

DESARROLLO SOSTENIBLE EN MÉXICO: SOLUCIONES INNOVADORAS
PARA FORTALECER LA TOMA DE DECISIONES CON BASE EN EVIDENCIA

INFERENCIA DE PRIORIDADES DE POLÍTICA PARA EL DESARROLLO SOSTENIBLE

REPORTE METODOLÓGICO



Laboratorio Nacional
de Políticas Públicas



CIDE



OBJETIVOS
DE DESARROLLO
SOSTENIBLE



INFERENCIA DE PRIORIDADES DE POLÍTICA PARA EL DESARROLLO SOSTENIBLE

REPORTE METODOLÓGICO

DERECHOS RESERVADOS © 2020

PROGRAMA DE LAS NACIONES UNIDAS PARA EL DESARROLLO (PNUD)

MONTES URALES 440

COL. LOMAS DE CHAPULTEPEC, ALCALDÍA MIGUEL HIDALGO

CIUDAD DE MÉXICO, C.P. 11000

Todos los derechos están reservados. El contenido de esta publicación es propiedad del PNUD. Ni esta publicación ni partes de ella pueden ser reproducidas, almacenadas mediante cualquier sistema o transmitidas, en cualquier forma o por cualquier medio, sea éste electrónico, mecánico, de fotocopiado, de grabado o de otro tipo, sin el permiso previo del Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo.

Esta publicación fue realizada en el marco del proyecto 00097727 "Políticas Públicas con enfoque de Desarrollo Humano e Inclusión". El análisis y las conclusiones aquí expresadas no reflejan necesariamente las opiniones del Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo, de su Junta Ejecutiva, ni de sus Estados Miembros.

Esta publicación se basa en un modelo computacional alineado a los Objetivos de Desarrollo Sostenible. Dicho modelo fue creado por el Dr. Omar A. Guerrero, Investigador Senior del Instituto Alan Turing, y del Dr. Gonzalo Castañeda Ramos, Profesor en Economía en el Centro de Investigación y Docencia Economía, con el apoyo de investigadores del Laboratorio Nacional de Políticas Públicas.

El PNUD forja alianzas con todos los niveles de la sociedad para ayudar a construir naciones que puedan resistir las crisis; promueve y sostiene un tipo de crecimiento que mejora la calidad de vida de todos. Presentes sobre el terreno, en cerca de 170 países y territorios, ofrecemos una perspectiva global y un conocimiento local al servicio de las personas y las naciones.

Primera edición: mayo, 2020.

Ciudad de México

PROGRAMA DE LAS NACIONES UNIDAS PARA EL DESARROLLO

Lorenzo Jiménez de Luis

REPRESENTANTE RESIDENTE

Sandra Sosa

REPRESENTANTE RESIDENTE ADJUNTA

Javier González

OFICIAL DE PROGRAMA DE GOBERNANZA EFECTIVA Y DEMOCRACIA

Daniela Vallarino

ANALISTA DE GESTIÓN

Annabelle Sulmont

COORDINADORA DEL PROYECTO DE INICIATIVAS GERENCIALES

Maite García de Alba

ESPECIALISTA EN POLÍTICAS PÚBLICAS

Octavio Mendoza Chávez

ESPECIALISTA EN ANÁLISIS Y VISUALIZACIÓN DE DATOS

Stephan Visser

ESPECIALISTA EN VINCULACIÓN INSTITUCIONAL E IMPLEMENTACIÓN DE LA AGENDA 2030

Alejandra Pinelo Ramírez

ASISTENTE SUSTANTIVA Y ADMINISTRATIVA

LABORATORIO NACIONAL DE POLÍTICAS PÚBLICAS (LNPP)

Eduardo Sojo Garza-Aldape

DIRECTOR GENERAL DEL LABORATORIO NACIONAL DE POLÍTICAS PÚBLICAS

Cristina Galíndez Hernández

COORDINADORA EJECUTIVA

Florian Chávez-Juárez

INVESTIGADOR AFILIADO

Lucy Hackett

ASISTENTE DE INVESTIGACIÓN

Georgina Trujillo

ASISTENTE DE INVESTIGACIÓN

INVESTIGADORES A CARGO DEL MODELO COMPUTACIONAL

Gonzalo Castañeda Ramos

PROFESOR DE ECONOMÍA EN EL CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DOCENCIA ECONÓMICAS

Omar A. Guerrero

INVESTIGADOR SENIOR DEL DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA DE UNIVERSITY COLLEGE LONDON Y DEL INSTITUTO ALAN TURING

Contenido

PREFACIO	5
PRÓLOGO	7
INTRODUCCIÓN	10
LA PREPARACIÓN DE LOS DATOS	12
EL MODELO COMPUTACIONAL	15
Micro-fundamento de las decisiones de las y los funcionarios: ineficiencias	16
Micro-fundamento de las decisiones de la autoridad: prioridades de política	19
Macro-dinámica de la red: efectos de derrama	23
Macro-dinámica de los indicadores: evolución de los ODS	24
De las metas a las prioridades de política	26
LA ESTIMACIÓN DE LA RED	28
ALGORITMOS DEL MODELO	30
Algoritmo de simulación	31
Estimación de los factores de convergencia	32
Calibración del tiempo de convergencia	34
Eficiencia computacional	35
ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD	36
Especificación de la heurística de gobierno	37
Estabilidad de las simulaciones de Monte Carlo	38
REFERENCIAS	39

Siglas y Acrónimos

ABM	Del nombre en inglés: Agent-Based Modeling (Modelación basada en agentes)
DAG	Gráficas a-cíclicas direccionadas
IPP	Inferencia de Prioridades de Políticas
ODS	Objetivos de Desarrollo Sostenible
PIB	Producto Interno Bruto
PNUD	Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo
SEM	Del nombre en inglés: Structural Equation Model (Modelo de ecuaciones estructurales)

Prefacio

La serie “*Desarrollo Sostenible en México: soluciones innovadoras para fortalecer la toma de decisiones con base en evidencia*” que hoy presentamos está formada por tres documentos que son resultado de los esfuerzos del Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) en México en el marco de la iniciativa de Inferencia de Prioridades de Política (IPP), implementada en colaboración con el Laboratorio Nacional de Políticas Públicas del Centro de Investigación y Docencia Económica (CIDE) para dar respuesta a los retos de la complejidad que enmarca la Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible.

La Agenda 2030, aprobada en 2015 por 193 Estados Miembros de las Naciones Unidas, reconoce la necesidad de impulsar balanceadamente las dimensiones social, ambiental y económica, y de identificar la red de interrelaciones entre los 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) y sus 169 metas. También, enfatiza el enfoque local que debe orientar las acciones de los países a favor del desarrollo sostenible. Si bien es un instrumento mundial, uno de sus ejes es la necesidad de que cada país, en función de sus circunstancias, necesidades, capacidades y prioridades, defina sus propias metas.

Ambos elementos son esenciales para el desarrollo sostenible. No obstante, suponen un reto para la operacionalización de la Agenda. La integralidad e indivisibilidad del desarrollo añaden una capa de complejidad al proceso de toma de decisiones, en tanto que deben considerarse los efectos directos e indirectos, positivos y negativos de una política determinada. Adicionalmente, la definición de prioridades exige generar y usar datos y evidencia para identificar brechas existentes, elementos catalizadores del desarrollo y cuellos de botella.

Por ello, y ante la necesidad de formular herramientas metodológicas que favorezcan (i) la incorporación de una visión holística del desarrollo en los procesos de planificación, programación y presupuestación de los países y (ii) el uso de evidencia en la definición de prioridades y a lo largo del ciclo de política pública, es que fue implementado el modelo de IPP.

Este modelo, desarrollado por los investigadores Gonzalo Castañeda y Omar Guerrero, fue adaptado al contexto de los ODS y cuenta con código público para su replicabilidad. Permite, entre otras cosas: 1) Inferir, de manera retrospectiva, las prioridades de un gobierno; 2) Analizar la coherencia entre las metas explícitas de un gobierno y el perfil de asignaciones presupuestarias; 3) Inferir el nivel de eficiencia de las dependencias gubernamentales; 4) Analizar prospectivamente la factibilidad de las metas en el tiempo; e 5) Identificar nodos aceleradores para la consecución de las metas planteadas.

En el **Reporte metodológico**, primero de la serie, se describe el tratamiento que se hace de los datos para su uso en el modelo, las ecuaciones del juego conductual de economía política y los algoritmos del modelo. Asimismo, se describe a detalle el modelaje del comportamiento de la burocracia y de los incentivos que enfrentan la autoridad central y el funcionariado implementador de programas.

El segundo documento es una **Aplicación para el caso de México**. En éste, se describen los indicadores utilizados y se muestran los resultados de los análisis retrospectivo y prospectivo. En cuanto al análisis retrospectivo, se da cuenta de las prioridades inferidas a nivel federal. Prospectivamente, se evalúan diferentes modos de desarrollo. Por ejemplo,

se evalúa la factibilidad de que México alcance los modos de desarrollo de cada uno de los países que integran la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE). Es decir, utilizando los valores de los indicadores de los países de la OCDE como metas, se evalúa qué tan factible y en cuánto tiempo México podría alcanzarlos. Adicionalmente, se lleva a cabo un análisis de aceleradores, en donde se recomienda priorizar nodos con efectos multiplicadores positivos en las diferentes dimensiones del desarrollo.

El tercer documento de esta serie es una **Aplicación para el caso subnacional de México** que da cuenta de las prioridades retrospectivas de las entidades federativas y de los resultados del análisis de factibilidad de metas aportadas por funcionarias y funcionarios públicos de cinco estados: Chiapas, Jalisco, Estado de México, Nuevo León y Yucatán.

Con esta serie, el PNUD busca dar continuidad a la iniciativa de IPP, a fin de perseverar en el fortalecimiento de las políticas públicas basadas en evidencia, abatir las brechas de desarrollo y procurar un uso eficiente y eficaz de los recursos públicos, para no dejar a nadie atrás.



