, en este caso, totales poblacionales conocidos².

¹En el ámbito estadístico, los métodos *Calibración No Lineal*, *Calibración Súper Generalizada*, entre otros, son algunos de los ejemplos mencionados en Särndal (2007). En economía, la *calibración* de modelos de equilibrio general tiene amplia aplicación en el campo de la macroeconomía (ver Schmidt-Hebbel y Ivulic (1988), Romero (2009), entre otros).

²La definición de *estrategia de muestreo representativa* se encuentra en Gutiérrez (2016, p.297)

Al igual que en muchos documentos que describen el enfoque de calibración, en este se inicia tal descripción a partir de un escenario, al cual Särndal (2007) denomina de “condiciones básicas”, esto es: muestreo probabilístico de elementos (individuos) en una sola etapa y con respuesta completa. Särndal (2007) al describir el enfoque de calibración, si bien señala que “en la práctica, las condiciones del muestreo no son tan simples ni perfectas, pero muchos documentos teóricos, sin embargo, siguen similar camino”; también señala que “el enfoque de calibración tiene una generalidad considerable; lo que permite lidiar con una variedad de situaciones: diseños muestrales complejos, ajustes por no-respuesta y errores de cobertura”.

Dicho esto, en la siguiente sección se presenta el soporte teórico de la nueva metodología de calibración de los factores de expansión de la Encuesta Nacional de Empleo. La presentación parte de un escenario de *condiciones básicas*, como el arriba descrito y sigue lo descrito en Deville y Särndal (1992), Deville, Särndal y Sautory (1993), Zhang (2000), Kalton y Flores-Cervantes (2003), Silva (2004), Kott (2006), Särndal (2007) y Gutiérrez (2016, cap.10).

2.2. Marco teórico general³

Sin pérdida de generalidad, supongamos que $U = \{1, \dots, k, \dots, N\}$ describe una población finita de N individuos distintos, que pueden ser identificados por el índice k . Desde U se selecciona una muestra probabilística s ($s \subseteq U$) inducida por un diseño de muestreo $p(\cdot)$; esto es, $Pr(S = s) = p(s), \forall s \in Q$. De igual modo, supongamos que $s = \{1, \dots, k, \dots, n\}$ describe la muestra de n individuos seleccionados desde U ⁴. Se asume que para dos individuos cualesquiera de U , $k \neq l$, la probabilidad de primer y segundo orden son estrictamente positivas, es decir: $\pi_k > 0$, $\pi_l > 0$ y $\pi_{kl} > 0$ ⁵.

Cada uno de los k individuos de U tiene un conjunto de J características de interés. Sin pérdida de generalidad, supongamos que $J = 1$, de este modo, y_k , corresponde a la característica de interés del k -ésimo individuo. Por ejemplo, esta puede corresponder a una variable dicotómica que toma el valor de $y_k = 1$ o $y_k = 0$, según si el k -ésimo individuo está, respectivamente, ocupado o no. La variable de interés y_k puede corresponder a una característica del tipo discreta (como la antes descrita) o a una continua (i.e. número de horas trabajadas, salario, etc.)⁶.

De igual modo, cada uno de los k individuos de U tiene un conjunto de $J > 1$ características (variables) auxiliares, descritas en el vector $\mathbf{x}_k = (x_{k1}, \dots, x_{kj}, \dots, x_{kJ})'$. Algunas de estas características pueden corresponder, por ejemplo, al sexo, la edad, la nacionalidad, etc., del k -ésimo individuo. Notemos que las características y_k y \mathbf{x}_k son valores observados y conocidos de los n individuos seleccionados e investigados en la muestra s ; esto es, $\forall k \in s \subseteq U$.

³Los conceptos y definiciones que aquí se presentan y no se detallan pueden ser consultados en Alvarado y Pizarro (2019a), Sección 2; los cuales sigue a su vez a Gutiérrez (2016) y Lumley (2010).

⁴El tamaño de la muestra, denotado por $n(S)$, es una variable aleatoria y no necesariamente corresponde a un tamaño fijo (Gutiérrez, 2016). Sin embargo, para simplificar la notación, denotaremos el tamaño de la muestra por $n(S) = n$.

⁵La probabilidad de primer orden (π_k para el individuo k y π_l para el individuo l) y de segundo orden (π_{kl}), respectivamente, denotan la probabilidad de inclusión del k -ésimo individuo en la muestra $S = s$ (i.e. $Pr(k \in S)$), la probabilidad de inclusión del l -ésimo individuo en la muestra $S = s$ (i.e. $Pr(l \in S)$) y la probabilidad de inclusión de ambos, k y l , en la muestra $S = s$ (i.e. $Pr(k \in S \wedge l \in S)$).

⁶Silva (2004) detalla este mismo desarrollo cuando $J > 1$.

Supongamos que el propósito es entregar información poblacional acerca de la característica de interés y . Esta característica poblacional, también denominado *parámetro*, está presente en cada individuo $k \in U$; de este modo, por ejemplo, si y describe la situación en la ocupación: y_k toma el valor de 1 si el k -ésimo individuo está ocupado, y 0 en otro caso, $\forall k \in U$. De este modo, el total de ocupados en U , denotado por t_y , corresponde a:

$$t_y = \sum_{k \in U} y_k \quad (1)$$

Si se quiere estimar t_y a partir de la información contenida en la muestra probabilística s , se suele utilizar el *estimador de Horvitz-Thompson*, denotado por $\hat{t}_{y,\pi}$, dado por:

$$\hat{t}_{y,\pi} = \sum_{k \in s} \frac{1}{\pi_k} y_k = \sum_{k \in s} d_k y_k \quad (2)$$

donde, π_k es la probabilidad de primer orden y $d_k = 1/\pi_k$ suele ser denominado como el *peso básico* o *factor de expansión básico*, para ambos casos, del k -ésimo individuo⁷.

El estimador $\hat{t}_{y,\pi}$ tiene dos propiedades deseables⁸: es un estimador insesgado para t_y y es un estimador lineal (Gutiérrez, 2016). Sin embargo, es ineficiente cuando información auxiliar *útil* está disponible para ser utilizada dentro del proceso de estimación (Särndal, 2007). La información auxiliar se refiere a valores poblacionales de (parte o todas) las J características auxiliares, que suelen ser tomadas de fuentes externas a la encuesta como: proyecciones y estimaciones de población, registros administrativos y/o cualquier otra fuente confiable. Esta información auxiliar puede estar disponible en alguna de las siguientes situaciones:

- I. Se conoce el vector de características auxiliares \mathbf{x}_k de toda la población (i.e. $\forall k \in U$). De este modo, la agregación simple permite conocer el vector \mathbf{t}_x , de totales poblacionales para las J características auxiliares, donde:

$$\mathbf{t}_x = \sum_{k \in U} \mathbf{x}_k \quad (3)$$

- II. Se conoce solo la información auxiliar de las características auxiliares de los k individuos de la muestra s y el vector de totales poblacionales para las J características auxiliares \mathbf{t}_x .

Evidentemente, la primera situación es la menos restrictiva, pues permite una mayor libertad en la construcción de la información auxiliar a ser utilizada en el proceso de calibración. No obstante, por ahora solo suponga que conoce con absoluta precisión \mathbf{t}_x . Entonces, dos preguntas resultan inmediatas: *¿la información auxiliar \mathbf{t}_x puede ser utilizada para mejorar la estimación del parámetro t_y ?* y *¿cuál es la manera de lograr esto?*. Efectivamente, la respuesta a la primera pregunta es: *sí*, a menudo se puede obtener una mejor estimación de t_y si se toma en cuenta la información auxiliar, en lugar de solo usar el estimador de Horvitz-Thompson (2) y, sobre la segunda pregunta: *la calibración es un modo de hacerlo*.

