



Estudio Temático
Especial Demanda
Laboral



Instituto Nacional de Estadística y Censos

Autoridades:

Dirección Ejecutiva

Roberto Castillo Añazco

Subdirección General

Jorge García-Guerrero

Coordinación General Técnica de Innovación en Métricas y Análisis de la Información

Lorena Moreno Enríquez

Dirección de Estudios y Análisis de la Información

Cristhian Rosales Castillo

Revisión

Lorena Moreno Enríquez

Cristhian Rosales Castillo

Elaboración:

Laboratorio de Dinámica Laboral y Empresarial – Proyecto de Reconversión de la Educación Técnica y Tecnológica Superior Pública del Ecuador (LDLE – PRETT):

Gestión del subcomponente de demanda laboral

María Isabel García Mosquera

Natalia Garzón Durango

Cristhian Rosales Castillo

Equipo técnico

Especialista de demanda laboral

David Puebla Robles (Consultor PRETT)

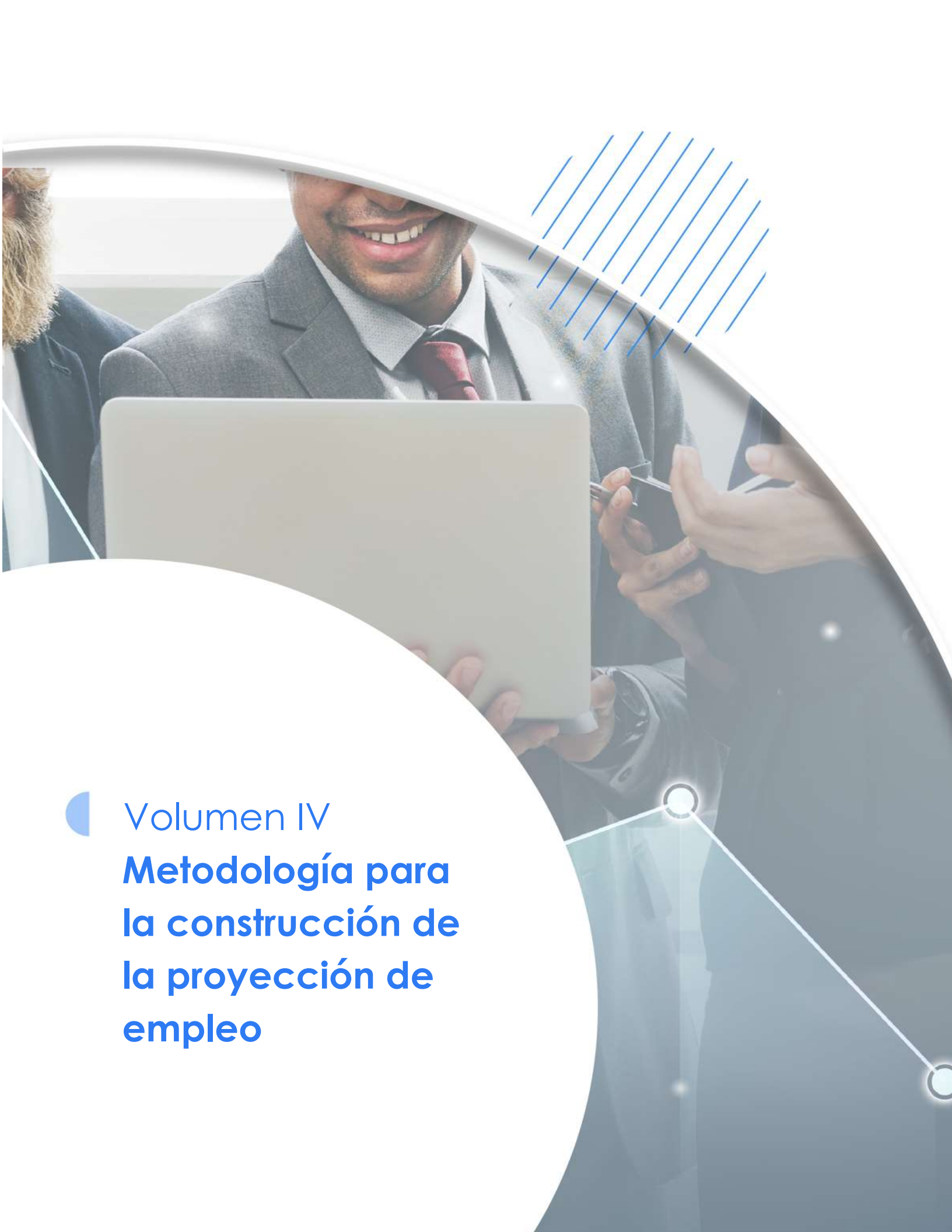
Analistas de demanda laboral

Kathia Pinzón Venegas (Consultora PRETT)

Miguel Coral Carvajal (Consultor PRETT)

Diseño y Diagramación:

Esteban Palacios Jaramillo



● Volumen IV
**Metodología para
la construcción de
la proyección de
empleo**

Tabla de contenido

1.	INTRODUCCIÓN.....	1
2.	MODELO DE PROYECCIÓN DE EMPLEO	2
2.1.	Revisión de literatura	2
2.2.	Metodología de proyección de empleo para el caso ecuatoriano	4
2.2.1.	Producción sectorial: Enfoque de Matriz Insumo-Producto.....	4
2.2.2.	Matriz de Empleo Nacional.....	13
2.2.3.	Empleo Sectorial y por Grupos de Ocupación	17
2.3.	Desempeño de la metodología	21
2.3.1.	Desempeño del modelo	21
3.	LIMITACIONES METODOLOGICAS Y DE LAS FUENTES DE INFORMACIÓN	25
3.1.	Limitaciones metodológicas.....	25
3.2.	Limitaciones de las fuentes de información	25
4.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	26
5.	REFERENCIAS.....	28
6.	ANEXOS	31

1. INTRODUCCIÓN

La disponibilidad de información estadística sobre mercado laboral, pobreza, desigualdad, cuentas nacionales, entre otros, resulta clave para el monitoreo de la economía y la toma adecuada de decisiones. En el ámbito laboral, existen oficinas de estadística referentes a nivel mundial que generan un amplio conjunto de indicadores que contribuyen a tener un panorama amplio sobre la dinámica del mercado de trabajo de los países no solamente del periodo actual, sino también de años anteriores y futuros¹.

Existe una gran cantidad de países que cuentan con sistemas de información de buena calidad, lo que les permite monitorear el estado actual y la evolución histórica de la economía de manera precisa y tener diagnósticos acertados para la elaboración de propuestas y la implementación de políticas públicas. Un aspecto común que comparten estos países es su alto nivel de desarrollo institucional, lo cual a su vez se encuentra ligado al desarrollo económico y social. Esta realidad no está presente en los países en vías de desarrollo pues sus brechas institucionales con relación a los países más avanzados se ven reflejadas en varios ámbitos incluyendo la calidad de los sistemas de información (Alessandro, 2017), aunque han existido esfuerzos importantes durante los últimos años (Bernasconi et al., 2016; Arbeláez, 2003). A nivel regional, Gontero y Zambrano (2018) describen varios observatorios laborales² existentes en la región para el monitoreo del comportamiento del mercado laboral, investigación y formulación de propuestas de política, así como también la heterogeneidad de los grados de desarrollo y el uso de fuentes de encuestas o registros administrativos.

En el Ecuador también se ha evidenciado un avance importante en la calidad de los servicios que ofrecen las instituciones públicas, lo cual ha estado acompañado de una mejor sistematización de la información que poseen (SENPLADES, 2009). Esto ha permitido que varias entidades públicas del país cuenten con información relevante para el análisis de temáticas de interés público que se podría potenciar aún más con la articulación de información de otras entidades.

El Instituto Ecuatoriano de Estadística y Censos (INEC) a través del Laboratorio de Dinámica Laboral y Empresarial (LDLE) ha hecho un esfuerzo importante durante los últimos años en la identificación de información relevante, la transformación de registros administrativos a registros estadísticos y la integración de fuentes de varias entidades públicas. Como resultado de este trabajo se ha logrado obtener una herramienta de información consolidada que agrupa datos de varias entidades públicas del país encargadas de llevar a cabo la formulación, implementación y seguimiento de políticas laborales, impositivas, educativas, etc.

¹ Dos ejemplos a los cuales el lector puede referirse son la Oficina de Estadísticas Laborales de Estados Unidos (BLS) y el Portal de Estadísticas de Empleo y del Mercado Laboral de la OCDE.

² Los observatorios laborales, además de recolectar y manejar información laboral, también gestionan actividades de investigación en temas laborales, la formación de propuestas de política de empleo y la difusión de productos (Gontero y Zambrano, 2018; Farné, 2011).

La información del LDLE ha sido empleada para realizar estudios y análisis de la economía ecuatoriana, entre los cuales se puede destacar las publicaciones del panorama laboral y empresarial del Ecuador, varios documentos de trabajo y publicaciones³. La elaboración de estos trabajos muestra el potencial de la información existente, la cual puede acoplarse a las necesidades de los actores demandantes siempre que la información necesaria se encuentre disponible.

La participación del INEC dentro del proyecto PRETT se enfoca en la generación de insumos analíticos relacionados a la demanda de empleo mediante el uso del sistema de información existente basado en registros administrativos y en complemento con encuestas empresariales y de hogares. En este sentido, han sido varias las actividades llevadas a cabo en los meses de ejecución del proyecto que han permitido generar una herramienta de análisis específicamente enfocada a los objetivos del proyecto. En primer lugar, el reto fue construir una matriz de empleo con información de registros administrativos para posteriormente incorporar información proveniente de encuestas; y, en segundo lugar, generar proyecciones de la demanda laboral a partir de este insumo y datos de cuentas nacionales.

Este documento tiene como objetivo exponer el proceso llevado a cabo para obtener las proyecciones del empleo nacional para horizontes de hasta cinco años. Con el fin de llevar a cabo este objetivo se realizaron varios talleres con los actores involucrados como la SENESCYT y el Banco Mundial para dar a conocer el alcance de la información disponible y los posibles enfoques metodológicos. En este sentido, el INEC junto con los actores involucrados acordaron emplear el enfoque de la Matriz Insumo-Producto, luego de analizar otras experiencias internacionales, las ventajas y desventajas de esta metodología frente a otras, y el alcance y limitaciones de la información disponible.

Los resultados de las proyecciones que se obtendrían de este ejercicio constituyen un insumo que podría ser usado en el marco del PRETT para la microplanificación de la oferta de carreras técnicas y tecnológicas. Sin embargo, los resultados de proyecciones que pueden obtenerse podrían usarse también para fines más amplios y generales, ya que el modelo y los insumos utilizados consideran a toda la estructura de la economía.

2. MODELO DE PROYECCIÓN DE EMPLEO

2.1. Revisión de literatura

La proyección del empleo es una actividad de gran importancia dentro de las oficinas de estadística y dinámica laboral en un sinnúmero de países alrededor del mundo, puesto que se constituye en un insumo útil para la planificación gubernamental en varios ámbitos. Se han desarrollado determinadas metodologías para este objetivo, en función de distinta información disponible, y distintos objetivos concretos de predicción (en términos de desagregaciones, por ejemplo). Entre las metodologías más importantes y más utilizadas a nivel mundial están la Metodología de Proyección de Empleo del Buró de

³ Para más información véase <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/trabajo-y-empleo/>. Adicionalmente se han realizado otros estudios específicos sobre brechas salariales (Tamayo et al., 2018; Puebla, 2018), demanda laboral (Carrillo, 2019) y supervivencia empresarial (Puebla et al., 2018).

Estadísticas Laborales de EE.UU. (EPM-BLS-US, por sus siglas en inglés), y el Modelo de Proyección de Empleo (MPE) desarrollado por la OIT en colaboración con el Inforum de la Universidad de Maryland (Estados Unidos).

El EPM-BLS-US comprende una serie de seis pasos interrelacionados que se basan en varios supuestos: i) fuerza laboral, ii) economía agregada, iii) demanda final (PIB), iv) producción sectorial, v) empleo sectorial, y vi) empleo sectorial por ocupación (BLS-US, 2021). En la primera fase, se realizan proyecciones de la fuerza laboral basadas en expectativas del tamaño y composición futuros de la población. En la fase 2, se realizan proyecciones de crecimiento del PIB utilizando el modelo MA/US (Macroeconomic Advisers US, un modelo de equilibrio general diseñado exclusivamente para ese fin). En la fase 3, utilizando también el MA/US, se obtiene una matriz de demanda final proyectada por sectores y productos. Posteriormente, en la cuarta fase se implementa un Modelo Insumo-Producto (IO model) para derivar estimaciones sectoriales de la producción. En la fase 5, se proyecta el empleo sectorial necesario para producir la producción proyectada; para ello, la producción proyectada se utiliza en una regresión, conjuntamente con el empleo, la tasa salarial del sector, precios de producción del sector, y el tiempo. Finalmente, en la última fase, el empleo proyectado se desagrega por ocupaciones según los cambios estructurales esperados en la demanda de esas ocupaciones dentro de cada sector; para proyectar tales cambios, economistas de BLS revisan a fondo fuentes cualitativas (artículos académicos, entrevistas a expertos y noticias) y cuantitativas (datos históricos y proyecciones producidas externamente), para identificar tales cambios estructurales esperados en la economía (BLS-US, 2021).