LORENZO JIMÉNEZ DE LUIS

Representante Residente, PNUD México

Prólogo

Resulta innegable que el desarrollo es un proceso con una multiplicidad de facetas en las que destacan aspectos relacionados a la economía, la inclusión social y la sostenibilidad ambiental. Por ello, la Organización de las Naciones Unidas, desde sus diferentes espacios de intervención, ha promovido en las últimas tres décadas diversas iniciativas encaminadas a evaluar el bienestar de las sociedades desde una perspectiva multidimensional. Ejemplo de estas iniciativas son el Índice de Desarrollo Humano, que tiene un énfasis en el desarrollo de las personas al considerar aspectos de ingreso, salud y educación; los Objetivos de Desarrollo del Milenio, que abrazaba aspectos económicos y sociales; los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), que ha puesto especial hincapié en temas de inclusión, protección ambiental y estado de derecho. En esta última agenda, no solo se reconoce la importancia de las distintas aristas del desarrollo, sino también la existencia de una fuerte interdependencia entre los objetivos que se persiguen y las políticas que se aplican para alcanzarlos. De aquí se deriva una concepción del desarrollo como una propiedad emergente de un sistema complejo que se encuentra en constante evolución.

Si bien la concepción sistémica del desarrollo es un paso muy importante, el diseño y la evaluación de políticas que lo encaminen en la dirección deseada son tareas que, a la fecha, aún no están del todo resueltas. Por esta razón, el PNUD ha auspiciado desde 2015 distintos proyectos de investigación y análisis que, por una parte, construyen y monitorean indicadores de desarrollo sostenible mientras que, por otra, elaboran herramientas para que los países, puedan formular políticas basadas en evidencia.¹ El *enfoque Inferencia de Prioridades de Política* (IPP) que se presenta en este reporte es, precisamente, una de estas herramientas analíticas.² A través de IPP, investigadores y autoridades gubernamentales pueden estudiar diversos modos de desarrollo (o metas a perseguir) en países con diferentes niveles de ingreso per cápita. De esta manera es posible inferir si dichos modos de desarrollo están o no a su alcance en el mediano plazo. Asimismo, esta herramienta de análisis sirve de apoyo a los gobiernos en el diseño de planes de desarrollo y en la planeación presupuestal.

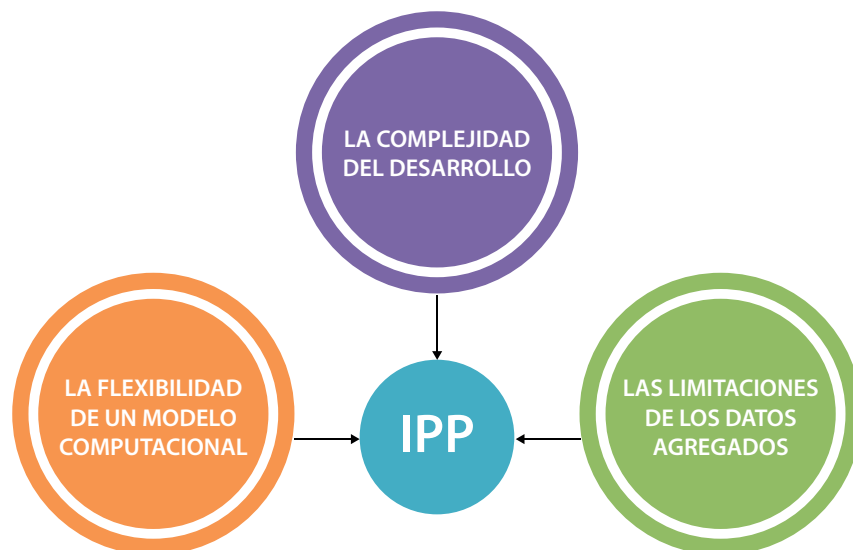
Este enfoque nace de la necesidad de contar con un modelo computacional que sea lo suficientemente flexible como para concebir al desarrollo como un sistema complejo y que, a la vez, sea capaz de ofrecer una conjetura educada sobre la política presupuestal a seguir; es decir, que permita inferir cuáles deberían ser las prioridades para alcanzar las metas propuestas mediante el uso de la información limitada que se encuentra disponible en la mayoría de los países (ver Figura 1). La flexibilidad de la herramienta es imprescindible ya que aspectos centrales de las políticas del desarrollo hacen inviable su modelación por medio de métodos matemáticos y estadísticos convencionales. Ejemplo de ello es el proceso de aprendizaje característico de las instancias gubernamentales encargadas de diseñar e implementar programas; la interdependencia que existe entre los distintos objetivos y programas de gobierno; la incertidumbre endémica de sistemas sociales que enfrentan contingencias difíciles de anticipar o que no es posible representar mediante distribuciones de probabilidad conocidas *ex-ante*. Con el propósito de poder integrar

1 Para una exploración de estas metodologías consultar la URL: undg.org/2030-agenda/sdg-acceleration-toolkit.

2 Para mayores detalles sobre el programa de investigación asociado, consultar el micro sitio de The Alan Turing Institute, Londres, en la URL: www.turing.ac.uk/research/research-projects/policy-priority-inference, y el artículo seminal de [Castañeda et al. \(2018\)](#).

estos factores en un modelo, IPP se apoya en metodologías novedosas desarrolladas en inteligencia artificial, ciencia de redes, economía conductual y en la computación basada en agentes.

FIGURA 1. IPP: LA COMPLEJIDAD DEL DESARROLLO BAJO LA PERSPECTIVA DE UN MODELO PARSIMONIOSO



A pesar de la complejidad del mundo social que se desea describir, el modelo puede considerarse sencillo y parsimonioso. Esto se debe a que IPP parte del hecho de que la mayoría de los países solo cuentan con datos básicos sobre el desarrollo: indicadores económicos, sociales y ambientales agregados a nivel nacional o regional. Mediante estos datos es posible calibrar el modelo inclusive si no se cuenta con información al nivel de los agentes involucrados en el proceso de formulación de políticas. Obviamente, la sencillez del modelo computacional tiene un costo con respecto al número y la naturaleza de las implicaciones que pueden ser inferidas. No obstante, como el lector podrá percatarse más adelante, las prescripciones generadas con las simulaciones del modelo constituyen un gran avance en relación a las obtenidas mediante métodos convencionales. Si bien es cierto que existen otras metodologías que consideran la naturaleza sistémica de los indicadores del desarrollo sostenible, en general, adolecen de dos virtudes importantes: (i) un planteamiento teórico sólido que le de sentido a la estructura causal del modelo, y (ii) una fácil replicación en diferentes países y regiones sin la necesidad de recurrir al *expertise* de un amplio grupo de analistas y consultores.

Por otra parte, la metodología de IPP y la calidad de sus inferencias pueden enriquecerse de manera considerable si se incluye información presupuestal programática definida en términos de los ODS. Debido a que el modelo genera de manera endógena un perfil de prioridades presupuestales, la información del gasto gubernamental a través del tiempo contribuiría a mejorar su calibración. Desafortunadamente, a la fecha, esta información se encuentra disponible para unos cuantos países y pocos años, además de que su vinculación a los ODS no es muy común. Por lo que con el afán de presentar un enfoque que pueda ser útil para el mayor número posible de países, en este primer reporte metodológico de IPP se excluye el uso de datos presupuestales como insumos del modelo.

En síntesis, el propósito de este reporte es presentar una herramienta computacional que

facilita la toma de decisiones para la planeación del desarrollo, a sabiendas de que las políticas derivadas de estas decisiones solo pueden fungir como catalizadores más no como determinantes del desarrollo ([Colander y Rupers, 2014](#)). Más allá de enmarcar a las prioridades de política dentro de una visión de complejidad, su descubrimiento a partir de un modelo calibrado al contexto específico de cada país o región es un paso fundamental en la creación de propuestas elaboradas a la medida. De hecho, la relevancia del contexto en el que las políticas se implementan es uno de los avances sustantivos que la experiencia de las últimas décadas aportó al conocimiento del desarrollo económico ([Rodrik, 2009](#)).

Introducción

El desarrollo de los países y sus regiones es un problema multidimensional y complejo, no sólo porque las sociedades persiguen un gran número de objetivos sino también porque estos objetivos y las políticas conducentes se encuentran interrelacionados. En ocasiones, estas interdependencias dan origen a movimientos complementarios en los indicadores de dichos objetivos, como es el caso de las sinergias que se producen cuando una mayor calidad en la educación de un país genera un repunte en sus índices de competitividad. En otras ocasiones, las interdependencias propician movimientos contrapuestos, como ocurre con los elevados índices de contaminación por bióxido de carbono que suelen acompañar al crecimiento económico.

El análisis de sinergias y disyuntivas (*trade-offs*) hace imprescindible que el estudio del desarrollo sostenible sea tratado desde una perspectiva sistémica, por lo que la herramienta que se describe a continuación enfatiza el uso de metodologías provenientes de la ciencia de redes para caracterizar interdependencias, ya sean positivas o negativas. En particular, en el enfoque *Inferencia de Prioridades de Política* se parte de una red de programas de gobierno (o políticas), cuyos nodos representan los distintos indicadores sociales, económicos y ambientales que integran la base de datos de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS).

En aras de una mayor claridad, y para evitar confusiones con otros tratamientos, en este documento se habla de ‘objetivos’ cuando se hace referencia a las variables que son de interés para una sociedad y cuyo desempeño se mide a través de indicadores del desarrollo (e.g., sociales, económicos o ambientales). En cambio, se hace referencia a ‘metas’ cuando se definen valores específicos para estos indicadores; valores que son deseables de alcanzar desde algún punto de vista aspiracional (o modo de desarrollo). Los ODS, por su parte, son pilares (o facetas) del desarrollo con los que se suelen clasificar a los diferentes indicadores disponibles en un país.

