

Nowcasting de Pobreza en Chile

Felipe Bettancourt^a, Karol Fernández^a, Matías Otth^a y Nicolás Rojas^a

^a Centro de Políticas Públicas, Facultad de Economía y Gobierno, Universidad San Sebastián, Chile

Resumen

La pobreza es un fenómeno de tal relevancia que requiere una atención permanente respecto de su evolución. Si bien Chile cuenta con instrumentos y experiencia en un seguimiento frecuente de las condiciones sociales en que viven sus habitantes, existen oportunidades para nutrir la información existente, en especial respecto a los cambios que experimenta la población bajo la línea de la pobreza entre los intervalos de tiempo de las mediciones oficiales. En ese sentido, este documento presenta una metodología de predicción presente (*nowcasting*) para contribuir al desarrollo de herramientas que permitan un seguimiento de la pobreza con una mayor frecuencia.

Palabras claves: Pobreza por ingresos, Nowcasting, Transferencias directas, Alquiler imputado.

1. Introducción

Chile tuvo un crecimiento económico considerable durante las últimas décadas que, en conjunto con políticas redistributivas, ha permitido disminuir casi ininterrumpidamente la pobreza desde 28,7% en el año 2006 a 6,5% en el año 2022, considerando la metodología vigente reportada por el Ministerio de Desarrollo Social y Familia (MDSyF, 2023). La literatura ha ahondado en esta relación entre pobreza y crecimiento económico en países emergentes (Bucheli et al., 2014) y específicamente para el caso de Chile, donde altas tasas de crecimiento redujeron de 40% de pobreza en 1990 a 18% en 2003 (Neilson et al., 2008; Agostini et al., 2008).

Este documento presenta una metodología que permite predecir el estado actual de la pobreza (*nowcasting*), con el objetivo de contar con un monitoreo de mayor frecuencia y de bajo costo respecto de los cambios entre las distintas mediciones oficiales. Además, se dispone como una alternativa ante situaciones que dificulten su medición tradicional, como ocurrió en momentos durante la pandemia por Covid-19.

Existen múltiples enfoques en la literatura para monitorear con mayor frecuencia la pobreza, e incluso lograr estimaciones donde no existen reportes. Por ejemplo, un reciente ejercicio de estimación en áreas pequeñas, en base a imágenes satelitales y múltiples series de tiempo económicas, financieras y ambientales, se desarrolló con éxito para países de ingresos bajos y medios-bajos en África (Browne et al., 2021). En el caso de países desarrollados, en Estados Unidos se propuso una metodología para el seguimiento mensual de la tasa de pobreza, ajustando encuestas estructurales en base a encuestas de mayor frecuencia que incorporaban cambios en los ingresos de los hogares e impactos de corto plazo del empleo, imputando además información sobre transferencias sociales (Parolin et al., 2022).

En Uruguay se determinó el impacto en pobreza de la recesión económica y las transferencias sociales en el contexto de la pandemia de COVID-19 considerando la última encuesta de ingresos disponible. Los ingresos se ajustaron con imputaciones aleatorias de transferencias de emergencia y, capturando la pérdida de ingresos debido al desempleo, se estimó el aumento de pobreza producto de diversos escenarios de contracción económica para el año 2020. (Brum & De Rosa, 2021).

El Banco Mundial, por su parte, monitorea la tasa de pobreza extrema a nivel mundial a través de estimaciones presentes (*nowcast*) y proyecciones. Para esto, utiliza bases de datos estandarizadas a nivel mundial junto con el criterio de medición de pobreza extrema internacional. En un reciente artículo, evaluaron el potencial de modelos econométricos y de *machine learning* para estimar la tasa de pobreza en base a un conjunto de variables que capturan el impacto de la economía en los ingresos de las personas (Gerszon et al., 2022). En esta publicación, luego de comparar diversas metodologías, se concluye que estimar la tasa de pobreza mediante el ajuste de la distribución de los ingresos a partir de la última encuesta oficial disponible es una mejor alternativa en comparación a la utilización de modelos de *machine learning* y enfoques econométricos, al considerar el error de la estimación y el costo-efectividad de los diferentes métodos.

En la misma línea, este documento tiene como objetivo profundizar en los resultados del Banco Mundial y en la literatura existente, comparando distintos modelos y variables económicas para estimar pobreza. Esto, para determinar un modelo eficaz que permita estimar la tasa de pobreza con más frecuencia que las estimaciones oficiales a nivel país. Para lograr lo anterior, se utilizan las estimaciones de pobreza de la encuesta CASEN en sus versiones desde 2006 a 2022, desde la cual se calcula la incidencia de la pobreza con la metodología vigente. Es importante aclarar que este

ejercicio no busca reemplazar o desafiar las cifras oficiales de pobreza, sino que servir de complemento entre las mediciones oficiales y aportar a la discusión pública para mantener la atención sobre un fenómeno que nos debiera preocupar permanentemente.