⁷También, d_k se suele denominar como *peso de diseño* o *factor de expansión de diseño*

⁸Silva (2004) menciona, como una otra propiedad deseable, la *consistencia*: $\hat{t}_{y,\pi} \xrightarrow{P} t_y$; es decir, a medida que el tamaño muestral se incrementa, el estimador $\hat{t}_{y,\pi}$ converge en probabilidad al verdadero parámetro poblacional t_y .

La idea detrás de la calibración es muy simple. Supongamos que aun conociendo los totales poblacionales \mathbf{t}_x , estos se estiman a partir del estimador de Horvitz-Thompson y la información contenida en la muestra s , esto es⁹:

$$\hat{\mathbf{t}}_{x,\pi} = \sum_{k \in s} d_k \mathbf{x}_k \quad (4)$$

Sin embargo, las estimaciones $\hat{\mathbf{t}}_{x,\pi}$ a menudo no coinciden exactamente con los correspondientes totales poblacionales \mathbf{t}_x ; esto es: $\hat{\mathbf{t}}_{x,\pi} - \mathbf{t}_x \neq \mathbf{0}$, diferencia que se suele denominar como “*error de calibración*”. Entonces, para evitar este error, dado que \mathbf{t}_x es un vector de parámetros, lo que queda es modificar el estimador utilizado, de tal modo que no exista dicho *error de calibración*. En el estimador (4), para una muestra s dada, la información de los k individuos, también está dada. Luego, la eliminación del error de calibración solo se puede alcanzar a partir de la modificación de los pesos básicos d_k , dando paso a un conjunto de nuevos *pesos calibrados* o *factores de expansión calibrados*, denotados por w_k , para ser utilizado en el “*estimador de calibración*”, denotado por $\hat{\mathbf{t}}_{x,Cal}$ y definido como¹⁰:

$$\hat{\mathbf{t}}_{x,Cal} = \sum_{k \in s} w_k \mathbf{x}_k \quad (5)$$

donde, w_k son los pesos calibrados tal que no existe *error de calibración*, esto es, w_k satisface:

$$\hat{\mathbf{t}}_{x,Cal} - \mathbf{t}_x = \sum_{k \in s} w_k \mathbf{x}_k - \mathbf{t}_x = \mathbf{0} \quad (6)$$

A este sistema de ecuaciones se lo suele denominar *ecuaciones de calibración* o *restricciones de calibración*.

De este modo, si los pesos calibrados w_k son capaces de reducir e incluso anular el error cuando se *estiman* los totales de las características auxiliares \mathbf{x} , estos mismos pesos calibrados pueden ser utilizados en el *estimador de calibración*, para también reducir el error cuando se estima la característica de interés y , de este modo:

$$\hat{t}_{y,Cal} = \sum_{k \in s} w_k y_k \quad (7)$$

Es muy importante hacer notar que los pesos calibrados w_k pueden depender de incluso toda la información auxiliar contenida en los totales de las características auxiliares \mathbf{x} , pero no dependen de ninguna de las características de interés y . Luego, si este es el caso, el *estimador de calibración* $\hat{t}_{y,Cal}$ (7), al igual que el estimador de Horvitz-Thompson (2), es un estimador lineal de t_y (Silva, 2004).

Evidentemente, es posible que exista una gran variedad de pesos calibrados w_k que satisfacen las restricciones de calibración (6); sin embargo, aún nada se ha dicho sobre cómo construir tal

⁹Notemos que de la población se conoce \mathbf{t}_x , mientras que \mathbf{x}_k se conoce solo para los k individuos en la muestra s , por tanto, $\hat{\mathbf{t}}_{x,\pi}$ corresponde a un estimador de \mathbf{t}_x .

¹⁰Es importante hacer notar que el conjunto de pesos calibrados w_k depende de la información auxiliar, así como de la información contenida en s (Särndal, 2007). En este sentido, una notación más apropiada para los pesos o factores de expansión calibrados w_k , corresponde a $\{w_k\}_{k \in s}$; sin embargo, por simplicidad estos se denotan por w_k .

conjunto de pesos calibrados. En este sentido, dentro de la literatura se reconocen dos perspectivas o enfoques: la del *método de distancia mínima* y la del *método del vectores instrumentales* (Särndal, 2007).

2.3. Método de distancia mínima

La nueva metodología de calibración de los factores de expansión de la ENE sigue el enfoque del *método de distancia mínima*. Bajo este enfoque, los pesos básicos d_k se modifican para alcanzar los nuevos pesos calibrados w_k , tal que, los w_k estén *tan cerca como sea posible* de los d_k (Särndal, 2007). Es decir, se busca minimizar la distancia total entre w_k y d_k en la muestra seleccionada s . Obviamente, los pesos calibrados w_k deben, además, satisfacer las restricciones de calibración (6).

Respecto a la motivación que subyace a procurar que w_k y d_k estén *cerca*, Deville y Särndal (1992) señalan que “*si bien nada dice que los nuevos pesos continuarán entregando estimaciones insesgadas, no obstante, una expectativa realista es que sean aproximadamente insesgadas*”. Es decir, si los nuevos pesos calibrados w_k permanecen cerca de los pesos básicos d_k , se espera que los primeros puedan mantener cualquier buena propiedad de los segundos, en específico, como el estimador de Horvitz-Thompson, que utiliza los pesos d_k , entrega estimaciones insesgadas, se espera que el *estimador de calibración* $\hat{t}_{y,Cal}$ (7), que utiliza los pesos calibrados w_k , entregue estimaciones aproximadamente insesgadas. Si, además, recordamos que el *estimador de calibración* $\hat{t}_{y,Cal}$ (7) es un estimador lineal de t_y , se puede señalar que, el *estimador de calibración* $\hat{t}_{y,Cal}$ (7) conserva las propiedades deseables que posee el estimador de Horvitz-Thompson $\hat{t}_{y,\pi}$ (2).

Ahora bien, la noción de *cercanía* es un concepto que se formaliza a través de una métrica o función de distancia, que denotamos por $G(w_k, d_k)$, la cual mide la distancia entre los pesos básicos d_k y los nuevos pesos calibrados w_k . A continuación, considerando el enfoque que sigue el método de distancia mínima se presenta la derivación matemática general de los nuevos pesos calibrados y la del *estimador de calibración*.

2.3.1. Derivación del estimador de calibración

Sea $G(w_k, d_k)$, $\forall k \in s$; la métrica que mide la distancia entre los pesos básicos d_k y los nuevos pesos calibrados w_k . Se asume que $G(\cdot)$ es estrictamente no negativa, estrictamente convexa y diferenciable respecto a w . También, para dos pesos iguales $w_k = d_k = d$, se asume que: $G(d, d) = G'(d, d) = 0$ y $G''(d, d) = 1$ ¹¹.