El MPE de la OIT, por su parte, es una metodología que, orientada principalmente hacia la proyección del empleo en países en vías de desarrollo, varía en complejidad y sofisticación dependiendo de la disponibilidad y calidad de los datos, así como de los recursos involucrados en su desarrollo (Hilal, Sparreboom, & Meade, 2013). Este modelo permite estimar los cambios en la demanda laboral de una determinada unidad (contexto nacional, provincial, regional, y/o sectorial), como consecuencia del panorama macroeconómico del país, y de los movimientos y relaciones intersectoriales sintetizadas en la Matriz Insumo Producto de Leontief (Arias, 2013; Davalos, 2013). El MPE ha sido aplicado en varios países, como Ucrania, Vietnam, Mongolia, Filipinas y -en casos más similares al de Ecuador- en Colombia (Arias, Modelo de Proyección de Empleo para Colombia, 2013) y Perú (Davalos, 2013). Entre tales modelos desarrollados, el correspondiente a Filipinas, debido a su disponibilidad de datos más extensa, es el más sofisticado (Hilal, Sparreboom, & Meade, 2013).

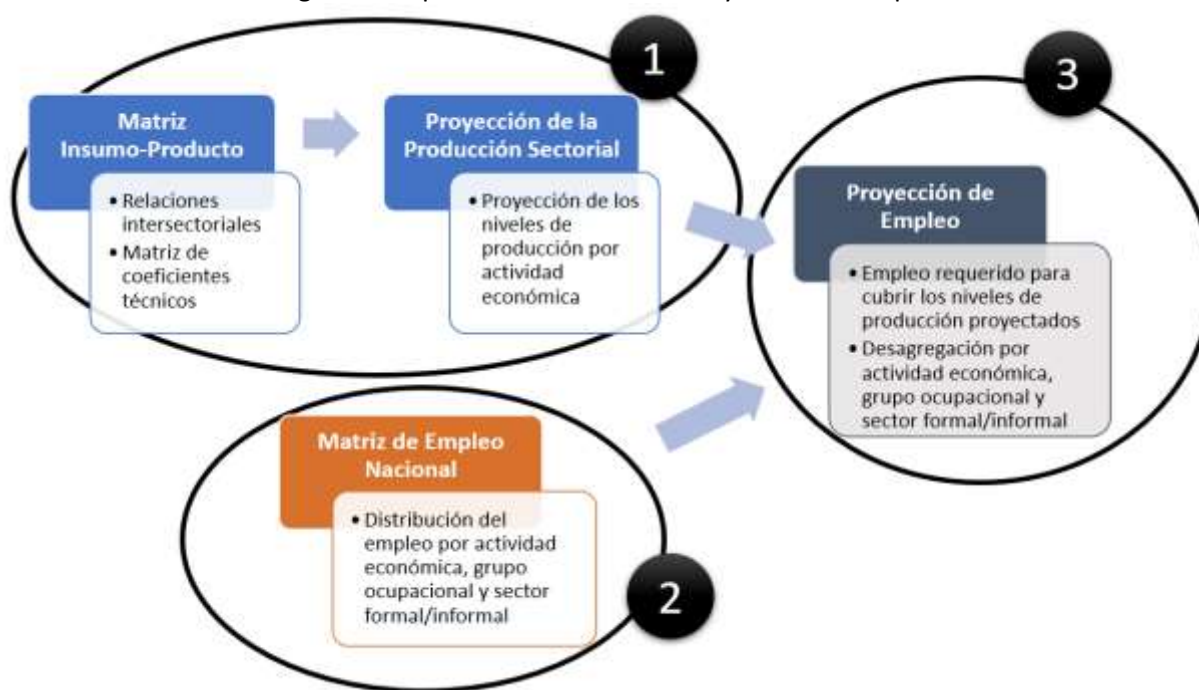
Los MPE de Colombia y Perú se desarrollaron de manera similar. En tales MPEs, la metodología parte de la proyección del escenario macroeconómico del país mediante la aplicación del Modelo Insumo-Producto: considerando el contexto en cuestión, se estima la demanda final futura por industria, la cual, por medio de la Matriz Insumo Producto (MIP), genera las estimaciones de la producción. En este sentido, las relaciones intersectoriales de la Matriz Insumo Producto son utilizadas para deducir una relación técnica entre la producción y la demanda final (Arias, 2013). Posteriormente, se estima la proyección de empleo por industria, tomando en cuenta la tasa de crecimiento de la producción futura, por industria. El proceso genera estimaciones de empleo por industria a nivel nacional. Finalmente, se proyecta el empleo sectorial futuro por ocupación, para lo cual, se aplican los coeficientes ocupacionales, es decir, la participación de las ocupaciones en las diferentes industrias (Thomas, 2015).

A pesar de que, en su versión más sofisticada, el MPE de OIT es similar al EPM-BLS-US, una ventaja del MPE de la OIT en la práctica es su versatilidad para adaptarse a contextos con limitada cantidad y calidad de información. Por esto último, la metodología que se ha tomado como base para la proyección del empleo en el caso de Ecuador, es el MPE de OIT.

2.2. Metodología de proyección de empleo para el caso ecuatoriano

El modelo de proyección de empleo se compone de tres etapas (Figura 1). En primer lugar, se determina el escenario macroeconómico esperado de cada sector económico para los siguientes años considerando los comportamientos específicos de cada uno y las dinámicas intersectoriales de la estructura económica a través de la Matriz Insumo Producto. En segundo lugar, se obtiene una matriz de empleo nacional que resume para cada año la distribución del empleo por rama de actividad, grupo ocupacional y sector formal/informal. En tercer lugar, se determina el nivel de empleo esperado para los siguientes años considerando las previsiones macroeconómicas del paso 1 y la estructura del empleo resumida en la matriz del paso 2. En las siguientes subsecciones se explica con mayor detalle el procedimiento que se realiza en cada etapa.

Figura 1. Esquema del Modelo de Proyección de Empleo



Fuente: Elaboración propia.

2.2.1. Producción sectorial: Enfoque de Matriz Insumo-Producto

El modelo Insumo-Producto se basa en una caracterización a nivel sectorial de una economía. En términos formales, el análisis parte de una economía que se encuentra categorizada en n sectores económicos.

Denotando como x_i a la producción total⁴ del sector i y como f_i a la demanda final de la producción del sector i , las transacciones que el sector i realiza a otros sectores y a la demanda final se puede escribir de la siguiente manera:

$$x_i = z_{i1} + \dots + z_{ij} + \dots + z_{in} + f_i = \sum_{j=1}^n z_{ij} + f_i \quad (1)$$

En términos matriciales se tiene que:

$$x = Zv + f \quad (2)$$

Donde los componentes z_{ij} de la matriz Z representan las ventas del sector i a todos los sectores j ; y f_i la parte de la producción del sector i que va dirigida a la demanda final; v es un vector de 1's.

Un supuesto fundamental del modelo Insumo-Producto es que los flujos entre industrias dependen completamente del nivel de producción del sector j . Así, para que el sector j alcance un mayor nivel de producción x_j , este deberá adquirir más insumos de cada uno de los sectores i , pero siempre en un sentido proporcional. Es así como se define el coeficiente técnico a_{ij} :

$$a_{ij} = \frac{z_{ij}}{x_j} \quad (3)$$

Luego, la ecuación (1) puede reescribirse como:

$$x_i = a_{i1}x_1 + \dots + a_{ij}x_j + \dots + a_{in}x_n + f_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j + f_i \quad (4)$$

Y en términos matriciales:

$$x = Ax + f \quad (5)$$

De esta ecuación se puede obtener el vector de producción x de la siguiente manera:

$$x = (I - A)^{-1} f \quad (6)$$

Donde $(I - A)^{-1}$ se conoce como la matriz inversa de Leontief o simplemente matriz de Leontief.

A partir de la ecuación (6) y definiendo un vector de demanda final \hat{f} hipotético, es posible aplicar el principio del modelo Insumo-Producto para obtener el vector de producción sectorial \hat{x} que resultaría de los niveles de demanda definidos en \hat{f} .

$$\hat{x} = (I - A)^{-1} \hat{f} \quad (7)$$

⁴ La producción total del sector i se define como la suma del consumo intermedio y la demanda final de los bienes y servicios generados por el sector i . El consumo intermedio consiste en los bienes y servicios utilizados en el proceso de producción que se consumen dentro del período contable. El consumo o demanda final consiste en los bienes y servicios utilizados por los hogares individuales o por la comunidad para satisfacer sus necesidades o deseos individuales o colectivos (ONU, 2008).

A partir de esta propuesta metodológica, la idea es obtener \hat{x}_t para los años t en adelante como:

$$\hat{x}_t = (I - A)^{-1} \hat{f}_t \quad (8)$$

Donde A es la matriz de coeficientes técnicos del último año con información disponible (en este caso 2019). De este modo, la parte fundamental de las proyecciones de los niveles de producción x radica en los niveles de demanda proyectados f_t , en donde se debe considerar la dinámica propia de cada sector económico. Adicionalmente, es importante tomar en cuenta que para el caso ecuatoriano se dispone de Matrices Insumo Producto expresadas solamente en precios corrientes, por lo que tanto los vectores \hat{x}_t y \hat{f}_t necesariamente deben expresarse en estos términos para que se justifique el uso de la matriz de coeficientes técnicos observada A . En adelante, salvo que se especifique lo contrario, \hat{x}_t y \hat{f}_t serán vectores expresados en términos corrientes.

Usualmente, los niveles f_t se fijan en base a las tasas de crecimiento pasadas de cada sector y realizando algunos ajustes en caso de que un determinado sector entre en una coyuntura en particular. Otra alternativa es utilizar métodos econométricos, cuyas estimaciones futuras se basan en la evolución observada en los años anteriores. Estas estrategias pueden tener limitaciones para predecir eventos inesperados como la crisis de la COVID-19, sin embargo, se espera que los modelos se reajusten a la tendencia lo más pronto posible a medida que se disponga de información real de los impactos económicos.

2.2.1.1. Estimación de la demanda final y la producción sectorial

Tomando como referencia la ecuación (8), es claro que los insumos necesarios para obtener el vector de producción por cada sector económico \hat{x}_t son la matriz de coeficientes técnicos A y el vector de demanda final por sector económico \hat{f}_t . El vector de demanda final debe ser estimado para los años en los que se requiera tener las proyecciones de empleo, siendo lo más recomendable un horizonte máximo de cinco años.

La estrategia para obtener el vector \hat{f}_t consiste en la aplicación de una metodología híbrida que combina a dos conjuntos de proyecciones que se obtienen a partir de dos modelos diferentes. A continuación, se presentan las metodologías de los modelos A y B que se usaron para obtener las proyecciones de la demanda final \hat{f}_{At} y \hat{f}_{Bt} . Posteriormente, se expone la justificación del uso de una metodología híbrida y cómo ambas proyecciones fueron combinadas para obtener el vector \hat{f}_t .

2.2.1.1.1. Modelo A: Proyección de la demanda final con modelo AR Markov-Switching

La obtención de las proyecciones de la demanda final sectorial en términos corrientes con el Modelo A (\hat{f}_{At}) se realizó en varias etapas. En primer lugar, se usa la información trimestral del Valor Agregado Bruto (VAB) a precios constantes por ser información que el Banco Central del Ecuador pone a disposición con un rezago de tiempo de aproximadamente tres meses. Esta variable se proyecta hasta el último trimestre del periodo de análisis a través de la metodología AR Markov-Switching y posteriormente se agregan los resultados anualmente. Este proceso se realiza con el fin de aprovechar la información del trimestre más reciente, el cual permite al modelo adecuar su rumbo y tener resultados anuales que consideren el último

comportamiento real observado. Luego, el VAB a precios constantes se transforma a VAB a precios corrientes y posteriormente a demanda final en términos corrientes (\hat{f}_{At}), a través de deflatores del VAB y ratios de la demanda final corriente con respecto al VAB corriente. Cabe señalar que no se optó por proyectar directamente el VAB trimestral a precios corrientes debido a que la variación de precios incorpora ruido al modelo⁵. A continuación, se expone con mayor detalle el proceso realizado.