En este ejercicio se comparan los modelos de estimación de pobreza a partir del ajuste de la distribución de los ingresos de forma univariada, según los lineamientos del Banco Mundial (Gerszon et al., 2022), considerando los criterios para medir pobreza en Chile (CEPAL, 2023). El ajuste univariado asume que todos los hogares experimentan el mismo cambio en los ingresos, supuesto que, como se muestra en este estudio, no logra capturar cambios en el nivel de pobreza por cambios en la distribución de ingresos. Dado lo anterior, se proponen enfoques de ajustes que consideran una asimetría en el cambio de la distribución de los ingresos entre distintos grupos de la población.

En el presente documento, se propone un enfoque de ajuste de distribución de los ingresos por componentes que, a partir de múltiples variables económicas, busca capturar cambios en las componentes de ingresos, subsidios y alquiler imputado, producto de la importancia de estas dimensiones en la caracterización de la pobreza de los hogares (Bucheli et al., 2014). Sumado a lo anterior, se propone un método para estimar pobreza, a partir de un ajuste de la distribución de ingresos univariado, pero que particiona la distribución de ingresos totales en deciles y ajusta cada partición según el cambio en particular que se estime para cada una de estas componentes.

La Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2021) afirma que las transferencias monetarias de emergencia tuvieron un efecto clave para la contención del alza de la pobreza en nuestro país. Para el 2020, en el contexto de la pandemia por COVID, se estimó que, de no existir estas transferencias, la tasa de pobreza hubiese llegado a un 14,7%, en contraste con el 10,9% alcanzado. Por lo mismo, cualquier modelo de estimación de pobreza debe considerar el efecto de transferencias sociales.

El documento se estructura de la siguiente forma: la [sección 2](#) presenta una descripción metodológica de la determinación de la tasa de pobreza, para luego detallar los modelos propuestos para estimarla, establecer definiciones de procesamiento y métricas de error y, por último, describir las variables utilizadas para realizar el *nowcasting* de pobreza. En la [sección 3](#), se presentan los resultados de los distintos modelos para estimar pobreza en Chile, se determina el mejor modelo y se muestra un ejemplo práctico de cómo la mejor metodología escogida permite hacer una estimación de la trayectoria de pobreza en Chile con mayor frecuencia. Finalmente, en la [sección 4](#),

se presentan las conclusiones sobre el potencial de estimación de los modelos propuestos y se plantean discusiones sobre los resultados y su potencial contribución a las políticas públicas.

2. Metodología

En esta sección se explican los métodos utilizados para elaborar una estimación del nivel de pobreza, las métricas de error que permiten determinar el potencial de las herramientas expuestas y las métricas de error para evaluar las metodologías. Por último, se detallan las principales fuentes de información que se utilizaron.

2.1. Método para estimar pobreza

Los modelos aquí revisados pretenden estimar la tasa de pobreza por ingresos ajustando la distribución del ingreso total de los hogares. En un primer ejercicio (1), se ajusta la distribución del ingreso a partir de una variable económica que capture la variación de la media del ingreso total entre la última medición de CASEN y el periodo de interés, es decir, un [ajuste univariado](#). Luego, el segundo ejercicio (2) considera que la distribución del ingreso total de los hogares se descompone como la suma del ajuste de los ingresos autónomos, los subsidios monetarios y el alquiler imputado (CEPAL, 2023). Cada una de estas componentes del ingreso se ajusta con una variable económica que captura la variación entre la última medición de CASEN y el periodo de estimación. Esta metodología se denomina [por componentes](#). Por último, en un tercer ejercicio (3) se incorpora el esquema de regresión por cuantiles al ajuste univariado, ajustando la distribución de ingresos a través de sus respectivos deciles, lo que en el presente documento se denomina [ajuste univariado por deciles](#).

Todas las variables de CASEN mencionadas en esta sección se trabajan en términos adulto equivalente, por lo que son comparables con una línea de la pobreza (LP) adulto equivalente (CEPAL, 2023).

Ajuste univariado (1)