Además de reconocer que las distintas facetas del desarrollo –y sus indicadores correspondientes– no son silos que pueden impulsarse con políticas independientes, también es importante resaltar el hecho de que estos indicadores no son variables aleatorias de naturaleza exógena. Más bien su dinámica responde, en gran medida, a las decisiones entrelazadas que adoptan los distintos actores socioeconómicos a través del tiempo. Por ello, IPP plantea que las políticas públicas –y en especial la asignación de recursos presupuestales– se ven condicionadas por una relación de tipo principal-agente. En este escenario, el principal (autoridad central o gobierno) es el que determina el perfil de asignaciones presupuestarias, con el que se especifica la distribución de recursos entre los distintos programas (o áreas programáticas) del gobierno. Por su parte, los agentes (funcionariado público o burócratas) que reciben dichos fondos e implementan los programas son los que, a fin de cuentas, deciden el monto de las contribuciones que efectivamente se destinan a transformar el indicador asociado.

Este enfoque permite, de manera explícita, incorporar en el análisis al proceso de formulación de políticas en un mundo que opera en condiciones de incertidumbre y que se encuentra estructurado a través de numerosas interacciones. Estas circunstancias dan pauta a un entorno cambiante en el que las autoridades y funcionariado adaptan sus decisiones con relativa frecuencia. Por otra parte, IPP permite estimar el grado de ineficiencia técnica con que operan los distintos agentes (o dependencias gubernamentales). Esta forma de

ineficiencia se define en términos del monto de fondos asignados por el gobierno que no son utilizados por la burocracia de manera efectiva; es decir, que no son empleados en la transformación del indicador relacionado al área programática bajo su responsabilidad. Por ende, la ineficiencia técnica puede deberse a un conjunto de factores: recursos desviados mediante acciones fraudulentas (corrupción), dispendios causados por licitaciones mal implementadas, gastos en personal excesivo e inoperante, recursos perdidos por sistemas logísticos con fallas de operación, etc.

Como bien señala [Rodrik \(2012\)](#), los indicadores de desarrollo no son variables que se establecen mediante políticas exógenas, más bien se trata de variables endógenas que se modifican como consecuencia de una combinación de factores. Por lo tanto, en un modelo orientado a explorar políticas es importante considerar el proceso con el que se formulan. En este sentido, IPP se distingue de otros métodos que también consideran una perspectiva sistémica, en tanto que modela las asignaciones en el contexto de un juego de economía política. Este último surge de la separación que existe entre el diseño de las prioridades presupuestarias y la implementación de los programas. A decir de uno de los equipos líderes en el enfoque de dinámica de sistemas: “para poder obtener resultados realistas un buen modelo debería considerar los conflictos presupuestarios propios de un proceso de distribución de recursos”.³

Al integrar la red de interdependencias de los indicadores con la formulación de la política presupuestaria es posible establecer un vínculo causal que va de lo micro a lo macro y viceversa. Este planteamiento permite introducir una explicación teórica sobre la dinámica que siguen los indicadores y la manera en que el comportamiento colectivo incide en las decisiones de los agentes del sistema. Para poder incorporar estos elementos en un modelo y realizar análisis con el enfoque IPP se recurre a la modelación computacional basada en agentes. Entre las virtudes de estos modelos destaca su flexibilidad para caracterizar mecanismos de aprendizaje, y para describir dinámicas complejas que dan lugar a comportamientos macroscópicos no-lineales ([Chen, 2016](#); [Castañeda 2019](#)).

No obstante, la modelación basada en agentes (ABM por sus siglas en inglés) que se adopta en IPP presenta desafíos metodológicos relacionados a las dinámicas tan diversas que siguen los indicadores de los ODS. Por ejemplo, es común observar que los indicadores relacionados a temáticas ambientales exhiben tendencias negativas a través del tiempo, lo cual contrasta con indicadores de desempeño económico que suelen progresar a lo largo de los años. De igual forma, no es extraño encontrar algún indicador de índole social en donde se dan avances en algunos periodos, mientras que en otros se presentan retrocesos. A pesar de la gran variedad de dinámicas, IPP se inclina por un esquema de modelación parsimonioso. Con un sistema de ecuaciones en diferencia conformado por una forma funcional genérica –que solo varía en términos de un parámetro heterogéneo, IPP es capaz de determinar el tiempo de convergencia en el que los diferentes indicadores logran alcanzar las metas preestablecidas.

3 “En las simulaciones con *iSDG* suponemos de manera implícita que la financiación de los ODS es fluida y que los recursos pueden reasignarse con prontitud entre sectores. Sin embargo, las políticas que, de acuerdo a las simulaciones con *iSDG*, resultan ser efectivas podrían no ser fáciles de implementar debido a rigideces institucionales. Las negociaciones sobre las asignaciones presupuestarias entre las distintas agencias a cargo de implementar los programas podrían plantear un desafío importante en el mundo real, el cual involucra compromisos y rezagos de implementación. Los conflictos entre las agencias podrían mitigarse si se pudiera mostrar que la inversión en un sector ajeno al mandato de una agencia gubernamental produciría el resultado deseado pero a un menor costo.” ([Pedercini et al., 2018](#), p. 7, traducción propia)

Este proceder ayuda a descartar los típicos problemas de ‘sobreajuste’ (*overfitting*) que se producen cuando se calibran muchos parámetros en las ecuaciones de un modelo. La forma funcional elegida involucra a solo dos parámetros en el proceso de calibración: el tiempo de convergencia y el factor de crecimiento. Cabe destacar que el valor de este último parámetro puede variar entre los distintos indicadores del país bajo estudio. De esta forma, en el análisis retrospectivo se busca, por un lado, calibrar la tasa a la que cada indicador cambia en el tiempo para alcanzar los valores observados en el año final de la muestra; por otro lado, el tiempo de convergencia también se calibra ya que el número de años de la muestra equivale a un cierto tiempo algorítmico (i.e., número de iteraciones). Una vez estimados los factores de crecimiento, éstos juegan un rol importante en el análisis prospectivo debido a que determinan la factibilidad de una propuesta específica sobre las metas a alcanzar. En otras palabras, en la medida en que uno o varios indicadores presentan factores de crecimiento muy bajos, más improbable será la viabilidad del modo de desarrollo bajo estudio.

El software de IPP permite inferir variables que no forman parte de las bases de datos; por ejemplo, el perfil de asignaciones presupuestarias (la distribución de los recursos) y el vector de ineficiencias por área programática. Con esta información es posible descubrir, en el análisis retrospectivo, la manera en que los gobiernos definieron sus prioridades de política en el pasado reciente, y determinar si las políticas seguidas en materia presupuestaria fueron coherentes en relación a la búsqueda de ciertas metas de desarrollo. También se pueden correr simulaciones para realizar diversos análisis prospectivos tales como: diseñar estrategias presupuestales, relativamente eficientes, para alcanzar modos de desarrollo específicos; estudiar la viabilidad temporal de determinadas propuestas de desarrollo; identificar la resiliencia de las asignaciones (i.e., determinar si la interrupción de recursos en ciertos rubros genera cuellos de botella en la consecución de las metas planteadas); estudiar el impacto que distintas mejoras en la gobernanza de un país o región tienen sobre el dispendio de recursos; etc.

El resto del reporte metodológico se divide en cinco secciones adicionales. En la primera sección se presenta la manera como se preparan los datos originales para integrarlos a una base de indicadores de los ODS, y dejarlos listos como insumos para el modelo computacional. En la segunda sección se describen las ecuaciones en diferencias que integran al modelo y, a través de cinco apartados, se explican sus componentes micro y macro, así como la estructura causal del análisis. En la tercera sección se explica el procedimiento para la estimación de la red a partir de las series de tiempo de los indicadores de desarrollo de un país. Con el método propuesto es posible obtener redes esparcidas, con direcciones y pesos para los lazos. En la cuarta sección se describen los algoritmos del modelo, tanto el empleado para correr las simulaciones de Monte Carlo como el que se usa para realizar el proceso de calibración. Finalmente, la quinta sección concluye con varios análisis de sensibilidad que permiten mostrar lo robusto del modelo a ciertas variantes en las especificaciones elegidas.

La preparación de los datos

A diferencia de los análisis econométricos, IPP no requiere disponer de una base de datos extensa en su dimensión temporal, ni tampoco que sea impecable en cuanto a la disponibilidad de todas las observaciones. Lo primero se debe a que la técnica estadística empleada permite realizar inferencias a pesar de que el número de observaciones sea

menor al número de variables. Mientras que lo segundo se debe a que los métodos de calibración suelen utilizar los valores que definen las condiciones iniciales –y en ocasiones las finales– de un subconjunto de las variables del sistema, además de algunos patrones empíricos que se describen mediante regularidades estadísticas (e.g., medias, varianzas, histogramas, etc.).⁴ Con este tipo de información, estos métodos de simulación buscan identificar los valores de los parámetros del modelo que hacen posible que los datos artificiales reproduzcan el mayor número posible de patrones detectados (regularidades estadísticas) en los datos reales.

En una primera etapa de la preparación de los datos, y ante la falta de observaciones en algunas series de tiempo, en IPP se procede a su interpolación. La finalidad de este ejercicio es aumentar la información con la que se estima la relevancia, el peso y la dirección de los lazos en la red de indicadores. En una segunda etapa, los datos originales se normalizan debido a que el método requiere analizar la manera en que los diferentes indicadores (sociales, económicos y ambientales) evolucionan y se interrelacionan. Los datos tomados de las fuentes primarias oscilan en rangos muy diferentes y su desempeño se mide de formas muy distintas. Por lo tanto, en IPP, los datos se transforman mediante un proceso que permite comparar los avances relativos de un indicador con respecto a otro y de un país con relación a otro.

