Instituto de Investigaciones de la Ciudad

Quito Alcaldía Metropolitana
Quito renace

Boletín

<<N°-03-2026-DESE>>

La necesidad de ajustar la representatividad de la ENEMDU frente a la realidad demográfica de Quito



La necesidad de ajustar la representatividad de la ENEMDU frente a la realidad demográfica de Quito

Boletín técnico N°-03-2026-DESE

Coordinación y revisión

- María Belen Proaño. Directora Ejecutiva – Instituto de Investigaciones de la Ciudad

Autores Principales

- Christian Garcés. Especialista en diseño maestral y producción estadística
- Carolina Sánchez Pilco. Especialista Económica.
- Andrés Felipe Viana. Director de estudios socioeconómicos.

ÍNDICE DE CONTENIDO

1. Introducción 5
2. Justificación 6
3. Objetivo general 7
   3.1. Objetivos específicos 8
4. Marco teórico y conceptual 8
   4.1. Contexto: la producción de estadísticas laborales 8
   4.2. Inferencia estadística y probabilidades de inclusión 12
   4.3. Representatividad y calibración de los factores de expansión 13
5. Metodología 14
   5.1. Declaración del diseño muestral y estimación de la población objetivo 2025 15
   5.2. El índice de representación 15
   5.3. Calibración de los factores de expansión 16
   5.4. Estimación de indicadores y evaluación de su precisión 17
   5.5. Validación externa con el REESS-IESS 17
6. Resultados 18
   6.1. Cambio demográfico y representatividad 18
   6.2. Estimación de la población 2025 20
   6.3. Ajustes de los factores de expansión 21
   6.4. Impactos sobre las estadísticas laborales 23
   6.5. Pobreza y Desigualdad 28
7. ¿Qué tan sesgadas estaban las cifras con los factores originales? 30
8. ¿Son estadísticamente confiables los resultados? 31
9. Limitaciones metodológicas 34
10. Conclusiones 36
11. Recomendaciones 38
12. Referencias bibliográficas 40

Anexo 1: Precisión, sesgo y efecto de diseño en la ENEMDU 42

Anexo 2: Propuesta para la estimación en áreas menores 43

ÍNDICE DE FIGURAS

Ilustración 1: Flujograma secuencial de evaluación secuencial 17

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1: Divergencia entre el crecimiento de Quito urbano y cantón Quito, y su efecto sobre la participación relativa, 2010-2022 19

Gráfico 2: Índice de Representación por grupo demográfico, ENEMDU 2025 frente a Censo 2022 ... 19

Gráfico 3: Efecto de diseño ponderado y tamaño de muestra efectivo, antes y después de la calibración 23

Gráfico 4: Indicadores sintéticos del mercado laboral, antes y después de la calibración 25

Gráfico 5: Pobreza por ingresos y coeficiente de Gini, antes y después de la calibración 29

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Dominios de estudio y representatividad de la ENEMDU según periodo de agregación. 9

Tabla 2: Índice de Representación, ENEMDU 2025 frente a Censo 2022, Quito urbano 20

Tabla 3: Totales de control por celda demográfica, Método P2, población objetivo 2025..... 21

Tabla 4: Población por celda demográfica con los factores originales y calibrados, y factor de ajuste promedio, Quito urbano 2025 21

Tabla 5: Estadísticas descriptivas de los factores de expansión, antes y después de la calibración 22

Tabla 6: Indicadores absolutos del mercado laboral, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración 24

Tabla 7: Tasa de empleo por grupo de edad, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración . 24

Tabla 8: Indicadores laborales desagregados, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración 26

Tabla 9: Distribución ocupacional de la población ocupada, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración 26

Tabla 10: Distribución de ocupados por rama de actividad económica CIIU 4.0, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración..... 27

Tabla 11: Pobreza por ingresos y coeficiente de Gini por sexo, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración 29

Tabla 12: Magnitud de la corrección frente al margen de error de la estimación original, Quito urbano 2025..... 30

Tabla 13: Validación externa de las estimaciones de empleo formal frente al REESS-IESS..... 31

Tabla 14: Clasificación de calidad estadística de los indicadores principales calculados en este estudio, Quito urbano 2025, con fexp_cal 33

Tabla 15: Indicadores laborales – Administración Zonal Eloy Alfaro – ENEMDU 2025 45

La necesidad de ajustar la representatividad de la ENEMDU frente a la realidad demográfica de Quito

1. Introducción

Tomar decisiones basadas en estadísticas es un principio fundamental del diseño de la política de púbica. Por ello, fundamentar estas decisiones en estadística de calidad, es igual de importante. La calidad de las estadísticas producidas a partir de una encuesta de hogares depende, en buena medida, de que la muestra seleccionada siga representando adecuadamente a la población que se busca conocer. Para lograrlo, cada persona encuestada recibe un factor de expansión, es decir, un valor que permite que las respuestas de la muestra se proyecten al conjunto de la población. Estos factores deben guardar correspondencia con la estructura de la población en el momento en que se realiza la encuesta (Gutiérrez, 2022). Cuando la información utilizada para calcularlos queda desactualizada, la encuesta puede continuar aplicándose correctamente en campo, pero sus resultados pueden dejar de reflejar con precisión a la población que pretende representar. En términos estadísticos, esto afecta la calidad de la inferencia y puede generar estimaciones sesgadas, un problema ampliamente estudiado en la literatura sobre muestreo y calibración de encuestas (Horvitz y Thompson, 1952; Deville y Särndal, 1992).

La relevancia de este problema es especialmente importante en el caso de Quito, donde la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) constituye una fuente fundamental para el seguimiento de las condiciones del mercado laboral urbano. Los factores de expansión utilizados por la encuesta se encuentran vinculados a un marco muestral construido a partir del Censo de Población y Vivienda de 2010. Sin embargo, entre 2010 y 2022 la estructura demográfica de la ciudad cambió de manera importante. Por ejemplo, la edad media de la población pasó de 29,7 a 34,4 años, mientras que la participación de Quito urbano dentro de la población cantonal disminuyó de 71,9% a 65,8%. Estos cambios reflejan una transformación en la estructura de la población de referencia y pueden tener implicaciones directas sobre la capacidad de los factores de expansión para representar adecuadamente a los distintos grupos de población.

Esta discusión trasciende el ámbito estrictamente estadístico. La ENEMDU constituye una de las principales fuentes para conocer la situación y evolución del mercado laboral de Quito, por lo que la calidad de sus estimaciones tiene implicaciones directas sobre la capacidad de la ciudad para diagnosticar las problemáticas y orientar respuestas de política pública. Existe el riesgo de que los indicadores disponibles describan con menor precisión la realidad laboral de la población actual. Contar con estimaciones estadísticamente consistentes y actualizadas es, por tanto, una condición para diseñar, focalizar y evaluar soluciones públicas basadas en evidencia y ajustadas a las características concretas de la ciudad.

Frente a esta situación, el Instituto de Investigaciones de la Ciudad (IIC) del Gobierno Autónomo Descentralizado del Distrito Metropolitano de Quito llevó a cabo un estudio técnico para evaluar la vigencia de los factores de expansión de la ENEMDU. El estudio desarrolló una metodología de

calibración mediante *raking*,[1] que permite ajustar los factores de expansión de la muestra para que sus resultados sean consistentes con información poblacional más reciente, en este caso, con las estructuras demográficas observadas en el Censo de 2022. La metodología sigue el marco general planteado por Deville y Särndal (1992) y sus desarrollos posteriores.

El propósito del estudio es determinar si los resultados de la ENEMDU para Quito continúan siendo representativos y, cuando se identificaron diferencias, aplicar un procedimiento estadístico que permita reducir las inconsistencias de manera sistemática y verificable. Para evaluar la calidad de este ajuste, las estimaciones corregidas fueron contrastadas además con información independiente del Registro Estadístico de Empleo en la Seguridad Social (REESS) del IESS. Esta comparación constituye una validación externa que permite comprobar si las nuevas estimaciones presentan una mayor consistencia con una fuente administrativa que registra el empleo formal en la ciudad, pero que tiene limitaciones al considerar que una parte importante del empleo de la ciudad no tiene esta característica.

El presente estudio busca evidenciar de manera técnica cómo se ha identificado un problema con la representación de la ENEMDU, qué cambios se observaron en la población de Quito, por qué fue necesario actualizar los factores de expansión y cómo se realizó la corrección. También presenta los principales resultados del ajuste y su validación externa, así como los criterios utilizados para evaluar la confiabilidad estadística de las estimaciones obtenidas. Finalmente, se reconocen las limitaciones que este tipo de corrección no puede resolver y se plantean elementos para avanzar hacia estimaciones con mayor nivel de desagregación territorial dentro de Quito. De esta manera, el documento busca fortalecer la calidad de las estimaciones del mercado laboral generadas para el dominio de Quito urbano y, con ello, contribuir a que el diagnóstico y evaluación de las intervenciones públicas relacionadas con el empleo se apoyen en información que represente de manera adecuada las características actuales de la población.

2. Justificación

La ENEMDU, producida por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC), constituye la principal fuente de información para el análisis de las condiciones laborales y socioeconómicas de la población ecuatoriana. Al tratarse de una encuesta por muestreo probabilístico dirigida a los hogares, la información obtenida de las unidades seleccionadas permite generar estimaciones sobre la población mediante el diseño muestral y los factores de expansión. Estos últimos constituyen un componente fundamental del proceso de inferencia, pues permiten que las personas y hogares observados en la encuesta representen a un conjunto más amplio de la población. En consecuencia, la capacidad de los factores de expansión para reflejar adecuadamente las características de la población objetivo es un elemento central para la calidad y representatividad de las estadísticas que se generan a partir de la ENEMDU. La metodología oficial de la ENEMDU reconoce los factores de expansión como parte del diseño estadístico de la operación y establece su utilización para la generación de estimaciones.

El diseño muestral de la ENEMDU descansa sobre el Marco Maestro de Muestreo que el INEC construyó a partir de la cartografía del Censo de Población y Vivienda de 2010, y hasta la elaboración del presente estudio (noviembre 2026) no había recibido una actualización estructural equivalente

[1] *Raking*, conocido en español como ajuste proporcional iterativo, es un procedimiento de calibración que corrige de manera sucesiva los factores de expansión hasta que la muestra reproduce los totales poblacionales conocidos, en este caso por sexo y grupo de edad (Deming y Stephan, 1940; Deville et al., 1993).

basada en el Censo de 2022 (INEC, 2021b). El propio INEC (2021b) señala que un marco muestral adecuado debe mantenerse completo, exacto y actualizado de forma permanente, precisamente porque de él depende la validez de las probabilidades de inclusión de toda la muestra. El hecho de que ese marco no haya sido actualizado con el Censo 2022 significa, en términos estrictamente estadísticos, que las probabilidades de inclusión utilizadas para expandir la muestra de la ENEMDU 2025 en Quito urbano corresponden a una fotografía poblacional de quince años de antigüedad, y no a la población que la encuesta busca representar en el presente. Determinar qué tan grande es esa distancia, y qué consecuencias tiene sobre la representatividad de las estimaciones, es precisamente uno de las interrogantes que este estudio se propuso cuantificar para el caso de Quito urbano[2].

La comparación entre la población del Censo de 2010 y el Censo de 2022 permite dimensionar esa brecha con precisión. Quito urbano pasó de 1.610.028 a 1.763.275 habitantes entre ambos censos, un incremento de 153.247 personas equivalente a 9,52%, con una tasa de crecimiento promedio de apenas 0,76% anual, sensiblemente menor al más de 2% anual que la ciudad registró en la década previa. Ese crecimiento lento en términos absolutos estuvo acompañado de un cambio profundo en la composición por edad. La edad media subió de 29,7 a 34,4 años, la población menor de 15 años cayó de 26,8% a 20,7%, y la población de 65 años y más subió de 6,4% a 10,2%, mientras que la razón de dependencia demográfica[3] bajó de 49,8% a 44,7%.

A ese envejecimiento se sumó una transformación territorial que resulta igual de relevante para la validez del marco muestral. Mientras Quito urbano crecía a 0,76% anual, el cantón Quito en su conjunto, que incluye las parroquias periurbanas y rurales, lo hacía a 1,51% anual, es decir al doble de velocidad. Esa divergencia hizo que la participación de Quito urbano dentro del total cantonal cayera de 71,92% a 65,80% en el período intercensal, una pérdida de 6,12 puntos porcentuales que evidencia un proceso sostenido de suburbanización, con los hogares jóvenes desplazándose de forma más pronunciada hacia parroquias periféricas que los hogares de adultos mayores.

Estas transformaciones no constituyen únicamente una descripción de la evolución demográfica de la ciudad, sino que proporcionan el contexto en el que surge la necesidad de revisar la correspondencia entre la población representada por la ENEMDU y la población que efectivamente reside en Quito. El análisis que plantea la presente investigación identificó precisamente que los cambios en la estructura por edad, sexo y distribución territorial podían tener implicaciones sobre la representatividad de las estimaciones obtenidas mediante los factores de expansión existentes.

3. Objetivo general

Evaluar la precisión de los factores de expansión de la ENEMDU anual 2025 y desarrollar una metodología estadística de ajuste para el Distrito Metropolitano de Quito, utilizando la información del Censo de Población y Vivienda 2022 y las proyecciones de población revisión 2024, con el fin de mejorar la precisión y la representatividad de las estimaciones del mercado laboral urbano de la capital.

[2] La delimitación del estudio a Quito urbano responde al diseño muestral de la ENEMDU, cuyo dominio de representatividad para la ciudad (código 170150U) comprende únicamente la parroquia urbana central del Distrito Metropolitano. Las parroquias periféricas y rurales no forman parte de dicho dominio, aspecto que se discute en la sección de limitaciones metodológicas.

[3] La razón de dependencia demográfica total se calcula como el cociente entre la suma de la población de 0 a 14 años y la de 65 años y más, y la población de 15 a 64 años, multiplicado por 100, e indica cuantas personas en edades inactivas laboralmente dependen en términos potenciales de las personas en edad de trabajar (CEPAL, s.f.).

3.1. Objetivos específicos

1. Evaluar el grado de subestimación o sobrestimación de las estimaciones de empleo de la ENEMDU 2025, comparando la estructura poblacional y laboral del Censo 2010 frente a la del Censo 2022 en el Distrito Metropolitano de Quito urbano.
2. Estimar la población de Quito urbano a 2025 a partir de las Proyecciones de Población revisión 2024, desagregada por grupos de edad y sexo relevantes para el análisis del mercado laboral.
3. Diseñar e implementar factores de calibración post-estratificada por dominios demográficos, edad y sexo, y geográficos, utilizando como puntos de referencia los totales poblacionales conocidos del Censo 2022.
4. Validar las estimaciones ajustadas mediante su contraste con los registros administrativos del IESS sobre afiliación al seguro social en el Distrito Metropolitano de Quito, evaluando la coherencia de las estimaciones de empleo formal.
5. Elaborar un análisis comparativo detallado entre las estimaciones originales de la ENEMDU 2025 y las estimaciones ajustadas, cuantificando las diferencias en los indicadores clave del mercado laboral.
6. Documentar las limitaciones metodológicas del diseño actual de la ENEMDU para Quito, incluida la exclusión de las parroquias rurales, y formular recomendaciones técnicas para el fortalecimiento del sistema de información del mercado laboral local.

4. Marco teórico y conceptual

4.1. Contexto: la producción de estadísticas laborales

La ENEMDU nació como una operación estadística continua orientada a proveer información sobre la actividad económica y las fuentes de ingreso de la población, de manera que sea posible conocer los niveles, las tendencias y los cambios en el tiempo de la población económicamente activa, la población económicamente inactiva, el empleo, el subempleo y el desempleo del país (INEC, 2026c). El INEC ejecuta esta encuesta de forma continua durante los doce meses del año, y la información que produce sirve de insumo tanto para la planificación del desarrollo nacional y su monitoreo por parte del gobierno como para la toma de decisiones del sector privado y de la sociedad civil (INEC, 2026a)[4].

Su origen es anterior a la propia existencia del INEC, porque fue el Instituto Nacional de Empleo quien levantó por primera vez esta encuesta en el área urbana del país desde noviembre de 1987, con periodicidad anual y el respaldo técnico del Banco Central del Ecuador, el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) y la Organización Internacional del Trabajo (OIT). En 1993, el INEC asumió la planificación y ejecución de la encuesta, manteniendo la misma metodología y periodicidad anual. Posteriormente, en septiembre de 2003, la periodicidad pasó a ser trimestral (INEC, 2026c). Para clasificar a la población según su condición de actividad económica, la ENEMDU sigue el marco conceptual definido en las Conferencias Internacionales de Estadísticos del Trabajo promovidas por la OIT, un esquema que ordena a las personas según tres principios sucesivos, que son la actividad, la

[4] La ENEMDU mensual se publica habitualmente entre el 20 y el 25 de cada mes, con un mes de rezago. Sin embargo, la última publicación disponible corresponde a los resultados de mayo de 2026, difundidos el 22 de junio, de modo que al 4 de noviembre de 2026 la serie acumulaba 135 días sin nuevas cifras. La ENEMDU trimestral, por su parte, suele publicarse a finales del mes siguiente al cierre de cada trimestre. La última publicación corresponde al primer trimestre de 2026, difundida el 27 de abril, y según el calendario estadístico los resultados del segundo y tercer trimestre se publicarán el 22 de diciembre de 2026. Esto supone un retraso de 144 días para el segundo trimestre y de 52 días para el tercero. Hasta la fecha de elaboración del presente estudio, el INEC no ha informado públicamente las razones de esta demora.

prioridad y el periodo de referencia, y que además establece el alcance con que deben medirse las condiciones de trabajo y el acceso al empleo (INEC, 2026c).

El universo de estudio son las personas de cinco años y más de edad que residen en los hogares del Ecuador, exceptuando a la población que habita en viviendas colectivas, viviendas flotantes, sectores priorizados y población en situación de indigencia. La unidad de observación es la vivienda particular ocupada por personas presentes, mientras que la unidad de análisis son los hogares particulares y las personas que los conforman (INEC, 2026c). Aunque la encuesta recoge información de todas las personas de cinco años y más, esa información suele ser reportada por el jefe o jefa del hogar o por otro miembro de dieciocho años o más que actúe como informante calificado (INEC, 2026a).