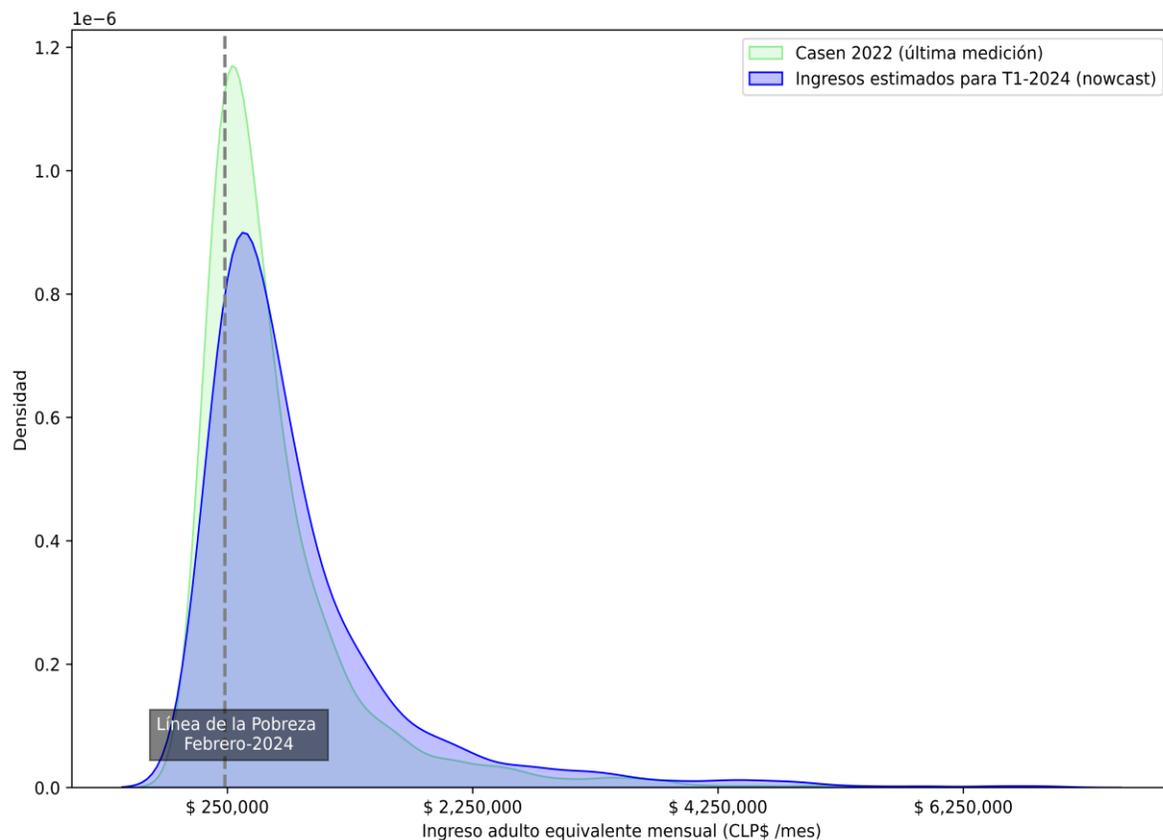
Según lo expresado en la ecuación 1, este método ajusta la distribución del ingreso total de los hogares disponible de la última encuesta ($ingtoth_{t_e}$), asumiendo que la variación es equivalente para todos los hogares y que proviene del cambio de la media del ingreso total ($\hat{\mu}_t/\mu_{t_e}$).

$$\widehat{pob}_t(\hat{\mu}_t) = F \left[ingtoth_{t_e} \frac{\hat{\mu}_t}{\mu_{t_e}} < lp_t \right] \quad (1)$$

Se debe considerar que $\hat{\mu}_t = \alpha_i \cdot \mu_{t_e} \cdot x_{i,t}/x_{i,t_e}$, donde α_i corresponde a una tasa de ajuste (Gerszon et al., 2022). El *nowcasting* se realiza con la estimación del ingreso medio en el periodo de interés t considerando la variable macroeconómica x_i . A modo de ejemplo, en un modelo en donde el PIB se utiliza para explicar la variación de la media del ingreso, la tasa de ajuste incorpora la relación histórica entre estas dos variables.

En la ilustración 1, se puede observar una simulación a modo ilustrativo: a una distribución de ingreso total disponible (Casen 2020), que se muestra en color verde, se aplica un ajuste igual para todos los hogares, logrando una nueva distribución de ingreso para ese nuevo periodo (T2-2021), que se muestra en color azul. Luego, la nueva distribución de ingreso estimada se compara con la línea de la pobreza actualizada (mayo 2021), determinando el porcentaje actualizado de pobreza de dicho periodo.

Ilustración 1: Esquema ajuste distribución del ingreso



*Nota: Esquema ilustrativo con cifras simuladas considerando 2 distribuciones log-normal.
Fuente: Elaboración propia.*

Por último, el proceso para determinar la variable macroeconómica a incorporar en el modelo consiste en ajustar múltiples modelos univariados, cada uno con una variable independiente distinta. El desempeño de cada modelo se evalúa a partir de la minimización del error, y la variable que genera el menor error fue seleccionada como la más apropiada de acuerdo con el objetivo de este estudio (las variables macroeconómicas están descritas en la [sección 2.3](#)). Dado lo anterior, la tasa de ajuste toma un valor dependiendo de la variable macroeconómica considerada en la especificación del modelo.