Las comparaciones entre indicadores de un mismo país se requieren para determinar la magnitud del rezago relativo que se observa, y para facilitar la interpretación de la interdependencia (o efecto de derrama) entre un indicador y otro. La comparación de un mismo indicador entre varios países se debe a la necesidad de disponer de un punto de referencia que establezca qué tan bajo o qué tan alto es el valor del indicador para un país, en un año dado, con respecto a las experiencias de un conjunto de países a lo largo del periodo muestral.

En este sentido, una mayor cobertura en el tiempo y en el espacio mejora la información que puede obtenerse de las comparaciones inter-temporales e internacionales. De aquí la conveniencia de contar con un panel de datos lo más extenso posible en relación a la longitud de las series, al tipo de indicadores y al número de países incluidos. No obstante, si las condiciones del país así lo justifican, el método permite incluir algunas variables que no están disponibles para muchos otros países. En este caso, es necesario ofrecer una conjetura educada sobre sus valores máximos y mínimos en una escala global.⁵ En la medida en que se cuente con series de más de 10 años es también posible obviar uno o dos datos de los extremos del periodo para algunos indicadores.⁶ Sin embargo, el contar con datos espaciados a lo largo de todo el periodo muestral es un requerimiento ineludible porque es necesario contar con una brecha entre las condiciones iniciales y finales.

Ahora bien, con el fin de remover las unidades con las que se define cada uno de los indicadores originales y las escalas en las que varían, se aplica una fórmula de

4 Inclusive, ante la falta de las condiciones iniciales de ciertas variables se recurre a la generación de valores aleatorios y al análisis de sensibilidad de los resultados obtenidos con las simulaciones de Monte Carlo.

5 Por ejemplo, los datos de empleo informal pueden usarse si se expresan en términos de una tasa, por lo que una tasa cercana a cero se considera como un desempeño muy bueno.

6 De hecho, el método bayesiano para estimar la red requiere de variables que cuentan por lo menos con 7 observaciones cuando se aplica a los indicadores de las bases de datos de los ODS.

normalización que hace que todos los indicadores fluctúen en un rango entre 0 y 1.⁷ En consecuencia, el umbral inferior corresponde al valor del indicador en el percentil 5 de todas las observaciones de los países y años que conforman la base datos. Por su parte, el umbral superior corresponde al valor del indicador en el percentil 95 del mismo conjunto de observaciones país/año. De esta manera, con la expresión (1) se calculan los indicadores normalizados.⁸

FIGURA 2. EXPRESIÓN 1

$$I_{i,t} = \frac{\max(\mathcal{I}_{i,*}) - \mathcal{I}_{i,t}}{\max(\mathcal{I}_{i,*}) - \min(\mathcal{I}_{i,*})}$$

En la expresión 1, \mathcal{I} denota al indicador original; los operadores *min* y *max* corresponden a los valores de los percentiles 5 y 95, respectivamente, calculados a lo largo de las series de tiempo y para todos los países incluidos en la muestra.⁹ En términos de notación, el primer subíndice describe al *i-ésimo* indicador, el segundo hace referencia al año (*t*) de la observación; por su parte, el pequeño asterisco señala que el operador se aplica a los valores de los percentiles calculados con todas las observaciones consideradas en el análisis.

En la última etapa de la transformación se busca mantener una dirección consistente entre todos los indicadores de los ODS, de tal forma que se asocia a un país con el mejor desempeño en un determinado indicador si el nivel alcanzado es el más elevado. Con este propósito en mente se toma el complemento $1 - I_{i,t}$ cuando el *i-ésimo* indicador requiere ser invertido. Por ejemplo, los indicadores de la ‘prevalencia de desnutrición’ y del ‘número de trámites para iniciar un negocio’ mejoran cuando disminuye su valor, por lo que deben ser invertidos en esta tercera etapa. Cabe señalar que esta inversión no es indispensable en un sentido técnico, aunque si es conveniente para facilitar la interpretación de los resultados.¹⁰ De esta forma, un mayor nivel del indicador siempre se identifica como una mejora y una

7 En la mayoría de las series de tiempo originales, las unidades de los indicadores se miden como porcentajes (e.g., tasa de crecimiento del PIB con respecto al año anterior) o como razones (e.g., número de asesinatos por cada 10,000 habitantes), de tal forma que se controla por el tamaño de la economía o de la población. En algunas ocasiones estos indicadores se describen a partir de apreciaciones subjetivas cuyos valores tienen una interpretación ordinal (e.g., calidad de la educación, cooperación en las relaciones obrero-patronal).

8 Esta fórmula describe una práctica convencional en la literatura ([World Bank, 2018](#)), aunque en ocasiones también los operadores min y max se aplican de manera directa a las observaciones y no a los percentiles. El uso de percentiles se suele justificar por el interés de evitar distorsiones causadas por la presencia de observaciones extremas (*outliers*).

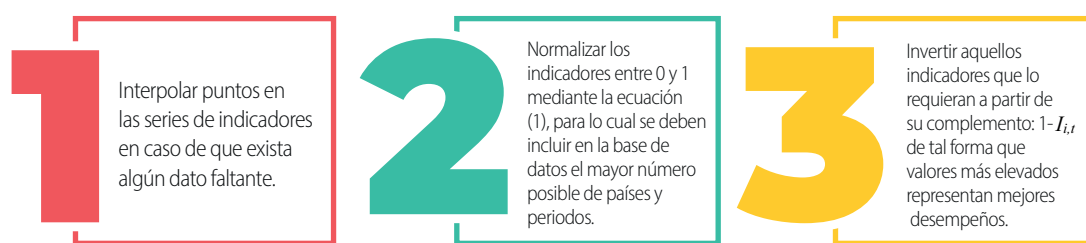
9 En la base de datos de IPP se cuenta con información de 298 territorios, países y grupos de países para un periodo que abarca 27 años. Es importante resaltar que existen grandes diferencias en la cobertura de los territorios, países y grupos de países, tanto en relación a la temporalidad de sus indicadores como con respecto a su naturaleza.

10 En ocasiones es posible que el incremento en alguna variable esté asociado a un mejor desempeño del país para un cierto rango de valores, mientras que para un rango superior los mayores valores pueden considerarse como desafortunados. Por ejemplo, para la razón de deuda gubernamental a PIB, un incremento puede verse como una mayor capacidad crediticia y, por ende, asociarse a un mayor potencial de crecimiento; sin embargo, al cruzarse cierto umbral, una mayor deuda puede relacionarse con sobreendeudamiento y límites a la estabilidad económica. Por lo tanto, en IPP se sugiere realizar la inversión de la variable solo cuando el país bajo análisis se encuentra en el rango en que una reducción es ventajosa.

mayor asignación presupuestal siempre se vincula con el deseo de incrementar el nivel del indicador asociado.

La Figura 3 sintetiza las tres etapas arriba referidas: interpolación, normalización e inversión. A partir de este momento, cuando en el texto se menciona a los indicadores de los ODS se hace referencia a las series de tiempo transformadas. El valor empírico de estos indicadores se describe mediante $I_{i,t}$, en tanto que su valor simulado (o sintético) se representa mediante $I_{i,t}^*$. Para poder generar los datos sintéticos se procede, en la siguiente sección, a describir el modelo computacional basado en agentes que simula su evolución a través del tiempo mediante un juego de economía política. La comparación entre las series sintéticas y empíricas de estos indicadores y, en particular, su volatilidad inter-temporal se utiliza para calibrar los parámetros del modelo de manera indirecta.

FIGURA 3. ETAPAS EN LA PREPARACIÓN DE LOS DATOS



El modelo computacional

Para tener una mayor claridad sobre la manera en que opera el modelo computacional de IPP cuando se aplica a los ODS, en esta sección se presentan sus distintos componentes. En particular, se describen los mecanismos sociales que dan pauta a la relación causal que existe entre las asignaciones de recursos y la evolución de los indicadores del desarrollo. Dada la naturaleza sistémica de este enfoque, se procede a la presentación de sus componentes en un orden que va de abajo-hacia-arriba. En los dos primeros apartados, se explican los componentes micro asociados a las asignaciones presupuestarias y al uso de recursos públicos para financiar los programas que buscan mejorar el desempeño de los indicadores. Por ello, en primer término, se analiza la manera en que las y los funcionarios, encargados de implementar las políticas, aprenden y toman la decisión sobre el porcentaje de los recursos recibidos que deben destinar a financiar los programas correspondientes y, en segundo término, se aborda el problema de las decisiones gubernamentales en relación a la distribución de fondos entre las distintas áreas programáticas y cómo estas participaciones se adaptan en el transcurso del tiempo.

En dos apartados posteriores se describen los componentes macro (o agregados) del modelo. En estos apartados se explican, por una parte, la manera en que se producen los efectos de derrama (sinergias y disyuntivas) en la red de interdependencias de los ODS y, por otra parte, la evolución de los indicadores mediante un sistema no-lineal de ecuaciones en diferencia. La forma funcional de la ecuación genérica está integrada por los siguientes elementos: (i) un término inercial que señala la dificultad que existe para que los indicadores cambien de forma súbita; (ii) un término transformativo que mide el impacto de las contribuciones del funcionario relevante y de las derramas que generan otros programas. Este segundo

término depende de un parámetro heterogéneo, que describe el factor de crecimiento del indicador, y de la brecha que, en un momento dado, existe entre la meta y el valor del indicador. En el último apartado de esta sección, se describe de forma sucinta la manera en que lo micro y lo macro interactúan a través del tiempo, y se explica la naturaleza causal del modelo en términos de una concepción generativa.

Micro-fundamento de las decisiones de las y los funcionarios: ineficiencias

En este apartado se analiza la manera en que los n funcionarios que implementan, por separado, cada una de las políticas deciden el monto de las contribuciones, $C_{i,t}$, que abonan al progreso de los indicadores asociados. Las motivaciones de estos burócratas son tales que los recursos invertidos suelen quedarse por debajo de los recursos recibidos: $P_{i,t}$. La tasa de estas contribuciones, con respecto a los ingresos recibidos, cambia de un burócrata a otro por distintas razones: la magnitud de los incentivos que dan pauta a la corrupción; la capacidad del funcionario para aplicar las políticas; el diseño de los contratos con proveedores; la calidad de las licitaciones públicas implementadas; entre otros factores.