La cobertura geográfica de la ENEMDU no es fija, sino que crece según el periodo de agregación en que se publica la información, y de esa misma agregación depende el nivel de desagregación territorial en el que sus resultados son representativos, lo que técnicamente se conoce como dominios de representatividad. La Tabla 1 resume esta estructura tal como la documenta el INEC (2026c).

Tabla 1: Dominios de estudio y representatividad de la ENEMDU según periodo de agregación.

Periodo de agregación	Dominios de diseño	Nivel de representatividad
Mensual	Nacional y área urbano o rural	Nacional y área urbano o rural
Trimestral	Nacional, área urbano o rural, y cinco ciudades principales	Nacional, área urbano o rural, y las ciudades de Quito, Guayaquil, Cuenca, Machala y Ambato
Anual	Nacional, área urbano o rural, cinco ciudades principales y veinticuatro provincias	Nacional, área urbano o rural, cinco ciudades principales y las veinticuatro provincias del país

Fuente: INEC (2026c).
Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

La edición anual, que es la que utiliza este estudio, es también la que ofrece el mayor número de dominios de representatividad simultáneos, lo que la convierte en la fuente más apropiada para un análisis centrado en una sola ciudad.

Detrás de esa estructura de dominios está el diseño muestral propiamente dicho, que el INEC (2026a, 2026c) describe como un muestreo probabilístico estratificado y bietápico de elementos. Que sea bietápico implica que la selección de la muestra no elige personas u hogares de forma directa, sino que ocurre en dos pasos sucesivos. En el primer paso se seleccionan las Unidades Primarias de Muestreo (UPM), que son agrupaciones de entre treinta y sesenta viviendas ocupadas, cercanas entre sí y con un nivel socioeconómico similar entre ellas (INEC, 2021a). En el segundo paso, dentro de cada UPM que resultó seleccionada, se eligen de forma aleatoria diez viviendas ocupadas, de las cuales siete se consideran viviendas originales y tres quedan como reemplazos previstos para los casos en que la vivienda original no pueda ser encuestada (INEC, 2021a). Una vez que una vivienda entra a la muestra, se releva a todos los hogares que la habitan y a todas las personas que forman parte de esos hogares, de modo que es la unidad que en realidad decide quién entra a la encuesta es la UPM y no la persona de forma individual (INEC, 2021a).

Antes de aplicar estos dos pasos de selección, el territorio del país se organiza en estratos, que son subconjuntos de población definidos de manera que las unidades dentro de un mismo estrato sean lo más parecidas posible entre sí, mientras que las diferencias más marcadas queden entre un estrato y otro. Para la ENEMDU, los estratos de muestreo resultan de cruzar tres variables, que son la provincia,

el área urbana o rural y el nivel socioeconómico[5] asignado a cada UPM (INEC, 2026a). Este procedimiento es una decisión que tiene una consecuencia estadística directa, porque cuando las unidades dentro de un estrato son homogéneas, la varianza de las estimaciones que se calculan a partir de esa muestra resulta menor que la que se obtendría con un muestreo aleatorio simple del mismo tamaño (INEC, 2021b). Toda esta arquitectura de estratos y conglomerados descansa, a su vez, sobre el *Marco Maestro de Muestreo*, que es la infraestructura que utiliza el INEC para seleccionar la muestra de todas sus encuestas de hogares a nivel nacional y que se construyó a partir de la cartografía definitiva del Censo de Población y Vivienda de 2010 (INEC, 2021b). Ese marco agrupa a nivel nacional a 107.014 conglomerados o UPM distribuidos en las veinticuatro provincias del país, y el 74,5% de los sectores censales se ubica en áreas urbanas y el 25,5% restante en áreas rurales (INEC, 2021b)

La ENEMDU también sigue un esquema de rotación de paneles, lo que significa que un mismo grupo de viviendas no permanece de forma indefinida en la muestra ni cambia por completo de un periodo a otro. El esquema vigente entre 2021 y 2026 se conoce como esquema 2(2)2, en el cual cada grupo rotativo de viviendas permanece dos periodos consecutivos dentro de la encuesta, sale de ella durante otros dos periodos, y finalmente regresa, lo que permite analizar la dinámica del mercado laboral en el tiempo sin renovar la totalidad de la muestra en cada ronda (INEC, 2026a). Este rediseño del esquema de rotación, junto con mejoras en el cálculo de las probabilidades de selección, se implementó con acompañamiento técnico de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe entre 2020 y 2021, documentado en el informe de asistencia técnica que esa comisión entregó al INEC en enero de 2021 (INEC, 2021c).

Una vez que una vivienda, un hogar y una persona forman parte efectiva de la muestra, cada uno recibe un factor de expansión, que es el número que indica a cuántas unidades de la población representa esa observación dentro del universo total del país (INEC, 2021c). Ese número proviene de una cadena de varios pasos sucesivos que el INEC (2026a) documenta con detalle. El primer paso es calcular el factor de expansión teórico o de diseño, que se obtiene invirtiendo la probabilidad con la que fue seleccionada la UPM en la primera etapa y, dentro de ella, la vivienda en la segunda etapa. Formalmente, si π_{hi} es la probabilidad de inclusión de la UPM i en el estrato h y π_{ij} es la probabilidad de inclusión de la vivienda j dentro de esa UPM, el factor de expansión teórico w_{hij} de la vivienda j queda definido como:

$$w_{hij} = \frac{1}{\pi_{hi} * \pi_{ij}}$$

De modo que entre menor sea la probabilidad con que una unidad pudo ser seleccionada, mayor será el peso que finalmente reciba dentro de la muestra (INEC, 2026a). Ese factor teórico se somete después a un ajuste por cobertura, porque en la práctica ocurre que algunas viviendas seleccionadas cambiaron su condición de ocupación, que otras no tuvieron a nadie presente en el momento de la visita, y que otras se negaron a responder. Para cada una de estas tres situaciones, que el INEC denomina no elegibilidad, elegibilidad desconocida y rechazo; se calcula un coeficiente de ajuste específico, de manera que el peso de las viviendas que sí respondieron compense de forma

[5] La clasificación socioeconómica de las UPM forma parte de la metodología del INEC y se incorpora en la base de datos de la ENEMDU mediante la variable de estrato. Para asignarla, el INEC sintetiza 21 variables del Censo de Población y Vivienda de 2010, referidas a la vivienda, el equipamiento del hogar y el nivel de instrucción y la situación económica de sus integrantes, en un índice construido mediante análisis de componentes principales. A partir de ese índice, las UPM se agrupan en tres estratos, alto, medio y bajo, mediante un análisis de conglomerados de K-medias (INEC, 2021b, 2026a).

proporcional la información que se perdió por causa de las que no lo hicieron (INEC, 2026a). Este mecanismo evita que la falta de respuesta, que es un fenómeno inevitable en cualquier encuesta de hogares, deje sin representación estadística a los sectores de la población más difíciles de contactar.

Los ajustes por cobertura tienden a aumentar la dispersión de los factores de expansión, porque concentran peso adicional en las pocas viviendas que sí lograron ser encuestadas dentro de UPM con alta tasa de no respuesta. Para controlar ese efecto, el INEC aplica un procedimiento de recorte de los factores de expansión extremos, que consiste en fijar una cota superior a los pesos de la muestra y redistribuir de forma iterativa, entre el resto de las observaciones, la diferencia que resulta de recortar los valores que superan esa cota, repitiendo el proceso hasta que ya no queda ningún exceso por distribuir (INEC, 2026a). El último eslabón de esta cadena es la calibración de los factores de expansión, mediante la cual los pesos ya ajustados se corrigen una vez más para que la suma de la muestra, celda por celda, coincida exactamente con las proyecciones de población que el propio INEC calcula a partir de la información censal, de forma que el total de personas que arroja la encuesta reproduzca con exactitud la estructura demográfica que se toma como referencia de control (INEC, 2026a).

Toda esta complejidad en el diseño, con estratos y con selección en dos etapas dentro de conglomerados, tiene una consecuencia que no puede pasarse por alto al momento de calcular la precisión de cualquier indicador que se publique a partir de la ENEMDU. El INEC (2021a) advierte que no es correcto estimar los errores de muestreo de un diseño complejo como si la muestra proviniera de una selección simple y aleatoria de personas, porque ese supuesto subestimaría la verdadera incertidumbre de las estimaciones. Entre los métodos disponibles para calcular varianzas en diseños complejos, que incluyen los métodos exactos, la técnica del último conglomerado, las aproximaciones por linealización de Taylor y las técnicas de replicación como el *jackknife* o el *bootstrap*, el INEC (2021a) adoptó como método estándar la técnica del último conglomerado combinada con la linealización de la serie de Taylor, por ofrecer una aproximación adecuada del error muestral junto con una relativa facilidad de cálculo y de réplica en programas como SPSS, Stata y R.

Con el diseño correctamente declarado, cada estimación que se calcule sobre la ENEMDU, sea un total, una media o una razón como una tasa de desempleo, puede acompañarse de su error estándar, de su intervalo de confianza y de su coeficiente de variación, que es la medida que expresa qué tan precisa es esa estimación en términos relativos a su propio valor. El INEC (2021a) documenta el procedimiento de cálculo de estas tres medidas para cualquier indicador que se derive de la encuesta, siguiendo el diseño complejo declarado mediante la UPM, el estrato y el factor de expansión calibrado.

Un elemento adicional que el diseño complejo introduce en el cálculo de errores es el efecto de diseño, identificado por su sigla en inglés como *DEFF*, que cuantifica cuánto más grande es la varianza de una estimación bajo el diseño real de la encuesta en comparación con la varianza que se obtendría con un muestreo aleatorio simple del mismo tamaño. El INEC (2026a) lo expresa mediante la aproximación

$$Deff \approx 1 + (\tilde{n} - 1) * p$$

donde $\bar{n}$ es el número promedio de personas de la población económicamente activa que se espera encuestar por UPM y ρ es la correlación intraclase entre la condición de desempleo y la conformación de las propias UPM. Esta fórmula establece que las personas que viven cerca entre sí, dentro de una misma UPM, tienden a parecerse más entre ellas de lo que se parecerían dos personas elegidas al azar en toda la ciudad, y esa semejanza interna reduce la cantidad de información nueva que aporta cada observación adicional dentro del mismo conglomerado. Cuando el efecto de diseño es mayor a uno,

como ocurre de forma habitual en las encuestas de hogares con conglomerados geográficos, el tamaño de muestra que realmente aporta información independiente, conocido como tamaño de muestra efectivo, resulta menor que el número de personas efectivamente encuestadas, y se calcula dividiendo ese número entre el propio efecto de diseño. Esta distinción resulta relevante para cualquier análisis que busque desagregar la ENEMDU por debajo de sus dominios oficiales de representatividad, porque un número aparentemente grande de observaciones puede corresponder, en términos de información estadística real, a un tamaño de muestra efectivo más reducido.

4.2. Inferencia estadística y probabilidades de inclusión

Toda encuesta por muestreo enfrenta el mismo reto de fondo, que es usar la información de un subconjunto de unidades, la muestra, para conocer una característica del conjunto completo de unidades, la población, sin haber observado a esta última en su totalidad. A ese proceso de extender lo observado en la muestra hacia la población se le llama inferencia estadística, y en el caso particular de las encuestas por muestreo probabilístico esa inferencia se apoya en el propio diseño con que se seleccionó la muestra, y no en supuestos sobre la forma en que se distribuyen las variables de interés (INEC, 2021b). Esta forma de inferencia, conocida como inferencia basada en el diseño, es la que sostiene a la ENEMDU y a la generalidad de las encuestas de hogares que se levantan en la región (Gutiérrez, 2022). Se distingue de otra tradición, la inferencia basada en modelos, en la que la validez de una estimación depende de que se cumpla un modelo estadístico con supuestos establecidos respecto a la variable de interés, y no únicamente del diseño con que se seleccionó la muestra. Las encuestas de hogares oficiales, entre ellas la ENEMDU, se apoyan principalmente en la primera tradición, precisamente porque no requiere asumir de antemano cómo se comporta cada variable que la encuesta busca medir.

Que la inferencia dependa del diseño significa que la validez de cualquier estimación no depende de que la muestra sea grande en términos absolutos, sino de que cada unidad de la población haya tenido una probabilidad conocida y mayor a cero de ser seleccionada. Esa probabilidad de inclusión no surge de la muestra misma, sino del marco muestral sobre el que esta se construye; un marco muestral adecuado debe mantenerse completo, exacto y actualizado de forma permanente, precisamente porque de él depende asignar la probabilidad de selección a todas las unidades objeto de estudio, y porque los marcos muestrales pierden vigencia con el tiempo a medida que ocurren cambios en la geografía y en la composición de las viviendas que no quedan reflejados en ellos (INEC, 2021b). Esa dependencia del marco muestral es lo que distingue a una encuesta probabilística de un simple ejercicio de recolección de datos, y es también el punto de partida necesario para entender el problema que aborda este documento.

Horvitz y Thompson (1952) propusieron un estimador para calcular el total de una variable de interés a partir de una muestra probabilística de cualquier diseño, sin necesidad de que ese diseño tenga una probabilidad de selección igual para todas las unidades, lo que en su momento representó un avance sobre los estimadores disponibles hasta entonces, pensados casi exclusivamente para el muestreo aleatorio simple. Sobre esa probabilidad de inclusión se construye el factor de expansión de cualquier observación.

$$\hat{Y}_{HT} = \sum_{k \in s} w_k y_k$$

Horvitz y Thompson (1952) demostraron que este estimador es insesgado bajo el diseño, lo que significa que el promedio de todas las estimaciones posibles, entre todas las muestras que el diseño podría haber seleccionado, coincide exactamente con el total poblacional verdadero. Esta propiedad depende únicamente de que las probabilidades de inclusión utilizadas en el cálculo correspondan a las probabilidades reales con que se seleccionó cada unidad, y no depende de ningún supuesto sobre la forma en que se distribuye la variable de interés en la población. Es también la razón por la que un factor de expansión mal calculado no es un problema de precisión sino un problema de sesgo, porque si las probabilidades de inclusión que sostienen al factor provienen de un marco que ya no corresponde a la población actual, la propiedad de insesgamiento del estimador deja de cumplirse respecto de esa población. Esto significa que la encuesta ya no refleja adecuadamente cuánto representa cada grupo dentro de la población. Por eso, algunos grupos terminan teniendo más peso del que deberían y otros menos, haciendo que los resultados se alejen de la realidad, incluso si se encuesta a un gran número de personas.

4.3. Representatividad y calibración de los factores de expansión

El factor de expansión traduce la probabilidad de inclusión de una unidad en un número interpretable, que indica a cuántas unidades de la población representa esa observación. La suma de todos los factores de expansión de una muestra debe aproximarse al tamaño de la población de referencia, y su distribución entre los distintos grupos demográficos debe aproximarse a la distribución real de esos grupos en la población (Gutiérrez, 2022). Esa representatividad depende de que la fuente demográfica usada para construir los factores siga siendo una aproximación razonable a la población en el momento en que la encuesta se aplica, y se deteriora de forma progresiva cuando la población cambia y esa fuente no se actualiza al mismo ritmo.

Cuando esa representatividad se deteriora, existe un procedimiento que permite corregirla sin necesidad de modificar el diseño muestral ni volver a levantar información en campo, que es la calibración de los factores de expansión. Su marco teórico general fue formalizado por Deville y Särndal (1992), quienes plantearon el problema como una optimización, buscando un nuevo conjunto de pesos que se aleje lo menos posible de los pesos originales, sujeto a que esos nuevos pesos reproduzcan los totales poblacionales conocidos.

$$min \sum_{k \in s} G(w_k^* w_k) \; sujeto \; a \; \sum_{k \in s} w_k^* x_k = X$$

Deville y Särndal (1992) mostraron además que este planteamiento general, según la función de distancia que se elija para medir el alejamiento entre los pesos originales y los nuevos, reproduce como casos particulares a varios procedimientos que hasta entonces se habían tratado en la literatura como técnicas independientes, entre ellos la post-estratificación y el estimador de regresión generalizada. Devaud y Tillé (2019), casi tres décadas después del artículo original, muestran que las distintas funciones de distancia disponibles producen soluciones que difieren en su forma matemática pero que son asintóticamente equivalentes en su comportamiento estadístico, lo que en la práctica traslada la elección entre ellas hacia criterios de estabilidad numérica y facilidad de cálculo, más que hacia diferencias sustantivas en la calidad final de la estimación.

Uno de esos procedimientos que la calibración general integra como caso particular es el *raking*, también llamado ajuste iterativo proporcional, que se aplica cuando se conocen los totales marginales de variables como el sexo y la edad, pero no el total exacto de cada combinación cruzada entre ellas.

Su origen es anterior al propio marco de Deville y Särndal, y se remonta al trabajo de Deming y Stephan (1940), quienes propusieron ajustar una tabla de frecuencias muestrales de modo que sus totales marginales coincidieran con los de la población, mediante ajustes sucesivos que se repiten hasta la convergencia, en un procedimiento que en su momento se resolvía a mano y que hoy se implementa mediante algoritmos iterativos en programas estadísticos. En su forma más simple, aplicada a una sola celda demográfica, el peso de cada unidad se multiplica por un factor único para esa celda.

$$\alpha_k = \frac{T_k}{\sum_{i \epsilon s_k} w_i}$$

Cuando existen varias variables cruzadas, como ocurre al calibrar de forma simultánea por sexo y por grupo de edad, el procedimiento no puede resolverse en un solo paso, porque ajustar los pesos para que coincidan con los totales marginales de una variable altera, como efecto colateral, la coincidencia que ya se había logrado con los totales marginales de la otra. El algoritmo de *raking* resuelve esa interdependencia ajustando de forma alternada cada dimensión, en una secuencia de iteraciones que se repite hasta que los totales ponderados coinciden, dentro de una tolerancia numérica muy pequeña, con los totales poblacionales de todas las dimensiones a la vez. Deville, Särndal y Sautory (1993) formalizaron esta versión del problema, en la que la información auxiliar disponible son totales marginales y no totales cruzados, y demostraron que el procedimiento iterativo converge hacia la misma solución que se obtendría resolviendo el problema general de calibración de forma directa con una función de distancia particular, lo que sitúa al *raking* dentro del marco de Deville y Särndal como un caso especial, y no como un método alternativo o desarrollado de forma independiente.