Ajuste por componentes (2)

Tomando en consideración la heterogeneidad de las variables que componen el ingreso total de los hogares y según lo representado en la ecuación 2, se estima la media de ingreso autónomo de los hogares ($\widehat{\mu}_{2t}$), la media del subsidio medio percibido (\widehat{S}_t) y la media del alquiler imputado (\widehat{AI}_t).

$$\widehat{pob}_t(\widehat{\mu}_{2t}, \widehat{S}_t, \widehat{AI}_t) = F \left[\text{ingauth}_{te} \frac{\widehat{\mu}_{2t}}{\mu_{2te}} + \text{subsh}_{te} \frac{\widehat{S}_t}{S_{te}} + \text{alqimh}_{te} \frac{\widehat{AI}_t}{AI_{te}} < lp_t \right] \quad (2)$$

La estimación de cada una de estas variables se realiza considerando una tasa de ajuste propia y un proceso de selección de la variable independiente similar al mencionado en el ajuste univariado. Las variables económicas que se probaron están detalladas en la [sección 2.3](#). Luego, se aplica el ajuste a nivel de hogares de cada variable descrita con respecto a su valor reportado en la medición. Con lo anterior, se determina el ingreso total de los hogares en el periodo de interés (ingtoth_t), y con ello, el porcentaje de personas en situación de pobreza.

A diferencia del modelo univariado, el método descrito considera la posibilidad de un cambio en la distribución de los ingresos producto de transferencias sociales de emergencia o variaciones del alquiler imputado.

Ajuste univariado por deciles (3)

Este método ajusta la distribución del ingreso total disponible (ingtoth_{te}) pero descompuesto en deciles que se agrupan posteriormente para recomponer la distribución de ingresos a nivel nacional. Como se puede observar en la ecuación 3, se ajustan los ingresos de cada decil (d) a través de la estimación del ingreso medio para cada grupo en el periodo de interés (t); $\widehat{\mu}_{t,d} = \alpha_{i,d} \cdot \mu_{te,d} \cdot x_{i,t}/x_{i,te}$, a partir de los datos de la medición anterior ($\mu_{te,d}$). La tasa de ajuste ($\alpha_{i,d}$), toma un valor dependiendo de la variable macroeconómica (i) que se considere y se determina a través de una regresión lineal simple en cada decil.

$$1\widehat{pob}_t(\widehat{\mu}_{t,d}) = F \left[\sum_{D_e} \text{ingtoth}_{t,e,d} \frac{\widehat{\mu}_{t,d}}{\mu_{t,e,d}} < lp_t \right] \quad (3)$$

2.2. Métricas de error

Las métricas de error se determinan entre la tasa de pobreza efectiva y la tasa de pobreza estimada para cada una de las metodologías y variables económicas utilizadas, y Las funciones de error a utilizar corresponden al error absoluto medio (MAE) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE), según lo detallado en las ecuaciones a continuación:

$$MAE = \sum_{t \in T} \frac{|Pob_t - \widehat{Pob}_t|}{N} \quad (4) \quad RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t \in T} (Pob_t - \widehat{Pob}_t)^2}{N}} \quad (5)$$

2.3. Fuentes de información

La principal fuente de información de este documento corresponde a la Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional (CASEN), cuyo principal objetivo es determinar qué porcentaje de la población está en situación de pobreza. Es decir, el porcentaje de hogares que viven en la condición en que sus ingresos no permiten adquirir un nivel mínimo de consumo para sus integrantes. La encuesta Casen levanta también información de la situación de los hogares en distintas dimensiones y entrega una actualización de la situación de la distribución de ingresos de la población del país. La encuesta se levantó por primera vez en 1987, y desde entonces se ha desarrollado con una periodicidad bianual o trianual. Producto del cambio de metodología presentado el año 2015, sólo son comparables las encuestas entre 2006 a 2022, incluida Casen 2020, la cual tuvo una metodología adaptada para poder ejecutarse en el contexto de la pandemia por Covid-19. Así también, se utilizan los valores para la línea de la pobreza, basados en la canasta básica de alimentos, reportado por mensualmente por el Ministerio de Desarrollo Social y Familia.

Como se ha detallado, para estimar el porcentaje de pobreza y la distribución del ingreso de los hogares para un periodo en específico, se requiere de variables económicas que capturan el cambio del ingreso total de los hogares reportado por la última medición de Casen. La selección de estas variables responde a lo reportado por otros autores (Gerszon et al., 2022; Parolin et al., 2022), disponibilidad de datos, frecuencia de publicación y comparabilidad desde el 2006 al presente, entre otros factores.

Al escoger estas variables, se busca utilizar series de tiempo de libre uso y publicación trimestral, como se observa en las fuentes de información de la tabla 1. En primer lugar, el ajuste del ingreso

autónomo o ingreso total se realiza a partir de las cuentas nacionales. De ellas, las que se prueban son las siguientes: *Demanda interna*, *Consumo total*, *Consumo del sector privado*, *Producto Interno Bruto*, *Producto nacional bruto* e *Ingreso nacional bruto*.

Las variables mencionadas se utilizan de múltiples formas. Por un lado, se consideran en precios corrientes, para considerar el efecto inflación. Adicionalmente, se consideran en precios encadenados, para evaluar los efectos de cambios reales. Por último, se descuenta el crecimiento de la población, para considerarlo en términos per cápita. Es importante recalcar que, al no ser un ejercicio causal, se prueba con múltiples estrategias. Así, en base a la matriz de posibilidades que se genera, se busca encontrar la variable que ajuste en mejor medida los ingresos. Por lo mismo, no sería correcto interpretar la relación fundamental que exista entre las variables económicas y los ingresos o las componentes de los hogares.