Entonces, recordemos que, bajo el enfoque del método de distancia mínima, se buscan nuevos pesos calibrados w_k , que estén tan cerca como sea posible de los pesos básicos d_k , $\forall k \in s$; esto es, minimizar la suma de las distancias entre ambos pesos para los k individuos de la muestra s ,

¹¹En Gutiérrez (2016, p.364) estas mismas propiedades, se presentan como $G(1) = G'(1) = 0$ y $G''(1) = 1$. Es así pues $G(w_k, d_k)$ queda definida desde un inicio como $G(w_k/d_k)$. Esto también se puede apreciar en Deville, Särndal y Sautory (1993). En ambos casos, el desarrollo y las expresiones finales son absolutamente correctas; sin embargo, en esta presentación, que sigue a Deville y Särndal (1992), creemos se es un poco más amigable.

que viene dada por:

$$\sum_{k \in s} G(w_k, d_k) \quad (8)$$

y, al mismo tiempo, los nuevos pesos calibrados w_k deben satisfacer las ecuaciones o restricciones de calibración, descritas en (6), esto es:

$$\sum_{k \in s} w_k \mathbf{x}_k = \mathbf{t}_x \quad (9)$$

Esto corresponde a un problema de optimización, en el cual se busca minimizar la función objetivo (8), sujeto a un conjunto de restricciones (9), que puede ser resuelto mediante la técnica de los multiplicadores de Lagrange. De esta manera, como en Deville y Särndal (1992), el problema corresponde a:

$$\mathcal{L}(w_1, \dots, w_k, \dots, w_n, \lambda) = \sum_{k \in s} G(w_k, d_k) - \lambda' \left\{ \sum_{k \in s} w_k \mathbf{x}_k - \mathbf{t}_x \right\} \quad (10)$$

donde, el vector $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_j, \dots, \lambda_J)'$ corresponde al multiplicador de Lagrange. De este modo, las $k + 1$ condiciones de primer orden vienen dadas por:

$$\{w_k\} : \frac{\partial G(w_k, d_k)}{\partial w_k} - \mathbf{x}'_k \lambda = 0 \quad (11)$$

$$\{\lambda\} : \sum_{k \in s} w_k \mathbf{x}_k = \mathbf{t}_x \quad (12)$$

Recordemos que $G(\cdot)$ se asume diferenciable respecto a $w_k, \forall k \in s$. Luego, sea $g(w_k, d_k) = \partial G(w_k, d_k) / \partial w_k$ una función continua y que mapea $D_k(d)$ sobre un intervalo $Im_k(d)$ en un modo 1 a 1. De esto se sigue que $g(w_k, d_k)$ es estrictamente creciente en w y $g(d, d) = 0$ (Deville y Särndal, 1992). De este modo, en (11) tenemos que:

$$g(w_k, d_k) - \mathbf{x}'_k \lambda = 0 \quad (13)$$

Si la solución existe, los supuestos que se asumieron garantizan que esta es única. Ahora, al igual que en Deville y Särndal (1992), Deville, Särndal y Sautory (1993), Särndal (2007) y Gutiérrez (2016, cap.10), la función de distancia $G(w_k, d_k)$ es elegida tal que¹²:

$$g(w_k, d_k) = \frac{g(w_k/d_k)}{q_k} \quad (14)$$

donde $q_k, \forall k \in s$, son factores de escala o ponderadores que son conocidos y estrictamente

¹²En Gutiérrez (2016, cap.10), la función objetivo a minimizar corresponde a $\sum_{k \in s} d_k \frac{G(w_k/d_k)}{q_k}$. La solución ahí presentada es equivalente a la que presentaremos, pues al momento de derivar $G(\cdot)$, correctamente aplica la regla de la cadena, obteniendo que $\frac{\partial G(w_k/d_k)}{\partial w_k} = g(w_k/d_k) (1/d_k)$, lo que permite cancelar d_k del numerador y alcanzar de este modo, la misma solución. En nuestra presentación, al igual que en Deville y Särndal (1992), esto queda implícitamente expresado en (14).

positivos. Luego, tomando (14) en (13) tenemos que:

$$\begin{aligned}\frac{g(w_k/d_k)}{q_k} - \mathbf{x}'_k \lambda &= 0 \\ \frac{g(w_k/d_k)}{q_k} &= \mathbf{x}'_k \lambda \\ g(w_k/d_k) &= q_k \mathbf{x}'_k \lambda\end{aligned}\quad (15)$$

Luego, sea $F(u) = g^{-1}(u)$, la función inversa de $g(\cdot)$; es decir, $F(\cdot)$ es tal que: $F(g(u)) = u$. Por tanto, en (15) tenemos que:

$$\begin{aligned}F(g(w_k/d_k)) &= F(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) \\ \frac{w_k}{d_k} &= F(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) \\ w_k &= d_k F(q_k \mathbf{x}'_k \lambda)\end{aligned}\quad (16)$$

Expresión con la que se obtiene los correspondientes nuevos pesos calibrados w_k . En (16), el vector λ se obtiene al resolver el sistema de ecuaciones que resulta de reemplazar (16) en (12), esto es:

$$\sum_{k \in s} d_k F(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) \mathbf{x}_k = \mathbf{t}_x \quad (17)$$

Una vez determinado el valor de λ , el *estimador de calibración* (7) de la característica de interés y , queda expresado como:

$$\hat{t}_{y,Cal} = \sum_{k \in s} d_k F(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) y_k \quad (18)$$

Como señala Deville y Särndal (1992), el estimador de calibración $\hat{t}_{y,Cal}$, entregará estimaciones muy cercanas al parámetro poblacional $t_y = \sum_{k \in U} y_k$ (1), si existe una fuerte relación entre la característica de interés y y la información auxiliar \mathbf{x} . Por su parte, recordemos que Gutiérrez (2016) señala que un estimador de calibración es aquel estimador lineal que tiene la agradable propiedad de la representatividad bajo cualquier diseño de muestreo, de este modo, por definición de estrategia de muestreo representativo, $\hat{\mathbf{t}}_{x,Cal} = \mathbf{t}_x$. Luego, si la característica de interés y guarda una estrecha relación con la información auxiliar \mathbf{x} , entonces $\mathbf{t}_x \approx t_y$ y, como una consecuencia inmediata, $\hat{t}_{y,Cal} \approx t_y$. Es decir, la información auxiliar \mathbf{x} es *útil* para mejorar la estimación de y , si esta última guarda una estrecha relación con \mathbf{x} .

La Encuesta Nacional de Empleo, como ocurre en todas las encuestas de hogares, busca entregar información para más de una característica de interés. En este sentido, el objetivo de la ENE es clasificar y caracterizar a la población en edad de trabajar, específicamente, clasificarlas en tres grupos mutuamente excluyente: ocupados, desocupados e inactivos (INE, 2020), pero también se investigan otras características de interés como las horas habitualmente trabajadas, entre muchas otras. Estas características de interés, aquí representadas por y , como lo muestran variados estudios, están correlacionadas con características sociodemográficas, aquí representadas por \mathbf{x} . En particular, Alvarado y Pizarro (2019a) fundamentan la nueva

metodología de calibración de la Encuesta Nacional de Empleo, en el estrecho vínculo que guardan las características (el sexo, la edad y la nacionalidad) de las personas con su situación dentro y fuera del mercado del trabajo.

Antes de continuar, es importante notar que, la nueva metodología de calibración de la Encuesta Nacional de Empleo, que hace uso de una robusta técnica estadística como lo es la calibración, finalmente, descansa sobre sólidos fundamentos de la temática de empleo.

2.4. La familia de estimadores de calibración: método raking

Los nuevos pesos calibrados w_k (16) tienen la propiedad de optimalidad, puesto que una función objetivo, debidamente especificada, es minimizada, pero es “*débilmente óptimo*” en el sentido que existen muchas posibles especificaciones para la función de distancia y los factores de escala q_k (Särndal, 2007). Evidentemente, existen distintas funciones de distancia que pueden utilizarse dentro de la función objetivo a minimizar, sin embargo, Deville y Särndal (1992) muestran que, para una variedad de funciones de distancia que satisfacen condiciones mínimas, se generan estimadores de calibración asintóticamente equivalentes. No obstante, dentro de la clase o familia de estimadores de calibración, dependiendo de la función de distancia que se elija, se obtienen distintos estimadores de calibración. Algunas de las funciones de distancia $q_k G(w_k, d_k)$ más utilizadas corresponden a¹³: *Ji - Cuadrado*¹⁴ $((w_k - d_k)^2/2d_k)$, *Entropía* $(w_k \ln(w_k/d_k) - w_k + d_k)$, *Hellingster* $(2(\sqrt{w_k} - \sqrt{d_k})^2)$, *Mínima Entropía o Entropía inversa* $(-d_k \ln(w_k/d_k) + w_k - d_k)$ y *Ji - Cuadrado inversa* $((w_k - d_k)^2/2w_k)$.