En general, cuando $C_{i,t} < P_{i,t}$ se habla de una ineficiencia técnica, la que en un mal escenario puede ser abultada y presentarse de forma generalizada en la mayoría de los programas gubernamentales. La evidencia señala que, efectivamente, este problema es sustantivo y recurrente en un gran número de países ([Izquierdo et al., 2018](#)). Para que las y los funcionarios hagan un mejor uso de los recursos presupuestales –y mejore de manera directa el desempeño de los indicadores asociados– se requiere que las contribuciones realizadas les reditúen beneficios personales más elevados. Esto último podría ocurrir si buscan mejorar su reputación como servidores públicos eficaces, ya sea en la esfera gubernamental o en la sociedad en su conjunto.

La disyuntiva entre un mejor perfil político por ser eficiente (representado por el cambio en el indicador relevante $\Delta I_{i,t}^*$) y las ganancias provenientes del dispendio ($P_{i,t} - C_{i,t} > 0$), le dan forma a la función de beneficios de los burócratas que se describe en la expresión (2). Cabe destacar que las ganancias no se materializan cuando la ineficiencia del funcionario se hace evidente en la sociedad, y dicho proceder tiene repercusiones en la pérdida de prebendas e ingresos ilícitos. Por lo tanto, la interrupción de estos beneficios depende de dos elementos: (i) una variable binaria $\theta_{i,t}$ que toma el valor de 1 cuando las ineficiencias son detectadas y de 0 cuando pasan inadvertidas, y (ii) un parámetro τ que define la calidad del Estado de Derecho que prevalece en la sociedad. En países en vías de desarrollo, no basta con que la falta de eficiencia (o corrupción) sea detectada para que el castigo sea ejercido. Con un Estado de Derecho precario, los gobiernos se vuelven tolerantes (e inclusive partícipes) de las malas prácticas de su funcionariado. En otras palabras, para pasar de una retórica reformista a los hechos es necesario que la ineficiencia no quede impune.

FIGURA 4. EXPRESIÓN 2

$$F_{i,t+1} = \Delta I_{i,t}^* \frac{C_{i,t}}{P_{i,t}} + (1 - \theta_{i,t} \cdot \tau) \frac{(P_{i,t} - C_{i,t})}{P_{i,t}}$$

En la expresión (2), $F_{i,t+1}$ representa el beneficio o utilidad del i -ésimo burócrata. Mientras tanto, en la expresión (3), el estatus se define como el cambio en el i -ésimo indicador en

relación a los cambios en la totalidad de los indicadores. Lo anterior se debe a que tener un mejor perfil político a los ojos del gobierno es un concepto relativo.

FIGURA 5. EXPRESIÓN 3

$$\Delta I_{i,t}^* = \frac{I_{i,t} - I_{i,t-1}}{\sum_j |I_{j,t} - I_{j,t-1}|}$$

Otra forma de interpretar la función objetivo del funcionario es en términos de los beneficios provenientes de las contribuciones realizadas y de las ganancias personales. Cabe destacar que ambos conceptos se definen en relación a las asignaciones recibidas con el propósito de evitar efectos de escala. Asimismo, el término $C_{i,t}/P_{i,t}$ mide el grado de eficiencia que impera en el *i-ésimo* programa gubernamental, por lo que es una variable de sumo interés en el análisis de las simulaciones. Las contribuciones se ponderan con el avance relativo del indicador y, por ende, con la correspondiente mejora en el perfil político del burócrata. Mientras que las ganancias del funcionario se ponderan por un factor asociado con la posibilidad de perder beneficios indebidos.

A diferencia de los modelos neoclásicos, en los que el nivel de las contribuciones se elegiría con el propósito de balancear el estatus y las prebendas en el margen, aquí se supone que las y los funcionarios actúan con una racionalidad acotada, propia de un entorno complejo e incierto. Estos dos adjetivos quedan de manifiesto por las siguientes razones: (i) la variable $\Delta I_{i,t}^*$ depende de la red de interdependencias y, por ende, de los efectos de las derramas, los cuales no son posibles de determinar de manera *ex-ante*; (ii) la variable $P_{i,t}$ se asocia a las decisiones de la autoridad y su valor no se establece bajo consideraciones estratégicas, sino más bien a partir de un proceso de aprendizaje adaptativo; (iii) la detección de la ineficiencia en que incurre cada funcionario depende de las normas sociales que emergen de abajo-hacia-arriba, por lo que esta práctica se hace notoria cuando sobresale de la norma.

De lo anterior, se desprende que los burócratas a cargo de los programas gubernamentales tratan de aprender cuáles son las consecuencias de sus acciones, por lo que toman decisiones a partir de un aprendizaje por reforzamiento. De acuerdo con la literatura de economía conductual, este esquema de aprendizaje tiene un sustento empírico importante ([Dhimi, 2016](#)). En particular, IPP asume una versión conocida como aprendizaje dirigido, inspirada en las formulaciones de [Carella \(2014\)](#) y [Bayer et al., \(2009\)](#). En esta especificación, las acciones a emprender pueden ir en una de dos direcciones (continuar o retroceder), lo que depende de los beneficios netos que estas mismas acciones tuvieron en el pasado inmediato. Por ejemplo, si incrementos recientes en ineficiencia son seguidos por el aumento de beneficios en el presente, entonces el agente optará por ser todavía más ineficiente. Si, por el contrario, los beneficios se reducen (por ejemplo, porque la autoridad central detectó y castigó las ineficiencias), entonces el burócrata optará más adelante por usar los recursos públicos de manera más eficiente. En términos formales, la acción $X_{i,t}$ del *i-ésimo* funcionario se modela con la expresión

FIGURA 6. EXPRESIÓN 4

$$X_{i,t+1} = X_{i,t} + \text{sgn}\left((X_{i,t} - X_{i,t-1})(F_{i,t} - F_{i,t-1})\right) |F_{i,t} - F_{i,t-1}|$$

en donde $sgn(\bullet)$ es una función que define el signo de la dirección a seguir de acuerdo a los criterios arriba referidos, y $|F_{i,t} - F_{i,t-1}|$ especifica la magnitud del paso (o incremento de la acción).

La variable $X_{i,t}$ es una abstracción que describe cualquier tipo de acción que el funcionario i pudiera adoptar para lograr sus objetivos. Debido a que esta variable toma cualquier valor real, es necesario mapear la acción $X_{i,t}$ en los recursos efectivos a usar $C_{i,t}$, para lo cual se define la función de la Figura 7. Esta expresión garantiza que las contribuciones sean positivas, pero menores o iguales a los recursos que recibe el burócrata con el mandato de transformar el indicador que está bajo su tutela.

FIGURA 7. EXPRESIÓN 5

$$C_{i,t} = \frac{P_{i,t}}{1 + e^{-X_{i,t}}}$$

Ahora bien, para establecer la probabilidad $\lambda_{i,t}$ con la que el monitoreo gubernamental y mediático es capaz de detectar las ineficiencias cometidas por los burócratas, se plantea una probabilidad de éxito a partir de un proceso Bernoulli, en cuyo caso $\theta_{i,t} = 1$. La probabilidad de la Figura 8 se determina por medio de la combinación de un parámetro ϕ que mide la calidad con la que se realiza el monitoreo en un país, y una función que depende de qué tan saliente es el grado de ineficiencia del funcionario en relación a la norma social que prevalece en el sistema.

FIGURA 8. EXPRESIÓN 6

$$\lambda_{i,t} = \phi \frac{1}{1 + e^{-D_{i,t}}}$$

El parámetro ϕ no requiere ser calibrado ya que es posible obtener su valor de las bases de datos internacionales sobre gobernanza, en tanto que $D_{i,t}$ es la ineficiencia relativa que se determina de manera endógena con la expresión (7) que se describe a continuación.¹¹

FIGURA 9. EXPRESIÓN 7

$$D_{i,t} = \frac{(P_{i,t} - C_{i,t}) - \min(P_{*,t} - C_{*,t})}{\max(P_{*,t} - C_{*,t}) - \min(P_{*,t} - C_{*,t})} - \frac{1}{2}$$

La variable $D_{i,t}$ proviene de normalizar la desviación de fondos en términos del rango en el que ocurren las ineficiencias en el periodo (i.e., el asterisco en el primer subíndice indica que el operador se aplica para todas las y los funcionarios). Por lo tanto, cuando la desviación de fondos por parte del i -ésimo burócrata es de un nivel intermedio entonces $D_{i,t} = 0$ y, por ende, la probabilidad de ser detectado es de $\frac{1}{2}$ veces la calidad del monitoreo.

¹¹ Si bien $\tau \in [0, 1]$ y $\phi \in [0, 1]$ son variables de gobernanza que forman parte de bases de datos de los indicadores internacionales, en el modelo que aquí se desarrolla son consideradas como parámetros invariantes en el tiempo y de igual valor para todos los programas gubernamentales. No obstante, en Castañeda et al. (2018) estas variables se endogenizan al definir las como un nodo más en la red de indicadores.

Las expresiones (6) y (7) sugieren que las ineficiencias que exceden a la norma social tienen una mayor probabilidad de ser descubiertas. Este evento puede interpretarse como los escándalos mediáticos sobre corrupción o negligencia gubernamental que de manera frecuente salen a relucir en los países en desarrollo.