En segundo lugar, para el ajuste de la componente de alquiler imputado, se utiliza el Índice de precios de vivienda (IPV) del Banco Central de Chile en su versión principal y algunos subíndices, que se elaboran a partir de registros de transacciones efectivas de propiedades nuevas y usadas con uso habitacional del Servicio de Impuestos Internos de Chile. Esta variable se escoge además por su relación con el alquiler imputado, que en particular se evidencia en el hecho de que entre el período 2013 y 2022 el alquiler imputado creció a una tasa promedio anual de 4%, mientras que el IPV creció un 4,5% (Izquierdo & Ugarte, 2024).

Por último, corresponde ajustar la componente de subsidios de los hogares, que en su mayoría se asocia a transferencias monetarias contributivas y no contributivas, algunas transitorias y otras permanentes, donde es relevante considerar que un gran porcentaje de estas que corresponden a prestaciones previsionales (Cecchini et al., 2021; Stampini et al., 2023). Para la estimación presente de esta componente, se utilizan las variaciones de los montos reportados por la clasificación de gasto público que reporta la Dirección de Presupuestos (Dipres) de forma trimestral. En específico, las partidas de *Subsidios y donaciones* y *Prestaciones previsionales* (consideradas en los subtítulos 24 y 25) que, si bien hacen referencia a traspasos a otras instituciones del Estado o entes privados, están compuestas principalmente por traspasos cuyos receptores finales son personas. A pesar de tener ciertas limitantes, corresponde a una aproximación del impacto de las políticas del gobierno en la componente de subsidios en los ingresos de los hogares.

Tabla 1: Variables económicas probadas en las especificaciones de los modelos

Variable objetivo	Sigla	Variable económica	Fuente
Ingreso total / ingreso autónomo $(\widehat{\mu}_t)/(\widehat{\mu}_{2t})$	x_1	Demanda Interna a precios corrientes	Banco Central de Chile
	x_2	Consumo total a precios corrientes	
	x_3	Consumo privado a precios corrientes	
	x_4	Demanda Interna volumen a precios del año anterior	
	x_5	Consumo total volumen a precios del año anterior	
	x_6	Consumo privado volumen a precios del año anterior	
	x_7	Producto interno bruto a precios corrientes	
	x_8	Producto nacional bruto a precios corrientes	
	x_9	Ingreso nacional bruto disponible a precios corrientes	
	x_{10}	Producto interno bruto a precios del año anterior	
	x_{11}	Producto nacional bruto volumen a precios del año anterior	
	x_{12}	Ingreso nacional bruto disponible volumen a precios del año anterior	
	x_{13}	Índice mensual de actividad económica (Imacec)	
Alquiler Imputado (\widehat{AI}_t)	x_{27}	Índice de Precios de Vivienda (IPV) General	
	x_{28}	Índice de Precios de Vivienda (IPV) Casas	
	x_{29}	Índice de Precios de Vivienda (IPV) Usadas	
Subsidios monetarios (\widehat{S}_t)	x_{30}	Subsidios y donaciones	Min. de Hacienda
	x_{31}	Prestaciones previsionales	
	x_{32}	Subsidios y donaciones y prestaciones previsionales	

Nota 1: Desde x_{14} a x_{26} , corresponden a las 13 primeras variables expresadas en términos per cápita.

Nota 2: Considerar que x_{33} , x_{34} y x_{35} , corresponden a las variables de subsidios expresadas con un rezago $(t-1)$.

Nota 3: Todas las variables tienen una frecuencia de publicación trimestral, a excepción de los subsidios monetarios, los cuales están disponibles anualmente desde 1990 y trimestralmente desde el 2017, se utilizan valores oficiales para la determinación de errores y elaboración de modelos, y no se requieren en su frecuencia trimestral histórica producto de la no realización del Nowcast con la metodología Multivariada.