5. Metodología

El estudio se estructuró como una evaluación aplicada de la representatividad de la ENEMDU 2025 para Quito urbano, seguida de un proceso de ajuste estadístico de sus factores de expansión. El análisis se desarrolló de manera secuencial en tres momentos. Primero, se evaluó la correspondencia entre la población representada por la muestra expandida y la población de referencia. Luego, se buscó corregir las diferencias identificadas mediante un procedimiento de calibración de los factores de expansión. Finalmente, se evaluó el comportamiento de los factores ajustados y de las estimaciones obtenidas a partir de ellos, considerando tanto criterios de calidad estadística como evidencia proveniente de una fuente externa a la propia encuesta. Para desarrollar este proceso se combinaron cuatro fuentes de información de distinta naturaleza, cada una de las cuales cumplió una función específica dentro de la evaluación:

- Base de microdatos de la ENEMDU anual 2025 para el dominio Quito urbano, con código cartográfico 170150U, que aportó 32.908 observaciones distribuidas en 825 UPMs, y que constituyó la muestra sobre la cual se calcularon tanto los indicadores originales como los indicadores corregidos.
- Censos de Población y Vivienda de 2010 y de 2022, que aportaron los totales poblacionales de referencia por sexo y grupo de edad, necesarios tanto para diagnosticar el desajuste inicial como para construir los totales de control de la calibración.
- Registro Estadístico de Empleo en la Seguridad Social del IESS (REESS), un registro administrativo derivado de la afiliación efectiva al seguro social, que no participó en el cálculo de ningún indicador de la ENEMDU, sino que se usó exclusivamente al final del proceso, como

referencia externa e independiente para contrastar la coherencia de las estimaciones ya corregidas.

5.1. Declaración del diseño muestral y estimación de la población objetivo 2025

Antes de calcular los indicadores, el estudio formalizó el diseño muestral complejo de la ENEMDU, definiendo explícitamente la UPM, el estrato de diseño y el factor de expansión correspondiente a cada observación. Esta etapa requirió una consideración particular debido a que los códigos de UPM utilizados en la ENEMDU pueden repetirse entre distintos estratos, de modo que un mismo código numérico puede corresponder a conglomerados diferentes cuando pertenece a estratos distintos. Para evitar esta ambigüedad, fue necesario identificar cada UPM en función del estrato al que pertenece, asegurando así una definición inequívoca de los conglomerados antes de realizar las estimaciones. Esta formalización constituye un paso fundamental para el análisis de una encuesta compleja, ya que permite que los procedimientos posteriores de estimación de errores estándar, intervalos de confianza y efectos de diseño, incorporen correctamente la estructura del diseño muestral. De esta manera, las estimaciones reconocen que la ENEMDU se basa en un esquema de selección en dos etapas dentro de estratos y no en una muestra aleatoria simple de personas independientes entre sí.

Con el diseño ya declarado, el siguiente paso fue construir una población de referencia para el año 2025, en virtud de que ni el Censo 2010 ni el Censo 2022 coinciden con el año en que se levantó la ENEMDU que se busca corregir. Para ello, se usó el método de ajuste por diferencial intercensal[6], que estima cómo cambió la participación de Quito urbano dentro del cantón entre 2010 y 2022 y proyecta ese mismo ritmo de cambio hacia 2025, dividiendo la diferencia observada entre ambos censos entre los doce años transcurridos y extrapolando ese cambio anual dos años y medio hacia adelante, desde 2022 hasta mediados de 2025. Esta diferencia se resume en un factor de ajuste diferencial, calculado como el cociente entre la tasa de crecimiento de la parroquia y la del cantón, que resultó de 0,50, es decir que Quito urbano creció a la mitad del ritmo cantonal.

5.2. El índice de representación

Para medir la brecha con precisión, y no solo de forma agregada, el estudio calculó el *índice de representación*, que compara el peso relativo de cada grupo demográfico en la ENEMDU 2025 ponderada frente a su peso relativo en el Censo 2022, y que toma el valor de 100 cuando ambas fuentes coinciden exactamente (CEPAL, 2020).

La utilidad de este indicador radica en que ofrece un diagnóstico simple y comparable, sin necesidad de estimar previamente varianzas, errores estándar o efectos de diseño para cada variable analizada. A diferencia de otros procedimientos de verificación, el índice de representación se construye únicamente a partir de dos distribuciones ya conocidas, el peso relativo de cada grupo en la encuesta ponderada y su peso relativo en la fuente censal de referencia, lo que permite aplicarlo de manera sistemática a un número amplio de variables en un solo ejercicio comparativo. El índice permite además comparar directamente la magnitud del sesgo entre variables de naturaleza distinta, por

[6] Como alternativa se evaluó el método de proporción estática (P1), que aplica a las proyecciones cantonales del INEC para 2025 la proporción de Quito urbano observada en el Censo de 2022, bajo el supuesto de que esta se mantiene constante. Este método arroja una población de 1.879.483 personas, es decir 37.501 más (2,0%) que la estimación obtenida con el método de diferencial intercensal (1.841.982). Se descartó porque ignora la tendencia de suburbanización observada entre ambos censos, por lo que sobreestimaría la población de Quito urbano en 2025.

ejemplo, entre grupos de edad y niveles educativos, algo que no resultaría comparable si se trabajara únicamente con las diferencias porcentuales brutas entre ambas fuentes.

Más allá de su función diagnóstica, el índice de representación cumple un papel relevante en el diseño mismo de la calibración, porque permite identificar con precisión qué variables concentran mayor dispersión y, en consecuencia, cuáles deberían priorizarse como celdas de ajuste. El mismo indicador puede, adicionalmente, recalcularse después de aplicada la calibración como una verificación independiente de que el procedimiento efectivamente corrigió el desalineamiento diagnosticado, sin depender únicamente de que los totales ponderados coincidan con los totales de control dentro de la tolerancia numérica del algoritmo.

Para clasificar los niveles de desalineamiento, y en función de los estándares recomendados por CEPAL (2020), se establecen las siguientes reglas de asignación según el valor del índice de Representación:

- IR < 75: una sub-representación severa
- 75 <= IR < 95: sub-representación moderada
- 95 <= IR < 110: representación adecuada
- 110 <= IR < 125: sobre-representación moderada
- IR >= 125: sobre-representación severa

5.3. Calibración de los factores de expansión

Con los totales de control ya definidos, se aplicó el procedimiento de calibración por *raking*, descrito en el marco teórico como un caso particular del problema general de Deville y Särndal (1992). El algoritmo ajusta el peso de cada hogar de forma iterativa, multiplicándolo por un factor de corrección propio de cada celda, elevado a la proporción de miembros del hogar que pertenecen a esa celda, y repite este ajuste en las cuatro celdas de forma alternada hasta que los totales ponderados coinciden con los totales de control dentro de una tolerancia numérica de una diezmilmillonésima.

La elección de calibrar por sexo y por un único corte de edad, en quince años, y no por una combinación más fina de variables, respondió a un criterio de suficiencia muestral más que a una limitación teórica del método. Las buenas prácticas internacionales para la selección de variables auxiliares en calibración recomiendan que cada celda cuente con un número mínimo de observaciones para que el ajuste resulte estable, y que los totales auxiliares utilizados sean externos a la propia encuesta y estén correlacionados con las variables de interés (EUROSTAT, 2013; Statistics Canada, 2012). El sexo y la condición de mayor o menor edad frente al umbral de la Población en Edad de Trabajar cumplen ambos requisitos para la ENEMDU en Quito urbano; si se cruzaba además el nivel educativo, por ejemplo, habría algunas combinaciones con menos observaciones que las recomendadas, debilitando la estabilidad del ajuste.

La implementación se realizó a nivel de hogar y no de persona, de manera que todos los integrantes de un mismo hogar recibieran idéntico factor calibrado, lo que evita inconsistencias al analizar variables de ingreso o de composición familiar que se calculan sobre el hogar como unidad. El algoritmo convergió en aproximadamente 78 iteraciones, y la verificación posterior confirmó que la diferencia entre los totales calibrados y los totales objetivo fue inferior a 0,1 personas en las cuatro celdas, lo que en la práctica equivale a una coincidencia exacta.

El resultado más relevante de este procedimiento, más allá del ajuste de cada celda por separado, fue la mejora en la eficiencia estadística del conjunto de la muestra. El efecto de diseño ponderado,

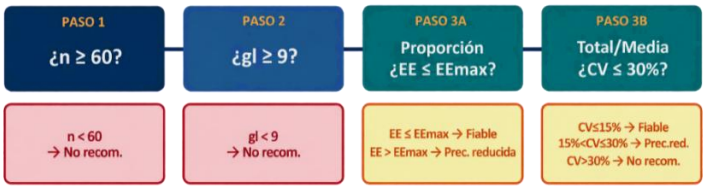
calculado como uno más el cuadrado del coeficiente de variación de los pesos, bajó de 4,04 a 3,02, una reducción de 25,2%, mientras que el tamaño de muestra efectivo aumentó de 7.716 a 10.302 observaciones equivalentes, un incremento de 33,5%. Para el cálculo de los indicadores de empleo, esta mejora significa que las estimaciones obtenidas con el factor calibrado tienen un margen de error menor, con errores estándar más bajos e intervalos de confianza más estrechos, y por tanto son más precisas. Estas implicaciones se desarrollan en detalle en la sección de resultados sobre los ajustes de los factores de expansión.

5.4. Estimación de indicadores y evaluación de su precisión

Con el factor de expansión ya calibrado, denominado *fexp_cal*, el estudio recalculó los indicadores del mercado laboral mediante el estimador de Hájek, que expresa cualquier tasa o proporción como el cociente entre dos totales ponderados, el del grupo de interés y el del grupo de referencia, y que resulta más estable que el estimador de Horvitz-Thompson cuando el tamaño exacto del dominio no se conoce de antemano (Särndal, Swensson y Wretman, 1992). Sin embargo, conocer el valor de cada indicador no basta para decidir si puede publicarse, porque toda estimación obtenida a partir de una muestra tiene un margen de error que es necesario medir. Por ello, cada indicador se acompañó de una medida de su precisión. El error estándar se calculó mediante linealización de Taylor, aplicada sobre el diseño complejo ya declarado, lo que permitió obtener para cada indicador su coeficiente de variación y su intervalo de confianza al 95%. Para este último se utilizó la distribución t en lugar del valor fijo de la distribución normal, debido al número limitado de grados de libertad disponible en algunos dominios de análisis.

Con esa medida de precisión ya calculada, el estudio aplicó un protocolo de calidad estadística de cuatro criterios secuenciales (Fuentes et al., 2020) para decidir qué indicadores podían considerarse publicables, evaluando cada estimación en un orden fijo y deteniendo la evaluación en el primer criterio que no se cumple. El primer criterio exige un tamaño de muestra observado de al menos 60 personas en el dominio, y el segundo exige un tamaño de muestra efectivo, descontado el efecto de diseño, también de al menos 60. El tercero exige al menos nueve grados de libertad, calculados a partir del número de UPM con observaciones en el dominio, y el cuarto evalúa el coeficiente de variación de la estimación, clasificándola como confiable si es menor o igual a 15%, como utilizable con precaución si se ubica entre 15% y 30%, y como no publicable si supera 30% (Fuentes et al, 2020).

Ilustración 1: Flujograma secuencial de evaluación secuencial



Fuente: Fuentes et Al, 2020
Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

5.5. Validación externa con el REESS-IESS

El último paso metodológico consistió en contrastar las estimaciones de empleo formal obtenidas con *fexp_cal* con la información proveniente del REESS-IESS. Este contraste no tuvo como objetivo comparar los totales absolutos de ambas fuentes, ya que estos no son directamente equivalentes debido a diferencias en la cobertura geográfica, la unidad de observación, el período de referencia y

la definición de empleo formal utilizada por una encuesta y por un registro administrativo. El propósito fue, en cambio, evaluar la coherencia de la estructura de las estimaciones en aquellas dimensiones en las que ambas fuentes podían ser comparadas de manera consistente. Este procedimiento se relaciona con un principio ampliamente utilizado en el análisis de encuestas, según el cual la información auxiliar externa, proveniente de registros administrativos u otras fuentes confiables, puede utilizarse no solo para apoyar procesos de calibración de los factores de expansión, sino también para evaluar posteriormente la consistencia de las estimaciones obtenidas con la encuesta (Särndal, 2007). En esta etapa, el REESS-IESS cumplió precisamente la función de proporcionar una referencia externa frente a la cual contrastar la composición de las estimaciones de empleo formal generadas por la ENEMDU.

6. Resultados

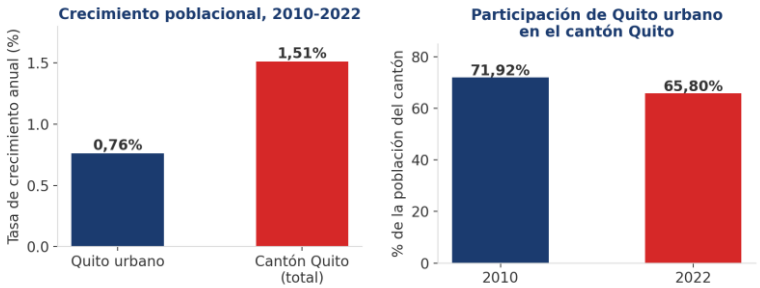
Esta sección presenta los hallazgos del estudio, organizados en cinco bloques que siguen la misma secuencia lógica del procedimiento metodológico descrito en el capítulo anterior. El primer bloque expone el diagnóstico de representatividad de la ENEMDU 2025 frente a la estructura poblacional documentada por los censos de 2010 y 2022. El segundo presenta la población objetivo construida para 2025, que sirvió de referencia para la corrección. El tercero describe los resultados propios de la calibración, los factores de ajuste obtenidos y su efecto sobre la eficiencia estadística de la muestra. El cuarto traduce esa corrección en indicadores concretos del mercado laboral, con su respectiva evaluación de calidad y su contraste con una fuente externa a la propia encuesta. El quinto cierra con los resultados de ingreso, pobreza y desigualdad, calculados con el mismo criterio de precisión que el resto de indicadores.

Los resultados se presentan de manera sistemática con los factores de expansión originales y con los factores calibrados, de modo que la magnitud de la corrección quede documentada en cada indicador y no únicamente en el desajuste poblacional agregado del que partió el diagnóstico. Esta presentación dual permite, además, dimensionar el sesgo que introducían los factores originales en cada indicador, ya que ambas estimaciones provienen de la misma muestra y su diferencia se debe únicamente a los factores de expansión.

6.1. Cambio demográfico y representatividad

Entre el Censo de Población y Vivienda de 2010 y el de 2022, Quito urbano pasó de 1.610.028 a 1.763.275 habitantes, un incremento de 153.247 personas equivalente a 9,52%, con una tasa de crecimiento de apenas 0,76% anual, muy por debajo del ritmo observado en la década previa y también muy por debajo del 1,51% anual del cantón Quito en su conjunto. Esa divergencia territorial no es un dato menor, porque implica que buena parte del crecimiento demográfico del cantón durante el período intercensal ocurrió fuera del dominio urbano central que cubre la ENEMDU, en parroquias periurbanas y rurales, y que la participación de Quito urbano dentro de la población cantonal cayó de 71,92% a 65,80% en apenas doce años.

Gráfico 1: Divergencia entre el crecimiento de Quito urbano y cantón Quito, y su efecto sobre la participación relativa, 2010-2022

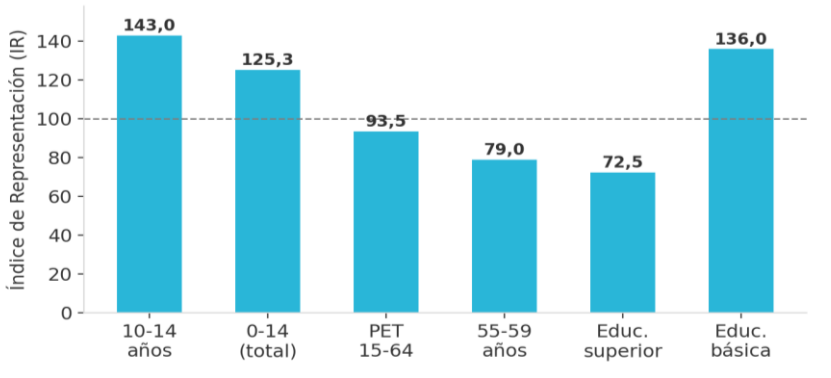


Fuente: Censo de Población, Hogar y Vivienda 2010 -2022 (INEC)
Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

El cambio demográfico estuvo acompañado de un envejecimiento marcado de la estructura por edad; la edad media subió de 29,7 a 34,4 años, la población menor de 15 años cayó de 26,8% a 20,7%, la población de 65 años y más subió de 6,4% a 10,2%, y la Población en Edad de Trabajar pasó de 66,8% a 69,1% del total. La estructura por sexo, en cambio, se mantuvo prácticamente estable en ambos censos, con un índice de masculinidad prácticamente estable, un cambio menor comparado con el de la estructura por edad, lo que ya anticipa que cualquier desajuste de representatividad debía concentrarse en la edad y no en el sexo.

Para medir con precisión si la ENEMDU 2025 reflejaba esta nueva estructura, el estudio calculó el Índice de Representación (IR), y los resultados muestran un patrón claro y no aleatorio a lo largo de la pirámide poblacional, no una dispersión errática entre grupos. La distribución de la muestra según sexo presenta una correspondencia muy cercana con la población de referencia, ya que el IR se mantiene prácticamente en 100 tanto para hombres como para mujeres. Esto indica que la composición por sexo se encuentra adecuadamente alineada con la población objetivo y que las principales brechas de representatividad se concentran en otras dimensiones, particularmente en la estructura por edad y en el nivel educativo, más que en una desalineación general del diseño muestral.