1) Proyección del VAB

Con la información del VAB trimestral a precios constantes publicada en el portal del Banco Central del Ecuador, se realiza una proyección del VAB trimestral de cada sector económico para un horizonte máximo de cinco años. La proyección se realizó tomando como base las tasas de crecimiento interanuales de los VAB trimestrales a precios constantes empleando el modelo univariado de Markov-Switching⁶. Siendo Δy_{qk} la variación interanual del VAB del sector económico k del trimestre q con respecto al trimestre $q - 4$, el modelo de Markov-Switching univariado tiene la siguiente forma:

$$\Delta y_{qk} = \mu_{S_{qk}} + \rho \Delta y_{q-1,k} + \dots + \rho_r \Delta y_{q-r,k} + \varepsilon_{qk} \quad (9)$$

$$\mu_{S_{qk}} = \mu_{0k} + \mu_{1k} S_{qk} \quad \mu_{0k} < 0 \quad (10)$$

$$\varepsilon_{qk} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_k}^2) \quad (11)$$

Donde $S_{qk} = \{0,1\}$ es una variable de estado no observada que permite al parámetro $\mu_{S_{qk}}$ cambiar entre dos regímenes, siguiendo un proceso de Markov de primer orden con probabilidades de transición $p_{ij} = \Pr[S_{qk} = j | S_{q-1,k} = i]$ donde $\sum_{j=0}^1 p_{ij} = 1$, $i, j = 0,1$. El modelo estima las probabilidades de la transición entre estados no observables que representan las fases del ciclo económico que se determinan con el conjunto de información disponible hasta el trimestre más reciente I_{qk} , es decir $\Pr[S_{qk} = j | I_{qk}]$. Los dos estados se refieren a una fase de expansión y crisis.

⁵ Dos fuentes de ruido al momento de considerar la serie del VAB en precios corrientes son los diferentes patrones de inflación en el país antes y después de 2016, y la alta volatilidad de precios que dificulta estimar con precisión la producción de sectores como Minas. Dado que el modelo no incorpora información auxiliar que permita controlar las variaciones del precio, se optó por proyectar el VAB de cada sector en términos constantes por su estabilidad.

⁶ Un mayor detalle del modelo puede encontrarse en Elliot y Timmermann (2013). Los autores realizan una comparación de la precisión de varios modelos econométricos para predecir la tasa de crecimiento del PIB real de los Estados Unidos. Como resultado de la comparación se encontró que el modelo Markov-Switching univariado se encuentra entre los modelos que mejor desempeño presentan a pesar de trabajar solamente con la variable de producción. En el presente ejercicio, también se evaluaron los criterios de información con varios retardos. Si bien, en algunos sectores hay modelos con más de un retardo que se desempeñan mejor según los criterios de información, las diferencias no son muy importantes y cuando se realizan proyecciones simulando la información disponible en varios puntos de corte, los modelos con más de un retardo presentan problemas de convergencia y pueden generar inconvenientes futuros en caso de una actualización de resultados.

Luego de realizar varias operaciones, las proyecciones se obtienen con la siguiente expresión (Ver Elliot y Timmermann (2013) para mayores detalles sobre los términos de la expresión):

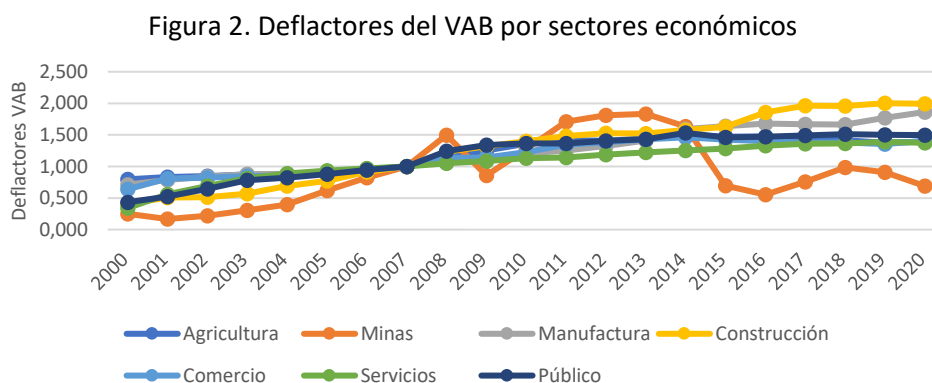
$$E(y_{q+h,k}|I_{qk}) = \mu_{0k} + \{\pi_{1k} + \lambda_k^m [\Pr(S_{qk} = 1|I_t) - \pi_{1k}]\}(\mu_{1k} - \mu_{0k}) + e'_{1k} \Phi^m \tilde{Y}_{qk} \quad (12)$$

Donde $\tilde{y}_{iqk} = y_{q-i+1,k} - \mu_{0k} \Pr(S_{q-i+1,k} = 0|I_t) - \mu_{1k} \Pr(S_{q-i+1,k} = 1|I_t)$ es el elemento i del vector \tilde{Y}_{qk} .

Luego de contar con las proyecciones trimestrales del VAB para cada sector económico, los resultados se agregan anualmente para realizar un re-escalamiento tomando como referencia los niveles del PIB real proyectados por el World Economic Outlook. Esto último se realiza debido a que con la metodología actual, al obtener proyecciones del VAB de cada sector económico por separado, no se puede garantizar que al agregar los resultados se tengan resultados consistentes con otras fuentes.

2) Transformación del VAB en precios constantes a valores corrientes

La transformación de los valores proyectados del VAB en precios constantes al VAB en precios corrientes se realiza debido a que las matrices Insumo-Producto disponibles se encuentran expresadas en estos términos. Para los años con información disponible se estimaron deflatores del VAB para cada sector económico mediante ratios entre el VAB constante y corriente. La Figura 2 muestra la evolución de los deflatores del VAB. Salvo los casos de Minas y Manufactura, el resto de los sectores tienen una evolución relativamente constante desde el 2017. Para obtener las proyecciones del VAB corriente se aplicaron los deflatores promedio de los tres últimos años a las proyecciones del VAB a precios constantes.



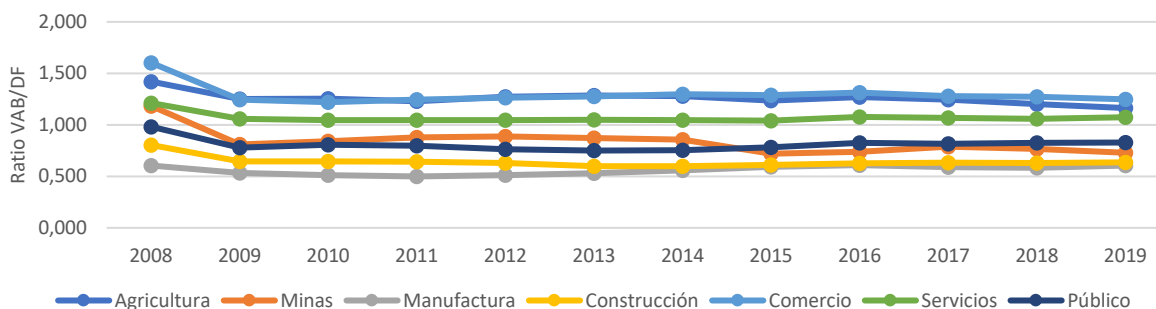
Fuente: Elaboración propia a partir de datos del Banco Central del Ecuador.

3) Transformación del VAB a Demanda Final en valores corrientes

Si bien el VAB y la Demanda Final son dos formas distintas de medir la producción de una economía, esto es cierto cuando se ve a una economía en términos agregados. Si se hace una comparación entre estas variables a nivel de sector económico se puede identificar que esta relación no necesariamente es uno a uno (Figura 3). La razón viene dada porque la demanda final de un sector económico refleja el consumo final que realizaron los agentes (sector privado, sector público, FBKF) en bienes o servicios producidos, lo cual no necesariamente es igual al valor agregado que ha sido capaz de generar el mismo sector

económico en la cadena de producción. Por ejemplo, el sector manufacturero puede producir una cierta cantidad de bienes que se destina al consumo final de los agentes (demanda final del sector), lo cual no necesariamente es igual al valor agregado que generó en su cadena de producción, lo cual es el resultado de la diferencia entre sus ventas y todos los insumos que requirió para su producción. Debido a que la relación entre el VAB y la Demanda Final corriente es estable, se tomó el promedio de los tres últimos años para pasar las proyecciones del VAB a proyecciones de demanda final corriente.

Figura 3. Ratio entre el VAB y la Demanda Final a precios corrientes



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del Banco Central del Ecuador.

2.2.1.1.2. Modelo B: Proyección de la demanda final con modelos VECM y SEM

En esta sección se presentan los pasos que sigue el Modelo B para obtener las proyecciones de la demanda final corriente por sectores económicos (\hat{f}_{Bt}). Este enfoque se basa en el uso de Modelos SEM (Modelos de Ecuaciones Estructurales) para obtener las proyecciones del 2020 y Modelos VECM (Modelos Vectoriales de Corrección de Errores) para otros años distintos a 2020. En ambos casos se generan proyecciones trimestrales de la demanda final usando como variables auxiliares al VAB sectorial, el PIB, y una variable de probabilidad de crisis estimada con el modelo AR Markov Switching.

1) Aplicación de Modelos de Ecuaciones Estructurales para 2020

Los modelos de ecuaciones estructurales (Structural Equation Modeling, SEM) son una técnica que combina la regresión múltiple y el análisis factorial, y que permite al investigador no solo evaluar las interrelaciones complejas de dependencia entre variables sino también incorporar los efectos del error de medida sobre los coeficientes estructurales al mismo tiempo (Cupani, 2012). Estos modelos permiten examinar una serie de relaciones de dependencia de forma simultánea, y son particularmente útiles cuando una variable dependiente se convierte en variable independiente en ulteriores relaciones de dependencia. Usualmente, los SEM contienen 2 partes importantes: el “componente estructural” que muestra dependencias causales entre las variables endógenas y exógenas, y el “componente de medición” que muestra las relaciones entre las variables latentes y sus indicadores (Medrano & Muñoz-Navarro, 2017).

Este enfoque metodológico se usó para determinar los valores de la demanda final por sectores económicos del año 2020 usando la información trimestral de un conjunto de variables entre 2000 y 2021. La especificación empleada es una regresión lineal múltiple, por ser un caso particular de los SEM. Para cada sector económico g se estimó un modelo de la siguiente forma:

$$\Delta DF_{gt} = \beta_0 + \beta_1 \Delta VAB_{gt} + \beta_2 \Delta PIB_t + \beta_3 prob_crisis_t + \varepsilon_{gt} \quad (13)$$

Donde ΔDF_{gt} es la diferencia del logaritmo de la demanda final del sector g ; ΔVAB_{gt} es la diferencia del logaritmo del VAB del sector g , ΔPIB_t es la diferencia del logaritmo del PIB⁷, y $prob_crisis_t$ es una variable de probabilidad de crisis⁸. En este caso, todas las variables están expresadas en términos corrientes. Dado que las proyecciones se realizan sobre un conjunto de series con periodicidad trimestral, estas se agregan anualmente para obtener la información de \hat{f}_{Bt} correspondiente al 2020.

2) Aplicación de Modelos Vectoriales de Corrección de Errores para años distintos a 2020

Los Modelos Vectoriales de Corrección de Errores (VECM) permiten identificar la interacción entre un conjunto de variables que muestran una relación de equilibrio de largo plazo. Puesto que la especificación de un modelo VECM se complejiza de manera importante al añadir variables -debido a que capta relaciones de corto y largo plazo entre ellas-, a continuación, se resume los fundamentos metodológicos para el caso de un modelo con dos variables, teniendo en cuenta que las conclusiones que se obtienen son generalizables a modelos con más variables (Greene, 2018; Wooldridge, 2013).

Al considerar dos series temporales x y y , no estacionarias y que presentan una relación de largo plazo⁹, se puede estimar un Modelo de Corrección de Errores de la siguiente forma:

$$\Delta y_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta x_t + \lambda \mu_{t-1} + \varepsilon_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta x_t + \lambda (y_{t-1} - \alpha_0 - \alpha_1 x_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (14)$$

Esta expresión (relación de corto plazo) muestra la forma en que la variable y_t se comporta en cada período, dependiendo del nivel de desequilibrio en que se encuentre. μ_{t-1} representa la magnitud en la

⁷ El modelo para el sector de Minas incluye además las variables de consumo de los hogares y del gobierno expresadas en diferencias del logaritmo.