3. Resultados

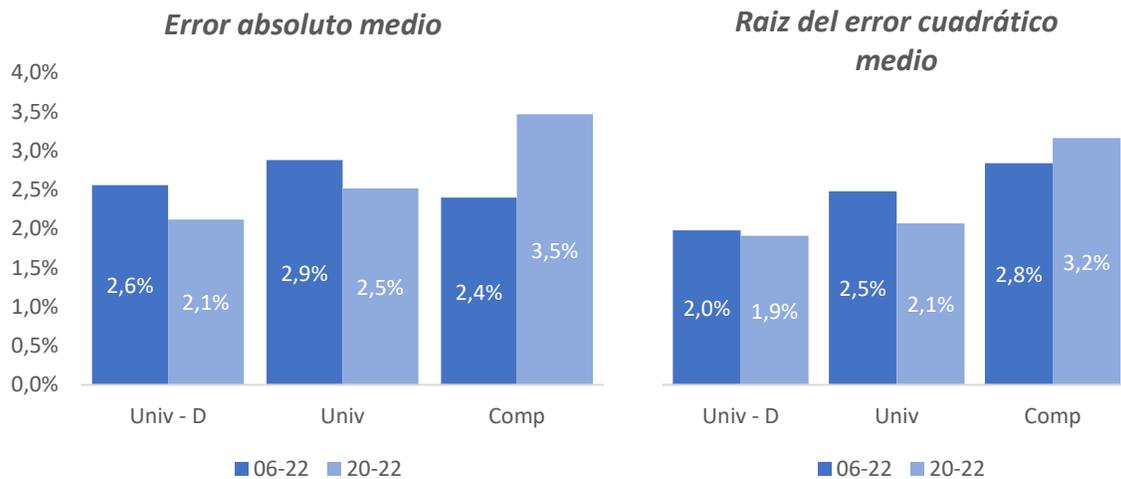
En primer lugar, se compara el desempeño de cada metodología según el error obtenido al estimar pobreza en los años de estudio. Lo anterior, sin controlar por todas las iteraciones que consideran las variables económicas, con las que se busca capturar el comportamiento de las distintas componentes de los ingresos de los hogares. Posteriormente, se evalúa el desempeño en particular de la mejor variable o combinación de variables que minimiza el error, para determinar en específico qué modelo utilizar para la estimación de pobreza.

3.1 Media del error por metodología

Al analizar el error promedio de las metodologías presentadas, es decir, sin controlar por qué variable económica ajusta de mejor forma, se observa que, en promedio, el modelo univariado por deciles exhibe un mejor desempeño que otras metodologías. En particular, el error absoluto medio (MAE) se ubica en un 2,6% como promedio de todas las estimaciones históricas, lo cual está por

debajo del ajuste univariado (2,9%) y sobre el promedio de los modelos por componentes (2,4%). Sin embargo, en el caso de la raíz del error cuadrático medio (RMSE) la metodología univariada por deciles presenta un promedio de 2,0%, lo que es inferior tanto para el ajuste univariado (2,5%) como para el ajuste por componentes (2,8%). Por lo tanto, con los resultados obtenidos podemos afirmar que, en el caso de Chile, la metodología univariada por deciles tiene un mejor desempeño para estimar pobreza, basado en las observaciones históricas indicadas (2006-2022).

Ilustración 2: Errores del modelo seleccionado por metodología



Nota: Univ corresponde al modelo univariado, Univ-D corresponde a ajuste univariado por deciles y Comp, corresponde al ajuste por componentes.

Al revisar en particular el caso del desempeño de las metodologías en el período asociado a la pandemia por Covid-19 (2020-2022), representado en las columnas azul claro, podemos observar que la metodología univariada por deciles, en promedio, posee un desempeño superior a las otras metodologías analizadas tanto a través de la métrica MAE como RMSE.

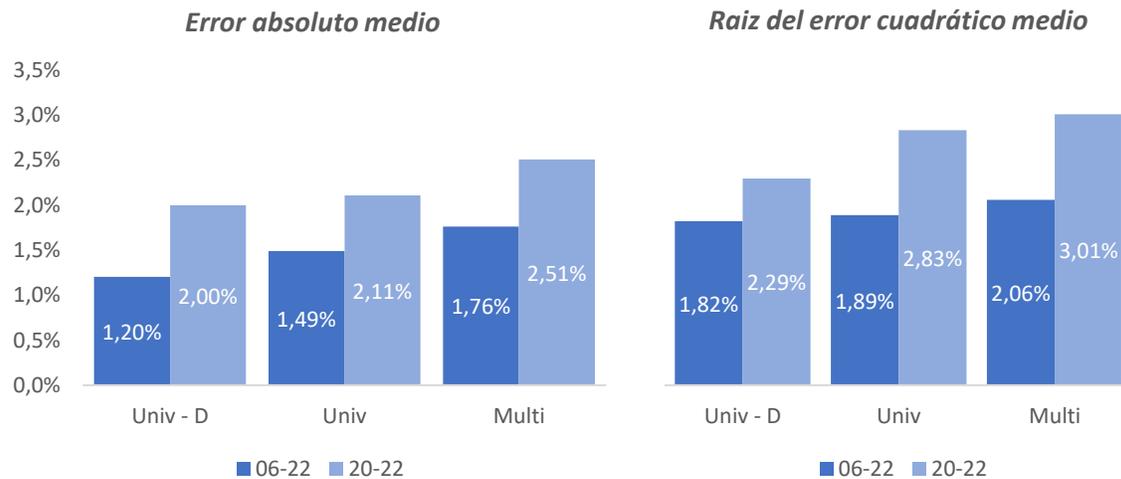
3.2 Mejor modelo para estimar pobreza

Finalmente, seleccionando la mejor variable económica que minimiza el error cuadrático, se definen los mejores modelos para estimar pobreza en cada una de las metodologías analizadas. El modelo univariado por deciles, que considera el Producto Nacional Bruto (PNB) con precios encadenados y en términos per cápita (lo que se define en la sección de variables como la variable x_{24}) es el mejor modelo para estimar pobreza. Esto es, debido a que exhibe un mejor desempeño que la mejor combinación de variables en cada una de las otras metodologías.