Gráfico 2: Índice de Representación por grupo demográfico, ENEMDU 2025 frente a Censo 2022



Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

El grupo de 10 a 14 años presenta el mayor desalineamiento de toda la pirámide, con un IR de 143,0, una sobrerrepresentación severa que se extiende al conjunto de menores de 15 años, cuyo IR es de

125,3. En sentido contrario, la Población en Edad de Trabajar, el grupo que más importa para el análisis del mercado laboral, presenta una subrepresentación moderada, con IR de 93,5, y el grupo de 55 a 59 años muestra subrepresentación moderada, aunque cercana al rango de severa, con IR de 79,0. El nivel educativo, por su parte, muestra brechas del mismo orden de magnitud y en ambas direcciones, con IR de 72,5 en educación superior, subrepresentación severa, y de 136,0 en educación básica completa, sobrerrepresentación severa.

Tabla 2: Índice de Representación, ENEMDU 2025 frente a Censo 2022, Quito urbano

Grupo demográfico	IR	Brecha (pp)	Categoría
10 a 14 años	143,0	+3,41	Sobrerrepresentación severa, el valor máximo de toda la pirámide
0 a 14 años (total)	125,3	+5,24	Sobrerrepresentación severa
PET, 15 a 64 años	93,5	−4,51	Sub-representación moderada
55 a 59 años	79,0	−1,02	Sub-representación moderada
Educación superior	72,5	−9,61	Sub-representación severa
Educación básica completa	136,0	+10,95	Sobrerrepresentación severa
Sexo, hombres	99,0	−0,39	Adecuada
Sexo, mujeres	101,0	+0,39	Adecuada

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

En relación a la estructura por edad, la ENEMDU 2025 sobre-representa a los extremos más jóvenes de la pirámide y sub-representa tanto a la población en edad de trabajar como a grupos de mayor edad, como el de 55 a 59 años, un patrón consistente con un marco muestral que no incorporó el envejecimiento documentado entre 2010 y 2022. Las implicaciones de este patrón sobre los indicadores de empleo se analizan en la sección de impactos sobre las estadísticas laborales.

La ausencia de sesgo por sexo descarta que el problema provenga de un desequilibrio general en la selección de la muestra y lo sitúa de forma específica en la desactualización del marco cartográfico respecto de la estructura por edad. La implicación directa de este diagnóstico para los factores de expansión es que un ajuste que no distinga por edad dejaría intacto el sesgo más importante de toda la encuesta, y por eso la calibración que se describe a continuación se construyó precisamente sobre celdas de sexo y edad.

6.2. Estimación de la población 2025

Como ni el Censo 2010 ni el Censo 2022 coinciden con el año de la ENEMDU que se buscaba corregir, el estudio construyó una población de referencia para 2025 comparando dos métodos. El estudio seleccionó el método de estimación P2, ajuste por diferencia intercensal, el cual no asume una proporción constante, sino que incorpora el ritmo de suburbanización documentada entre 2010 y 2022 y lo proyecta hacia adelante hasta 2025.

Aplicando el Método P2 desagregado por sexo y por dieciocho grupos quinquenales de edad, y agregando después esos grupos en las cuatro celdas demográficas que se usarían para la calibración, hombres y mujeres, menores y mayores de 15 años, el estudio obtuvo los totales de control que se muestran en la Tabla 3, con una población objetivo total de 1.841.982 personas para Quito urbano a mediados de 2025.

Tabla 3: Totales de control por celda demográfica, Método P2, población objetivo 2025

Celda demográfica	Total de control P2	% del total
Hombres, menores de 15 años	183.761	10,0%
Mujeres, menores de 15 años	176.628	9,6%
Hombres, 15 años y más	718.892	39,0%
Mujeres, 15 años y más	762.701	41,4%
Total Quito urbano, 2025	1.841.982	100,0%

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

La población objetivo construida para 2025 permite dimensionar, con una sola cifra, la magnitud del cambio demográfico que motivó este estudio. Sumando las dos celdas de menores de 15 años de la Tabla 3, esa población representa 360.389 personas, equivalentes a 19,6% del total de Quito urbano proyectado para 2025, frente al 26,8% que representaba ese mismo grupo en el Censo 2010. Esa caída de más de siete puntos porcentuales en poco más de una década confirma, con una cifra concreta, el envejecimiento de la estructura poblacional ya documentado en el diagnóstico.

6.3. Ajustes de los factores de expansión

Al aplicar los factores de expansión originales de la ENEMDU 2025, la muestra de Quito urbano se expandía a 2.121.778 personas, 279.796 personas por encima de la población objetivo de 1.841.982, una sobreestimación de 13,2%. El estudio corrigió esa brecha mediante calibración por *raking*, que ajustó el peso de cada hogar de forma iterativa hasta que la suma ponderada de cada una de las cuatro celdas coincidiera con su total de control, con una diferencia final inferior a 0,1 personas. Los factores de ajuste resultantes fueron los siguientes.

Tabla 4: Población por celda demográfica con los factores originales y calibrados, y factor de ajuste promedio, Quito urbano 2025

Celda demográfica	Total con fexp	Total de control 2025	Factor de ajuste promedio	Variación
Hombres, menores de 15 años	284.795	183.761	0,6452	−35,5%
Mujeres, menores de 15 años	266.102	176.628	0,6638	−33,6%
Hombres, 15 años y más	726.518	718.892	0,9895	−1,0%
Mujeres, 15 años y más	844.363	762.701	0,9033	−9,7%
Total	**2.121.778**	**1.841.982**	**0,8681**	**−13,2%**

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

Los resultados de la Tabla 4 confirman lo que anticipaban el Índice de Representación y la estimación de la población de Quito urbano al 2025. Con los factores originales, la encuesta contaba 550.897 menores de 15 años, mientras que la proyección indica 360.389, por lo que el peso de este grupo debía reducirse en algo más de un tercio (−34,6%). En la población de 15 años y más, en cambio, la corrección necesaria era mucho menor y distinta por sexo, ya que el total de mujeres debía bajar 9,7% y el de hombres solo 1,0%. Que el ajuste más fuerte recaiga sobre el grupo que el diagnóstico había señalado como el más desalineado confirma que la calibración corrigió el problema correcto. Sin embargo, la calibración no ajusta a cada persona por separado, sino a cada hogar, de modo que todos sus integrantes comparten un mismo factor. Esto significa que no es posible reducir el peso de un niño sin reducir también el de los adultos que viven con él. Por ello, al bajar el factor de los hogares con niños, donde residía, con los factores originales, la mitad de los hombres y el 57% de las mujeres de 15 años

y más, también disminuye el peso de esos adultos, aunque no era necesario. Si los hogares sin niños conservaran su factor original, la población adulta quedaría por debajo de su total de control, con 641.081 hombres frente a los 718.892 requeridos y 713.507 mujeres frente a 762.701.

Para recuperar a esos adultos sin volver a aumentar el número de niños, la calibración eleva el factor de los hogares formados solo por adultos, de modo que el peso que se retira de los hogares con niños se compensa en los hogares sin niños. Como resultado, el factor aumenta en todos los hogares sin niños, en promedio 18%, y disminuye, en promedio, en los hogares con niños, tanto más cuanto mayor es la proporción de niños, hasta reducirse en promedio a la mitad cuando estos son más de la mitad de sus miembros. Un caso concreto lo ilustra. En los 1.952 hogares formados por un hombre y una mujer adultos sin niños, el factor sube 17%, mientras que, en los 368 hogares formados por un hombre, una mujer y un niño varón menor de 15 años baja 26%, de modo que esos adultos pierden peso solo por convivir con un niño. La compensación, además, es distinta para hombres y mujeres. Como el total de hombres adultos apenas debía reducirse, la calibración debe devolverles en los hogares sin niños cerca del 91% del peso que perdieron en los hogares con niños. En las mujeres adultas, en cambio, buena parte de esa pérdida correspondía a la reducción que su total sí necesitaba, por lo que solo debe devolvérseles cerca del 38%. Por esta razón, los hogares formados solo por hombres adultos aumentan su factor en 33%, mientras que los formados solo por mujeres adultas lo hacen en apenas 4%[7]. De este mecanismo se desprende una regla para leer los resultados que siguen. Como ningún indicador laboral forma parte de los totales de control, la calibración solo modifica un indicador cuando las personas que éste cuenta residen, en mayor medida que el resto, en hogares cuyo factor aumentó o disminuyó. La distribución de los pesos también cambió con la calibración, no solo en su nivel promedio sino también en su dispersión.

Tabla 5: Estadísticas descriptivas de los factores de expansión, antes y después de la calibración

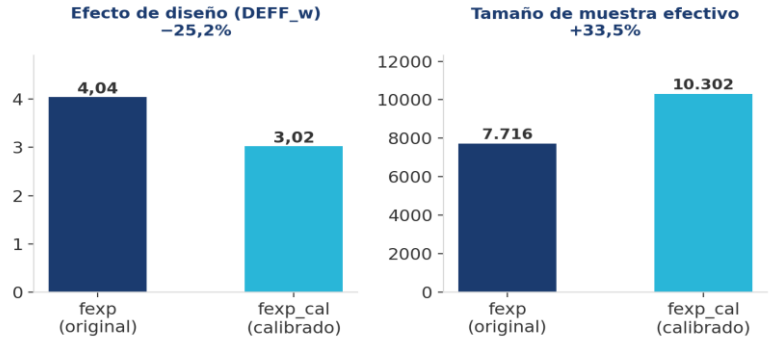
Estadístico de los pesos	fexp (original)	fexp_cal (calibrado)	Cambio
Mínimo	7,99	6,35	–
Mediana	37,43	33,85	−9,6%
Media	64,48	55,97	−13,2%
Máximo	2.137,35	1.894,04	−11,4%
Coeficiente de variación	174,38%	142,06%	−32,3 pp

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

La reducción simultánea de la media y del coeficiente de variación de los pesos es la señal más clara de que la calibración no se limitó a desplazar el nivel general de los factores, sino que además los volvió más homogéneos entre sí. Esa mayor homogeneidad es, precisamente, la que explica la mejora en la eficiencia estadística que se describe a continuación, porque el coeficiente de variación de los pesos es uno de los tres componentes que determinan el efecto de diseño ponderado de cualquier estimación calculada sobre la muestra.

[7] El raking aplicado a nivel de hogar asigna a cada grupo de edad y sexo un coeficiente, y el factor del hogar combina esos coeficientes según la proporción de integrantes de cada grupo (Deville, Särndal y Sautory, 1993). En Quito urbano, los coeficientes son 0,299 y 0,339 para hombres y mujeres menores de 15 años, y 1,327 y 1,038 para hombres y mujeres de 15 años y más. Elaboración propia con base en los resultados del script de calibración.

Gráfico 3: Efecto de diseño ponderado y tamaño de muestra efectivo, antes y después de la calibración



Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

La mayor homogeneidad de los pesos tiene una consecuencia que va más allá de su distribución, porque determina cuánta información aprovecha realmente la encuesta. Cuando los factores de expansión son muy desiguales, unas pocas observaciones con pesos extremos concentran una parte desproporcionada de cada estimación y la vuelven más inestable. Por eso, la reducción del efecto de diseño ponderado de 4,04 a 3,02 tiene un significado concreto. Antes de la calibración, la desigualdad de los pesos hacía que se necesitaran en promedio cuatro observaciones para obtener la precisión que aportaría una sola en una muestra aleatoria simple, y después de ella bastan tres.

Traducida al tamaño de la muestra, esta mejora equivale a pasar de 7.716 a 10.302 observaciones efectivas, un incremento de 33,5%, con la misma muestra. Dicho de otro modo, la calibración tuvo un efecto comparable al de ampliar la muestra en más de 2.500 observaciones sin realizar una sola entrevista adicional. Este resultado es relevante porque muestra que el ajuste no solo corrige a quién representa la encuesta, sino también con cuánta precisión lo hace, y que esa ganancia se obtiene sin costo operativo alguno.

Esa ganancia de precisión se refleja directamente en los indicadores de empleo, como se va a poder observar en la siguiente sección. Con el factor calibrado, el coeficiente de variación de la tasa de desempleo baja de 6,64% a 6,04%, el del desempleo juvenil de 8,17% a 7,23%, el de la tasa NINI de 6,5% a 6,1% y el del ingreso laboral medio de 2,6% a 2,2%, con intervalos de confianza más estrechos en todos los casos. La mejora es mayor en los indicadores que presentaban más incertidumbre, que corresponden a los subgrupos más pequeños de la población, y en el caso de la pobreza extrema llega a modificar las condiciones de su difusión, ya que su coeficiente de variación pasa de 16,1% a 13,5% y la estimación deja de requerir una advertencia para ser publicada. Con una muestra más eficiente y factores ajustados a la estructura demográfica de 2025, el paso siguiente consiste en examinar cómo cambian los propios valores de los indicadores laborales.

6.4. Impactos sobre las estadísticas laborales

La corrección de 13,2% en la población total no afecta por igual a los indicadores laborales. Su efecto más visible se refleja en los totales, es decir, en el número de personas en cada condición laboral. Con la calibración, la población en edad de trabajar disminuye en 89.288 personas (−5,7%), la población económicamente activa en 77.164 (−7,7%), los ocupados en 72.824 (−7,9%) y los desocupados en 4.340 (−6,0%) (Tabla 6). Estas variaciones son relevantes porque determinan cuántas personas representa cada indicador y, por tanto, la población a la que deben dirigirse las políticas de empleo. En cambio, las tasas presentan variaciones menores, ya que relacionan dos totales que se reducen

simultáneamente y solo cambian cuando uno disminuye más que el otro. Esto ocurre, por ejemplo, con la tasa de participación, cuyo numerador (PEA) disminuye un 7,7%, frente a una reducción del 5,7% de su denominador (PET). Por ello, observar únicamente las tasas podría llevar a concluir que la calibración modificó poco la situación laboral de Quito, cuando en realidad corrigió el número de personas representadas por cada indicador. Cabe señalar que, aunque algunas variaciones porcentuales de las tasas son pequeñas, los cambios en participación y empleo superan el margen de error muestral, es decir, el rango de variación atribuible al hecho de estimar con una muestra y no con toda la población. Finalmente, en concordancia con la menor dispersión de los factores de expansión descrita en la sección anterior, la calibración reduce el coeficiente de variación de casi todos los indicadores. En términos generales, los resultados muestran que las estimaciones calibradas representan mejor la estructura poblacional actual de Quito y ofrecen mayor precisión estadística.

Tabla 6: Indicadores absolutos del mercado laboral, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración

Indicador (personas)	fexp (original)	fexp_cal (calibrado)	Diferencia
Población en Edad de Trabajar	1.570.881	1.481.593	−89.288 (−5,7%)
Población Económicamente Activa	998.213	921.049	−77.164 (−7,7%)
Empleo	925.980	853.156	−72.824 (−7,9%)
Desempleo	72.233	67.893	−4.340 (−6,0%)

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

La Tasa Global de Participación Laboral (TGPA) disminuye de 63,54% a 62,17% y la Tasa de Empleo de 58,95% a 57,58%, una reducción de 1,37 puntos porcentuales (pp) en ambos casos. Con los factores originales, el margen de error de la encuesta ubicaba la TGPA entre 62,35% y 64,74% y la Tasa de Empleo entre 57,68% y 60,21%, de modo que los valores calibrados quedan por debajo de ambos rangos y los factores desactualizados sobrestimaban la participación y el empleo en una magnitud mayor que la incertidumbre que la propia encuesta reconocía. La Tabla 7 muestra el origen de esta diferencia. Dentro de cada grupo de edad, la tasa de empleo prácticamente no cambia con la calibración, ya que su variación no supera 0,7 pp, mientras que el peso de cada grupo dentro de la población en edad de trabajar sí se modifica. El grupo de 25 a 44 años, con tasas de empleo de entre 77% y 83%, pasa de representar 40,4% a 36,2% de esa población, mientras que el de 65 años y más, con una tasa cercana a 24%, sube de 12,8% a 15,0%, y entre las personas inactivas los jubilados y pensionistas aumentan de 19,1% a 21,5%.

Por tanto, la caída del empleo agregado no proviene de un cambio en el comportamiento laboral de cada grupo, sino de la corrección del peso que tenía cada uno. Como los totales de control no distinguen edades dentro de la población de 15 años y más, este cambio en la estructura por edad proviene únicamente del ajuste por hogar, e indica que las personas de 25 a 44 años residen, en promedio, en hogares con factores de ajuste menores que los del resto de la población en edad de trabajar. La Tasa de Desempleo, en cambio, aumenta de 7,24% a 7,37%, dentro de su margen de error, debido a que los desocupados disminuyen en menor proporción que la población económicamente activa (Tabla 6). Las estimaciones calibradas permiten, además, identificar brechas laborales al desagregar los resultados por sexo, edad y condición de formalidad.