⁸ Usando el enfoque del modelo AR Markov Switching descrito en la sección 2.1.1.a, se estimaron las probabilidades de transición entre estados no observables que representan las fases del ciclo económico, usando como variable indicativa la evolución trimestral del PIB y como variables independientes los ingresos petroleros y variables dummy para capturar eventos particulares. A esta probabilidad de transición se la denomina en el presente documento como probabilidad de crisis. Posteriormente, esta variable es proyectada mediante un modelo AR(1) hasta el último año de la ventana de tiempo de las proyecciones a fin de que pueda ser incluida en los modelos de la demanda final para captar posibles escenarios futuros de crisis.

⁹ Dos series de tiempo tienen una relación de largo plazo o están cointegradas si existen parámetros α_0 y α_1 tales que $\mu = y_t - \alpha_0 - \alpha_1 x_t$ es estacionaria.

cual y_t se encontraba bajo (o sobre) su valor de equilibrio de corto plazo en el período anterior. El coeficiente λ representa la magnitud de la corrección del desequilibrio del período $t - 1$ que se aplica en el período t . Así, las ecuaciones que componen el sistema de relaciones de corto plazo están dadas por:

$$\begin{aligned}\Delta y_t &= \beta_{y0} + \beta_{yy1} \Delta y_{t-1} + \beta_{yx1} \Delta x_{t-1} + \lambda_y (y_{t-1} - \alpha_0 - \alpha_1 x_{t-1}) + v_t^y \\ \Delta x_t &= \beta_{x0} + \beta_{xy1} \Delta y_{t-1} + \beta_{xx1} \Delta x_{t-1} + \lambda_x (y_{t-1} - \alpha_0 - \alpha_1 x_{t-1}) + v_t^x\end{aligned}\tag{15}$$

En el sistema multi-ecuacional (VECM), los coeficientes λ son los coeficientes de corrección de error y miden la respuesta de cada variable al grado de desviación en el período previo. Al ampliar la especificación del caso bivariado al caso de n variables, p retardos para cada variable, y la adición de variables exógenas (contenidas en una matriz D_t), se obtiene el siguiente conjunto de ecuaciones¹⁰:

$$\begin{aligned}\Delta x_{1t} &= \beta_{10} + \beta_{111} \Delta x_{1,t-1} + \dots + \beta_{11p} \Delta x_{1,t-p} + \beta_{121} \Delta x_{2,t-1} + \dots + \beta_{12p} \Delta x_{2,t-p} + \beta_{1n1} \Delta x_{n,t-1} \dots + \beta_{1np} \Delta x_{n,t-p} \\ &\quad + \lambda_y (x_{1,t-1} - \alpha_0 - \alpha_1 x_{2,t-1} - \dots - \alpha_1 x_{n,t-1}) + D_t + v_t^{x_1} \\ \Delta x_{2t} &= \beta_{20} + \beta_{211} \Delta x_{1,t-1} + \dots + \beta_{21p} \Delta x_{1,t-p} + \beta_{221} \Delta x_{2,t-1} + \dots + \beta_{22p} \Delta x_{2,t-p} + \beta_{2n1} \Delta x_{n,t-1} \dots + \beta_{2np} \Delta x_{n,t-p} \\ &\quad + \lambda_y (x_{1,t-1} - \alpha_0 - \alpha_1 x_{2,t-1} - \dots - \alpha_1 x_{n,t-1}) + D_t + v_t^{x_2} \\ &\quad \dots \\ \Delta x_{nt} &= \beta_{n0} + \beta_{n11} \Delta x_{1,t-1} + \dots + \beta_{n1p} \Delta x_{1,t-p} + \beta_{n21} \Delta x_{2,t-1} + \dots + \beta_{n2p} \Delta x_{2,t-p} + \beta_{nn1} \Delta x_{n,t-1} \dots + \beta_{nnp} \Delta x_{n,t-p} + \\ &\quad \lambda_y (x_{1,t-1} - \alpha_0 - \alpha_1 x_{2,t-1} - \dots - \alpha_1 x_{n,t-1}) + D_t + v_t^{x_n}\end{aligned}\tag{16}$$

Este enfoque metodológico se usó para determinar los valores de la demanda final por sectores económicos para los años distintos a 2020¹¹. En los modelos de todos los sectores económicos se incluyó un retardo y rango 1 de cointegración. Las variables consideradas fueron la demanda final del sector económico g , el VAB del sector g , el PIB y la variable de probabilidad de crisis¹². Las tres primeras variables

¹⁰ Como parte del proceso de estimación de este modelo, en primera instancia, luego de la comprobación de no estacionariedad de las variables con el test Dickey-Fuller, es necesario determinar el número de relaciones de cointegración existentes entre las variables, y la forma de tal/es relación/es (con o sin tendencia) de cointegración mediante el conocido test de Johansen. Por otro lado, el número de retardos por variable a incluir en el modelo se determina mediante un análisis entre criterios de información (Akaike's information criterion AIC, Schwarz's Bayesian information criterion SBIC, y Hannan and Quinn information criterion HQIC). Así, de manera general, una vez determinada la cantidad y forma de cointegración, y el número de retardos, se procede a estimar el modelo, incluyendo también las variables exógenas que puedan ser relevantes en la estimación. Finalmente, para evaluar la validez del modelo, mediante tests se verifica el cumplimiento de significancia del coeficiente de cointegración, y los supuestos de normalidad y no autocorrelación de los residuos.

¹¹ Para obtener proyecciones luego del año 2020, se usaron los valores de la demanda final observados hasta 2019 y los valores proyectados a través del modelo estructural para el año 2020.

¹² El modelo para el sector de Minas incluye además las variables de consumo de los hogares y del gobierno expresadas en diferencias del logaritmo.

se expresaron en logaritmo. Finalmente, se obtuvieron las proyecciones trimestrales de la demanda final, las cuales se agregaron por año para obtener el \hat{f}_{Bt} .

2.2.1.1.3. Cálculo de proyecciones híbridas de la demanda final

La estrategia usada para obtener el vector \hat{f}_t consiste en la aplicación de una metodología híbrida que combina resultados de proyecciones de dos modelos diferentes. Esta estrategia tiene como fin evitar las desventajas de trabajar solamente con las proyecciones de un modelo único. En primer lugar, las proyecciones de una misma variable que se obtienen con distintos modelos pueden ser diferentes debido al tipo de especificación del modelo y los supuestos subyacentes como contar con parámetros variantes o invariantes en el tiempo, modelos lineales y no lineales, modelos multivariantes y univariantes, entre otros. Otro aspecto para destacar es que, en la práctica, puede ser difícil encontrar un modelo que domine estrictamente al resto de opciones en términos de precisión (Timmermann, 2006).

El uso de las metodologías híbridas de proyecciones ha generado resultados exitosos en la práctica, lo que ha motivado un uso amplio no solo en la economía, sino también en meteorología, demografía, política, etc, (Timmermann, 2006). En general, la precisión de las estimaciones de una metodología que combina los resultados de dos o más modelos supera, en promedio, a los resultados de cada modelo por separado. (Timmermann, 2006; Clemen, 1989; Stock y Watson, 2001, 2004; Marcellino, 2004). Las razones principalmente recaen en el aprovechamiento de las virtudes de cada modelo, cuando por ejemplo existen diferencias en la velocidad de adaptación al observar datos de una crisis. Asimismo, si se ve a un modelo de proyecciones como un modelo de aproximaciones locales, es improbable que un mismo modelo genere los mejores resultados en cada punto del tiempo, ya que dependiendo de la información pasada disponible pueden existir modelos que respondan de mejor manera que otras dependiendo de sus virtudes y la coyuntura económica real. Un aspecto final que motiva el uso de estos modelos es el tipo de función de pérdida que cada investigador considere para evaluar la precisión de un modelo, ya que algunos pueden penalizar más que otros los errores positivos, o viceversa (Timmermann, 2006).

Para calcular el vector \hat{f}_t se realizó una combinación lineal de los resultados de los modelos de proyección A y B:

$$\hat{f}_t = \omega_A \hat{f}_{At} + \omega_B \hat{f}_{Bt} \quad (17)$$

Donde ω_A y ω_B son los pesos asignados a cada modelo. Para calcular los ponderadores de cada modelo se siguió el enfoque propuesto por Stock y Watson (2001), el cual consiste en asignar los pesos ω dependiendo el nivel de precisión de las estimaciones según los Errores Cuadráticos Medios (ECM). Bajo este enfoque, los pesos ω_A y ω_B se calcularon de la siguiente forma:

$$\omega_A = \frac{1/ECM_A}{1/ECM_A + 1/ECM_B} \quad (18)$$

$$\omega_B = \frac{1/ECM_B}{1/ECM_A + 1/ECM_B} = 1 - \omega_A \quad (19)$$

Cabe además destacar que \hat{f}_t contiene los valores proyectados de la demanda final de siete sectores económicos (agricultura, minas, manufactura, construcción, comercio, servicios y sector público) y que los modelos A y B generaron proyecciones para cada uno de ellos. Por lo tanto, se calcularon pesos relativos de los modelos A y B para cada sector económico. Finalmente, para calcular los pesos relativos de los modelos se empleó un enfoque dinámico de proyección para calcular los ECM simulando la disponibilidad de información hasta determinados puntos del tiempo y evaluando la precisión de las proyecciones en el mediano plazo. En concreto, se estimó la demanda final con los modelos A y B considerando datos hasta $t = 2012, 2013, \dots, 2017$, se obtuvieron las proyecciones para los años $t + 1, t + 2$ y $t + 3$, y posteriormente se calcularon los ECM entre los tres datos proyectados y los datos observados en cada punto de corte. Posteriormente, los ECM obtenidos se promediaron para obtener un valor que sintetice la precisión del modelo fuera de muestra al simular información disponible hasta los años entre 2012 y 2017. La Tabla 1 resume los resultados obtenidos para cada modelo y los ponderadores calculados con las ecuaciones (17) y (18) para obtener el vector de demanda final \hat{f}_t con la ecuación (16).

Tabla 1. ECM de los modelos de demanda final con varios puntos de corte en el horizonte $t + 1$ a $t + 3$.

a) Modelo A

SECTOR	2012	2013	2014	2015	2016	2017	ECM Promedio	Ponderador
Agricultura	694,171	119,532	322,549	160,603	184,968	714,458	366,047	63%
Minas	631,997	332,078	352,674	379,576	684,828	472,037	475,532	89%
Manufactura	1,922,197	2,528,778	1,847,766	1,169,863	1,045,499	2,500,924	1,835,838	36%
Construcción	1,830,171	2,813,947	4,722,543	1,647,549	584,886	1,403,277	2,167,062	53%
Comercio	196,500	747,524	931,401	149,958	202,906	1,033,624	543,652	48%
Servicios	32,470,178	2,284,307	3,655,038	1,772,352	313,341	2,146,642	7,106,977	18%
Público	463,862	647,226	738,917	579,936	1,153,978	1,236,210	803,355	59%

b) Modelo B

SECTOR	2012	2013	2014	2015	2016	2017	ECM Promedio	Ponderador
Agricultura	578,756	404,861	1,122,537	512,107	471,675	678,312	628,041	37%
Minas	4,412,544	7,573,096	5,701,292	1,632,661	1,781,767	1,541,881	3,773,873	11%
Manufactura	1,415,088	781,706	1,821,221	926,355	1,067,036	303,688	1,052,515	64%
Construcción	676,266	771,896	1,909,084	2,777,251	4,020,056	4,619,288	2,462,307	47%
Comercio	467,414	559,736	824,216	264,806	534,502	322,570	495,541	52%
Servicios	478,681	1,503,786	2,393,035	791,998	677,542	3,350,285	1,532,555	82%
Público	447,908	1,103,333	1,601,767	985,162	1,135,329	1,682,467	1,159,328	41%

Fuente: Elaboración propia a partir de datos del Banco Central del Ecuador.

Una vez que se cuenta con estos ponderadores, se obtienen las proyecciones de los vectores de demanda final \hat{f}_t , y se usa la expresión (8) para obtener los vectores de producción total x_t .

2.2.2. Matriz de Empleo Nacional

Las matrices de empleo tienen como fin resumir la estructura del mercado laboral de una economía en base a características como la distribución por sectores económicos, grupos de ocupación, características demográficas, nivel de calificación, horas trabajadas, salarios, entre otras. En el contexto del modelo de

proyección de empleo, una matriz de empleo constituye el marco de referencia subyacente a una estructura económica que puede cambiar en los siguientes años dependiendo del escenario macroeconómico esperado.

Por lo general, la disponibilidad de información define el alcance que puede llegar a tener una matriz de empleo, en términos de la cantidad de variables, cobertura del empleo y periodicidad. En el caso ecuatoriano, la construcción de la matriz de empleo partió del uso de varias fuentes de información incluyendo encuestas y registros administrativos¹³. La disponibilidad de información permitió clasificar al empleo en tres dimensiones (grupo ocupacional, rama de actividad y sector formal/informal¹⁴) desde 2017 en adelante. Para años anteriores no fue posible construir una matriz de empleo debido a que las encuestas empresariales no contaban con una variable que permita clasificar al empleo por grupo de ocupación.