Dentro de estas funciones de distancia, la función de distancia de *Entropía* es la utilizada en el proceso de construcción de los pesos calibrados y del estimador de calibración, que por su considerable interés, se denomina como el *método multiplicativo* o *método raking*. De este modo, la función de distancia viene dada por:

$$G(w_k, d_k) = \frac{w_k \ln(w_k/d_k) - w_k + d_k}{q_k} \quad (19)$$

Luego, el problema de optimización corresponde a:

$$\mathcal{L}(w_1, \dots, w_k, \dots, w_n, \lambda) = \sum_{k \in s} \frac{w_k \ln(w_k/d_k) - w_k + d_k}{q_k} - \lambda' \left\{ \sum_{k \in s} w_k \mathbf{x}_k - \mathbf{t}_x \right\} \quad (20)$$

donde, el vector $\lambda = (\lambda_1, \dots, \lambda_j, \dots, \lambda_J)'$ corresponde al multiplicador de Lagrange; siendo las $k + 1$ condiciones de primer orden¹⁵:

$$\{w_k\} : \frac{1}{q_k} \ln(w_k/d_k) - \mathbf{x}'_k \lambda = 0 \quad (21)$$

$$\{\lambda\} : \sum_{k \in s} w_k \mathbf{x}_k = \mathbf{t}_x \quad (22)$$

¹³Detalle adicionales sobre estas funciones de distancia, pueden encontrarse en Deville y Särndal (1992) y Gutiérrez (2016, cap.10)

¹⁴Cuando se ocupa esta función, por su particular importancia, es conocida como *método lineal*.

¹⁵En $\{w_k\} : \frac{\partial((w_k \ln(w_k/d_k) - w_k + d_k)/q_k)}{\partial w_k} = \left(\frac{1}{d_k}\right) \left(1 \cdot \ln(w_k/d_k) + w_k \cdot \frac{1}{w_k/d_k} \cdot \frac{1}{d_k} - 1\right) = \frac{1}{q_k} \ln(w_k/d_k)$

Considerando (15), con (21), se tiene:

$$\ln(w_k/d_k) = q_k \mathbf{x}'_k \lambda \quad (23)$$

Luego, sea $F(u) = \exp(u)$, entonces se tiene que:

$$\begin{aligned} F(\ln(w_k/d_k)) &= F(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) \\ \exp(\ln(w_k/d_k)) &= \exp(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) \\ \frac{w_k}{d_k} &= \exp(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) \\ w_k &= d_k \exp(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) \end{aligned} \quad (24)$$

Expresión con la que se obtiene los correspondientes nuevos pesos calibrados w_k bajo el *método raking*. En (24), el vector λ se obtiene al resolver el sistema de ecuaciones que resulta de reemplazar (24) en (22), esto es¹⁶:

$$\sum_{k \in s} d_k \exp(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) \mathbf{x}_k = \mathbf{t}_x \quad (25)$$

Una vez determinado el valor de λ , el *estimador de calibración* bajo el *método raking* de la característica de interés y , queda expresado como:

$$\hat{t}_{y,Cal} = \sum_{k \in s} d_k \exp(q_k \mathbf{x}'_k \lambda) y_k \quad (26)$$

Finalmente, un aspecto importante de destacar del método *raking* es que induce pesos calibrados w_k que son estrictamente positivos, lo cual no sucede con la distancia *Ji - Cuadrado* o método lineal (Gutiérrez, 2016).

¹⁶Se requieren métodos numéricos para resolver para λ (Särndal, 2007). En este caso particular, la solución se obtiene usando el método iterativo de Newton-Raphson, el cual está implementado en el paquete *survey* del software estadístico R (Lumley, 2020).

3. La nueva metodología de calibración de los factores de expansión de la Encuesta Nacional de Empleo

Presentado el método de calibración mediante el cual se obtienen los nuevos pesos calibrados w_k , en esta sección se presenta el propósito de utilizar estimadores de calibración, el detalle sobre la información auxiliar x utilizada dentro del proceso de calibración, así como los criterios y/o decisiones que adoptaron en su momento, para determinar sobre el uso de dicha información. Finalmente, se presentan algunos de los resultados de la calibración.

3.1. Propósitos de la calibración y el uso de estimadores de calibración

Como se ha mencionado, la calibración es una técnica que permite el uso de información auxiliar (estimaciones y proyecciones de población, registros administrativos, etc.) de un conjunto de variables, para ajustar los pesos o factores de expansión y mejorar la estimación de otras características de interés. Esta técnica, al mismo tiempo, tiene propósitos adicionales: *mejorar la precisión de las estimaciones y disminuir el sesgo debido a la no-respuesta o a la imperfección de los marcos muestrales.*

Al respecto, Lumley (2010) señala: *“se ajustan los factores de expansión de modo que las estimaciones de totales poblacionales para un conjunto de variables auxiliares coincida exactamente con totales poblacionales conocidos, haciendo que la muestra sea más representativa de la población”* y *“un segundo beneficio es que las estimaciones son llevadas a que sean consistentes con datos sobre la población, mejorando su credibilidad en personas que pueden no entender el proceso de muestreo”*. Del mismo modo, sobre la técnica de calibración, señala que existen dos aplicaciones importantes: *“una es para aumentar la precisión en la estimación, la otra es para reducir el sesgo debido a la no-respuesta”*.

Korn y Graubard (1999), respecto a los errores no muestrales, señalan que *“si el marco muestral no cubre a todas las unidades dentro de la población objetivo, entonces una muestra de dicho marco muestral puede llevar a estimaciones sesgadas de los parámetros poblacionales”*. No obstante, señalan que *“después que la encuesta ha sido completada, el principal método para lidiar con la falta de coberturas de los marcos muestrales es la post-estratificación”*, entendiéndose que esta técnica forma parte del enfoque general de calibración.

Kott 2006 es mucho más específico al señalar que *“la calibración puede ser utilizada para ajustar por no-respuesta y/o errores de cobertura”*, debido a la imperfección de los marcos muestrales. En ese mismo sentido, Särndal (2007) señala que *“.. el enfoque de calibración puede intervenir en el tratamiento de otras fuentes de error no muestral, además del asociado a la no-respuesta ... muchos autores, dentro de las razones para calibrar, también incorporan marcos muestrales imperfectos, errores de medición y valores atípicos. La calibración tiene el potencial de entregar una teoría más general para la estimación en encuestas, que abarca la amplia variedad de errores que no están asociados al muestreo”*.

En tanto, Silva (2004) menciona cinco razones para calibrar: *“coherencia, simplicidad, flexibilidad, integración y protección contra sesgos por no-respuesta”*; todas estas razones van en el mismo sentido, hacer que parte de las estimaciones de la encuesta sea consistente con valores

poblacionales conocidos, buscando mejorar la precisión de otras variables distintas a las anteriores y, al mismo tiempo, reducir sesgos que pueden deberse a la falta de respuesta y/o imperfección de los marcos muestrales.

3.2. Implementación en la ENE: marginales para la calibración

La información auxiliar x , que utiliza la Encuesta Nacional de Empleo tiene fuente principal en dos insumos:

- I. Las proyecciones y estimaciones de población, según sexo y edad simple, en distintos niveles de desagregación territorial¹⁷, las cuales se derivan de las proyecciones y estimaciones de población, base Censo 2017.
- II. La estimación mensual del total de la población extranjera en Chile¹⁸.