En particular, en la ilustración 3, se puede observar que el modelo mencionado exhibe un error histórico promedio (MAE) de 1,20%, lo que está por debajo del mejor modelo univariado (1,49%) y del mejor modelo por componentes (1,76%). La función de error (RMSE) confirma los resultados anteriores. En particular, el mejor modelo evaluado en la metodología univariada por deciles exhibe un RMSE de 1,82%, inferior al mejor modelo univariado (1,89%) y al mejor modelo por componentes (2,06%).

Para el periodo asociado a la pandemia por Covid-19 (2020-2022), los errores aumentan en todas las metodologías con respecto a sus valores históricos. Sin embargo, en dichos periodos se mantiene la superioridad del modelo univariado por deciles, tanto en la métrica MAE como RMSE.

Ilustración 3: Errores del modelo seleccionado por metodología

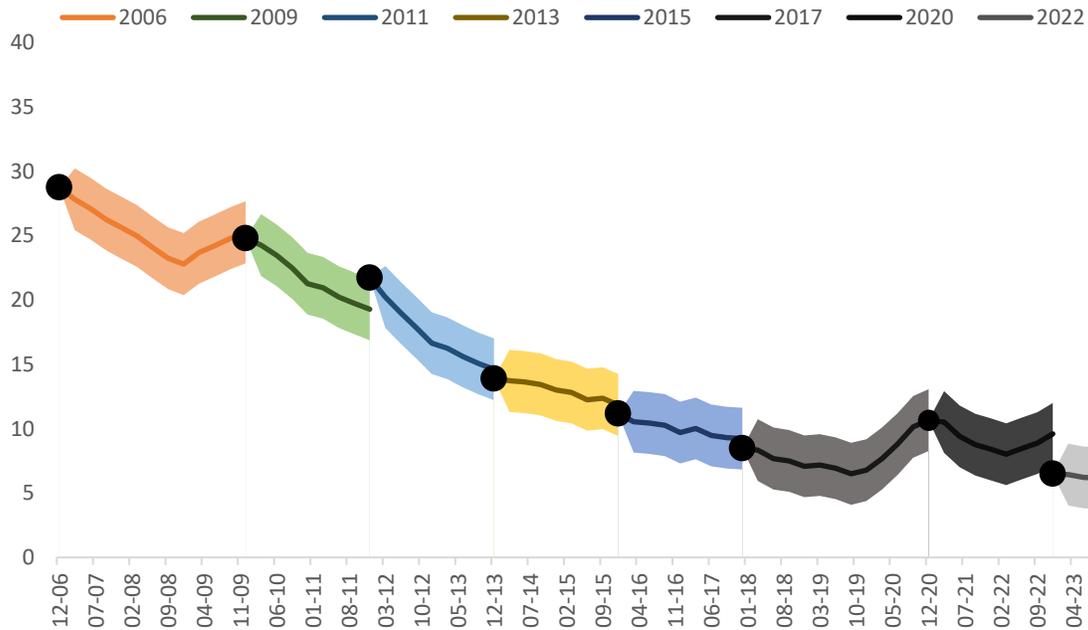


Nota: Univ corresponde al modelo univariado, Univ-D corresponde a ajuste univariado por deciles y Comp, corresponde al ajuste por componentes.

3.3 Nowcast actual

En la ilustración 4, se presenta el *nowcast* histórico del modelo que exhibe un mejor desempeño. Este es el modelo univariado con deciles considerando la variable Ingreso Nacional Bruto, a precios encadenados y en términos per-cápita.

Ilustración 4: *Nowcast* de la tasa pobreza en Chile



Nota 1: La estimación se realiza a partir de un ajuste univariado que particiona en deciles la distribución de ingresos y los escala a partir de cambios del Ingreso Nacional Bruto (PE) en términos per-cápita. Esta variable actúa como estimador de ingreso de los hogares de la última encuesta Casen disponible y genera una estimación de la tasa de pobreza para Chile.

Nota 2: Puntos negros corresponde a cifras oficiales de pobreza. Las líneas y bandas corresponden a estimaciones medias e intervalos de confianza para el nowcast de pobreza, que considera información disponible al momento de la estimación.

4 Conclusiones y limitantes

Este documento avanza en la literatura existente al incorporar una metodología de *nowcasting* que permite, a través de un modelo eficaz y simple, estimar el nivel de pobreza a nivel nacional con una mayor frecuencia que las estimaciones oficiales. Dicha metodología tiene la ventaja de que utiliza información pública de frecuencia trimestral, sin necesidad de esperar mediciones a través de encuestas. En adelante, el modelo podría perfeccionarse a través de la incorporación de nuevas técnicas de *machine learning* u otras técnicas econométricas más recientes.