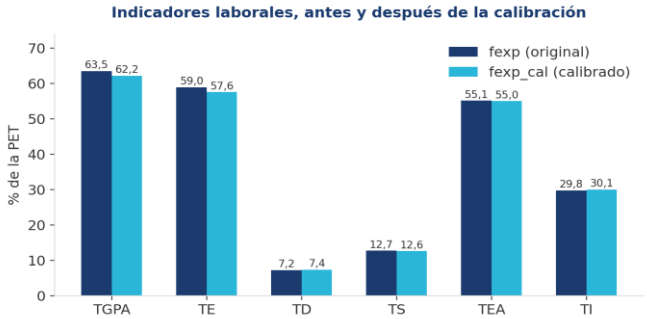
Tabla 7: Tasa de empleo por grupo de edad, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración

Grupo de edad	fexp (original)	fexp_cal (calibrado)	Diferencia (pp)
15 a 24 años	23,87%	23,80%	−0,07
25 a 34 años	77,44%	78,14%	+0,70
35 a 44 años	82,84%	82,82%	−0,02

45 a 54 años	77,69%	78,32%	+0,63
55 a 64 años	61,68%	61,66%	−0,02
65 años y más	23,58%	23,82%	+0,24
Total	58,95%	57,58%	−1,37

Nota: tasa de empleo = ocupados / población en edad de trabajar de cada grupo.
Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

Gráfico 4: Indicadores sintéticos del mercado laboral, antes y después de la calibración[8]



Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

Por sexo, la calibración reduce la tasa de participación de los hombres de 72,04% a 69,75% (−2,29 pp) y la de las mujeres de 56,24% a 55,02% (−1,22 pp). En los hombres, el valor corregido queda fuera del margen de error de la estimación original, que la ubicaba entre 70,13% y 73,95%, y como resultado la brecha de participación entre ambos sexos se reduce de 15,80 a 14,73 pp. Así, aunque las tasas parecen cambiar poco, los factores originales sobrestimaban en algo más de un punto la brecha de participación entre hombres y mujeres. En ambos sexos, la reducción es coherente con la menor proporción de personas de 25 a 44 años, que baja de 39,9% a 36,2% en los hombres y de 40,8% a 36,1% en las mujeres. En el desempleo y la informalidad los cambios son menores. La tasa de desempleo masculina sube de 6,09% a 6,58% y la femenina baja de 8,50% a 8,32%, mientras que la informalidad masculina aumenta de 26,88% a 27,76% y la femenina se mantiene prácticamente estable, de 33,09% a 32,87%. Una tasa solo cambia cuando los grupos que la componen residen en hogares con factores de ajuste distintos.

El aumento de la informalidad masculina indica, por tanto, que los hombres con empleo informal residen, en promedio, en hogares con un factor mayor que el de los ocupados formales, lo que, dado que el factor aumenta en los hogares sin niños y en mayor medida en los compuestos solo por hombres adultos, sugiere hogares con menos niños o con más hombres adultos. En las mujeres, en cambio, la estabilidad de la tasa indica que las ocupadas con empleo formal e informal residen, en promedio, en hogares con factores de ajuste similares, lo que sugiere una composición parecida de sus hogares en cuanto a la presencia de niños y adultos.

En la población joven, la calibración reduce la población económicamente activa de 18 a 29 años en 16.021 personas (−7,1%) y el número de jóvenes de 18 a 24 años que no estudian ni trabajan (NINI) en 4.232, de 49.742 a 45.510 (−8,5%), aunque la tasa de desempleo juvenil apenas sube de 16,07% a 16,59% y la tasa NINI baja de 22,39% a 21,31%. La menor tasa NINI proviene de un ajuste desigual dentro del propio grupo y se concentra en las mujeres, cuya tasa NINI pasa de 28,06% a 26,16%,

[8] Tasa Global de Participación (TGPA), Tasa de empleo (TE), Tasa de Desempleo (TD), Tasa de subempleo (TS), Tasa de Empleo Adecuado (TEA), Tasa de Informalidad (TI).

mientras que la de los hombres se mantiene prácticamente sin cambios, de 16,58% a 16,97%. Esto indica que las jóvenes que no estudian ni trabajan residen, en promedio, en hogares con un factor de ajuste menor que el del resto de mujeres de su edad, lo que, dado que el factor se reduce en los hogares con niños y aumenta en menor medida en los compuestos por mujeres adultas, sugiere una mayor proporción de niños o una menor proporción de hombres adultos en sus hogares. En consecuencia, los factores originales sobrestimaban la proporción de mujeres jóvenes que no estudian ni trabajan, una corrección relevante para un grupo que concentra la mayor incidencia de esta condición.

Tabla 8: Indicadores laborales desagregados, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración

Indicador	Fexp (original)	Fexp_cal (calibrado)	Diferencia
TGPA hombres	72,04%	69,75%	-2,29
TGPA mujeres	56,24%	55,02%	-1,22
Tasa de desempleo hombres	6,09%	6,58%	+0,49
Tasa de desempleo mujeres	8,50%	8,32%	-0,18
Tasa de desempleo juvenil, 18 a 29 años	16,07%	16,59%	+0,52
Tasa de informalidad hombres	26,88%	27,76%	+0,88
Tasa de informalidad mujeres	33,09%	32,87%	-0,22
Tasa NINI, 18 a 24 años	22,39%	21,31%	-1,08
Ingreso laboral medio	USD 678,00	USD 682,22	+USD 4,22

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

El ingreso laboral mensual medio de los ocupados de Quito es de USD 678,00 con el factor original (CV de 2,6%) y de USD 682,22 con el factor calibrado (CV de 2,2%). La diferencia absoluta de USD 4,22 es mínima (+0,6%) y estadísticamente no significativa[9]. Que el ingreso medio prácticamente no cambie, mientras el número de ocupados se reduce en 7,9%, indica que los ocupados que pierden peso con la calibración tienen, en promedio, ingresos similares a los del resto.

Tabla 9: Distribución ocupacional de la población ocupada, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración

Grupo ocupacional (CIUO)	% de ocupados (fexp)	CV	% de ocupados (fexp_cal)	CV
Trabajadores de servicios y comercio	27,52%	2,8%	27,36%	2,8%
Oficiales, operarios y artesanos	15,45%	5,5%	15,24%	4,8%
Trabajadores no calificados	15,87%	5,0%	15,15%	4,8%
Profesionales científicos e intelectuales	13,43%	6,1%	14,42%	5,1%
Técnicos y profesionales de nivel medio	8,84%	4,8%	9,13%	4,6%
Operadores de máquinas	9,02%	8,5%	9,00%	7,4%
Empleados de oficina	6,38%	9,3%	6,15%	7,7%

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad
Nota: No se presentan los grupos de directivos (2,31% con fexp_cal), trabajadores agropecuarios (0,82%) y Fuerzas Armadas (0,44%).

Respecto a la estructura ocupacional, la comparación entre *fexp* y *fexp_cal* muestra que la calibración desplaza levemente la composición del empleo hacia ocupaciones de mayor cualificación. Los trabajadores no calificados bajan de 15,87% a 15,15%, los empleados de oficina de 6,38% a 6,15%, los

[9] Los intervalos de confianza al 95% se superponen ampliamente: IC_{95}[fexp] = [643,24 ; 712,76] y IC_{95}[fexp_cal] = [652,65 ; 711,79]

oficiales, operarios y artesanos de 15,45% a 15,24% y los trabajadores de servicios y comercio de 27,52% a 27,36%, mientras que los operadores de máquinas se mantienen prácticamente estables, de 9,02% a 9,00%. En cambio, los profesionales científicos e intelectuales suben de 13,43% a 14,42% y los técnicos y profesionales de nivel medio de 8,84% a 9,13%. Como los totales de control no incluyen la ocupación, este desplazamiento proviene únicamente del ajuste por hogar, e indica que los profesionales residen, en promedio, en hogares con un factor de ajuste mayor que el del conjunto de ocupados, mientras que los trabajadores no calificados residen en hogares con un factor menor.

La precisión de estas estimaciones es adecuada en ambos escenarios, con coeficientes de variación que, en las categorías presentadas, no superan 9,3% con fexp ni 7,7% con fexp_cal, y la calibración la mejora o la mantiene en todas ellas. Las mejoras más notorias se presentan en los empleados de oficina, de 9,3% a 7,7%, en los operadores de máquinas, de 8,5% a 7,4%, y en los profesionales científicos e intelectuales, de 6,1% a 5,1%. En general, la magnitud del cambio es moderada y el panorama persiste. Quito urbano sigue siendo un mercado laboral en el que los trabajadores de servicios y comercio, los oficiales y operarios, los operadores de máquinas y los trabajadores no calificados concentran 66,75% de los ocupados con *fexp_cal*, frente a 23,55% de profesionales y técnicos, un patrón que la calibración atenúa levemente pero no revierte.

La rama de actividad económica, clasificada según la Clasificación Industrial Internacional Uniforme (CIIU), confirma esa misma concentración desde otro ángulo, ya que identifica la actividad del negocio que emplea a cada trabajador y no el tipo de tarea que realiza. Esta segunda mirada resulta útil porque permite ubicar el empleo dentro de la estructura productiva de la ciudad, un nivel de análisis que la clasificación ocupacional, por sí sola, no permite ver. Ambas clasificaciones son, en ese sentido, complementarias y no sustitutas entre sí, porque responden a dos preguntas distintas sobre la misma persona ocupada.

Tabla 10: Distribución de ocupados por rama de actividad económica CIIU 4.0, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración

Rama de actividad (CIIU)	Ocupados (fexp)	CV (%)	Ocupados (fexp_cal)	CV (%)
G, Comercio y reparación de vehículos	217.559	6,4	199.988	5,6
C, Industrias manufactureras	132.924	12,2	117.281	9,4
H, Transporte y almacenamiento	75.901	12,3	71.328	9,8
I, Alojamiento y servicios de comida	68.996	8,1	61.371	7,6
F, Construcción	63.365	9,2	59.349	8,3
N, Actividades administrativas y de apoyo	54.484	7,2	47.700	6,2
O, Administración pública y defensa	48.050	12,6	44.116	11,6
Q, Salud y servicios sociales	42.852	6,8	41.002	7,2
P, Enseñanza	39.970	5,7	39.103	5,8
M, Actividades profesionales y técnicas	38.672	6,7	38.893	6,6

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

Agrupando estas ramas según el sector económico, la comparación entre *fexp* y *fexp_ca*l muestra que la proporción general se mantiene prácticamente estable: los servicios (comercio, transporte, alojamiento, actividades administrativas, administración pública, salud y enseñanza) concentran 59,2% del empleo tanto con los factores originales como con los calibrados, mientras que la industria manufacturera y la construcción combinadas pasan de 21,2% a 20,7%. Como la calibración no incluye la rama de actividad entre sus totales de control, solo puede modificar la estructura sectorial a través del ajuste por hogar, y la estabilidad del peso de los servicios indica que sus ocupados residen, en

promedio, en hogares con un factor de ajuste similar al del conjunto de ocupados. Por ello, la calibración no altera el carácter predominantemente terciario de Quito urbano, aunque sí modifica la composición interna de los servicios, como se describe a continuación.

La calibración sí introduce cambios dentro de la composición interna del sector servicios. La administración pública, la salud y la enseñanza, en conjunto, ganan participación de 14,1% con *fexp* a 14,6% con *fexp_cal*, y las actividades profesionales y técnicas suben de 4,2% a 4,6%, siendo esta última la única rama que crece incluso en términos absolutos, de 38.672 a 38.893 ocupados, pese a que el empleo total se contrajo 7,9% con la calibración. En contraste, comercio, transporte, alojamiento y actividades administrativas se reducen con mayor intensidad, entre 6% y 12,5%. Al igual que en la estructura ocupacional, este patrón proviene únicamente del ajuste por hogar, e indica que los ocupados en la administración pública, la salud, la enseñanza y las actividades profesionales residen, en conjunto, en hogares con un factor de ajuste mayor que el de los ocupados en comercio, transporte, alojamiento y actividades administrativas.

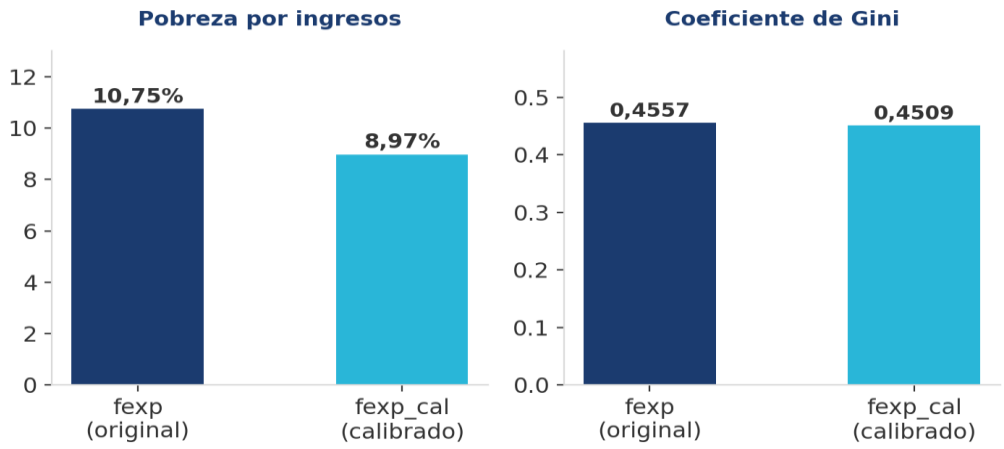
La precisión de las estimaciones también mejora de forma notable en las ramas que originalmente presentaban mayor incertidumbre. El coeficiente de variación de industrias manufactureras baja de 12,2% a 9,4%, el de transporte y almacenamiento de 12,3% a 9,8%, y el de administración pública de 12,6% a 11,6%, las tres reducciones más pronunciadas de la tabla. Esta ganancia de precisión es coherente con la mejora general en la eficiencia estadística de la muestra calibrada ya documentada, y confirma que las diez ramas de actividad se mantienen dentro del rango de estimaciones confiables tanto con *fexp* como con *fexp_cal*.

6.5. Pobreza y Desigualdad

Con los factores calibrados, la incidencia de pobreza por ingresos en Quito urbano es de 8,97%, frente a 10,75% que arrojaban los factores originales, y la pobreza extrema es de 2,95%, frente a 3,60% con fexp. El coeficiente de Gini del ingreso per cápita del hogar es de 0,4509 con fexp_cal, frente a 0,4557 con *fexp*. En los tres casos, la estimación calibrada es menor que la original, lo que no significa que la situación de los hogares haya mejorado, sino que los factores originales sobrestimaban la pobreza. La reducción de 1,78 pp en la pobreza por ingresos es prácticamente igual al margen de error de la estimación original, de ±1,80 pp, por lo que el sesgo que introducían los factores desactualizados tenía una magnitud similar a la incertidumbre que la propia encuesta reconocía para este indicador. Esta sensibilidad responde a que la pobreza por ingresos es un indicador de hogar, ya que cada persona se clasifica como pobre o no pobre según el ingreso per cápita de su hogar, de modo que el ajuste por hogar incide directamente en su estimación. El INEC (2021c) documentó este mismo comportamiento al comparar factores de expansión construidos de distinta forma, ya que mientras la tasa de desempleo mostró cambios marginales, la pobreza por ingresos presentó un cambio de nivel.

Siguiendo la regla descrita en la sección de ajustes, la reducción de la tasa indica que las personas en situación de pobreza residen, en promedio, en hogares con un factor de ajuste menor que el del resto de la población, es decir, en hogares con una mayor proporción de niños o una menor proporción de hombres adultos. Este resultado es coherente con la construcción del ingreso per cápita, que divide el ingreso total del hogar entre todos sus miembros, incluidos los menores de 15 años, que no forman parte de la población en edad de trabajar. En la pobreza extrema y en el Gini, las diferencias se mantienen dentro del margen de error, aunque la calibración mejora la precisión de los tres indicadores, cuyo coeficiente de variación baja de 8,5% a 7,5% en la pobreza, de 16,1% a 13,5% en la pobreza extrema y de 7,4% a 6,8% en el Gini.

Gráfico 5: Pobreza por ingresos y coeficiente de Gini, antes y después de la calibración



Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

Al desagregar por sexo, la calibración reduce la incidencia estimada de pobreza por ingresos tanto en hombres como en mujeres (Tabla 11). Con *fexp*, la incidencia era de 10,53% en los hombres y de 10,94% en las mujeres, y con *fexp_cal* baja a 8,66% y 9,28%, respectivamente. La reducción es mayor en los hombres, tanto en puntos porcentuales (1,87 frente a 1,66 pp) como en proporción (−17,8% frente a −15,2%), por lo que la brecha entre ambos sexos pasa de 0,41 a 0,62 pp. Siguiendo la regla descrita en la sección de ajustes, este resultado indica que la calibración reduce en mayor medida el peso de los hombres que residen en hogares pobres, en relación con el resto de hombres, que el de las mujeres en la misma situación. La variación de la brecha, de 0,21 pp, es en todo caso pequeña frente al error estándar de cada estimación, de 0,73 pp en los hombres y de 0,69 pp en las mujeres, por lo que el resultado principal es que las mujeres presentan una incidencia de pobreza levemente mayor que la de los hombres con ambos factores.

Tabla 11: Pobreza por ingresos y coeficiente de Gini por sexo, Quito urbano 2025, antes y después de la calibración

	Hombres				Mujeres			
Indicador	**fexp**	**CV**	**fexp_cal**	**CV**	**fexp**	**CV**	**fexp_cal**	**CV**
Pobreza por ingresos	10,53%	9,5%	8,66%	8,4%	10,94%	8,3%	9,28%	7,5%
Pobreza extrema	3,63%	17,2%	3,00%	16,5%	3,57%	16,0%	2,89%	12,7%
Coeficiente de Gini	0,4544	7,7%	0,4498	7,2%	0,4566	7,9%	0,4514	7,4%

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

En la pobreza extrema, la calibración reduce la incidencia estimada de 3,63% a 3,00% en los hombres y de 3,57% a 2,89% en las mujeres. A diferencia de lo que ocurre en la pobreza por ingresos, con ambos factores la incidencia masculina es levemente mayor que la femenina. Ninguna de estas estimaciones se considera no confiable, aunque su calidad difiere. Según el criterio adoptado en este estudio, un coeficiente de variación de hasta 15% corresponde a un estimador confiable, mientras que uno superior a 15% y menor a 30% corresponde a un estimador de uso con precaución, que puede publicarse acompañado de notas metodológicas. En esta segunda categoría se ubican la estimación masculina, con 17,2% con *fexp* y 16,5% con *fexp_cal*, y la femenina con *fexp*, con 16,0%, valores resaltados en amarillo en la Tabla 11. La estimación femenina calibrada, en cambio, pasa a la categoría de estimador confiable, ya que su coeficiente de variación baja a 12,7%. Esta menor precisión responde a que la pobreza extrema afecta a una proporción reducida de la población, de modo que, al desagregarla por sexo, el número de observaciones que sustenta cada estimación es menor y su

incertidumbre relativa aumenta. Por ello, la comparación entre sexos en este indicador debe leerse con cautela.