Ambas fuentes de información, en los niveles de desagregación utilizados, corresponden a información confiable y de una construcción metodológicamente robusta. En el primer caso, estas se derivan de las Proyecciones y Estimaciones de Población, base Censo 2017, las cuales son construidas a partir de modelos demográficos que utilizan toda la información disponible, tanto de Censo pasados como de registros administrativos, pero fundamentalmente, de los resultados del reciente Censo de 2017. En el segundo caso, se estudiaron varios modelos antes de seleccionar uno, el cual es estadísticamente válido pues cumple con los supuestos que lo subyacen y, además, sus resultados se encuentran muy próximos a los de la estimación que es reportada al 31 de diciembre de cada año¹⁹.

La información auxiliar x es entregada como un vector de totales poblacionales $(x_1, \dots, x_j, \dots, x_p)$, llamadas *marginales de calibración*, bajo el siguiente detalle:

- I. A nivel nacional: población total, según sexo, para 13 tramos de edad: [0-14], [15-19], [20-24], [25-29], [30-34], [35-39], [40-44], [45-49], [50-54], [55-59], [60-64], [65-69] y [70+].
- II. A nivel nacional: estimación de la población extranjera.
- III. A nivel regional: población total, según sexo.
- IV. A nivel regional: población en Edad de Trabajar (PET), según sexo.
- V. A nivel regional: población total Área Urbana, según sexo.
- VI. Región Metropolitana: población total, según sexo, para 6 grupos de edad: [15-24], [25-34], [35-44], [45-54], [55-64] y [65+] y, para el resto de las regiones, población total para 3 grupos de edad: [15-34], [35-54] y [55+].
- VII. A nivel provincial: población total en edad de trabajar para 29 provincias²⁰.

¹⁷Estas proyecciones y estimaciones corresponden al 15 de cada mes.

¹⁸Mayor referencia sobre su construcción puede encontrarse en el Anexo 8 en INE (2020)

¹⁹La estimación INE-DEM al 31 de diciembre de 2018 correspondió a 1.250.365, en tanto, la estimación empleada en la ENE, que corresponde a un modelo no lineal, alcanza la cifra de 1.251.869 personas extranjeras. Por su parte, la estimación INE-DEM al 31 de diciembre de 2019 correspondió a 1.492.522, en tanto, la estimación empleada en la ENE, que utiliza el modelo antes mencionado – el cual fue desarrollado con anterioridad a los resultados entregados de población extranjera para 2019 – alcanza la cifra de 1.415.977 personas extranjeras (ver INE - DEM, 2020). Finalmente, es importante mencionar que este modelo será continuamente monitoreado y actualizado en la medida que nueva información esté disponible.

²⁰El detalle sobre los criterios y del listado de las provincias se encuentra en la página 76 y en el Anexo 6, respectivamente, en INE (2020).

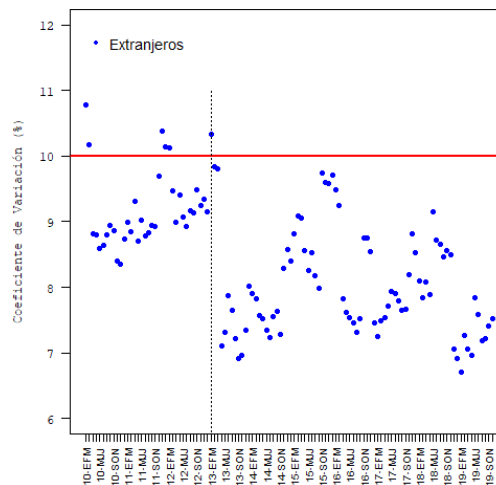
VIII. A nivel de grandes conurbaciones: población total en edad de trabajar para 4 conurbaciones²¹.

3.3. Problemas prácticos e indicadores de calidad

Silva (2004) señala, si bien los estimadores de calibración poseen un número de atractivas propiedades, estos no están libres de problemas al momento de su implementación. En particular, menciona que en condiciones ideales cada una de las marginales de calibración, corresponde a un *tamaño muestral suficiente*; para clarificar esto, sigue que el coeficiente de variación del estimador del total de la variable x , sea menor al 10 %.

Al respecto, dentro de las marginales de calibración, para el período comprendido entre el trimestre móvil de enero - marzo 2010 (EFM 2010) y el de octubre - diciembre 2019 (OND 2019), solo existen un par de casos particulares donde el coeficiente de variación del estimador del total de la variable x , es mayor al 10 %, sin embargo, esto solo ocurre en una cantidad acotada de períodos. Específicamente, en la marginal (V), la población total en área urbana de la Región XVI, supera dicho umbral, tanto para el caso de las mujeres como para el caso de los hombres. Sin embargo, considerando que en el nuevo diseño muestral esta región incorpora un aumento de muestra se puede esperar que, en condiciones similares, dicha estadística este por debajo del umbral definido, más aun, considerando que los problemas se encuentran solo al inicio de la serie de la ENE. Por su parte, en la marginal (VI), la población total para el tramo de edad [55+] de la Región I, los tramos de edad [15-34] y [55+] de la Región XII y los tramos [15-34] y [35-54] de la Región XII, superan dicho umbral; sin embargo, considerando el nuevo diseño muestral y el hecho que estos coeficientes de variación solo se encuentren al inicio de la serie de la ENE, se espera que, en condiciones similares, dicha estadística este por debajo del umbral definido.

Gráfico (3.1) Coeficiente de variación Estimador de Horvitz-Thompson de la población extranjera



Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas. Elaborado en base a datos de la ENE.

Respecto a la marginal (II), en particular para el total de la población extranjera (ver Gráfico 3.1) en el trimestre móvil enero - marzo 2013 (EFM 2013) el coeficiente de variación superó dicho umbral de 10 %, por cuanto se decidió incorporar información de la población extranjera

²¹El detalle sobre el listado de las conurbaciones se encuentra en la página 76 y 77 en INE (2020).

únicamente a contar el trimestre móvil febrero – abril 2013 (FMA 2013)²².

Finalmente, Silva (2004) propone seguir una serie de indicadores o medidas de calidad. Estas medidas de calidad, forman parte del continuo monitoreo que se realizará a contar de la implementación de la nueva metodología de calibración. A continuación, se detallan cada uno de los indicadores y qué expresan estos.

La primera medida (27) propuesta es examinar el *error de calibración* para las marginales de las variables de calibración. Cuando el algoritmo converge, el error de calibración debería eliminarse por completo; de modo que este indicador idealmente debe tener valor cero. Sin embargo, esto puede no suceder. El autor propone calcular este indicador como un promedio absoluto para los totales poblaciones x , para cada característica auxiliar x_j en sus correspondientes p marginales; dado por:

$$M1 = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p \frac{|\hat{t}_{x_j, Cal} - t_{x_j, \pi}|}{t_{x_j, \pi}} \quad (27)$$

El segundo indicador (28) es el coeficiente de variación promedio del estimador de Horvitz-Thompson. Este indicador puede ayudar a dilucidar si necesitamos poner atención sobre sesgos con el estimador de calibración, debido a la poca precisión con la cual es medida la información en x . Esta medida viene dada por:

$$M2 = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p \frac{(\hat{V}(\hat{t}_{x_j, \pi}))^{1/2}}{t_{x_j, \pi}} \quad (28)$$

Los indicadores tercero (29) y cuarto (30) se relacionan con la distribución de las razones de ajuste entre el factor original d_k y el factor calibrado w_k . Estos indicadores consisten en calcular la proporción de razones de ajuste g_k extremos existentes en la muestra, lo cual se puede interpretar como el porcentaje de la muestra que ve su factor de expansión modificado más allá de lo esperado. Donde $I(\cdot)$ es una función indicadora que toma el valor de uno cuando se cumple la condición especificada y cero en caso contrario. Para estos indicadores, los valores de L y U son los que determinan si una razón de ajuste g_k se considera un valor extremo²³, y vienen dados por:

$$M3 = \frac{1}{n} \sum_{k \in s}^n I(g_k > L) \quad (29)$$

$$M4 = \frac{1}{n} \sum_{k \in s}^n I(g_k < U) \quad (30)$$

El quinto indicador (31) complementa el análisis de la distribución de las razones de ajuste, y se puede interpretar como su coeficiente de variación:

$$M5 = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k \in s} \frac{g_k - \bar{g}}{\bar{g}}} \quad (31)$$

²²El documento metodológico que detallada sobre la construcción de la estimación para la población extranjera ocupada por la ENE, está en proceso de revisión técnica y será prontamente puesto a disposición del público en general.