Es de sumo interés tener en cuenta que los métodos evaluados toman en consideración los resultados de la última encuesta CASEN disponible, a la cual se le aplica un factor de ajuste. Un efecto de esto es que, por ejemplo, no se imputa salario o subsidio a quien en la última encuesta CASEN reportó un ingreso nulo, en el caso de que pudiera haber cambiado dicha condición en el tiempo. Por otro lado, se debe considerar que el ejercicio busca establecer el modelo que mejor se acomode a los comportamientos y relaciones históricas entre las variables económicas y los ingresos de los

hogares, lo cual no necesariamente significará que mantenga su capacidad de estimar frente a dinámicas de corto plazo o excepcionales que pudiesen ocurrir en un futuro.

Contar con cifras más actualizadas permite, por un lado, un monitoreo constante y permanente a la situación país sobre un fenómeno que muchas veces es invisibilizado entre mediciones oficiales. Por otro lado, nos permite producir alertas tempranas en escenarios en que haya cambios abruptos respecto de las cifras estimadas, por lo que daría sustento y razones para una rápida reacción de parte de las autoridades e instituciones pertinentes.

Además, abre una discusión académica respecto de cómo monitorear de forma más permanente la situación de vida de la población que vive en condiciones de vida más precarias o en situaciones de rezago. Todas las futuras definiciones complementarias sobre la población que requiere nuestra mayor atención pueden ser incorporadas en este esfuerzo por conocer los cambios en esa situación país. Podríamos incluso pensar en modelos de *nowcasting* locales, que permitan una acción focalizada de entidades locales, en situaciones particulares que afecten a una zona, localidad, comuna o territorio de nuestro país. Con todo, esperamos que este ejercicio permita relevar la importancia de este desafío permanente que tenemos como país, e invite a más actores a involucrarse en el ejercicio de nutrir con más información la acción de soporte para los grupos más rezagados y vulnerables de nuestro país.

Agradecimientos

Agradecemos a Alejandra Candia, Macarena Cea, Felipe Expósito, Paulina Henoch y Sebastián Izquierdo, quienes con su revisión y valiosos comentarios contribuyeron a mejorar este trabajo, así como también los comentarios y recomendaciones de investigadores pertenecientes a la Facultad de Economía y Gobierno de la Universidad San Sebastián.

Referencias

- Agostini, C. A., Brown, P. H., & Paola Góngora, D. (2008). Distribución Espacial de la Pobreza en Chile. *Estudios de Economía*, 35, 79–110.
- Browne, C., Matteson, D. S., McBride, L., Hu, L., Liu, Y., Sun, Y., Wen, J., & Barrett, C. B. (2021). Multivariate random forest prediction of poverty and malnutrition prevalence. *PLoS ONE*, 16(9 September). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0255519>
- Brum, M., & De Rosa, M. (2021). Too little but not too late: nowcasting poverty and cash transfers' incidence during COVID-19's crisis. *World Development*, 140. <https://doi.org/10.1016/j.worlddev.2020.105227>
- Bucheli, M., Lustig, N., Rossi, M., & Amábile, F. (2014). Social Spending, Taxes, and Income Redistribution in Uruguay. *Public Finance Review*, 42(3), 413–433. <https://doi.org/10.1177/1091142113493493>
- Cecchini, S., Villatoro, P., & Mancero, X. (2021). El impacto de las transferencias monetarias no contributivas sobre la pobreza en América Latina. *Revista de La CEPAL*.
- CEPAL. (2023). *MEDICIÓN DE LOS INGRESOS Y LA POBREZA EN CHILE, ENCUESTA CASEN 2022*. https://observatorio.ministeriodesarrollosocial.gob.cl/storage/docs/casen/2022/Medicion_de_la_pobreza_en_Chile_2022_v20oct23.pdf
- Gerson, D., Andrés, R., Aguilar, C., & Newhouse, D. (2022). Nowcasting Global Poverty. *The World Bank Economic Review*, 36(4), 835–856. <https://doi.org/10.1093/wber>
- Izquierdo, S., & Ugarte, G. (2024). Vista de Medición de la pobreza en Chile el rol del alquiler imputado. *Estudios Públicos*, 81–119.
- MDSyF. (2023). *Encuesta Nacional de Caracterización Socioeconómica*. <https://Observatorio.Ministeriodesarrollosocial.Gob.Cl/Encuesta-Casen-2022>.
- Neilson, C., Contreras, D., Cooper, R., & Hermann, J. (2008). The dynamics of poverty in Chile. *Journal of Latin American Studies*, 40(2), 251–273. <https://doi.org/10.1017/S0022216X08003982>
- Parolin, Z., Curran, M., Matsudaira, J., Waldfogel, J., & Wimer, C. (2022). Estimating Monthly Poverty Rates in the United States. *Journal of Policy Analysis and Management*, 41(4), 1177–1203. <https://doi.org/10.1002/pam.22403>
- Stampini, M., Medellín, N., & Ibararán, P. (2023). *Transferencias Monetarias, Pobreza y Desigualdad en América Latina y el Caribe (Número de informe IDB-WP-01531)*. <http://www.iadb.org>