El coeficiente de Gini muestra variaciones menores. En los hombres pasa de 0,4544 con *fexp* a 0,4498 con *fexp_cal*, y en las mujeres de 0,4566 a 0,4514, con coeficientes de variación de entre 7,2% y 7,9%, dentro del rango de estimadores confiables. La diferencia entre ambos sexos es mínima con los dos factores, de 0,0022 con *fexp* y de 0,0016 con *fexp_cal*, y los cambios que introduce la calibración, de alrededor de 0,005 en cada sexo, son muy inferiores al error estándar de las estimaciones, que se ubica entre 0,032 y 0,036. Por ello, la calibración no modifica la lectura de la desigualdad del ingreso per cápita, que es prácticamente igual para hombres y mujeres.

En general, la calibración reduce la incidencia estimada de la pobreza y de la pobreza extrema en ambos sexos sin alterar la posición relativa entre hombres y mujeres. Con los dos factores, las mujeres presentan una pobreza por ingresos levemente mayor que la de los hombres, mientras que en la pobreza extrema la incidencia masculina es levemente mayor y en el coeficiente de Gini los valores son prácticamente iguales. Además de corregir el nivel de estos indicadores, la calibración mejora su precisión en ambos sexos, ya que el coeficiente de variación disminuye en los seis casos, y permite que la pobreza extrema femenina alcance el rango de estimador confiable.

7. ¿Qué tan sesgadas estaban las cifras con los factores originales?

Los resultados anteriores permiten responder una pregunta que va más allá de cada indicador: qué tan sesgadas estaban las cifras de la ENEMDU 2025 para Quito calculadas con los factores originales. Como la diferencia entre ambas estimaciones se debe únicamente a los factores de expansión, su comparación con el margen de error que la encuesta reportaba permite medir si ese sesgo era relevante. La Tabla 12 ordena los principales indicadores según esa relación, de modo que un cociente mayor a uno indica que la corrección supera el margen de error de la estimación original.

Tabla 12: Magnitud de la corrección frente al margen de error de la estimación original, Quito urbano 2025

Indicador	fexp	fexp_cal	Corrección (pp)	Margen de error con fexp (pp)	Corrección / margen
TGPA hombres	72,04%	69,75%	−2,29	±1,91	1,20
Tasa Global de Participación	63,54%	62,17%	−1,37	±1,20	1,14
Tasa de Empleo	58,95%	57,58%	−1,37	±1,27	1,08
Pobreza por ingresos	10,75%	8,97%	−1,78	±1,80	0,99
TGPA mujeres	56,24%	55,02%	−1,22	±1,61	0,76
Tasa NINI, 18 a 24 años	22,39%	21,31%	−1,08	±2,86	0,38
Informalidad	29,79%	30,06%	+0,27	±1,82	0,15
Tasa de Desempleo	7,24%	7,37%	+0,13	±0,94	0,14
Empleo Adecuado	55,14%	55,01%	−0,13	±2,20	0,06

Nota: margen de error = 1,96 × error estándar de la estimación con fexp.

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

La tabla muestra que el sesgo no afectaba por igual a todos los indicadores. La participación laboral, el empleo y la pobreza por ingresos estaban sobrestimados en una magnitud igual o superior a su margen de error, y en el caso de la participación masculina la corrección lo supera en 20%. En cambio, el desempleo, la informalidad y el empleo adecuado cambian en menos de una quinta parte de ese margen. La diferencia se explica por la población sobre la que se calcula cada indicador. La participación y el empleo se calculan sobre toda la población en edad de trabajar, cuya estructura por edad es la que

más cambia con la calibración, en particular por el mayor peso de las personas de 65 años y más, que en su mayoría no forman parte de la fuerza laboral. El desempleo, la informalidad y el empleo adecuado se calculan sobre la población activa o sobre los ocupados, de la que estas personas representan una parte mucho menor, por lo que su composición se altera menos. La pobreza, por su parte, es un indicador de hogar y responde de forma directa al ajuste de los hogares con niños. Así, el estudio permite identificar qué cifras de la ENEMDU 2025 para Quito, calculadas con los factores originales, son robustas y cuáles estaban sesgadas, y en qué magnitud.

8. ¿Son estadísticamente confiables los resultados?

En la sección anterior se presentaron los valores puntuales de dieciocho indicadores laborales, ocupacionales, de pobreza y desigualdad, y sus respectivos coeficientes de variación, sin aplicar todavía un criterio común para evaluar su calidad estadística. Como primer ejercicio, y como una verificación externa a la propia ENEMDU, se contrastaron las estimaciones de empleo formal con el Registro Estadístico de Empleo en la Seguridad Social (REESS), un registro administrativo derivado de los archivos del Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social (IESS). La comparación no se realizó sobre los totales, sino sobre la estructura del empleo formal, es decir, sobre su distribución porcentual, porque ambas fuentes no miden exactamente lo mismo.

Con los factores calibrados, la ENEMDU estima 585.621 personas con empleo formal en Quito urbano, mientras que el REESS registra 851.890 a junio de 2025, un 45,5% más. Esta diferencia no indica un error de los factores de expansión, sino que responde a las características de cada fuente. El REESS abarca todo el cantón Quito, incluidas sus parroquias rurales, mientras que la ENEMDU se limita al área urbana. Además, el REESS registra plazas de empleo y no personas, de modo que quien tiene más de un empleo o contrato puede aparecer más de una vez, y corresponde a un solo mes, mientras que la ENEMDU cubre todo el año 2025. Por último, ambas fuentes definen la formalidad de manera distinta, ya que el REESS incluye a todos los afiliados activos, como los trabajadores por cuenta propia y del servicio doméstico afiliados, mientras que la ENEMDU clasifica como formales a quienes trabajan en establecimientos con registro. Por ello, la coherencia entre ambas fuentes se evalúa en las distribuciones porcentuales, donde sí resultan comparables.

Tabla 13: Validación externa de las estimaciones de empleo formal frente al REESS-IESS

Dimensión de validación	ENEMDU fexp_cal	REESS jun-2025	Diferencia
% Hombres	56,5%	57,7%	−1,2 pp
% Mujeres	43,5%	42,3%	+1,2 pp
Grupo 15-24 (% formal)	aprox. 9%	aprox. 7%	aprox. +2 pp
Grupo 25-34 (% formal)	aprox. 26%	aprox. 28%	aprox. −2 pp
Grupo 35-44 (% formal)	aprox. 24%	aprox. 26%	aprox. −2 pp
Comercio, % formal	aprox. 28%	aprox. 23%	+4,5 pp
Agricultura, % formal	aprox. 1%	aprox. 4%	−3,3 pp
Administración pública, % formal	7,6%	18,4%	−10,9 pp
Remuneración media (USD)	836 (media)	952 media / 635 mediana	—

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

En la estructura interna de ambas fuentes, la coherencia es alta en casi todas las dimensiones evaluadas. La distribución por sexo presenta diferencias de poco más de un punto porcentual, mientras que los grupos de edad de 15 a 24, de 25 a 34 y de 35 a 44 años registran diferencias de entre dos y

tres puntos porcentuales, todas dentro del rango que el estudio considera de alta coherencia. La distribución por rama de actividad económica también muestra una correspondencia razonable, con diferencias de 4,5 puntos porcentuales en comercio y 3,3 puntos en agricultura, ambas calificadas como aceptables. En cuanto a la remuneración, el ingreso laboral medio de los ocupados con empleo formal, de USD 836, se encuentra entre la media de USD 952 y la mediana de USD 635 reportadas por el REESS para el mismo concepto, lo que evidencia una posición consistente entre ambas fuentes.

La única discrepancia sustantiva se observa en la administración pública. La ENEMDU estima que esta rama representa el 7,6 % del empleo formal, frente al 18,4 % registrado por el REESS, lo que supone una diferencia de 10,9 puntos porcentuales. Esta brecha, considerablemente mayor que las observadas en las demás dimensiones, responde en este ejercicio a la forma en que se construyó el indicador utilizado para aproximar el empleo público. El proxy se definió a partir de la rama de actividad de administración pública y se complementó con las afiliaciones a las Fuerzas Armadas y la Policía, por lo que no incorpora a otros trabajadores del sector público que, según la rama de actividad en la que fueron clasificados, se encuentran en enseñanza y salud. Entre estos se identifican aproximadamente 36.400 docentes del sistema público y 36.000 trabajadores de la salud pública. En consecuencia, la brecha observada frente al REESS no responde a una deficiencia de los factores de expansión ni del procedimiento de calibración, sino a una limitación específica del proxy empleado para identificar el empleo público en esta validación. Por esta razón, la estrategia de validación plantea incorporar la categoría de ocupación en futuros ejercicios, aprovechando la información que la ENEMDU ya recoge directamente para mejorar la identificación del empleo público.

En términos generales, los resultados muestran una correspondencia en ocho de las nueve dimensiones evaluadas. Las diferencias observadas en sexo, edad, rama de actividad y remuneración se mantienen dentro de los rangos establecidos como coherentes, mientras que la discrepancia en administración pública responde a una decisión específica de construcción del indicador utilizado para la comparación. Este resultado respalda la consistencia de las estimaciones obtenidas con *fexp_cal* frente a la estructura observada en el REESS y, al mismo tiempo, permite identificar con precisión una mejora concreta para futuras validaciones, sin atribuir la diferencia observada al procedimiento de expansión o calibración.

Como un segundo ejercicio de validación, se integra los coeficientes de variación de los dieciocho indicadores bajo una clasificación homogénea, con el propósito de determinar cuáles de las estimaciones alcanzan los niveles de precisión establecidos para su uso y publicación. Dado que los conceptos de coeficiente de variación, intervalo de confianza y grados de libertad ya fueron desarrollados en el apartado metodológico, y todos los indicadores superan con alto margen las restricciones establecidas en esos rubros, se concentrará el análisis específicamente en el criterio del coeficiente de variación.

El criterio aplicado corresponde a una escala de tres niveles según el valor del CV del estimador: igual o menor a 15%, se considera al estimador como confiable, y se le asigna el color verde. Un CV superior al 15% pero menor 30%, se lo determina como un estimador de precaución y se le asigna el color amarillo. Este estimador se considera de uso limitado y se recomienda siempre venir acompañado de notas metodológicas. Finalmente, si el CV es mayor a 30%, se considera el estimador como no publicable y se codifica de color rojo.

Bajo este criterio, la totalidad de los dieciocho indicadores calculados a nivel de población total en el estudio se encuentra en verde, o considerados como estimador confiable.

Tabla 14: Clasificación de calidad estadística de los indicadores principales calculados en este estudio, Quito urbano 2025, con fexp_cal

Indicador	Estimación	CV	Clasificación
Indicadores laborales principales			
Tasa Global de Participación Laboral	62,17%	0,66%	**Verde**
Tasa de Empleo	57,58%	0,76%	**Verde**
Tasa de Desempleo	7,37%	6,04%	**Verde**
Tasa de Subempleo	12,60%	3,43%	**Verde**
Empleo Adecuado	55,01%	0,84%	**Verde**
Informalidad	30,06%	1,74%	**Verde**
NINI, 18 a 24 años	21,31%	6,11%	**Verde**
TD juvenil, 18 a 29 años	16,59%	7,23%	**Verde**
Estructura ocupacional (CIUO)			
Trabajadores de servicios y comercio	27,36%	2,8%	**Verde**
Oficiales, operarios y artesanos	15,24%	4,8%	**Verde**
Trabajadores no calificados	15,15%	4,8%	**Verde**
Profesionales científicos e intelectuales	14,42%	5,1%	**Verde**
Técnicos y profesionales de nivel medio	9,13%	4,6%	**Verde**
Operadores de máquinas	9,00%	7,4%	**Verde**
Empleados de oficina	6,15%	7,7%	**Verde**
Pobreza y desigualdad, total Quito urbano			
Pobreza por ingresos	8,97%	7,5%	**Verde**
Pobreza extrema por ingresos	2,95%	13,5%	**Verde**
Coeficiente de Gini	0,4509	6,8%	**Verde**

Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

En términos generales, los fenómenos que presentan una mayor frecuencia dentro de la población de referencia tienden a estimarse con mayor precisión que aquellos que corresponden a subgrupos más pequeños, aun cuando las estimaciones provengan del mismo diseño muestral. En este caso, los indicadores corresponden principalmente a fenómenos de alta frecuencia. La tasa de empleo y la tasa de participación laboral, por ejemplo, se calculan sobre una proporción amplia de la Población en Edad de Trabajar, mientras que los trabajadores de servicios y comercio constituyen el grupo ocupacional de mayor tamaño entre las categorías analizadas. Los cinco coeficientes de variación más altos corresponden a la pobreza extrema (13,5%), los empleados de oficina (7,7%), la pobreza por ingresos (7,5%), los operadores de máquinas (7,4%) y el desempleo juvenil (7,23%), fenómenos de menor frecuencia dentro de sus respectivos dominios, entre los cuales la pobreza extrema es el menos frecuente. Cuando el fenómeno de interés corresponde a un subconjunto reducido de la población, disminuye el número de observaciones que contribuye directamente a su estimación y, como consecuencia, aumenta su incertidumbre relativa y puede elevarse el coeficiente de variación, incluso cuando el tamaño total de la muestra permanece constante. Es por esta razón que la validación de este mismo grupo de indicadores a través de este método para grupos poblacionales, sea por género o etnia, pueden presentar CV más alto que comprometan su fiabilidad, en especial para grupos poblacionales de tamaños más restringidos.

Los grados de libertad presentan un comportamiento diferente, ya que no varían de la misma manera entre los indicadores analizados. El dominio Quito urbano cuenta con 825 Unidades Primarias de Muestreo, una estructura que proporciona el soporte para la estimación de los indicadores siempre que el subgrupo de interés disponga de suficientes unidades primarias para sustentar la inferencia. Bajo el protocolo de calidad aplicado en el estudio, ninguno de los dieciocho indicadores presenta una limitación asociada con los grados de libertad. Esto permite centrar la evaluación de la precisión principalmente en el comportamiento del coeficiente de variación, particularmente en aquellos indicadores que se calculan sobre subgrupos de menor tamaño y que, por su propia naturaleza, están sujetos a una mayor incertidumbre relativa.

Esta clasificación tiene una implicación directa para la difusión de los resultados. Todos los indicadores pueden publicarse sin una advertencia adicional, por tanto, ninguno de los dieciocho indicadores calculados para Quito urbano requiere ser excluido de la publicación. El dominio analizado, con 32.908 observaciones distribuidas en 825 Unidades Primarias de Muestreo, ofrece una base muestral suficientemente amplia para sostener tanto los indicadores correspondientes a fenómenos de alta frecuencia como aquellos referidos a subgrupos de menor tamaño. Esta situación también permite comprender el desafío que surgiría al trasladar directamente este tipo de estimaciones hacia unidades territoriales más pequeñas. En una parroquia, por ejemplo, el número de observaciones disponibles para fenómenos específicos como el desempleo juvenil o la pobreza extrema sería considerablemente menor, lo que podría incrementar el coeficiente de variación hasta alcanzar niveles incompatibles con una estimación directa. La confiabilidad observada para Quito urbano no puede extrapolarse automáticamente a dominios territoriales menores[10].

9. Limitaciones metodológicas

La clasificación de calidad presentada en el apartado anterior confirma que las estimaciones producidas con *fexp_cal* son estadísticamente confiables para el dominio sobre el que fueron calculadas. Esa confirmación, sin embargo, no significa que el estudio resuelva todas las carencias de información que enfrenta la medición del mercado laboral en Quito. Se identificaron carencias en tres dimensiones: la cobertura geográfica del dominio de la encuesta, la vigencia del marco muestral y los vacíos temáticos del cuestionario, y ninguna de ellas se corrige mediante la calibración de los factores de expansión, porque corresponden a decisiones de diseño que anteceden a cualquier ajuste de los pesos.

La primera dimensión es geográfica. El dominio de la ENEMDU para Quito corresponde únicamente al área urbana central, con código cartográfico 170150U, que según el Censo 2022 concentra 1.763.275 personas, cerca de dos tercios de la población del Distrito Metropolitano. La población restante, alrededor de un tercio, reside en las parroquias urbanas periféricas y en las 33 parroquias rurales del Distrito, y queda fuera del dominio de representación de la encuesta, de modo que sus condiciones de empleo no se reflejan en las estimaciones para Quito. A ello se suma que la ENEMDU no cubre las viviendas colectivas, tales como hospitales, cárceles o residencias estudiantiles. Esta exclusión es especialmente relevante porque son precisamente las zonas periféricas las que concentran el crecimiento reciente de la población. Entre 2010 y 2022, el cantón creció a una tasa anual de 1,51%, mientras que el área urbana central lo hizo a 0,76%, por lo que esta perdió 6,1 puntos de participación

[10] Como un ejercicio adicional a este trabajo, se incluye dentro del Anexo 1 una propuesta metodológica para la estimación en áreas menores para el caso del DMQ.

en la población cantonal, en un proceso de suburbanización asociado al traslado de hogares jóvenes y de familias con niños hacia la periferia. Para un municipio con competencias sobre todo el territorio cantonal, esto significa que no dispone de una radiografía completa de su mercado laboral, y que la información falta justamente en las zonas donde la ciudad cambia con mayor rapidez.

La segunda dimensión es la vigencia del marco muestral, que dio origen a este estudio y que afecta incluso al área que la encuesta sí cubre. El marco de la ENEMDU continúa basado en la cartografía del Censo de 2010, quince años antes de la encuesta evaluada, y en ese periodo la ciudad cambió no solo en su estructura por edad, sino también en la distribución de sus viviendas. Zonas como Quito Norte, La Floresta o Mariscal Sucre experimentaron una densificación vertical que aumentó el número de viviendas y hogares por manzana, mientras que otras, como el Centro Histórico, perdieron población residencial por el cambio hacia usos comerciales, y en la periferia surgieron urbanizaciones que no existían o estaban escasamente pobladas en 2010.