²³Silva (2004) deja la definición de estos valores a discreción del usuario, por lo tanto, se proponen los siguientes valores para la aplicación en la ENE, donde $L = 1$ y $U = Q_3 + 1,5 \cdot (Q_3 - Q_1)$, donde Q_1 y Q_3 , corresponden al primer y tercer cuartil, respectivamente.

donde $\bar{g} = \frac{1}{n} \sum_{k \in s} g_k$.

El sexto indicador (32) consiste en evaluar cuánto se desvían los factores calibrados de los originales. La forma más directa de plantear este indicador es como la diferencia entre ambos factores, expresada como proporción del factor original d_k y el vector de factores de escala q_k :

$$M6 = \frac{1}{n} \sum_{k \in s} d_k (g_k - 1)^2 \quad (32)$$

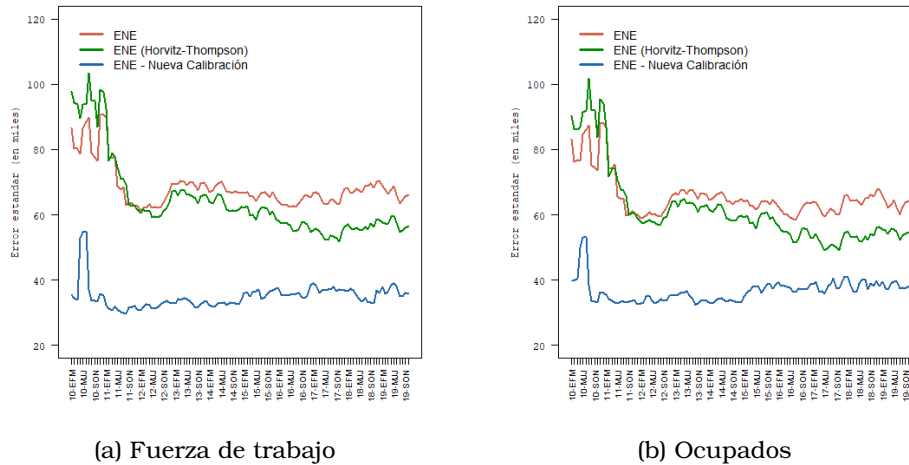
El séptimo indicador (33) refleja las ganancias de eficiencia por parte del estimador de calibración en relación al estimador de Horvitz-Thompson para las J variables de interés de la encuesta, el que viene dado por:

$$M7 = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \frac{\hat{V}(\hat{t}_{y, Cal})}{\hat{V}(\hat{t}_{y, \pi})} \quad (33)$$

3.4. Análisis sobre los resultados de la calibración

Dentro de la primera sección de este capítulo, se destacaron tres propósitos para justificar el uso de estimadores de calibración. El primero tiene relación con que la encuesta, a partir de los nuevos pesos o factores de expansión calibrados w_k sea capaz de reproducir totales poblacionales conocidos, es decir, tenga *consistencia* con valores poblacionales conocidos. Esto se alcanza con todas las marginales utilizadas para la calibración²⁴.

Gráfico (3.2) Errores estándar para totales, según estimador utilizado



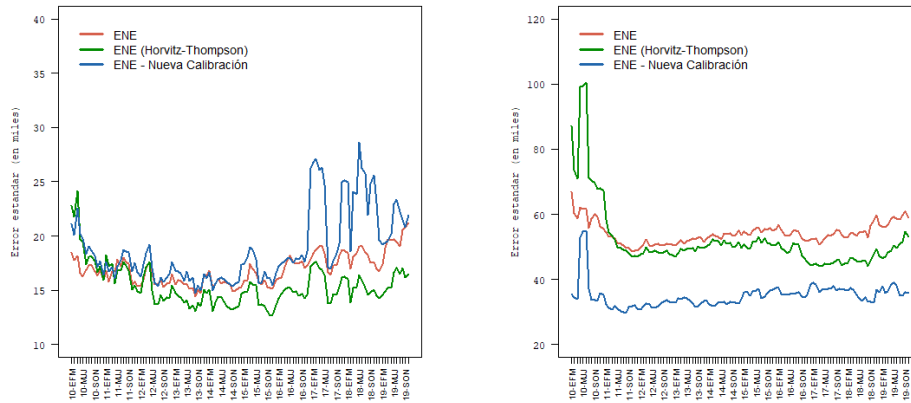
Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas. Elaborado en base a datos de la ENE.

El segundo propósito tiene relación con alcanzar mejoras en cuanto a la precisión de variables de interés y , las cuales, aun cuando guardan estrecha relación con la información auxiliar (marginales de calibración) x son distintas. Estas mejoras pasan por obtener estimaciones con un menor error de muestreo, el cual puede ser medido por estadísticos como la varianza, el error estándar, el coeficiente de variación y/o los intervalos de confianza. En este sentido, se presenta la nueva serie

²⁴Esto es algo que podrá ser contrastado por el usuario, al momento en que se dispongan las bases de datos en su versión de objeto calibrado del software R.

de los errores estándar para los totales nacionales de personas en la fuerza de trabajo, ocupados, desocupados e inactivos o personas fuera de la fuerza de trabajo (Ver Gráficos 3.2 y 3.4).

Gráfico (3.4) Errores estándar para totales, según estimador utilizado

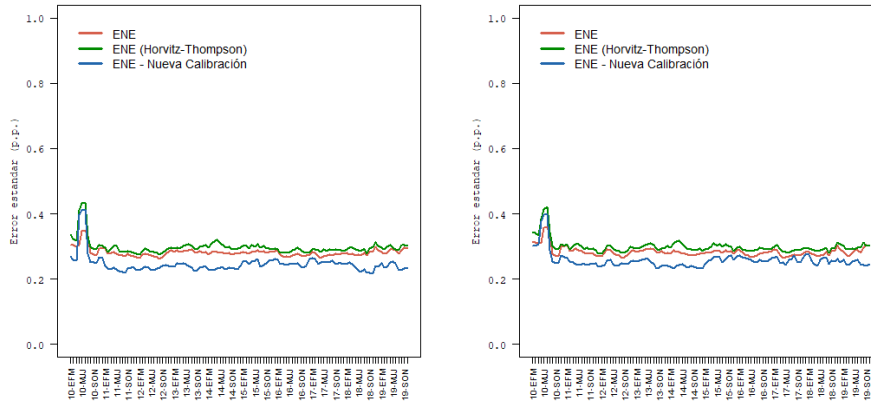


(a) Desocupados

(b) Inactivos

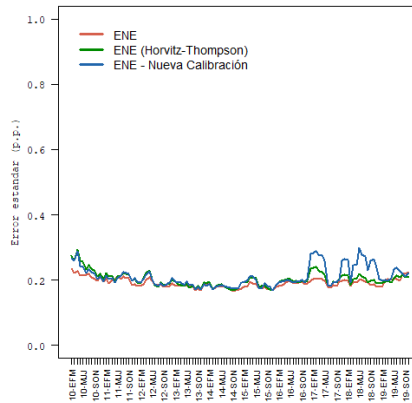
Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas. Elaborado en base a datos de la ENE.