En primera instancia, la matriz de empleo construida permite determinar cómo el empleo medido en número de personas se clasifica en cada uno de los niveles de desagregación. Sin embargo, la producción de una economía podría no estar ligada fuertemente al número de personas sino al trabajo efectivo realizado durante un periodo de tiempo. El cálculo del empleo equivalente a tiempo completo justamente busca determinar el nivel de trabajo efectivo ejercido a lo largo de un periodo normalizando el número de horas trabajadas a la jornada laboral de tiempo completo. Por ejemplo, dos personas que estuvieron trabajando a medio tiempo durante un año se contabilizan como dos trabajadores (empleo en número de personas), pero como un trabajador equivalente a tiempo completo (empleo equivalente). Por lo tanto, en una segunda instancia, se procedió a transformar la matriz de empleo medida en número de personas a una matriz de empleo equivalente a tiempo completo a fin de establecer de mejor manera la relación del empleo con el nivel de producción esperado en los próximos años. A continuación, se detalla el proceso realizado para obtener las dos matrices de empleo.

¹³ Una explicación detallada del proceso de construcción de la matriz de empleo basada en registros administrativos puede encontrarse en Puebla et al. (2021).

¹⁴ Las desagregaciones realizadas son las siguientes:

- Grupo ocupacional (9 grupos de la CIUO): Directores y gerentes; Profesionales científicos e intelectuales; Técnicos y profesionales de nivel medio; Personal de apoyo administrativo; Trabajadores de los servicios y vendedores de comercios y mercados; Agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros; Oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios; Operadores de instalaciones y máquinas y ensambladores; Ocupaciones elementales
- Ramas de actividad (7 grandes sectores): Agricultura, silvicultura y pesca; Explotación de minas y canteras; Industrias manufactureras; Construcción; Comercio al por mayor y al por menor, reparación de los vehículos de motor y de las motocicletas; Servicios; Sector público.
- Tipo de sector (2 sectores): Formal e Informal.

2.2.2.1. Matriz de empleo nacional en número de personas

Dado que no existe una fuente de información única que resuma adecuadamente la distribución del empleo bajo los tres niveles de desagregación¹⁵, se procedió a combinar varias fuentes de información en función de sus coberturas (Tabla 2), pero teniendo en cuenta que como mínimo permitan clasificar al empleo que captan en grupos ocupacionales. La disponibilidad de las otras dos dimensiones de análisis (rama de actividad y sector formal/informal) en las fuentes utilizadas permitió determinar la forma más adecuada de combinar las fuentes dependiendo de los subgrupos que cubren, lo cual se describe a continuación.

En primer lugar, se realizó una distinción entre las fuentes de información que cubren al empleo formal e informal de la economía, entendiendo al empleo formal como aquel registrado en la seguridad social. El empleo formal se encuentra cubierto en los registros administrativos del LDLE, en encuestas empresariales como la ENESEM y la Encuesta de Demanda Laboral de Pequeñas Empresas, y en la encuesta de hogares ENEMDU, mientras que el empleo informal solamente se encuentra cubierto en la ENEMDU. Por esta razón, para el empleo formal se priorizó el uso de las fuentes alternativas a la ENEMDU, mientras que, para el empleo informal se usó esta fuente por ser la única que capta al subuniverso.

En segundo lugar, se identificaron las ramas de actividad que se encuentran cubiertas por las fuentes de información utilizadas. Si bien en el caso de los registros administrativos del LDLE se encuentran registrados los trabajadores que aportan a la seguridad social y en la ENEMDU el empleo nacional de todas las ramas de actividad, en lo que concierne a las encuestas empresariales (ENESEM y Encuesta de Demanda Laboral de Pequeñas Empresas) no se cuenta con cobertura para las ramas de agricultura y sector público.

Finalmente, luego de identificar las fuentes que permiten obtener el nivel de empleo por grupo de ocupación, rama de actividad y sector formal/informal, fue posible construir una matriz de empleo nacional que consolida todas estas dimensiones. Asimismo, para construir una matriz de empleo que sea representativa de cada año de 2017 en adelante, se promedió la información de todas las rondas disponibles en cada año por fuente de información. Los detalles sobre la agregación de información se encuentran en el Anexo 1.

¹⁵ Si bien la ENEMDU es una encuesta que captura al empleo a nivel nacional y además cuenta con las variables que permiten generar los tres niveles de desagregación, su diseño y la capacidad de inferencia no garantiza la precisión de los indicadores y las desagregaciones planteadas. Por esta razón se priorizó el uso de otras fuentes en la medida que exista información pueda sustituir a la que se obtendría ENEMDU y con ello reducir al mínimo posible su uso como en el caso del empleo informal.

Tabla 2. Fuentes de información empleadas para la construcción de la matriz de empleo

Sector	Empleo total (Personas)	Empleo formal		Empleo informal	
		Personas	Composición ocupacional	Personas	Composición ocupacional
Agricultura	ENEMDU	IESS	IESS	ENEMDU – IESS	ENEMDU informal
Minas	ENEMDU	IESS	ENESEM	ENEMDU – IESS	ENEMDU informal
Manufactura	ENEMDU	1. ENESEM 2. IESS – ENESEM	1. ENESEM 2. EDLPE	ENEMDU – IESS	ENEMDU informal
Construcción	ENEMDU	1. ENESEM 2. IESS – ENESEM	1. ENESEM 2. EDLPE	ENEMDU – IESS	ENEMDU informal
Comercio	ENEMDU	1. ENESEM 2. IESS – ENESEM	1. ENESEM 2. EDLPE	ENEMDU – IESS	ENEMDU informal
Servicios	ENEMDU	1. ENESEM 2. IESS – ENESEM	1. ENESEM 2. EDLPE	ENEMDU – IESS	ENEMDU informal
Sector público	ENEMDU	ENEMDU	MEF, GADs y EPs	ENEMDU – IESS	ENEMDU informal

Fuente: Elaboración propia a partir de encuestas empresariales, de hogares, y registros administrativos del LDLE-INEC.

2.2.2.2. Matriz de empleo equivalente a tiempo completo

Para obtener la matriz de empleo equivalente a tiempo completo, se tomó como base la matriz de empleo en número de personas de la sección 0 y se calculó el número de horas trabajadas para cada combinación de trabajadores definida por grupo ocupacional, rama de actividad y empleo formal/informal a partir de la ENEMDU. Para esto último se tomaron algunas consideraciones debido a las limitaciones de la encuesta para calcular indicadores que no forman parte del diseño muestral y en subgrupos con poca cantidad de observaciones.

2.2.2.2.1. Cálculo de horas promedio

La fuente de datos utilizada para obtener las horas promedio para los subgrupos de trabajadores definidos por el cargo ocupacional, rama de actividad y sector formal/informal fue la ENEMDU. Dado que la encuesta no está diseñada para calcular indicadores con este nivel de desagregación, fue necesario identificar los grupos más “problemáticos” para luego de ello plantear agrupaciones de algunos subgrupos y calcular un valor promedio de horas agregado para estos. El procedimiento se detalla a continuación:

- i. Se calculó las horas promedio para cada grupo de trabajadores definido por su cargo ocupacional, rama de actividad y sector formal/informal.
- ii. Se identificaron los subgrupos con limitaciones de inferencia bajo dos criterios: coeficientes de variación por encima del 15% y cantidad de muestra por debajo de 100.
- iii. Para cada rama de actividad y sector formal/informal, se identificó el conjunto de ocupaciones con limitaciones de inferencia y fueron agrupados para obtener un valor promedio agregado en

este subconjunto de ocupaciones. En el Anexo 2 se puede observar los subgrupos que fueron agregados.

2.2.2.2. Empleo equivalente

Una vez que se dispone de las horas promedio para los mismos grupos de desagregación (cargo ocupacional, rama de actividad y sector formal/informal) de la matriz de empleo nacional construida en número de personas, se procedió a calcular el empleo equivalente para cada subgrupo de la siguiente forma:

$$Empleo_Equivalente_{crs} = \frac{Empleo_Personas_{crs} * Horas_Promedio_{crs}}{40} \quad (20)$$

Donde:

- $Empleo_Equivalente_{crs}$ es el empleo equivalente del grupo ocupacional c , rama de actividad r y sector s .
- $Empleo_Personas_{crs}$ es el empleo medido en número de personas del grupo ocupacional c , rama de actividad r y sector s .
- $Horas_Promedio_{crs}$ es el promedio de horas trabajadas a la semana de las personas del grupo ocupacional c , rama de actividad r y sector s .

2.2.3. Empleo Sectorial y por Grupos de Ocupación

En la tercera etapa de la metodología para proyección de empleo se procede a: i) estimar las proyecciones del empleo a nivel sectorial a través de Modelos Vectoriales de Corrección de Errores (VECM) usando las proyecciones de la producción de la primera etapa y otras variables auxiliares, y; ii) desagregar estas proyecciones por grupos ocupacionales usando la estructura de la matriz de empleo obtenida en la segunda etapa. En las siguientes subsecciones se presenta el procedimiento en cada una de estas sub etapas.

2.2.3.1. Empleo total por sectores económicos

Existen varias metodologías que pueden ser utilizadas con el propósito de realizar proyecciones de empleo en base al uso de información histórica de dicha variable. Dentro de los métodos estadísticos¹⁶ se puede destacar el uso de modelos univariados y uniecuacionales de carácter autorregresivo (AR, ARMA, ARIMA) y modelos multivariados multiecuacionales, como los modelos vectoriales de corrección de errores (VECM) y los modelos Markovianos multivariados (Safarishahrbijari, 2018). La ventaja principal de estos

¹⁶ En su lugar, los métodos no estadísticos se basan en análisis cualitativos realizados por expertos y los análisis de escenarios, lo cual, por un lado, tiene la ventaja de poder considerar aspectos que no se reflejan en los datos históricos (e.g. expectativas, y desarrollos tecnológicos), pero, por otro lado, pueden estar sujetos a un alto grado de subjetividad (Webster, 1992; Safarishahrbijari, 2018).

últimos métodos es que, al basarse en una estimación de ecuaciones simultáneas, incorporan conjuntos de ecuaciones interconectadas que pueden capturar las relaciones entre varias dimensiones de las economías y las interdependencias entre diferentes mercados (Webster, 1992). De todas estas formas de modelización de series temporales utilizadas para la proyección del empleo, entre las más usadas actualmente están el suavizamiento exponencial, los modelos vectoriales de corrección de errores (VECM), y los modelos Markovianos (univariados y multivariados) (Safarishahrbijari, 2018).

En la metodología actual de proyección de empleo se usaron modelos tipo VECM (ver la sección 2.1.1.b para mayor detalle de la metodología), siguiendo la práctica realizada en otros contextos (Akkemik, 2007; Hutchings & Kouparitsas, 2012; Chikwanha et al., 2013; Wong et al., 2007; Wong et al., 2009), y también considerando que un objetivo particular en esta última etapa es el uso de las proyecciones de producción (calculadas en la primera etapa) para la proyección del empleo. El uso de modelos VECM para realizar proyecciones de variables relacionadas al mercado laboral es extendido y ha sido empleado recientemente por la OIT (2021) para realizar un diagnóstico de los escenarios esperados para los próximos años.

La especificación de los modelos VECM para cada sector económico analizado se basó en un abordaje teórico que parte de una función de producción que depende de los insumos trabajo y capital. Al obtener las condiciones de primer orden, se tiene como resultado una expresión de proyección de empleo que, en su forma más básica, depende de la producción y los salarios (véase el Box 1). Dada la particularidad de cada sector económico, los modelos fueron estimados de manera independiente a fin de captar sus propias dinámicas.

Box 1. Estimación del empleo a partir la optimización de la producción

Sea $Q = f(K, L)$ una función de producción tipo CES en un mercado perfectamente competitivo, definida de la siguiente forma (Mas-Colell, Whinston, & Green, 1995; Akkemik, 2007):

$$Q = f(K, L) = \theta[\beta L^{-\rho} + (1 - \beta)K^{-\rho}]^{-\frac{s}{\rho}} \quad (21)$$

donde Q, K y L denotan la producción, el capital y el trabajo, respectivamente. β es el parámetro de distribución de la renta entre los factores de producción ($0 < \beta < 1$); θ es el parámetro de escala que determina el progreso tecnológico; s es un parámetro que determina el grado de los retornos a escala; y ρ es el parámetro de sustitución que determina la elasticidad de sustitución entre los factores de producción ($\rho > 0$) (Akkemik, 2007).