Micro-fundamento de las decisiones de la autoridad: prioridades de política

La norma social de ineficiencia hace que el planteamiento de IPP sea diferente con respecto a la visión tradicional del problema principal-agente, en el que el principal busca de manera estratégica alinear los incentivos del agente con los suyos. En IPP se sostiene, en cambio, que la formulación de políticas se caracteriza por un problema de acción colectiva ([Persson, 2013](#)). Por lo tanto, los espacios de maniobra son más reducidos ya que los incentivos de los agentes dependen de un constructo social sobre el que la autoridad no tiene control. Por esta razón, la agenda internacional sobre mejoras a la gobernanza no ha sido muy exitosa para erradicar la corrupción ([World Bank, 2017](#); [Baez-Camargo y Passas, 2017](#)). Desde esta perspectiva, una mejora en el Estado de Derecho no solo tiene que crear los incentivos individuales para desmotivar prácticas fraudulentas, sino también incidir en el proceso colectivo por medio del cual emerge la norma social. En otras palabras, los mismos castigos que funcionan en naciones poco corruptas tienen una menor probabilidad de cambiar las acciones de los miembros de sociedades en las que prevalece una norma de corrupción elevada.¹²

Ante este escenario, en este apartado se describe el micro-fundamento asociado al problema de decisión de la autoridad central. En IPP el gobierno tiene como propósito establecer sus prioridades de política a partir de un perfil de asignaciones presupuestales: $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$. Este perfil describe el gasto transformativo (o presupuesto marginal) que contribuye a que los indicadores avancen a través del tiempo. En otras palabras, se trata del componente del presupuesto que no se destina a financiar los pasivos del gobierno y a mantener el desempeño de los indicadores en su nivel actual. Por lo tanto, el gasto no-transformativo incluye al pago de intereses de la deuda pública, al mantenimiento de infraestructura (e.g., carreteras, escuelas, hospitales públicos), al financiamiento de la burocracia que hace posible sostener las operaciones actuales del gobierno, entre otras actividades.

Cabe también señalar que no todos los nodos de la red representan áreas programáticas que reciben asignaciones presupuestales directas (i.e., que pueden ser intervenidos) con el fin de lograr avances en su desarrollo. En algunos casos, ello se debe a que el indicador en cuestión es el resultado de la composición de un sinnúmero de políticas; como por ejemplo el PIB per cápita. También es posible que un indicador no sea materia de política pública, al menos en lo referente a su fondeo mediante recursos fiscales. Por esta razón, es importante diferenciar entre indicadores que son influidos de manera directa mediante un gasto público focalizado y los que no lo son. De aquí que en el modelo se definen como

¹² En [Castañeda y Guerrero \(2019\)](#) se analiza, para una muestra muy grande de países, la poca o mucha efectividad que los avances en el Estado de Derecho pueden tener sobre la reducción de la corrupción, y se muestra cómo esta efectividad puede mejorar cuando se aplican una serie de políticas complementarias que toman en cuenta las interdependencias.

nodos *instrumentales* a los del primer caso y como nodos *colaterales* a los del segundo caso.¹³ En consecuencia, el perfil de prioridades estimado a través de IPP solo contempla nodos instrumentales (aunque la red y la dinámica de los indicadores sí consideran ambos tipos de nodos y sus metas).¹⁴

Sin importar la manera en que los nodos se clasifican, el objetivo del gobierno es alcanzar las metas de desarrollo en cada uno de ellos: T_1, \dots, T_N . Cada meta T_i corresponde a un valor específico del *i-ésimo* indicador.¹⁵ De aquí se desprende otro aspecto en el que IPP se diferencia de otras herramientas para el análisis de los ODS: las metas de desarrollo son las variables exógenas del modelo, mientras que los indicadores son las variables endógenas; ello se debe a que el valor de estas últimas depende, en esencia, de las políticas públicas y de sus interrelaciones. Si bien una economía es un sistema abierto, por lo que toda variable es en realidad endógena, en IPP se considera que las metas de los gobiernos están mucho más cerca de una concepción exógena ya que reflejan las aspiraciones de las sociedades y sus gobiernos.

Entre los procesos con los cuales los gobiernos establecen, en la realidad, sus metas de desarrollo se encuentran los siguientes: compromisos con agendas internacionales, promesas de campañas electorales, consensos sociales o, incluso, la discrecionalidad de la autoridad en turno. A todas luces, estos procesos dependen en mucha menor medida de las políticas públicas en comparación con los indicadores de desarrollo, al menos en el corto y mediano plazo. Por lo tanto, en la expresión (8) se sugiere que el gobierno desea, con su distribución presupuestal P , abatir las brechas que existen entre las metas y los valores contemporáneos de los indicadores de los ODS.

FIGURA 10. EXPRESIÓN 8

$$\min \left[\sum_i^N (T_i - I_{i,t})^2 \right]$$

13 Esta clasificación podría variar de un país a otro y de un periodo a otro. Por ejemplo, en un cierto país podrían no existir programas de gobierno para la protección al medio ambiente, por lo que este tema carecería de recursos públicos y no sería considerado como parte del vector de prioridades de política. En estas circunstancias se hablaría de nodos colaterales para los indicadores que miden variables ecológicas. Una vez que un programa se establece y el mejor desempeño del indicador obedece al apoyo financiero que se asigna a dicho programa, entonces el nodo correspondiente se vuelve instrumental.

14 Una clasificación complementaria de los indicadores es entre nodos de gestión y nodos de resultados. El primer tipo se refiere a indicadores que miden lo bien o mal que se administra una determinada política (e.g., número de días que toma abrir un negocio, flexibilidad en la determinación de los salarios, etc.). El segundo tipo hace referencia a consecuencias específicas de una o varias políticas (e.g., PIB per cápita, calidad de la educación primaria, tasa de mortalidad por suicidio por cada mil habitantes, etc.). Si bien a primera instancia se podría pensar que los nodos de gestión solo pueden exhibir lazos salientes, en IPP se prefiere no hacer esta distinción ya que, a fin de cuentas, un nodo de resultados sí tiene la posibilidad de incidir en un nodo de gestión. Por ejemplo cuando un mayor ingreso per cápita contribuye a mejorar el diseño y la administración de los derechos de propiedad.

15 En general, es de esperar que el número de nodos instrumentales n no abarque a la totalidad de la red ($n < N$), de aquí que el desempeño de ciertos indicadores va a depender exclusivamente de los efectos de derrama y de su inercia natural.

El siguiente paso consiste en describir una heurística realista con la que el gobierno aborda este problema y determina sus asignaciones presupuestarias. En el modelo se hace uso de una regla adaptativa que apela a varios criterios, con los cuales la autoridad central realiza ajustes ante los cambios observados en el entorno. Un primer criterio para establecer prioridades de política podría ser el grado de rezago que se observa en las distintas áreas programáticas. La racionalización para este tipo de ajuste se debe a la creencia, fundada o no, de que las áreas que están relativamente más atrasados con respecto a sus metas son cuellos de botella para el desarrollo de un país. Este sería el caso de un gobierno que decide invertir menos en la creación de infraestructura que en mejorar la calidad de la educación básica cuando observa que el rezago en el segundo indicador es mayor que en el primero.¹⁶ En consecuencia para introducir el rezago $G_{i,t}$ en la regla heurística, se consideran las brechas de los indicadores en cada periodo. Debido a que el rezago es un concepto relativo, en la expresión (9) se indica que las brechas de cada programa de gobierno, $T_{i,t} - I_{i,t}$, se normalizan con el rango delimitado por los indicadores de mejor y peor desempeño en el país en consideración.

FIGURA 11. EXPRESIÓN 9

$$G_{i,t} = \frac{(T_{i,t} - I_{i,t}) - \min(T_{*,t} - I_{*,t})}{\max(T_{*,t} - I_{*,t}) - \min(T_{*,t} - I_{*,t})}$$

Como un segundo criterio se considera el hecho de que los gobiernos optan por reducir los montos asignados a un programa cuando detectan que las y los funcionarios no hacen un buen uso de los recursos públicos. En el modelo, esto se traduce en reducciones presupuestales derivadas de un aumento de la desconfianza en los burócratas ante la evidencia histórica de ineficiencias. Formalmente, la desconfianza relativa en las y los funcionarios se construye a través del historial de ineficiencias detectadas $H_{i,t}$ que se describe con la expresión (10). Este criterio también se establece de manera normalizada, en tanto que las y los funcionarios castigados con los mayores recortes presupuestales son aquellos cuyos dispendios son más evidentes y persistentes.

FIGURA 12. EXPRESIÓN 10

$$H_{i,t} = \frac{\sum_l^t \theta_{i,l} (P_{i,l} - C_{i,l}) - \min[\sum_l^t \theta_{*,l} (P_{*,l} - C_{*,l})]}{\max[\sum_l^t \theta_{*,l} (P_{*,l} - C_{*,l})] - \min[\sum_l^t \theta_{*,l} (P_{*,l} - C_{*,l})]}$$

Cabe señalar que el enfoque IPP es agnóstico en cuanto a la naturaleza y al número de criterios que pueden emplearse en la heurística del gobierno. La inclusión de estos criterios depende del juicio del analista sobre la mejor manera de describir la realidad de un país determinado y de la disponibilidad de datos relevantes. Por ejemplo, se podría incluir un tercer criterio en el que la conectividad (o grado) del nodo se considera un factor importante en la regla de asignaciones presupuestarias, lo cual tiene sentido si las autoridades reconocen que políticas con mayores sinergias deben recibir mayores recursos por las externalidades positivas que generan. Obviamente, la inclusión del grado del nodo

16 Otra interpretación de este criterio podría ser la preconcepción de que los indicadores con mayores rezagos generan mayores costos políticos para los gobiernos, por lo que requieren de una mayor atención. De hecho, esta práctica de priorizar por medio de brechas era frecuentemente promovida en los Objetivos de Desarrollo del Milenio.

parte de la premisa de que las autoridades hacendarias tienen conocimiento de la métrica y sus estimaciones empíricas.