Como consecuencia, las zonas con desarrollo inmobiliario posterior a 2010 presentan un nivel de sub-muestreo, las que perdieron población mantienen probabilidades de selección mayores a las que hoy les corresponden y los desarrollos periurbanos que alcanzaron la condición urbana después de 2010 quedan excluidos. La calibración no puede resolver estos problemas, porque ajusta el peso de los hogares que ya forman parte de la muestra, pero no puede incorporar viviendas que no existían en el marco de 2010. Tampoco actúa sobre todas las características de la población. Al calibrar solo por sexo y por dos grandes grupos de edad, no controla otras brechas que el Índice de Representación había identificado, como la subrepresentación de la población con educación superior (IR de 72,5) o del grupo de 55 a 59 años (IR de 79), por lo que cualquier análisis que desagregue los indicadores por nivel educativo o por grupos de edad más detallados debe considerar esta limitación.

A estas limitaciones, que se refieren a quiénes son encuestados, se suma una tercera dimensión, que se refiere a qué se les pregunta. Se trata de los vacíos temáticos del cuestionario, es decir, de información que la ENEMDU no recoge o no recoge de manera directa, y que ningún ajuste de los pesos puede suplir. El más relevante es la ausencia de una variable que identifique si el empleador es público o privado. La validación con el REESS lo hizo visible, ya que la aproximación disponible, basada en la rama de administración pública y en los afiliados al ISSFA y al ISSPOL, subestima la participación del sector público en 10,9 puntos porcentuales al dejar fuera, entre otros, a docentes y personal de salud del sector público. Tampoco está disponible en la base de 2025 para Quito la variable de tamaño de la empresa, lo que impide analizar el empleo según el tamaño del establecimiento y compararlo con el registro administrativo. El diagnóstico del estudio identifica además otros temas que el cuestionario no aborda o no aborda de manera suficiente, como el empleo en plataformas digitales, el teletrabajo, la movilidad entre el lugar de residencia y el de trabajo, y el trabajo no remunerado de cuidados, todos ellos necesarios para comprender el mercado laboral contemporáneo de una ciudad como Quito.

Vistas en conjunto, estas tres dimensiones comparten un mismo rasgo, ya que ninguna se origina en el procedimiento de calibración y ninguna se resuelve ajustando de nuevo los factores de expansión. La calibración corrige cuánto pesa cada persona ya encuestada, pero no decide a quién se encuestó, qué preguntas se le hicieron ni qué tan actualizado es el mapa sobre el que se seleccionó la muestra. Por ello, debe entenderse como una solución de corto plazo, mientras que la solución estructural es la actualización del marco muestral de la ENEMDU con la cartografía del Censo de 2022, que podría producir cambios más sustantivos en las estimaciones; en particular en los indicadores desagregados

por zona, edad o nivel educativo. A cerca de cuatro años del levantamiento de ese censo, y con un marco que acumula quince años de desfase, esta actualización constituye una prioridad, cuya gestión ante el INEC se desarrolla en las recomendaciones de este documento.

10. Conclusiones

Este estudio se ha ocupado de evaluar si los factores de expansión de la ENEMDU 2025 continúan representando adecuadamente a la población de Quito urbano y, ante la evidencia de que no lo hacen, de corregirlos mediante una calibración por *raking* sobre totales poblacionales proyectados a 2025. La conclusión central es que la calibración constituye una condición necesaria para la validez de las estimaciones de la encuesta en este dominio, y no únicamente una mejora de su precisión. Esta afirmación descansa en tres resultados, referidos a la magnitud del desajuste entre la muestra expandida y la población, a la relación entre el sesgo resultante y el margen de error que la encuesta reporta, y a la eficiencia estadística de los factores calibrados.

En primer lugar, la configuración de la muestra expandida con los factores originales difería de manera sistemática de la estructura demográfica de Quito urbano en 2025. Con esos factores, la encuesta estimaba 550.897 menores de 15 años, frente a 360.389 según la proyección, lo que supone una sobreestimación de 52,9% en este grupo y de 15,2% en el total de la población, que alcanzaba 2.121.778 personas frente a 1.841.982. De forma simultánea, la población en edad de trabajar, el grupo de 55 a 59 años y la población con educación superior se encontraban subrepresentados, con Índices de Representación de 93,5, 79,0 y 72,5, respectivamente. Este patrón es consistente con el envejecimiento registrado entre los censos de 2010 y 2022, periodo en el que la población menor de 15 años redujo su peso de 26,8% a 20,7% y la de 65 años y más lo elevó de 6,4% a 10,2%, y que el marco muestral, construido sobre la cartografía de 2010, no incorpora. La ausencia de desajuste por sexo, con índices de 99,0 y 101,0, indica que el problema no se origina en el procedimiento de selección de la muestra, sino en la desactualización del marco, un tipo de sesgo que, como señala Little (1993), puede reducirse ajustando los factores de expansión para que la encuesta reproduzca el tamaño conocido de cada grupo de la población, que es precisamente el procedimiento aplicado en este estudio.

En segundo lugar, y este es el resultado de mayor alcance para el uso de la encuesta, el sesgo derivado de este desajuste alcanzaba en varios indicadores una magnitud igual o superior al margen de error que la propia encuesta reporta. El error estándar, a partir del cual se construyen los intervalos de confianza, cuantifica la variabilidad que surge de observar una muestra y no a toda la población, y se calcula bajo el supuesto de que los factores de expansión reflejan correctamente la estructura de esa población. Cuando este supuesto no se cumple, el error total de una estimación incluye, además de dicha variabilidad, un sesgo que no disminuye con el tamaño de la muestra y que el error estándar no registra. Holt y Smith (1979) mostraron, en un contexto análogo, que cuando la configuración de la muestra se aparta de la población las medidas convencionales de precisión pueden resultar muy engañosas, y que a medida que la muestra crece es precisamente el sesgo el componente que domina el error cuadrático medio, contrariamente a la idea de que el ajuste de los pesos se vuelve innecesario en muestras grandes[11].

[11] El error total de una estimación, conocido como error cuadrático medio, combina dos componentes, la variabilidad propia del muestreo y el sesgo. Al aumentar el tamaño de la muestra, la variabilidad se reduce, pero el sesgo permanece, de modo que en muestras grandes pasa a ser la principal fuente de error.

Los resultados de la ENEMDU 2025 para Quito urbano ilustran esta situación. Con los factores originales, el intervalo de confianza de 95% de la tasa global de participación iba de 62,35% a 64,74%, y la estimación calibrada, de 62,17%, se ubica fuera de él. Lo mismo ocurre con la tasa de empleo, que desciende de 58,95% a 57,58%, y con la participación masculina, cuya corrección de 2,29 puntos porcentuales excede en 20% el margen de error de la estimación original, mientras que en la pobreza por ingresos la corrección de 1,78 puntos prácticamente lo iguala. En estos indicadores, los intervalos publicados no contenían el valor que mejor representa a la población actual, o lo contenían solo en su límite, de modo que expresaban una precisión mayor que la que efectivamente tenían. Esta constatación tiene consecuencias directas para la interpretación de las cifras, dado que los errores estándar son la base de las pruebas con las que se determina si una diferencia entre grupos o un cambio entre periodos es estadísticamente significativo (INEC, 2021d), y un sesgo de esta magnitud puede conducir a atribuir al mercado laboral variaciones que provienen de los factores de expansión.

Corregido el sesgo, el diagnóstico del mercado laboral de Quito urbano se modifica en aspectos relevantes para la política pública. La población económicamente activa se reduce en 77.164 personas y la población ocupada en 72.824, la brecha de participación entre hombres y mujeres desciende de 15,80 a 14,73 puntos porcentuales y la incidencia de pobreza por ingresos pasa de 10,75% a 8,97%, lo que implica que la estimación original la sobrestimaba en cerca de una quinta parte de su valor corregido. Estos indicadores intervienen de manera directa en la estimación de la población a la que se dirigen los programas de empleo y de protección social, y en la medición de las brechas que dichos programas buscan reducir, por lo que su corrección incide tanto en la escala de las intervenciones como en la lectura de los problemas que las motivan.

El análisis permite, además, establecer que el sesgo no afectaba por igual a todos los indicadores y precisar su origen. Dentro de cada grupo de edad, la tasa de empleo prácticamente no varía con la calibración, con diferencias que no superan 0,7 puntos porcentuales, mientras que la tasa agregada desciende 1,37 puntos, lo que indica que la encuesta capta la situación laboral de cada grupo y que el error residía en el peso asignado a cada uno de ellos. En consecuencia, los indicadores definidos sobre la población en edad de trabajar, cuya estructura por edad es la que más se modifica, presentan los sesgos de mayor magnitud, mientras que el desempleo, la informalidad y el empleo adecuado, definidos sobre la población activa o los ocupados, se mantienen dentro de su margen de error. Esta estabilidad no reduce la pertinencia de la calibración, sino que constituye un resultado en sí mismo, porque permite distinguir qué estimaciones calculadas con los factores originales eran robustas y cuáles estaban sesgadas. Como observan Deville, Särndal y Sautory (1993), aun cuando las ganancias de eficiencia no sean de gran magnitud, la calibración representa una mejora en tanto vuelve el sistema de ponderaciones internamente consistente con los totales poblacionales conocidos, de modo que todas las estimaciones derivadas de la encuesta quedan referidas a una misma población actualizada.

En tercer lugar, la corrección del sesgo se obtuvo con una ganancia de eficiencia estadística. La calibración redujo la dispersión de los factores de expansión, lo que disminuyó el efecto de diseño ponderado de 4,04 a 3,02 y elevó el tamaño efectivo de la muestra en 33,5%, el equivalente a más de 2.500 observaciones adicionales sin levantamiento adicional de información. Con la misma muestra, las estimaciones calibradas representan mejor a la población y presentan menor incertidumbre en casi todos los indicadores analizados. La validación con el REESS respalda este resultado, ya que la estructura del empleo formal estimada con los factores calibrados reproduce la del registro administrativo con diferencias de alrededor de un punto porcentual por sexo y de dos puntos por grupo de edad.

Finalmente, los resultados delimitan el alcance de la corrección realizada. La calibración ajusta el peso de las unidades que forman parte de la muestra, pero no modifica las probabilidades de inclusión determinadas por el marco muestral, ni incorpora las viviendas surgidas después de 2010 ni a la población que reside fuera del área urbana central, que representa cerca de un tercio de la población del Distrito. En la medida en que el marco continúe basado en la cartografía de 2010 y la población de Quito mantenga su tendencia al envejecimiento, cabe esperar que la distancia entre la muestra y la población se amplíe, y que las comparaciones entre años combinen cambios efectivos del mercado laboral con el desplazamiento progresivo de la muestra. Por ello, la calibración debe entenderse como una solución necesaria en el corto plazo, cuya vigencia depende de la actualización del marco muestral de la ENEMDU con la cartografía del Censo de 2022, condición que el propio INEC (2021b) reconoce como indispensable para que las probabilidades de selección de la muestra correspondan a la población que la encuesta busca representar.

11. Recomendaciones

Los resultados de este estudio muestran que la desactualización de los factores de expansión de la ENEMDU introduce sesgos en indicadores centrales del mercado laboral y de la pobreza de Quito urbano, y que la calibración permite corregirlos con la información disponible y con una ganancia de precisión. Al mismo tiempo, muestran que el alcance de esa corrección es limitado, porque la calibración ajusta el peso de los hogares que ya forman parte de la muestra, pero no modifica la forma en que fueron seleccionados, no incorpora a la población que la encuesta no cubre y no suple la información que su cuestionario no recoge. Como señala Little (1993), el ajuste de los pesos a totales poblacionales conocidos reduce el sesgo que se origina en un marco muestral imperfecto, pero no sustituye la corrección de ese marco. Por ello, las recomendaciones se formulan en dos horizontes complementarios, uno inmediato, que comprende las acciones que pueden adoptarse con la información y los procedimientos desarrollados en este estudio, y otro estructural, orientado a corregir el origen del problema y a ampliar la información disponible sobre el trabajo en la ciudad.

En el horizonte inmediato, se recomienda incorporar la calibración como un procedimiento regular, aplicado a cada edición anual de la ENEMDU con los totales de población más recientes y acompañado de una nota metodológica que documente los totales de control, las celdas utilizadas y las diferencias respecto de las estimaciones originales, dado que, sin este ajuste, los sesgos identificados tenderán a ampliarse a medida que la población continúe envejeciendo. Para que esta práctica no genere una nueva fuente de error, las ediciones anteriores de la encuesta deberían recalibrarse con totales derivados de la misma proyección, de modo que las variaciones entre años reflejen cambios del mercado laboral y no del procedimiento de estimación, siguiendo el precedente del empalme de series realizado por el INEC (2021c).

La calibración admite, además, dos mejoras que conviene evaluar. La primera es incorporar totales marginales adicionales, como el nivel educativo o grupos de edad más detallados, lo que el raking permite sin generar celdas con pocas observaciones. La segunda es aplicar métodos acotados que limiten los pesos extremos, presentes aún en el 3,73% de los hogares calibrados (Deville, Särndal y Sautory, 1993). Estas prácticas deberían complementarse con la aplicación sistemática del protocolo de evaluación de calidad utilizado en este estudio (Fuentes et al., 2020), con la verificación del Índice de Representación después de cada calibración y con una política de publicación que difunda como confiables las estimaciones con coeficientes de variación de hasta 15%, acompañe con una nota metodológica las que se ubiquen entre 15% y 30% y excluya las que superen ese umbral. Toda

publicación debería explicitar, además, el factor de expansión utilizado y su diferencia respecto de las cifras oficiales, en particular en la participación laboral, el empleo y la pobreza, indicadores que este estudio identificó como sensibles a la estructura de la muestra.

Las acciones anteriores mejoran las estimaciones mientras persistan las condiciones actuales, pero no modifican el origen del problema. En el horizonte estructural, la acción de mayor alcance es la actualización del marco muestral de la ENEMDU con la cartografía del Censo de Población y Vivienda de 2022 por parte del INEC, como responsable del diseño de la encuesta. A diferencia de la calibración, la actualización del marco actúa sobre las probabilidades de selección de toda la muestra, lo que permitiría incorporar las viviendas surgidas después de 2010, ajustar la selección a la distribución actual de la población y reducir los sesgos que la calibración no corrige, como los asociados al nivel educativo. De forma complementaria, se recomienda que el INEC incorpore al cantón Quito como dominio de estimación de la ENEMDU, con cobertura de las parroquias periféricas y rurales que concentran el crecimiento demográfico reciente y cerca de un tercio de la población del Distrito. La experiencia de la ENIGHUR 2024-2025, que ya utiliza el marco del Censo de 2022 y ofrece representatividad para el cantón Quito[12], indica que esta cobertura es factible dentro de las operaciones estadísticas del INEC, y la evidencia producida por este estudio, que comprende la comparación intercensal, los índices de representación y la cuantificación de los sesgos en los indicadores laborales, constituye un sustento técnico para ambas acciones.

Con independencia de los plazos en que se concreten estas acciones, se recomienda que el Gobierno Autónomo Descentralizado de Quito evalúe la implementación de un levantamiento propio y periódico de información laboral, concebido como complemento de la ENEMDU y sujeto a la asignación de un financiamiento específico para una operación de esta escala. Un levantamiento de este tipo permitiría contar con información representativa de todo el Distrito, incluidas las parroquias periféricas y rurales, y abordar temas que la encuesta nacional no recoge o recoge de manera insuficiente, como el carácter público o privado del empleador, el tamaño de la empresa, el empleo en plataformas digitales, el teletrabajo, la movilidad entre el lugar de residencia y el de trabajo, y el trabajo no remunerado de cuidados. Permitiría, además, medir indicadores que hoy no están disponibles para la ciudad y avanzar hacia el marco de la 19.ª Conferencia Internacional de Estadísticos del Trabajo (OIT, 2013), que reconoce otras formas de trabajo, como la producción para el autoconsumo y el trabajo voluntario, e incorpora indicadores de subutilización de la fuerza de trabajo, a diferencia del marco de 1982 en el que se sustenta el cuestionario de la ENEMDU (INEC, 2021c).

[12] La ENIGHUR 2024-2025 utiliza el marco muestral del Censo de Población y Vivienda de 2022 e incluye al cantón Quito entre los cantones con representatividad propia (INEC, 2026e).

12. Referencias bibliográficas

Barnett-Walker, K., et al. (2003). Survey methodology guidelines. Statistics Canada.

Battese, G. E., Harter, R. M., y Fuller, W. A. (1988). An error-components model for prediction of county crop areas using survey and satellite data. Journal of the American Statistical Association, 83(401), 28-36.

Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2020). Diseño de muestras complejas y calibración de factores de expansión en encuestas de hogares de América Latina. Naciones Unidas.

Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (s.f.). Relación de dependencia demográfica, según grupos dependientes y sexo [Ficha técnica]. CEPALSTAT. Recuperado el 4 de noviembre de 2026, de https://statistics.cepal.org/portal/cepalstat/technical-sheet.html?lang=es&indicator_id=35

Deming, W. E., y Stephan, F. F. (1940). On a least squares adjustment of a sampled frequency table when the expected marginal totals are known. Annals of Mathematical Statistics, 11(4), 427-444.

Devaud, D., y Tillé, Y. (2019). Deville and Särndal's calibration: Revisiting a 25-years-old successful optimization problem. TEST, 28(4), 1033-1065.

Deville, J. C., y Särndal, C. E. (1992). Calibration estimators in survey sampling. Journal of the American Statistical Association, 87(418), 376-382.

Deville, J. C., Särndal, C. E., y Sautory, O. (1993). Generalized raking procedures in survey sampling. Journal of the American Statistical Association, 88(423), 1013-1020. https://doi.org/10.1080/01621459.1993.10476369

EUROSTAT. (2013). The ESS handbook for quality reports. Publications Office of the European Union.

Fay, R. E., y Herriot, R. A. (1979). Estimates of income for small places: An application of James-Stein procedures to census data. Journal of the American Statistical Association, 74(366), 269-277.