La condición resultante del proceso de maximización (condición de primer orden) que realizan las empresas para determinar su producción y uso de factores óptimo, en lo concerniente con el factor trabajo, es la siguiente:

$$\frac{dQ}{dL} = f_L = w \quad (22)$$

Esta condición establece que los niveles de producción óptimos se obtienen cuando la productividad marginal del trabajo ($\frac{dQ}{dL} = f_L$) y el salario (w) son iguales. Al desarrollar esta expresión usando la forma funcional de la producción (ecuación (21)), se obtiene lo siguiente:

$$\frac{dQ}{dL} = s\theta^{-\rho/s} (1 - \beta)Q^{1+\rho/s}L^{-1-\rho} = w \quad (23)$$

Si a esta última expresión se le aplica una transformación logarítmica, se tiene la especificación final que puede estimarse con métodos estadísticos:

$$\ln L = c + c_1 \ln Q + c_2 \ln w \quad (24)$$

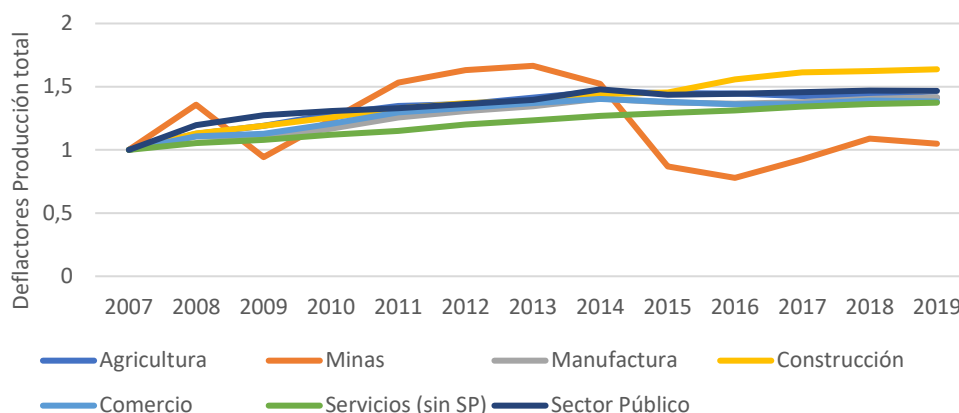
$$\text{donde: } c = \frac{1}{1+\rho} \ln(s(1 - \beta)) - \frac{\rho}{1+s} \ln \theta, c_1 = \frac{1+\rho/s}{1/(1+\rho)}, \text{ y } c_2 = -\frac{1}{1/(1+\rho)}.$$

Respecto a las especificidades prácticas, los VECMs estimados para cada sector económico consideran series trimestrales, desde el primer trimestre de 2007 hasta el último trimestre con información, de la producción total real -a precios constantes- de cada sector (fuentes: BCE y resultados de la Etapa 1), el empleo equivalente del sector y el salario promedio del sector¹⁷ (fuente: ENEMDU), la tasa de interés real, calculada como tasa de interés nominal menos inflación (fuente: BCE), y el índice de precios al consumidor (fuente: BCE). Si bien no todas estas variables se deducen del modelo teórico que parte de una función de producción básica, estas suelen agregarse para obtener un mejor ajuste y cumplir con los supuestos del modelo (e.g. normalidad de errores)¹⁸ (Akkemik, 2007).

¹⁷ En lo concerniente con las variables de empleo equivalente y salario promedio, a pesar de que existe información trimestral de la ENEMDU, debido a la representatividad exclusivamente urbana que existe para las encuestas de los meses de marzo y septiembre entre el año 2007 y 2012, se procedió a realizar la imputación de los datos faltantes con representatividad nacional mediante un algoritmo de imputación por descomposición estacional. Este algoritmo inicialmente elimina el componente estacional de la serie temporal, luego realiza imputación sobre la serie desestacionalizada, y finalmente vuelve a añadir el componente estacional (para una mejor explicación, ver Hyndman & Athanasopoulos (2018)).

¹⁸ En el caso de los sectores Minas y Construcción, se añadió, adicionalmente a las variables mencionadas que se usaron en todos los modelos, una variable referente a los precios del petróleo crudo WTI. Aquello permitió que la estimación cumpla con los supuestos de normalidad y no autocorrelación de residuos.

Figura 4. Deflatores de la producción total por sectores económicos



Fuente: Elaboración propia a partir de datos del Banco Central del Ecuador.

En lo que respecta a la variable de producción total, se cuenta con información anual de la producción total a precios constantes de los años publicados por el Banco Central del Ecuador, y proyecciones de producción a precios corrientes para los siguientes años obtenidas en la Etapa 1 del modelo. En primer lugar, debido a que es necesario que la serie temporal completa esté expresada a precios constantes, las proyecciones de la producción corriente de cada sector son transformadas a precios constantes usando un promedio de los deflatores de la producción de los tres últimos años observados, calculados como el ratio entre la producción total en términos corrientes y la producción total en términos constantes de cada sector (Figura 4) de las tablas de oferta del BCE. Posteriormente, una vez que se obtiene la serie anual completa a precios constantes, es necesario transformarla a una frecuencia trimestral; este proceso de trimestralización de las series de cada sector económico se lleva a cabo mediante el método Chow-Lin¹⁹, tomando como variable indicadora la serie trimestral del VAB.

Una vez que se cuenta con todas las variables requeridas para la estimación de los modelos VECM por sector económico, se procede a la calibración y determinación de los modelos. En este punto, es importante mencionar que la forma completa de especificación de cada modelo VECM no necesariamente deberá permanecer constante a medida que se disponga de nueva información, ya que esta debe adaptarse en consideración de lo que prevén los nuevos datos²⁰.

Finalmente, con los modelos determinados para cada sector económico, se procede a realizar la proyección de los totales de empleo equivalente de los siguientes años de manera iterativa (agregando a

¹⁹ El método de Chow-Lin permite construir una serie de baja frecuencia a partir de la dinámica temporal de una serie de alta frecuencia, las cuales se espera que estén correlacionadas (para una mejor explicación, ver Sax & Steiner (2013)).

²⁰ Con el fin de que se puedan obtener resultados en el futuro, se desarrollaron documentos de guía para facilitar la actualización de las proyecciones.

la serie la proyección de empleo equivalente de un período a la vez), a fin de incorporar al modelo, de manera recursiva, las proyecciones de producción total obtenidas en la Etapa 1.

2.2.3.2. Desagregación del empleo sectorial por formalidad y grupos de ocupación

Luego de obtener las proyecciones del empleo equivalente para cada sector económico, estas se transforman a empleo (en número de personas) utilizando los ratios entre empleo equivalente y empleo en número de personas que se evidencian en la información histórica de la ENEMDU. Para realizar la transformación en el presente ejercicio se consideró un promedio de los ratios de los últimos tres últimos años con información disponible.

Posteriormente, se realiza una desagregación adicional que considera la composición del empleo en el sector formal e informal, y también por grupos ocupacionales. Para este fin se usa la matriz de empleo obtenida en la Etapa 2, la cual da cuenta de cómo ha sido la estructura del mercado laboral ecuatoriano en los últimos años. En el caso de las proyecciones de los años siguientes, para desagregar el empleo de cada sector económico a empleo formal/informal y a grupos ocupacionales, se tomó un promedio de los tres últimos años.

2.3. Desempeño de la metodología

En esta sección se presenta un análisis del desempeño del modelo de proyección de empleo que ha sido implementado. Concretamente, se presenta un análisis comparativo de las proyecciones obtenidas con el modelo de proyección de empleo y las series de empleo observadas en años anteriores.

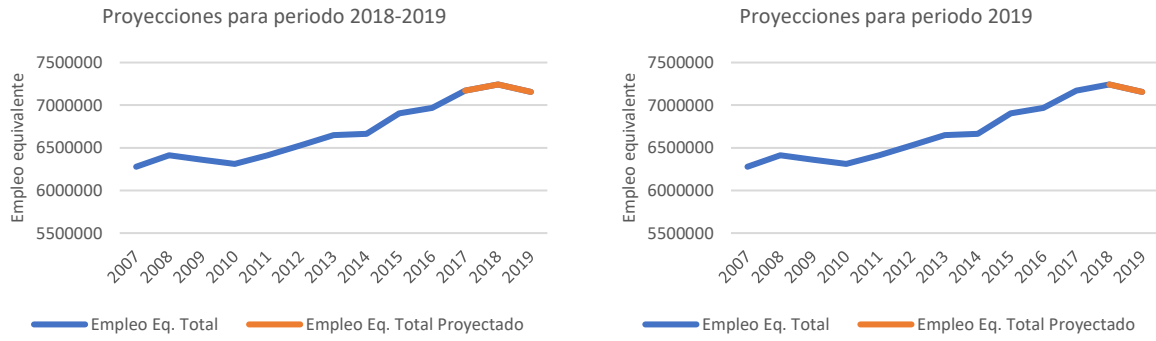
Para esto, se aplica todo el algoritmo de proyección de empleo con datos observados hasta 2017 y se obtienen los resultados de las proyecciones de los años 2018 y 2019, los cuales se comparan con los datos observados de empleo de los mismos años. Luego, de forma similar, se aplica el algoritmo con datos observados hasta 2018 para realizar la comparación de las proyecciones de empleo de 2019 con los datos observados. No se incluyó como periodo de comparación al año 2020 debido al quiebre estructural por la pandemia.

2.3.1. Desempeño del modelo

En la Figura 5 se puede observar el desempeño de los modelos estimados, respecto al total de empleo equivalente, con ventanas de tiempo terminando en diciembre de 2017 y diciembre de 2018, respectivamente. Para la agregación de los sectores económicos se toma como benchmark el total del empleo equivalente observado para los años de proyección en ambos casos.

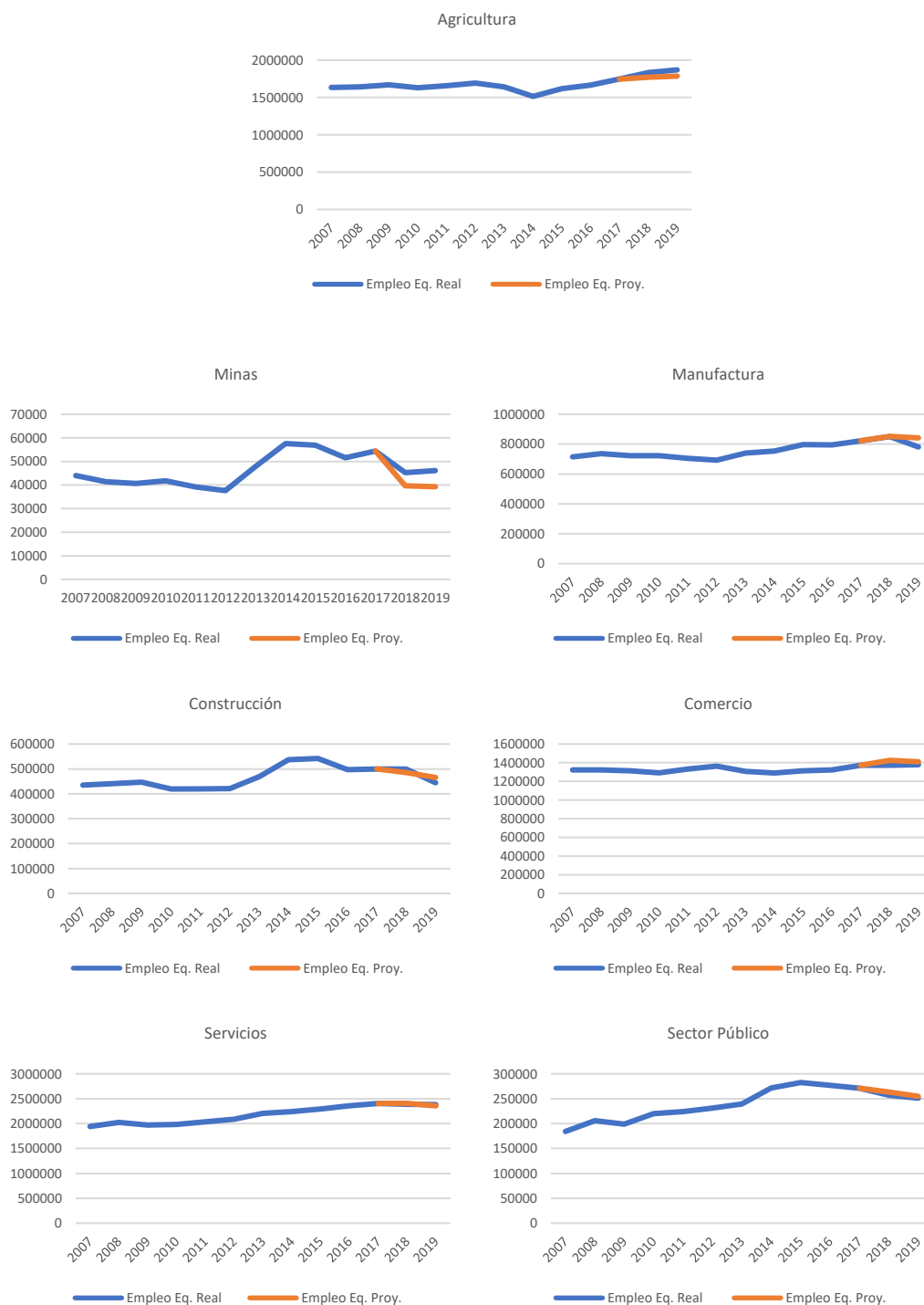
Al observar de manera conjunta las proyecciones agregadas (empleo equivalente total, en la Figura 5) y las correspondientes a cada sector económico para ambas ventanas de tiempo de estimación (Figura 6 y Figura 7, respectivamente), se evidencia que a nivel general existe un alto nivel de precisión de los modelos.