En esta aplicación de IPP se apela exclusivamente a los dos primeros criterios: las brechas y la desconfianza. De esta forma, se propone la expresión (11) para describir la heurística adaptativa con la que el modelo determina la asignación de recursos para la *i-ésima* área programática. En la forma funcional elegida, la brecha entre la meta y el nivel del indicador es la variable clave para la priorización de políticas.¹⁷ Por su parte, la desconfianza en los burócratas con respecto a su eficiencia juega un papel de modulación. En otras palabras, el impacto de las brechas se modifica de manera diferenciada en función del valor de $H_{i,t}$, por lo que dos programas que presentan la misma brecha reciben asignaciones diferentes, siendo el más perjudicado aquel que se encuentra a cargo del funcionario con un historial de ineficiencia.

FIGURA 13. EXPRESIÓN 11

$$P_{i,t} = \frac{G_{i,t}^{1+H_{i,t}}}{\sum_j (G_{j,t}^{1+H_{j,t}})}$$

La expresión (11) es muy intuitiva en tanto que, en el término $G_{i,t}^{1+H_{i,t}}$, la base es siempre fraccionaria y el exponente es siempre mayor a uno. En consecuencia, programas con ineficiencias recurrentes serán más castigados en términos de asignaciones presupuestarias. Por otra parte, la normalización garantiza que la suma de recursos asignados en el perfil de políticas sea igual a la unidad. De aquí que el modelo enfatiza el problema de la distribución de recursos por lo que, en esta primera aplicación, no se estudia el impacto que un incremento (o una disminución) en el monto a repartir podría tener sobre la consecución de las metas planteadas para los ODS.

Para poder interpretar en la práctica a los valores de P_i que se obtienen con el modelo, habría que recordar que las inferencias generadas se asocian a las participaciones presupuestales en el margen. En consecuencia, para llevar estas inferencias a prescripciones de política, los elementos del perfil de prioridades deben definirse como razones entre el gasto transformativo que recibe un indicador durante el periodo de análisis, en promedio, y el gasto total asignado a los programas correspondientes. Por ello, las prioridades inferidas no indican, necesariamente, que los programas vinculados a un indicador que se encuentra entre los cinco más prioritarios deben recibir más recursos, en un sentido absoluto, que los que se destinan a mejorar el desempeño de un indicador cuya prioridad es menor. Más bien, el ranking en el perfil de prioridades sugiere cómo distribuir los recursos transformativos como proporción de los gastos totales que reciben los distintos programas asociados.

Cabe además advertir al lector que, de esta formulación, no debe concluirse que los programas que tienen las brechas iniciales más amplias serán necesariamente los más

17 La relevancia de primer orden del criterio de brechas se debe a la práctica extendida en planes de desarrollo y en ejercicios de programación presupuestal de identificar rezagos relativos. En un análisis de 'benchmarking' estos rezagos se suelen medir en relación a la posición que tiene un país (o región) con respecto a una situación ideal, la cual se establece con información de países más avanzados. Asimismo, los ejercicios de planeación tienden a definir áreas con carencias lacerantes como aquellas cuyos indicadores presentan brechas muy pronunciadas.

prioritarios. Por un lado, estos programas pueden verse beneficiados por las fuertes derramas positivas de la red, por lo que las asignaciones presupuestales directas podrían ser reducidas. Por otro lado, estos recursos también se verán mermados cuando los burócratas a cargo de los programas hayan sido expuestos por sus ineficiencias y, por ende, hayan perdido la confianza de la autoridad central.

En síntesis, a través de la heurística adaptativa, el gobierno ajusta sus prioridades de política en función de cambios en el entorno como resultado de los escándalos por ineficiencias y de los efectos de derrama. Este mecanismo adaptativo modela la forma en que las autoridades tratan de alcanzar numerosas metas de desarrollo en un periodo de tiempo determinado. Las asignaciones presupuestarias transformativas se producen en un entorno repleto de externalidades (derramas) positivas y negativas, y en un contexto de economía política que da origen a la ineficiencia en el uso de los recursos y al surgimiento de normas sociales. Estas normas no son fáciles de revertir mediante políticas públicas cuyo fin es simplemente cambiar los incentivos individuales. En IPP, el vector de asignaciones presupuestarias se obtiene al modelar el proceso real de formulación de políticas. Por ello, este enfoque permite descubrir las prioridades de los gobiernos en la práctica, ya sea a lo largo de un periodo histórico o en el contexto de un ejercicio prospectivo.

Macro-dinámica de la red: efectos de derrama

Una forma natural de concebir la interdependencia entre los indicadores de desarrollo es a partir de la construcción de una red en donde los nodos corresponden a los N rubros de política pública. De esta manera una flecha ponderada $i \rightarrow j$ representa la sinergia (si el peso es positivo) o la disyuntiva (si el peso es negativo) que el cambio en el valor de I_i ejerce sobre el cambio en I_j .¹⁸ Esta red describe, sin hacer explícito el cómo, a un conjunto de factores tecnológicos y organizacionales que establecen la interdependencia estructural asociada a los indicadores de los ODS en el contexto de un país y periodo determinado. De manera matemática, la red puede representarse por medio de una matriz de adyacencia A con N renglones y N columnas, en la que cada celda puede ser positiva, negativa o cero dependiendo de la naturaleza de la relación –o su ausencia en el último escenario. En esta notación, el valor de la matriz que va del renglón i a la columna j indica la incidencia del i -ésimo indicador sobre el j -ésimo.

Ahora bien, una derrama S en la dirección: $i \rightarrow j$ se produce cuando el cambio en el indicador i : $\Delta I_{i,t} = I_{i,t} - I_{i,t-1}$ viene acompañado de un cambio en el indicador j , lo que en términos formales significa

FIGURA 14. EXPRESIÓN 12

$$S_{i \rightarrow j, t} = \Delta I_{i, t-1} A_{ij}.$$

Esta derrama también puede ser positiva, negativa o nula. Por lo tanto, los cambios previos en el i -ésimo indicador pueden contribuir a los movimientos que se observan en el valor contemporáneo del j -ésimo indicador. Este patrón se repite para el conjunto de enlaces que se incorporan al nodo j , por lo que los avances indirectos en el j -ésimo indicador se calculan mediante la suma de todas las derramas que afectan a dicho nodo. De aquí que la

18 Por el momento se supone que la configuración de la red y sus pesos son conocidos. En una sección posterior se presentan los detalles sobre el procedimiento con el que la red es estimada.

expresión (13) cuantifica la derrama neta que se incorpora al indicador j .

FIGURA 15. EXPRESIÓN 13

$$S_{j,t} = \sum_i \Delta I_{i,t-1} A_{ij}$$

En este punto es importante destacar un aspecto implícito pero importante que separa a IPP de la, ahora popular, práctica de utilizar redes de interdependencia para establecer prioridades de política. En IPP, la red de derramas no implica relaciones causales; algo que comúnmente se asume al dar recomendaciones de política a partir de una red estimada. En el enfoque IPP, la red provee información sobre dependencias condicionales. Es decir, un enlace $i \rightarrow j$ indica que, en los datos, se observa que los cambios en j tienden a ser acompañados de cambios en i , pero no al revés. Dicho acompañamiento puede ser causado por otro factor no observable, por lo que $i \rightarrow j$ no debe interpretarse como causa, sino como una regularidad empírica a tomar en cuenta. De hecho, dicha regularidad es observada solo a nivel agregado, por lo que es incorrecto formular recomendaciones de política a nivel micro a partir de esta información. En otras palabras, las derramas inducen un proceso de co-movimientos entre indicadores agregados, por lo que no especifican relación causal alguna; por lo tanto, como se argumenta en un apartado posterior, las prescripciones de política solo pueden concebirse si se formula un planteamiento micro en el que los agentes (gobierno y funcionariado) deciden adoptar ciertas acciones ante la presencia de intervenciones en el sistema.

Macro-dinámica de los indicadores: evolución de los ODS

Una vez definidas las metas de los indicadores de los ODS, los micro-fundamentos del gobierno y la burocracia, y las derramas que dan origen a disyuntivas y sinergias, se procede a modelar el progreso de los indicadores a través de un proceso de crecimiento aleatorio. En la forma genérica del sistema de ecuaciones en diferencia se establece, de manera probabilística, la existencia de avances en los indicadores para un periodo dado. La magnitud de estos avances depende del factor de crecimiento heterogéneo, α_i , y de la brecha del indicador con relación a su meta. De esta manera, los indicadores crecen cuando las realizaciones independientes de un proceso Bernoulli resultan exitosas. La probabilidad de éxito viene dada por la expresión (14) que involucra al factor de crecimiento, a las contribuciones que efectúan las y los funcionarios encargados de las políticas, y a las derramas netas que inciden en el nodo.

FIGURA 16. EXPRESIÓN 14

$$\gamma_{i,t} = \frac{\alpha_i + C_i/P_t^*}{\alpha_i + e^{-\left[\frac{NS_{i,t}}{\sum_j (T_j - I_{j,t}) / (T_j - I_{j,0})} \right]}}$$

En la expresión (14), P_t^* es la cantidad de recursos asignados en el periodo t al programa más prioritario. Dado que $(C_{i,t}/P_t^*) = (C_{i,t}/P_{i,t})(P_{i,t}/P_t^*)$, se dice que el componente de las

contribuciones se deriva de combinar la eficiencia en el uso de los recursos ($C_{i,t}/P_{i,t}$) con la prioridad relativa del programa ($P_{i,t}/P^*$).