González, P. (2026, 11 de agosto). El INEC lleva 20 días de retraso en la publicación de los datos de empleo de junio. Primicias. https://www.primicias.ec/economia/inec-retraso-publicacion-datos-empleo-desempleo-junio-trimestral-pobreza-enemdu-130008/

Gutiérrez, A. (2022). Diseño y análisis estadístico de las encuestas de hogares de América Latina (Metodologías de la CEPAL, N.º 5). Comisión Económica para América Latina y el Caribe.

Holt, D., y Smith, T. M. F. (1979). Post stratification. Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General), 142(1), 33-46.

Horvitz, D. G., y Thompson, D. J. (1952). A generalization of sampling without replacement from a finite universe. Journal of the American Statistical Association, 47(260), 663-685.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2021a). ENEMDU. Cálculo de errores estándar y declaración de muestras complejas.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2021b). Marco Maestro de Muestreo.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2021c). Recálculo de las estadísticas de empleo y pobreza: Septiembre 2020 - mayo 2021 [Nota técnica].

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2021d). Pruebas de significancia estadística en la ENEMDU.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2025). Aproximación metodológica para la evaluación de la precisión de la inferencia estadística en encuestas de hogares con diseños complejos.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2026a). Diseño muestral de la ENEMDU.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2026b). Guía de usuario de la base de datos de la ENEMDU.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2026c). Metodología de la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2026d). Calendario de publicaciones estadísticas 2026.

Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2026e). Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares Urbanos y Rurales (ENIGHUR) 2024-2025: Presentación de resultados. https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Estadisticas_Sociales/enighur/2024-2025/Presentacion_Enighur.pdf

Instituto Nacional de Estadísticas de Chile. (2020). Estándar para la evaluación de la calidad de las estimaciones en encuestas de hogares.

Kish, L. (1965). Survey sampling. John Wiley & Sons.

Korn, E. L., y Graubard, B. I. (1999). Analysis of health surveys. John Wiley & Sons.

Little, R. J. A. (1993). Post-stratification: A modeler's perspective. Journal of the American Statistical Association, 88(423), 1001-1012. https://doi.org/10.1080/01621459.1993.10476368

Molina, I. (2019). Desagregación de datos en encuestas de hogares: Metodologías de estimación en áreas pequeñas (Serie Estudios Estadísticos, N.º 97). Comisión Económica para América Latina y el Caribe.

Naciones Unidas, Departamento de Asuntos Económicos y Sociales, División de Estadística. (2008). Designing household survey samples: Practical guidelines (Studies in Methods, Series F, N.º 98).

Organización Internacional del Trabajo. (2013). Resolución sobre las estadísticas del trabajo, la ocupación y la subutilización de la fuerza de trabajo. 19.ª Conferencia Internacional de Estadísticos del Trabajo, Ginebra.

Park, I., Winglee, M., Clark, J., Rust, K., Kalton, G., et al. (2003). Design effects and survey planning [Comunicación]. Reunión conjunta ISI/IASS, Berlín.

Särndal, C. E. (2007). The calibration approach in survey theory and practice. Survey Methodology, 33(2), 99-119.

Särndal, C. E., Swensson, B., y Wretman, J. (1992). Model assisted survey sampling. Springer-Verlag.

Statistics Canada. (2012). Survey methods and practices. Minister of Industry.

Valliant, R., Dever, J. A., y Kreuter, F. (2018). Practical tools for designing and weighting survey samples (2.ª ed.). Springer.

Anexo 1: Precisión, sesgo y efecto de diseño en la ENEMDU

Que un estimador sea insesgado bajo el diseño no significa que una estimación puntual, calculada a partir de una única muestra, coincida exactamente con el valor poblacional verdadero, porque cada muestra posible, entre todas las que el diseño podría haber seleccionado, produce en general una estimación distinta. La varianza de muestreo es la medida que cuantifica esa dispersión, y en un diseño complejo como el de la ENEMDU, con estratos y con selección en dos etapas dentro de conglomerados, no puede calcularse con las fórmulas propias del muestreo aleatorio simple, porque estas ignorarían tanto la ganancia de precisión que aporta la estratificación como la pérdida de precisión que introduce la conglomeración (Gutiérrez, 2022; INEC, 2021a). A partir del error estándar así calculado se obtiene el coeficiente de variación, que expresa ese error como porcentaje del valor estimado y permite, por ello, comparar la precisión relativa de estimaciones cuyas magnitudes son muy distintas entre sí[13].

$$CV = \frac{EE}{|\widehat{\theta}|} * 100\%$$

Conviene subrayar que el coeficiente de variación mide estabilidad estadística y no validez conceptual. Un coeficiente de variación bajo indica que, si se repitiera el proceso de muestreo, se obtendrían resultados parecidos entre sí, pero no dice nada por sí mismo sobre si esos resultados están centrados alrededor del valor poblacional verdadero, cuestión que depende de que el marco muestral y los factores de expansión representen adecuadamente a la población actual y no del tamaño del coeficiente de variación. Una estimación puede tener, por tanto, un coeficiente de variación bajo y, al mismo tiempo, un sesgo importante, si el problema de fondo está en la representatividad del marco y no en la variabilidad muestral. Esta distinción sustenta la comparación presentada en la sección de resultados entre las correcciones introducidas por la calibración y el margen de error de la estimación original, en la que los cambios de la TGPA y de la tasa de empleo superan el margen de error con el que se estimaban esas mismas tasas con los factores originales, lo que muestra que una estimación precisa no es necesariamente una estimación insesgada.

El efecto de diseño[14], introducido por Kish (1965) y presentado en el cuerpo de este documento, no constituye una magnitud fija de la encuesta, porque depende tanto de las características del diseño muestral como del estimador utilizado y del dominio para el que se calcula (Gutiérrez, 2022). Park y otros (2003) muestran que este efecto puede descomponerse multiplicativamente en tres componentes, asociados respectivamente con la desigualdad de los pesos, la estratificación y el muestreo por conglomerados en varias etapas, y que el primero de ellos depende exclusivamente de la dispersión de los factores de expansión. Valliant, Dever y Kreuter (2018) aproximan ese componente mediante $1 + CV_w^2$, donde CV_w es el coeficiente de variación de los pesos, de modo que una calibración que reduzca la dispersión de los factores disminuye el efecto de diseño asociado a la ponderación aun cuando no modifique el tamaño de la muestra ni la estructura de estratos y conglomerados. Este es el mecanismo que explica que, en la ENEMDU 2025 para Quito urbano, el efecto de diseño ponderado bajara de 4,04 a 3,02 y el tamaño de muestra efectivo aumentara de 7.716 a 10.302 observaciones equivalentes, sin incrementar el número de personas encuestadas.

[13] División entre el error estándar (raíz cuadrada de la varianza estimada) y el valor absoluto de la propia estimación.

[14] Razón entre la varianza real de una muestra bajo un diseño complejo y la varianza que se obtendría con una muestra aleatoria simple del mismo tamaño.

Anexo 2: Propuesta para la estimación en áreas menores

La sección de limitaciones metodológicas identificó tres dimensiones de limitación que la calibración de los factores de expansión no puede resolver por sí sola. De esas tres, la cobertura geográfica admite dos tipos de respuesta metodológica distintas, que conviene no confundir entre sí. La primera es desagregar la información dentro del propio dominio que la ENEMDU ya cubre, es decir, producir estimaciones confiables para zonas administrativas y parroquias dentro de Quito urbano, un territorio que la encuesta sí releva, pero para el cual no fue diseñada con ese nivel de detalle, y la segunda es extender el análisis hacia las parroquias periféricas y rurales que hoy están completamente fuera del dominio existente. Este anexo desarrolla la primera respuesta, mediante un protocolo de clasificación que permite determinar, zona por zona y parroquia por parroquia, si una estimación directa de la ENEMDU alcanza el nivel de precisión necesario para su publicación.

La necesidad de un protocolo de este tipo se explica por la diferencia entre un dominio de diseño, para el cual el tamaño de muestra se determinó con el propósito de alcanzar una precisión establecida, y un dominio de análisis, que corresponde a cualquier subpoblación sobre la que se desea estimar, haya sido o no prevista en el diseño original (Gutiérrez, 2022). Las administraciones zonales y las parroquias de Quito son dominios de análisis y no de diseño, por lo que el número de observaciones disponibles en cada una puede ser reducido y, una vez descontado el efecto de diseño, corresponder a una cantidad de información estadística aún menor. Molina (2019) señala que distintos institutos nacionales de estadística consideran que un dato deja de ser publicable cuando el coeficiente de variación de su estimación directa supera el 20%, y denomina área pequeña a todo dominio en el que ese umbral se sobrepasa, no por su tamaño poblacional sino por el error de muestreo de su estimador directo. Para esos casos existen los métodos de estimación en áreas pequeñas, conocidos por su sigla en inglés como SAE, que combinan la información directa del dominio con información auxiliar, típicamente censal, y con la que aportan dominios similares. Entre ellos se encuentran el estimador sintético, el modelo de Fay y Herriot (1979) a nivel de área y el modelo de Battese, Harter y Fuller (1988) a nivel de unidad, que ganan estabilidad a cambio de introducir supuestos de modelo que la estimación directa no requiere (Molina, 2019).

El punto de partida es el protocolo de criterios secuenciales del INEC (2025) presentado en la sección de Metodología para evaluar la confiabilidad de las estimaciones a nivel de Quito urbano, que examina el tamaño de muestra observado, el tamaño de muestra efectivo, los grados de libertad y el coeficiente de variación en un orden fijo y detiene la clasificación en el primer criterio que no se cumple. Aplicar ese protocolo a dominios más pequeños que Quito urbano exige, sin embargo, dos ajustes que no eran necesarios al evaluar el dominio de diseño en su conjunto, porque a ese nivel todos los indicadores superaban los umbrales con amplio margen. El primer ajuste simplifica el criterio de tamaño muestral, ya que en lugar de exigir por separado un tamaño de muestra observado y un tamaño de muestra efectivo se adopta un umbral operativo único de sesenta observaciones sin ponderar (INEC, 2025), apoyado en el supuesto de que, con un efecto de diseño promedio de dos, ese tamaño observado corresponde a un tamaño efectivo cercano a treinta, suficiente para sostener la convergencia de la distribución muestral. Este umbral es menos exigente que el de cien observaciones recomendado por Barnett-Walker et al. (2003), por lo que su aplicación debe entenderse como un criterio operativo y no como un óptimo estadístico.

El segundo ajuste distingue el tipo de indicador. Para las tasas y proporciones, como la participación, la ocupación, el desempleo o el empleo adecuado, el coeficiente de variación tiene un comportamiento asimétrico cuando la proporción se acerca a 0 o a 1 (INEC, 2025), por lo que se reemplaza por el error estándar comparado contra un error estándar máximo tolerable, denominado EEmax, que se calcula sobre la menor de las dos proporciones, p o 1−p, y equivale a exigir que el error estándar no supere aproximadamente la cuarta parte de esa proporción (INEC, 2025).

Si p < 0,5:

$$EEmax = \frac{p}{3,9}$$

Si p ≥ 0,5:

$$EEmax = \frac{1-p}{3,9}$$

Para los totales y las medias, como la PET, la PEA, los ocupados o los ingresos, se mantiene el coeficiente de variación con los umbrales de 15% y 30% utilizados en el resto de este documento.

Con estos dos ajustes, el protocolo aplicable a áreas menores queda definido en tres pasos secuenciales. El primer paso exige un tamaño de muestra observado de al menos sesenta personas, contado sobre el denominador de la tasa cuando el indicador es una proporción, como el tamaño de la PEA en el caso de la tasa de desempleo, y sobre el número de unidades que contribuyen a la estimación cuando el indicador es un total o una media. El segundo paso exige al menos nueve grados de libertad, calculados no sobre el número de personas en la muestra sino sobre el número de Unidades Primarias de Muestreo (UPM) con presencia en el dominio, siguiendo el método de Korn y Graubard (1999), mediante la expresión

$$GL = \Sigma_h v_h \times (n_{ih} - 1)$$

donde v_h toma el valor de uno si el estrato h tiene al menos un caso del dominio y n_{ih} es el número de UPM de ese estrato con presencia en él. Por debajo de ese umbral de nueve, la estimación del intervalo de confianza mediante la distribución t deja de ser confiable, porque con pocos grados de libertad esa distribución tiene colas más pesadas que la normal y produce intervalos excesivamente amplios (INE Chile, 2020). El tercer paso evalúa la precisión propiamente dicha, mediante el criterio de EE frente a EEmax para proporciones o de CV frente a los umbrales de 15% y 30% para totales y medias. Una estimación se clasifica como fiable cuando supera los tres pasos, como de precisión reducida cuando supera los dos primeros pero no el tercero, en cuyo caso sigue siendo publicable siempre que se acompañe de una nota metodológica explícita, y como no recomendada para la inferencia cuando falla en cualquiera de los dos primeros pasos o cuando el coeficiente de variación de un total o una media supera el 30%.

Para ilustrar la aplicación del protocolo se utilizó el caso de la Administración Zonal Eloy Alfaro, que concentra el 28,6% de la muestra total de Quito urbano y constituye, por esa razón, el escenario más favorable dentro de este ejercicio. La zona abarca los tres estratos socioeconómicos de la ENEMDU Quito urbano (2511, 2512 y 2513), con 9.398 personas encuestadas distribuidas en 228 UPM, de las cuales 67 corresponden al estrato bajo, 117 al estrato medio y 44 al estrato alto. Aplicando el método de Korn y Graubard estrato por estrato, los grados de libertad resultan de (67−1) + (117−1) + (44−1) = 225, sin estratos con una única UPM seleccionada dentro de la zona.

Tabla 15: Indicadores laborales – Administración Zonal Eloy Alfaro – ENEMDU 2025

Indicador	n	Estimación	EE o CV	Umbral	Clasificación
PET total	7.825	363.877	CV = 7,4%	CV ≤ 15%	Fiable
PEA total	4.716	225.345	CV = 7,9%	CV ≤ 15%	Fiable
Ocupados total	4.365	208.826	CV = 7,9%	CV ≤ 15%	Fiable
Desocupados total	351	16.519	CV = 10,9%	CV ≤ 15%	Fiable
Tasa de participación	7.825	61,9%	EE = 0,0095	EEmax = 0,0976	Fiable
Tasa de desempleo	4.716	7,3%	EE = 0,0056	EEmax = 0,0188	Fiable
Tasa de ocupación	4.716	92,7%	EE = 0,0056	EEmax = 0,0188	Fiable

Nota: n corresponde al tamaño muestral sin ponderar. Grados de libertad iguales a 225 en todos los indicadores, calculados con la UPM y el estrato del diseño muestral y el factor de expansión calibrado (fexp_cal).
Fuente y Elaboración: Instituto de Investigaciones de la Ciudad

Los siete indicadores alcanzan la categoría fiable, aunque con márgenes distintos que ilustran cómo opera el protocolo en un caso favorable. Los dos primeros pasos se cumplen con amplitud, porque el tamaño de muestra es de 7.825 personas en la PET y de 4.716 en la PEA, muy por encima del umbral de sesenta, y los 225 grados de libertad superan holgadamente el mínimo de nueve. En el tercer paso, los coeficientes de variación de los totales se ubican entre 7,4% y 10,9%, por debajo del umbral de 15%, y el mayor corresponde al total de desocupados, que descansa en solo 351 personas encuestadas. Entre las tasas, el error estándar de la tasa de desempleo equivale a 29,5% de su EEmax y produce un intervalo de confianza al 95% de entre 6,24% y 8,42%, de modo que la estimación es fiable, pero con una amplitud considerablemente mayor que la de Quito urbano en su conjunto, cuyo intervalo va de 6,50% a 8,25%.

Este resultado no debe generalizarse al resto de administraciones zonales ni, con mayor razón, al nivel parroquial. Eloy Alfaro es, precisamente por su tamaño de muestra, el caso más favorable posible, y aun así el total de desocupados alcanza un coeficiente de variación de 10,9%, relativamente cercano al umbral de 15%. En administraciones zonales con menor participación muestral, y sobre todo en parroquias individuales, es previsible que un número relevante de indicadores no supere alguno de los pasos del protocolo, en particular cuando se trata de subgrupos con pocas observaciones, como el desempleo juvenil, la informalidad por rama de actividad o los indicadores cruzados por sexo y edad, de modo que la clasificación resultante será con mayor frecuencia de precisión reducida o no recomendada.

El protocolo tiene, además, un límite de alcance geográfico, porque solo permite clasificar la confiabilidad de estimaciones dentro del dominio que la ENEMDU ya releva, es decir, el área urbana

central de Quito (código 170150U). No ofrece solución para las parroquias urbanas periféricas ni para las 33 parroquias rurales del Distrito, que quedan fuera del dominio de la encuesta, y ese vacío de cobertura, ya señalado en la sección de limitaciones, no se resuelve con un protocolo de clasificación aplicado sobre el marco actual sino con las alternativas planteadas en la sección de recomendaciones.

Cuando el protocolo clasifica una estimación como no recomendada para la inferencia, existen varias respuestas posibles antes de descartar la desagregación deseada. La primera es agregar el dominio con territorios vecinos hasta alcanzar un tamaño de muestra suficiente, por ejemplo combinando parroquias contiguas dentro de una misma administración zonal, y la segunda es acumular periodos, aprovechando que la ENEMDU se levanta de forma continua y que una base anual, como la utilizada en este estudio, ofrece una muestra mayor que una base trimestral. La tercera es agrupar categorías dentro del indicador, como rangos de edad o ramas de actividad con pocas observaciones, y la cuarta es recurrir a fuentes externas, en particular el Censo de Población y Vivienda 2022 o registros administrativos como el REESS-IESS. Cuando ninguna de estas opciones resulta suficiente, queda la alternativa de los métodos de estimación en áreas pequeñas descritos al inicio de este anexo. En todos los casos en que se opte por publicar una estimación de precisión reducida, el protocolo exige acompañarla de una nota metodológica que señale explícitamente su limitación.