Gráfico (3.6) Errores estándar para las tasas, según estimador utilizado



(a) Participación

(b) Ocupación



(c) Desocupación

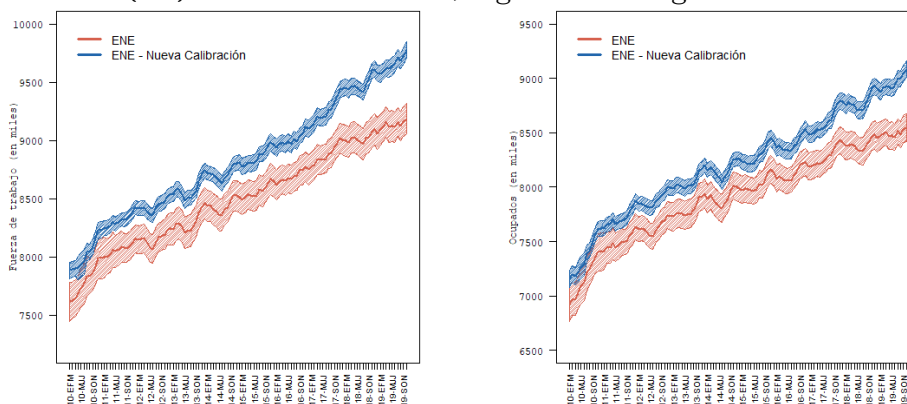
Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas. Elaborado en base a datos de la ENE.

De igual modo, se presentan los resultados correspondientes para las tasas de participación, ocupación y desocupación, a nivel nacional (Ver Gráficos 3.6). Tanto para el caso de los totales como de las tasa, se observa una evidente ganancia en la precisión, salvo para el total de desocupados como para la tasa de desocupación, donde la precisión disminuye levemente; sin embargo, esta pérdida en eficiencia se ve compensada por la ganancia en eficiencia para el resto de los indicadores, pero también por la ganancia en consistencia para todos los indicadores, incluidos el total de desocupados y la tasa de desocupación, puesto que esta es una propiedad de los estimadores de calibración (Silva, 2004) y, también, está compensado por la reducciones en el sesgo que exhibían los distintos indicadores, producto de la subcobertura de importantes grupos de la población.

4. Los principales resultados a nivel nacional

En esta sección se presentan los principales resultados de la Encuesta Nacional de Empleo, para el período comprendido entre el trimestre móvil de EFM-2010 y el de OND-2019, a nivel nacional. Para esto, se contrasta la antigua serie y la nueva serie oficial, la cual incorpora la nueva metodología de calibración. Los resultados corresponden a los totales nacionales de personas en la fuerza de trabajo, ocupados, desocupados e inactivos (fuera de la fuerza de trabajo). De igual modo, se presentan los resultados correspondientes para las tasas de participación, ocupación y desocupación, a nivel nacional.

Gráfico (4.1) Estimación totales, según metodología de calibración

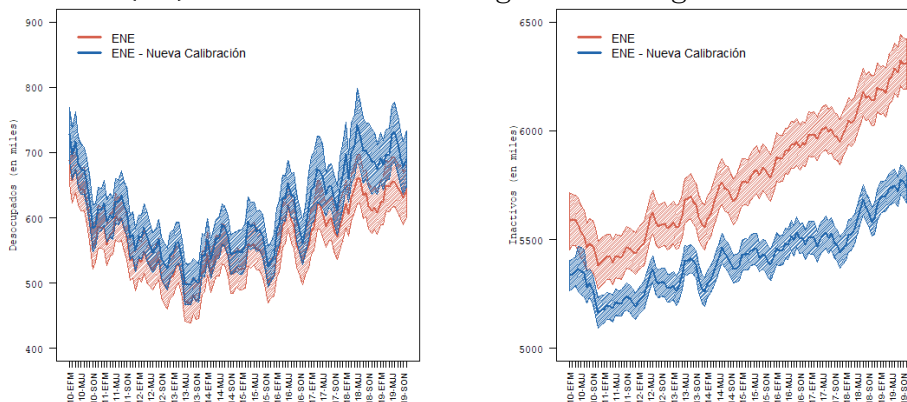


(a) Fuerza de trabajo

(b) Ocupados

Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas. Elaborado en base a datos de la ENE.

Gráfico (4.3) Estimación totales, según metodología de calibración



(a) Desocupados

(b) Inactivos

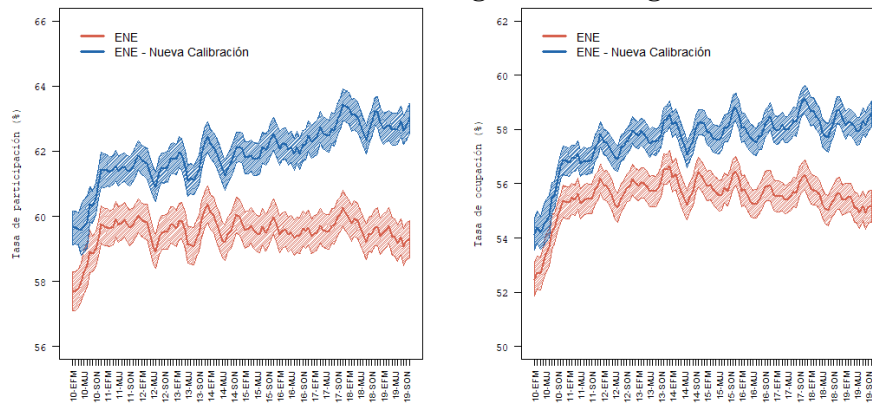
Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas. Elaborado en base a datos de la ENE.

Los resultados para el total de personas en la fuerza de trabajo, ocupados, desocupados e inactivos están en línea con los resultados presentados en Alvarado y Pizarro (2019a), en el sentido que los resultados ahí presentados mostraban que, antes de la calibración por edad y población extranjera, para estos mismos totales, se apreciaba una subestimación de personas en la fuerza de trabajo, ocupados y desocupados, mientras que se evidenciaba una sobreestimación

de personas inactivas o fuera de la fuerza de trabajo. Del mismo modo, en aquellos mismos ejercicios, al incorporar información sobre totales poblacionales para varios tramos de edad y totales según nacionales y extranjeros, en una manera muy similar a la nueva metodología de calibración acá presentada, se observaba que los sesgos se reducen, aumentando los totales estimados para las personas en la fuerza de trabajo, ocupados y desocupados, mientras que se producía una disminución del total de personas inactivas (fuera de la fuerza de trabajo), en el mismo modo que se aprecia en el Gráfico 4.1 y Gráfico 4.3.

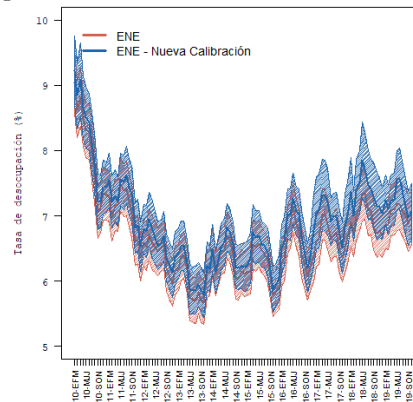
El resultado de incorporar información auxiliar (totales poblacionales por sexo, tramos de edad y por chilenos/extranjeros) en las simulaciones presentadas en Alvarado y Pizarro (2019a), mostraban que las estimaciones que se derivan del estimador de calibración coincidían en promedio con el verdadero valor poblacional. Por tanto, dado que la información auxiliar x (sexo, edad y nacionalidad) son variables fuertemente relacionadas con la situación de las personas dentro y fuera del mercado del trabajo y, la incorporación de información auxiliar x que consistente con el nuevo diseño muestral de la ENE, el resultado esperado es similar en el sentido que, las nuevas estimaciones de la ENE, bajo la nueva metodología de calibración, entregue resultados que están próximos al verdadero parámetro poblacional, el cual es ciertamente desconocido.