Figura 5. Proyecciones de total de empleo equivalente para periodos 2018-2019 y 2019



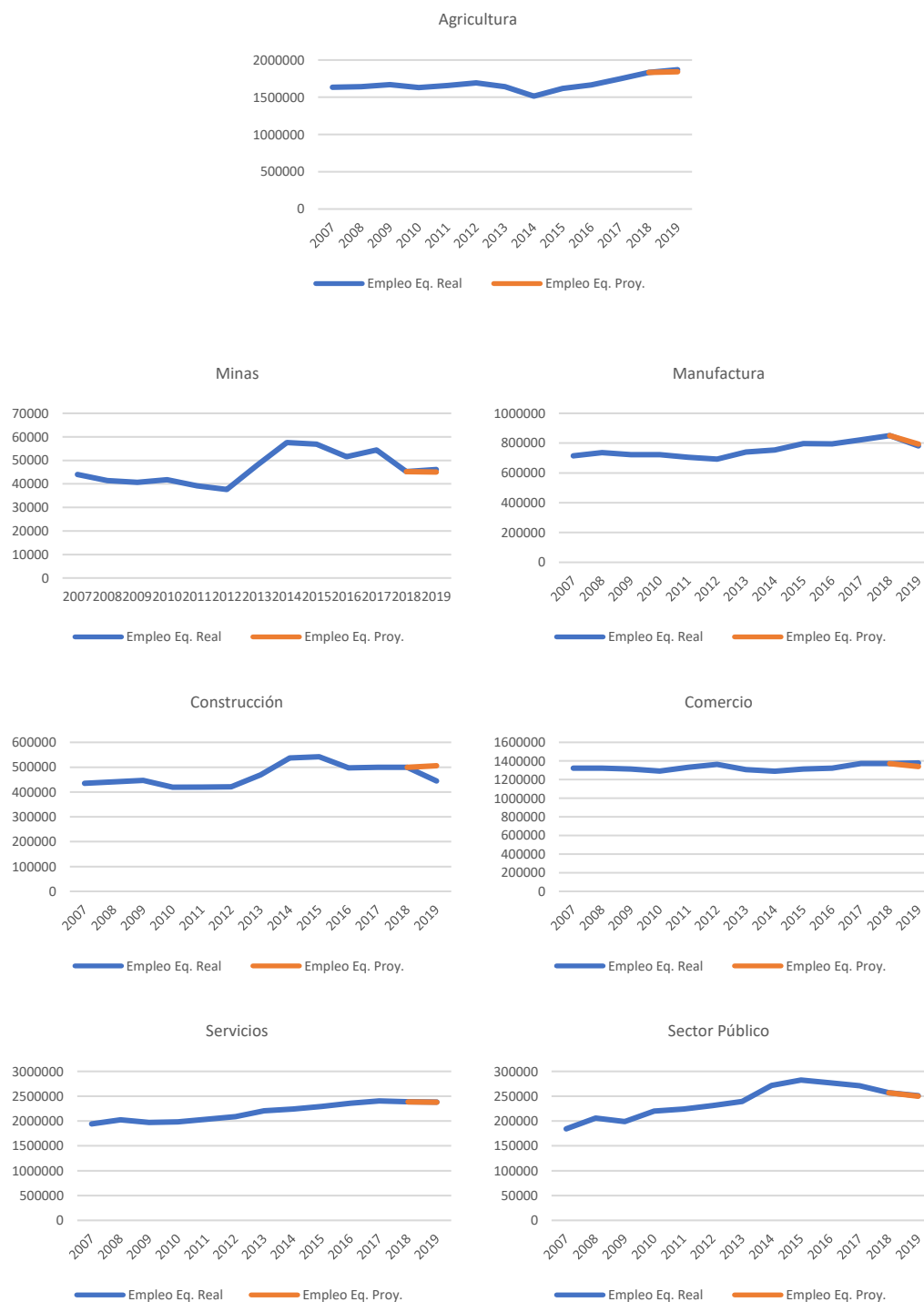
Fuente: Elaboración propia.

Figura 6. Empleo Equivalente Real y Proyectado (2018-2019) por sector económico



Fuente: Elaboración propia.

Figura 7. Empleo Equivalente Real y Proyectado (2019) por sector económico



Fuente: Elaboración propia.

3. LIMITACIONES METODOLOGICAS Y DE LAS FUENTES DE INFORMACIÓN

Al igual que todo modelo econométrico que busca abstraer relaciones que permitan explicar un fenómeno de alta complejidad haciendo uso de la información disponible, el modelo de proyección de empleo actual no está exento de limitaciones. A continuación, se presentan varios aspectos que el usuario debe tomar en cuenta.

3.1. Limitaciones metodológicas

A pesar de que la implementación del modelo se basó en un enfoque automatizado, el uso de un VECM para identificar la relación entre la producción y el empleo hace que la metodología no pueda automatizarse en su totalidad, ya que el cumplimiento de los supuestos puede no necesariamente satisfacerse a medida que se cuente con nuevos periodos de información. Para mitigar este inconveniente, se elaboraron manuales de actualización que permitan al usuario entender los scripts generados y actualizar los resultados con relativa facilidad.

En el caso de que en los próximos años ocurra un evento imprevisto de magnitudes similares a la COVID-19, el presente modelo, al igual que cualquier otro modelo de proyección, no lo podrá predecir. No obstante, a medida que el modelo se vaya alimentando de información actualizada, los supuestos macroeconómicos se ajustarán inmediatamente para acoplar las proyecciones del empleo a la nueva tendencia.

El uso del enfoque de la matriz Insumo-Producto impone una estructura intersectorial rígida que oculta cambios tecnológicos que se pueden presentar en los siguientes años. Un hecho similar ocurre cuando se desagrega el empleo por sector económico y grupo ocupacional a partir de información de años anteriores, y no se considera cambios que pueden obedecer a nuevos procesos de producción. Si bien lo recomendable sería añadir un componente de expectativas al modelo, lo cierto es que la economía ecuatoriana no ha presentado un cambio estructural abrupto que pueda implicar una obsolescencia inmediata de las proyecciones realizadas. A pesar de ello, el modelo prioriza el uso de la información más reciente justamente para partir de un marco de referencia actualizado.

3.2. Limitaciones de las fuentes de información

Las variables macroeconómicas que genera el Banco Central del Ecuador son públicas y se publican periódicamente. No obstante, es necesario tomar en cuenta que un cambio metodológico en la medición de una variable²¹ o la generación de una matriz Insumo-Producto con nuevo año base puede implicar una

²¹ Por ejemplo, de las variables usadas en el modelo, en el 2021, el ingreso petrolero del Gobierno Central fue recalculado desde el año 2012. En el portal del Banco Central del Ecuador se expone que *“las cifras correspondientes a las Operaciones del Sector Público No Financiero fueron reprocesadas a partir del año 2012 de acuerdo a la metodología del Manual de Estadísticas de las Finanzas Públicas 2014 del Fondo Monetario Internacional”*.

revisión integral del modelo de proyección de empleo a fin de verificar que los supuestos necesarios se cumplen y si las tendencias de las proyecciones cambian de manera importante a las que se disponía previamente.

Otro conjunto de fuentes de información que se usan en el modelo son las encuestas de hogares y empresariales. En el primer caso, es necesario que la publicación de la ENEMDU no se vea interrumpida y que la metodología del diseño muestral se mantenga a fin de poder trabajar con series comparables dentro de los modelos multivariados de proyección. En caso de existir alguna ruptura de la serie, es necesario que el INEC o el equipo encargado de realizar las proyecciones de empleo realice un empalme de las series históricas. En el segundo caso, la ENESSEM debe seguir recolectando la información del empleo de las empresas por grupo ocupacional para poder actualizar los resultados; mientras que, la Encuesta de Demanda Laboral de Pequeñas Empresas, al haberse levantado solamente para el 2018, debería ser implementada nuevamente usando un marco muestral actualizado y completo. En ambos casos, es necesario evaluar posibles cambios metodológicos que se puedan realizar sobre el diseño muestral a fin de determinar una posible ruptura de las series que requieran un ajuste al algoritmo de proyección.

Los registros administrativos del LDLE son otras fuentes de información que se han usado dentro del modelo de proyección. Es importante mantener la disponibilidad de la información con la periodicidad vigente en la actualidad y continuar aplicando los procesos internos de limpieza y consolidación de información. En el caso de que alguna de las bases de datos deje de estar disponible, es necesario evaluar su impacto en términos de universo de análisis y de variables disponibles. La variable más crítica para el proceso es el cargo ocupacional de los trabajadores, la cual se podrá seguir generando si se dispone de las bases del Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social, el Ministerio de Trabajo y el Ministerio de Finanzas.

La matriz de empleo se construyó a partir de registros administrativos y encuestas de hogares y empresariales. Al ser necesario incluir la información de las encuestas de hogares para caracterizar la estructura del sector informal, y la información de las encuestas empresariales por la calidad de la desagregación del empleo por grupos ocupacionales que reportan las empresas, se imposibilita la opción de desagregar la información a más de los seis sectores económicos considerados y a grupos ocupacionales de más de un dígito.

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El modelo de proyección de empleo propuesto constituye un esfuerzo del equipo técnico del PRETT para proveer a los hacedores de política de insumos necesarios para la planificación de medidas que deban considerar la evolución del empleo de los siguientes años. En el caso concreto del PRETT, estos resultados podrán ser utilizados como un marco de referencia del nivel de empleo esperado para los próximos años, el cual a su vez puede desagregarse territorialmente y a más grupos ocupacionales, tomando en cuenta las limitaciones de las fuentes de información. No obstante, su uso puede ir más allá de este objetivo ya que se ha hecho un análisis integral de la estructura de la economía ecuatoriana.

La metodología MPE, aplicada en todo este trabajo investigativo, se ha seleccionado en base a las múltiples ventajas que presenta, entre ellas, una de las más importantes, su versatilidad para adaptarse a distintos tipos de limitaciones en información que pueden tener varios países (sobre todo, países en vías en desarrollo); de hecho, esta metodología fue creada por la OIT y se ha aplicado ya en varios países, incluso en Latinoamérica.

La propuesta metodológica se compone de tres etapas. En la primera se plantean los supuestos macroeconómicos para cada sector en los próximos años con una metodología híbrida que combina los escenarios proyectados bajo dos modelos de proyección a fin de aprovechar las bondades que cada uno puede presentar en los distintos sectores económicos. En la segunda etapa se presenta un resumen del proceso de construcción de la matriz de empleo nacional, la cual se basa en un ejercicio pionero dentro del país haciendo uso de información de registros administrativos y encuestas. Finalmente, en la tercera etapa se identifica una relación entre el empleo y los supuestos macroeconómicos proyectados, a fin de determinar los niveles de empleo que se requerirán para cubrirlos.

A pesar de que el desempeño del modelo es adecuado cuando se compara los resultados obtenidos con los datos observados de años anteriores, es importante tomar en cuenta que, al igual que todos los modelos de proyección, posee limitaciones metodológicas y de fuentes de información que deben ser tomadas en cuenta por el público. Adicionalmente, es poco probable que el modelo prevea eventos inesperados como catástrofes naturales o sanitarias, pero los resultados se ajustarán inmediatamente a medida que se vaya alimentando con información actualizada.

Se espera que en el futuro se pueda perfeccionar el modelo de proyección con otros parámetros que consideren cambios tecnológicos basados en las expectativas empresariales. Sin embargo, es importante evaluar si existe toda la información disponible para este fin, o en su defecto, identificar nuevas formas de generarla usando técnicas de machine learning y webscrapping.