Gráfico (4.5) Estimación tasas, según metodología de calibración



(a) Participación

(b) Ocupación



(c) Desocupación

Fuente: Instituto Nacional de Estadísticas. Elaborado en base a datos de la ENE.

De igual modo, como parte de los resultados de la nueva metodología de calibración, se aprecia que los intervalos de confianza son más angostos que los de la serie antigua, esto es consistente con lo expuesto dentro de la sección 3.1., donde se señala que una de las razones por las cuales se implementa la calibración, es el *aumento en la precisión*. De este modo, al incorporar, a través de la calibración, información auxiliar x que está relacionada con las características de interés que busca estudiar la ENE, las cifras que de ahí se derivan son más precisas y confiables, lo que se ve reflejado en intervalos de confianza más angostos y menores errores de muestreo.

Respecto a los resultados que se aprecian para la tasa de participación, ocupación y desocupación, estos están también en línea con los resultados presentados en Alvarado y Pizarro (2019a), por cuanto, bajo la nueva metodología de calibración, los resultados estarán próximos al verdadero parámetro poblacional y serán medidos con una mayor precisión (Ver Gráfico 4.5).

5. Conclusiones

En este documento se presentó el soporte técnico de la nueva metodología de calibración de la Encuesta Nacional de Empleo que, junto con el soporte temático presentado en un primer documento, completan la presentación de los dos pilares sobre los que se construyen esta mejora metodológica.

Entre los resultados, como ya se había anticipado, incorporar información auxiliar que está fuertemente relacionada con las variables de interés que busca estudiar la ENE, bajo la nueva metodología de calibración, los resultados estarán próximos al verdadero parámetro poblacional y, por otro lado, estos serán resultados no solo más confiables, sino que más precisos.

6. Referencias

Alvarado, M., y Pizarro, M. (2019a). *Fundamentos de la nueva metodología de calibración de los factores de expansión de la Encuesta Nacional de Empleo*. Documentos de Trabajo, Serie Documentos Metodológicos N°12, diciembre 2019. Instituto Nacional de Estadísticas, Santiago de Chile. https://www.ine.cl/docs/default-source/documentos-de-trabajo/documento-de-trabajo-fundamentos-de-la-nueva-calibraci%C3%B3n-de-los-factores-de-expansi%C3%B3n-en-la-ene.pdf?sfvrsn=3de3a0e1_4

Alvarado, M., y Pizarro, M. (2019b). *Fundamentos de la nueva metodología de calibración de los factores de expansión de la Encuesta Nacional de Empleo. Datos, programación en R y datos complementarios*. Forma parte de la descarga complementaria del Documentos de Trabajo, Serie Documentos Metodológicos N°12, diciembre 2019. Instituto Nacional de Estadísticas, Santiago de Chile.

Alvarado, M., y Touron, I. (2018). *Actualización del Marco Muestral de Manzanas a 2016 en la Encuesta Nacional de Empleo: resultados prueba piloto*. Documentos de Trabajo, Serie Documentos Metodológicos N°5, diciembre 2018. Instituto Nacional de Estadísticas, Santiago de Chile.

Alvarado, M., y Touron, I. (2019). *Actualización del Marco Muestral de Manzanas a 2016 en la Encuesta Nacional de Empleo: Aproximación del impacto sobre los principales indicadores de la ENE*. Documentos de Trabajo, Serie Documentos Metodológicos N°9, marzo 2019. Instituto Nacional de Estadísticas, Santiago de Chile.

Deville, J. C., y Särndal, C.E. (1992) *Calibration Estimators in Survey Sampling*. Journal of the American Statistical Association, Vol. 87, No. 418 (June 1992), pp. 376-382.

Deville, J. C., Särndal, C.E., y Sautory, O. (1993) *Generalized Raking Procedures in Survey Sampling*. Journal of the American Statistical Association, Vol. 88, No. 423 (Sep. 1992), pp. 1013-1020.

Gutiérrez, A. (2016). *Estrategias de muestreo, diseño de encuestas y estimación de parámetros*. Ediciones de la U, Bogotá.

Instituto Nacional de Estadísticas (INE) (2020). *Documento Metodológico Encuesta Nacional de Empleo (ENE)*. Instituto Nacional de Estadísticas, Santiago de Chile. https://www.ine.cl/docs/default-source/ocupacion-y-desocupacion/metodologia/espanol/metodolog%C3%ADa-encuesta-nacional-de-empleo-ene-2020.pdf?sfvrsn=793380e9_8

Instituto Nacional de Estadísticas y Departamento de Extranjería y Migración (INE-DEM). (2019). *Estimación de personas extranjeras residentes en Chile al 31 de diciembre de 2018*. Santiago de Chile.

Instituto Nacional de Estadísticas y Departamento de Extranjería y Migración (INE-DEM). (2020). *Estimación de personas extranjeras residentes en Chile al 31 de diciembre de 2019*. Santiago de Chile. https://www.ine.cl/docs/default-source/demografia-y-migracion/publicaciones-y-anuarios/migraci%C3%B3n-internacional/estimaci%C3%B3n-poblaci%C3%B3n-extranjera-en-chile-2018/estimaci%C3%B3n-poblaci%C3%B3n-extranjera-en-chile-2019-metodolog%C3%ADa.pdf?sfvrsn=5b145256_6

Kalton, G., y Flores-Cervantes, I. (2003) *Weighting Methods*. Journal of Official Statistics, Vol. 19, No. 2, 2003, pp. 81-97.

Kolenikov, S. (2014) *Calibration survey data using iterative proportional fitting (raking)*. The Stata Journal, Vol. 14, No. 1, 2014, pp. 22-59.

- Korn, E. L., y Graunbard, B. I. (1999) *Analysis of Health Surveys*. John Wiley & Sons, Inc.
- Kott, P. S. (2006) *Using Calibration Weighting to Adjust for Nonresponse and Coverage Errors*. Survey Methodology, Vol. 32, No. 2, (Dec. 2006), pp. 133-142.
- Lumley, T. (2010) *Complex Surveys. A guide to analysis using R*. Wiley Series in Survey Methodology.
- Lumley, T. (2020) *survey: Analysis of Complex Survey Samples*. R package version 3.37 <http://r-survey.r-forge.r-project.org/survey/>
- Romero, C. A. (2009) *Calibration of computable general equilibrium (CGE) models: Methods and current practice*. MPRA Paper No. 17767, posted 10 October 2009.
- Särndal, C.E. (2007) *The calibration approach in survey theory and practice*. Survey Methodology, Vol. 33, No. 2, (Dec. 2007), pp. 99-119.
- Schmidt-Hebbel, K. y Ivulic, Y. (1988) *Calibración de un Modelo de Equilibrio General Computable para la Economía Chilena y Estructura de Simulaciones*. Estudios de Economía, Vol. 15, No. 2, agosto de 1988, pp. 337-386.
- Silva, P. L. (2004) *Calibration Estimation: When and Why, How Much and How*. Textos para discussão, Diretoria de Pesquisas, ISSN 1518-675X, No. 15. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), Rio de Janeiro.
- United Nations (UN). (1982) *Designing Household Survey Samples: Practical Guidelines*. ST/ESA/STAT/SER.F/98, Statistics Division, United Nations, New York.
- Zhang, Li-Chun. (2000) *Post-Stratification and Calibration - A Synthesis*. The American Statistician, Vol. 54, No. 3 (Aug. 2000), pp. 178-184.