5. REFERENCIAS

- Akkemik, K. A. (2007). The response of employment to GDP growth in Turkey: AN. *Applied Econometrics and International Development*.
- Alessandro, M. (2017). La economía política de la capacidad estadística. Una aproximación práctica. Banco Interamericano de Desarrollo, División de Capacidad Institucional del Estado Nota técnica, No. IDB-TN-1245.
- Arbeláez, A. (2003). Potencialidades del gobierno electrónico para la Europa Oriental. *Cuadernos Const. De la Cátedra Fadrique Furió Ceriol*, No.41/42.
- Arias, D. (2013). *Modelo de Proyección de Empleo para Colombia*. Lima: OIT/Oficina de la OIT para los Países Andinos.
- Bernasconi, C., Otero, A. y Surraco, R. (2016). Gestión pública y sistemas de información: definición de procesos y herramientas para la toma decisiones. XXI Congreso Internacional del CLAD sobre la Reforma del Estado y de la Administración Pública, Santiago, Chile.
- BLS-US. (27 de 10 de 2021). *Handbook of methods*. Obtenido de *Handbook of methods*: <https://www.bls.gov/opub/hom/emp/calculation.htm>
- Carrillo, Paúl (2019). Caracterización de la demanda laboral en el Ecuador con información administrativa. *Documentos de Proyectos*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL).
- Chikwanha, T., Choga, I., Maredza, A., Mavetera, N., & Hofisi, C. (2013). *Econometric Analysis of Labour Demand in Textiles, Clothing and Footwear*. *Mediterranean Journal of Social Sciences*, p.p. 227-236.
- Clemen, R.T. (1989). Combining forecasts: A review and annotated bibliography. *International Journal of Forecasting* 5, p.p. 559-581.
- Cupani, M. (2012). Análisis de Ecuaciones Estructurales. *Revista Tesis*, p.p. 186-199.
- Davalos, J. (2013). *Modelo de Proyección de Empleo para el Perú*. Lima: OIT-Oficina de la OIT para los países Andinos.
- Elliot, G. y Timmermann, A. (2013). *Handbook of economic forecasting*. Vol. 2A.
- Farné, S. (2011). Observatorios del Mercado de Trabajo: ¿Qué son y cómo funcionan? *Revista de Economía Institucional*, 13(24).
- Gontero, S. y Zambrano, M. (2018). La construcción de sistemas de información sobre el mercado laboral en América Latina. *Serie Macroeconomía del Desarrollo*, No. 193. Santiago, Chile.
- Greene, W. (2018). *Econometric Analysis* (8th. Edition ed.). New York: PEARSON.

- Hilal, S., Sparreboom, T., & Meade, D. (2013). *The Philippines Employment*. Geneva: International Labour Office.
- Hutchings, R., & Kouparitsas, M. (2012). *Modelling aggregate labour demand*. Australian Government-The Treasury. Treasury Working Paper No. 2012-02.
- Hyndman, R., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and Practice*. Melbourne: OTexts.
- Low, H., & Meghir, C. (2017). The Use of Structural Models in. *Journal of Economic Perspectives*, p.p. 33-58.
- Marcellino, M. (2004). Forecast pooling for short time series of macroeconomic variables. *Oxford Bulletin of Economic and Statistics* 66, p.p. 91-112.
- Mas-Colell, A., Whinston, M., & Green, J. (1995). *Microeconomic Theory*. Oxford: OUP Catalogue.
- Medrano, L., & Muñoz-Navarro, R. (2017). Aproximación conceptual y práctica a los Modelos de Ecuaciones Estructurales. *Revista Digital de Investigación en Docencia Universitaria*.
- OIT (2021). *World Employment and Social Outlook – Trends 2021*. ILO Flagship Report.
- ONU (2008). *Sistema de Cuentas Nacionales, 2008*.
- Puebla, D. (2018). Brechas salariales por género con un enfoque de ocupación y tamaño de empresa: descomposición por cuantiles. *Analítica, Revista de análisis estadístico*, Vol. 16 (2), p.p. 71-115.
- Puebla, D., Coral, M. y Barragán, B. (2018). Documento metodológico de la construcción de la matriz de empleo basada en registros administrativos. Documento de trabajo.
- Puebla, D., Tamayo, D. y Feijoó, E. (2018). Factores relacionados a la supervivencia empresarial evidencia para Ecuador. *Analítica, Revista de análisis estadístico*, Vol. 16 (2), p.p. 119-153.
- Safarishahrbijari, A. (2018). Workforce forecasting models: A systematic review. *Journal of Forecasting*, p.p. 1-15.
- Sax, C., & Steiner, P. (2013). *Temporal Disaggregation of Time Series*. Munich Personal RePEc Archive.
- SENPLADES (2009). *Sistema Nacional de Información. Un nuevo modelo de gestión de la información nacional*.
- Stock, J.H. & Watson, M. (2001). A comparison of linear and nonlinear univariate models for forecasting macroeconomic time series. En: Engle, R.F., White, H. (Eds.), *Festschrift in Honour of Clive Granger*. Cambridge University Press, Cambridge, p.p. 1-44.
- Stock, J.H. & Watson, M. (2004). Combination forecasts of output growth in a seven-country data set". *Journal of Forecasting* 23, p.p. 405-430.

- Tamayo, D., Palacios, J.C. y Puebla, D. (2018). Heterogeneidad en los puestos de trabajo y la reducción de la desigualdad salarial en Ecuador. *Analítika, Revista de análisis estadístico*, Vol. 15 (1), p.p.7-36.
- Thomas. (2015). *Review of best practices in Labour Market Forecasting with an application to the canadian aboriginal population*. Canadian Reports.
- Timmermann, A. 2006. Forecast Combinations. En G. Elliott, C. W. J. Granger, and A. Timmermann (eds.), *Handbook of Economic Forecasting*. Amsterdam, The Netherlands: Elsevier.
- Webster, E. (1992). Labour market forecasting in Australia: the science of the art. *Journal of the Australian Population Association*, p.p. 185-205.
- Wong, J. M. W., Albert, P. C. C., & Chiang, Y. H. (2007). Forecasting construction workforce demand: A vector error correction model. *Building and Environment*, 42(8), 3030– 3041.
- Wong, J. M. W., Ng, S. T., Chan, A. P. C., & Chiang, Y. H. (2009). Forecasting construction workforce demand: An econometric model. In *Building a sustainable future: Proceedings of the 2009 Construction Research Congress* (pp. 956– 968).
- Wooldridge, J. (2013). *Introductory econometrics: A modern approach*. Mason, USA.: South-Western Cengage learning.

6. ANEXOS

Anexo 1 – Construcción de la matriz de empleo nacional

Agricultura

i. Empleo total

Se obtiene el total de empleo nacional del sector según la ENEMDU de cada mes con información disponible para el año de referencia. Posteriormente, se obtiene un promedio del empleo agrícola de las distintas rondas para obtener un valor representativo anual.

ii. Empleo formal

Se obtiene el total de empleo registrado en el IESS y se desagrega por grupo ocupacional con la variable del cargo de la misma fuente para cada mes del año de referencia. Luego estos vectores de empleo por grupo ocupacional se promedian para obtener un vector representativo del año.

iii. Empleo informal

Para obtener el total del empleo informal representativo del año, se resta los niveles representativos anuales del total de empleo (ENEMDU) y el empleo en el sector formal (IESS). Para desagregar el empleo informal por grupo ocupacional se utiliza las participaciones de los grupos ocupacionales en el sector informal según la ENEMDU.

Minas

i. Empleo total

Se obtiene el total de empleo nacional del sector según la ENEMDU de cada mes con información disponible para el año de referencia. Posteriormente, se obtiene un promedio del empleo de minas de las distintas rondas para obtener un valor representativo anual.

ii. Empleo formal

Se obtiene el total de empleo registrado en el IESS para cada mes del año de referencia y se desagrega por grupo ocupacional con las participaciones de los grupos ocupacionales sobre el total de empleo según la ENEMDU. Luego, estos vectores de empleo por grupo ocupacional se promedian para obtener un vector representativo del año.

iii. Empleo informal

Para obtener el total del empleo informal representativo del año, se resta los niveles representativos anuales del total de empleo (ENEMDU) y el empleo en el sector formal (IESS). Para desagregar el empleo informal por grupo ocupacional se utiliza las participaciones de los grupos ocupacionales en el sector informal según la ENEMDU.

Manufactura, Construcción, Comercio y Servicios

i. Empleo total

Se obtiene el total de empleo nacional del sector según la ENEMDU de cada mes con información disponible para el año de referencia. Posteriormente, se obtiene un promedio del empleo del sector de las distintas rondas para obtener un valor representativo anual. Este ejercicio se realiza para cada rama de actividad.

ii. Empleo formal

Se obtiene el total de empleo registrado en el IESS para cada mes del año de referencia y se desagrega por grupo ocupacional realizando una ponderación de la composición ocupacional de la ENESEM y la Encuesta de Demanda Laboral de Pequeñas Empresas. Los ponderadores de la ENESEM se calcularon mediante el ratio del empleo que concentran las empresas de la ENESEM sobre el empleo total del IESS, mientras que la ponderación de la Encuesta de Pequeñas empresas se obtuvo a través de la participación del empleo del IESS que no estuvo cubierto en la ENESEM. Luego, estos vectores de empleo por grupo ocupacional se promediaron para obtener un vector representativo del año. Este ejercicio se realiza para cada rama de actividad.

iii. Empleo informal

Para obtener el total del empleo informal representativo del año, se resta los niveles representativos anuales del total de empleo (ENEMDU) y el empleo en el sector formal (IESS). Para desagregar el empleo informal por grupo ocupacional se utiliza las participaciones de los grupos ocupacionales en el sector informal según la ENEMDU.

Sector público

i. Empleo total

Se obtiene el total de empleo nacional del sector según la ENEMDU de cada mes con información disponible para el año de referencia. Posteriormente, se obtiene un promedio del empleo del sector de las distintas rondas para obtener un valor representativo anual.

ii. Empleo formal²²

²² El empleo del sector público registrado en las bases del IESS es superior al empleo registrado reportado por la ENEMDU en aproximadamente un millón de personas. Este desfase impide calcular el empleo informal como un residuo entre el empleo de la ENEMDU y el empleo en el sector formal. Si bien, este subgrupo pudo haber sido marginal en los años anteriores, en los años recientes hubo un aumento en la cantidad de contratos civiles, lo cual es difícil cuantificar con las fuentes disponibles en el LDLE y que no puede identificarse dentro de la matriz de empleo actual.

Se obtiene el total de empleo registrado en el IESS y se desagrega por grupo ocupacional con la variable del cargo del distributivo de personal del MEF²³ disponible en cada mes.

iii. Empleo informal

No aplica ya que se asume que el empleo de este sector es formal²⁴.

²³ La información del cargo ocupacional para los trabajadores del sector público está incluida en la base de trabajo del LDLE y proviene principalmente del Distributivo de Personal del MEF y se complementa con la información del cargo de los GADs y Empresas Públicas.

²⁴ Si bien en los últimos años ha habido un incremento de contrataciones del sector público bajo modalidad de contrato civil, por el momento el INEC no dispone de un registro administrativo que permita cuantificar el empleo contratado bajo este régimen.

Anexo 2 – Subgrupos con problemas de inferencia

La Tabla 3 muestra con X las combinaciones que fueron agrupadas para obtener el cálculo de las horas promedio.

Tabla 3. Subgrupos con problemas de inferencia para el cálculo de las horas promedio

a) Sector formal

Sectores/ Ocupación	Directores	Profesionales	Técnicos	Administrativo	Vendedores	Agricultores	Operarios	Operadores	Elementales
Agricultura	X	X	X	X	X		X	X	
Comercio	X	X				X		X	
Construcción	X	X	X	X	X	X		X	X
Manufactura	X	X			X	X			
Minas	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Servicios						X	X		
Público						X	X		

b) Sector informal

Sectores/ Ocupación	Directores	Profesionales	Técnicos	Administrativo	Vendedores	Agricultores	Operarios	Operadores	Elementales
Agricultura	X	X	X	X	X		X	X	
Comercio	X	X	X	X		X		X	
Construcción	X	X	X	X	X	X		X	
Manufactura	X	X	X	X	X	X			
Minas	X	X	X	X	X	X	X	X	X
Servicios	X					X			
Público	X	X	X	X		X	X	X	X

Fuente: Elaboración propia a partir de encuestas empresariales, de hogares, y registros administrativos del LDLE-INEC.



Estudio Temático

Especial Demanda

Laboral



@ecuadorencifras



@ecuadorencifras



@InecEcuador



t.me/equadorencifras



INEC/Ecuador



INECEcuador



INEC Ecuador