La forma funcional y los argumentos utilizados en la expresión (15) tienen una justificación intuitiva. En primer término, la probabilidad de que se produzcan avances en el indicador se relaciona de manera positiva con el monto de las contribuciones que realiza el funcionario a cargo del programa. Dichas contribuciones se presentan de forma normalizada en el numerador ya que su efecto se establece con respecto a los recursos asignados al programa más prioritario. En segundo término, la manera en que interactúan las contribuciones y las derramas netas en la expresión garantiza que a pesar de que una de las dos esté ausente la otra siga ejerciendo un impacto.¹⁹ Por ejemplo, en los nodos colaterales las contribuciones son nulas porque los indicadores correspondientes no tienen ningún programa presupuestal asociado; por lo tanto, en estos nodos la probabilidad de avances solo depende de la influencia de las derramas netas. En tercer término, la especificación exponencial del denominador permite establecer una probabilidad de crecimiento que se reduce de manera acelerada si las derramas netas negativas van en aumento. El impacto de las derramas también se presenta de forma normalizada en el denominador, pero ahora en función del promedio de los avances logrados por los indicadores en relación a sus brechas iniciales. Es decir, la normalización corrige el artefacto de la dinámica logística de la expresión (15), en la que el impacto de las derramas se vuelve más pequeño conforme el nivel indicador se acerca más a las metas.²⁰

Por todo lo anterior, la dinámica del *i-ésimo* indicador se define de acuerdo a

FIGURA 17. EXPRESIÓN 15

$$I_{i,t+1} = I_{i,t} + \alpha_i \cdot (T_i - I_{i,t}) \cdot \xi(\gamma_{i,t}),$$

en donde ξ es el resultado binario $\{1, 0\}$ que describe el evento de éxito o fracaso en el avance del indicador, y $\alpha_i \in (0,1)$ es el parámetro heterogéneo que mide el factor de crecimiento de cada indicador ($i = 1, \dots, N$).²¹ El primer sumando de la expresión (15) describe al componente inercial referido al inicio de esta sección, y el segundo sumando define al componente transformativo del indicador.

Debido a que la magnitud de los avances dependen de la brecha $T_i - I_{i,t}$, la forma genérica de la ecuación garantiza que todos los indicadores en el modelo convergirán a sus metas; condición que es muy conveniente en las simulaciones retrospectivas, en las cuales las metas son definidas con las condiciones finales de los indicadores. Cabe señalar que la forma funcional de la expresión (15) ofrece dos ventajas adicionales para la descripción dinámica del sistema. Por un lado, las contribuciones tienen mayores consecuencias

19 De hecho la inclusión de α hace que la probabilidad no explote si la exponencial en el denominador se vuelve cero, o que no sea nula si las contribuciones relativas en el numerador son inexistentes.

20 Nótese que la expresión (15) no está acotada en la parte superior, por lo que su valor podría exceder 1. Esto no es un impedimento para IPP ya que ello simplemente implicaría 100% de certidumbre en el avance del indicador durante el periodo en cuestión. Más aún, ejercicios numéricos sugieren que es súmamente raro encontrar casos en los que esto ocurre.

21 El factor de crecimiento mide el impacto que, sobre la dinámica de cada indicador, ejercen aquellos elementos que van más allá del gasto transformativo y de las derramas entre un indicador y otro. Por ejemplo, la influencia que sobre el desempeño del indicador tienen las decisiones de las empresas o los factores políticos y económicos internacionales.

transformativas en indicadores cuyos rezagos iniciales son más pronunciados en relación a las metas anheladas; supuesto que tiene sentido si se considera que existen rendimientos decrecientes en la transformación directa de los indicadores, lo que sucede cuando los avances sustantivos son más probables cuando hay enormes carencias. Por otro lado, el parámetro α_i hace que algunos indicadores tengan avances muy pequeños por periodo, independientemente de la brecha, lo que captura la existencia de factores implícitos en la dinámica de los indicadores que dan lugar a un progreso muy lento. De aquí que la heterogeneidad de este parámetro resulte muy útil para evaluar la factibilidad de las metas en el análisis prospectivo.

Si bien es cierto que la expresión (15) permite caracterizar dinámicas de crecimiento negativas, éstas carecen de sentido lógico en el contexto del modelo. La idea de la formulación planteada es que las contribuciones y las sinergias propicien el crecimiento del indicador y no su caída. Por ejemplo, un indicador instrumental que carece de derramas netas, y cuyo valor inicial es mayor a su valor final ($T_i < I_{i,0}$), convergirá por construcción a T_i de acuerdo con la expresión (15). En este caso, la interpretación de la dinámica sería que la asignación presupuestal recibida por el funcionario i , independientemente de su nivel, produce un empeoramiento sistemático en el indicador. Esta lectura es inconsistente con la lógica del modelo, por lo que la sección de calibración presenta un procedimiento para ajustar las metas y conciliar las dinámicas negativas con la teoría que subyace al enfoque IPP.

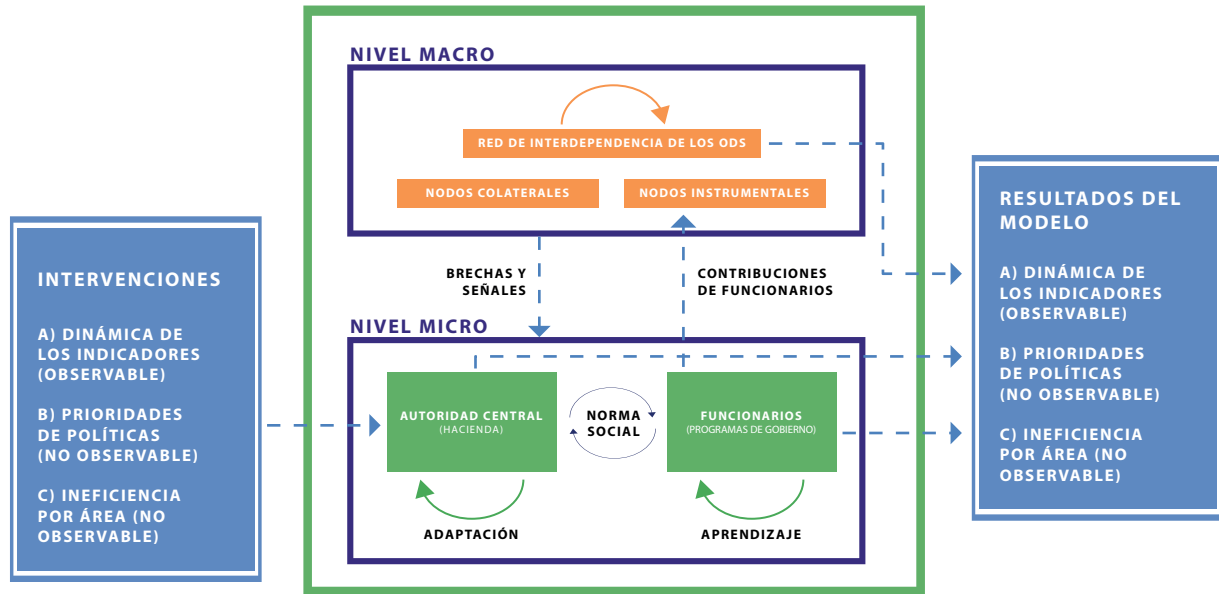
De las metas a las prioridades de política

La formulación de políticas públicas y las asignaciones presupuestarias en particular, constituyen un sistema complejo. De aquí que en IPP se modelen por medio de un conjunto de procesos causales (o mecanismos sociales) que van de lo micro a lo macro y viceversa. En este caso se habla de causalidad en un sentido de producción o generativo ([Hall, 2004](#)), debido a que la presencia de estos mecanismos hace posible que exista una conexión entre las acciones que adoptan los agentes que forman parte del sistema y la generación de los comportamientos macroscópicos.²² La flexibilidad de los ABM es idónea para lidiar con este tipo de causalidad, ya que permite incorporar mecanismos con diferentes niveles de granularidad ([Hedström, 2005](#)).²³ Este enfoque permite, por un lado, describir los fundamentos micro del gobierno y la burocracia mediante decisiones que se encuentran insertadas en un contexto social o macro. Por otro lado, el contexto –o fundamento macro– se modela mediante las sinergias y disyuntivas que surgen de la red de interdependencias, y con la norma social de ineficiencia que emana de las decisiones descentralizadas de las y los funcionarios.

22 Ver [Coleman \(1986\)](#); [Hedström y Swedberg \(1998\)](#); [Demeulenaere \(2011\)](#); y [Hédoin \(2013\)](#) para una descripción pormenorizada de los mecanismos sociales desde el punto de vista de la sociología analítica.

23 La causalidad del tipo generativo permite estudiar ‘intervenciones de política’ que son aplicadas en un cierto nivel de granularidad (e.g., organizaciones), pero que muestran sus efectos en variables observables en un nivel de granularidad superior (e.g., país). A manera de ilustración, si se quiere analizar el impacto que el desarrollo financiero ejerce sobre el crecimiento económico de los países no basta con estudiar el vínculo que existe entre estas dos variables macro. En la realidad, las intervenciones de política financiera (e.g., supervisión bancaria, competencia) afectan de manera directa a agentes que actúan en un nivel de granularidad (e.g., bancos e instituciones financieras) que se encuentra por debajo del nivel en el que se miden los indicadores antes referidos.

FIGURA 18. DINÁMICA MICRO - MACRO EN UN SISTEMA COMPLEJO DE FORMULACIÓN DE POLÍTICAS



En la Figura 18 se presentan de forma sucinta los mecanismos sociales que son relevantes en el análisis presupuestario y la manera en que interactúan en IPP. Con el ABM es posible estudiar intervenciones de política al modificar parámetros relacionados con la gobernanza pública del país en consideración, o bien al cambiar las metas de los indicadores de los ODS. Este último análisis es viable ya que, en el modelo, la autoridad central adopta las metas de forma exógena. Estas metas expresan la voluntad política de los gobiernos que, a la postre, los llevan a definir de manera endógena sus prioridades presupuestales. En otras palabras, el gobierno formula sus prioridades mediante una heurística adaptativa con el propósito de reducir las brechas entre las metas y el desempeño de los indicadores, a pesar de que desconoce la estructura de la red con la que se interrelacionan las distintas políticas. En el recuadro intermedio de este diagrama (en el sentido horizontal), el lector puede observar que estas intervenciones afectan la distribución de recursos entre los distintos programas relacionados a la agenda de los ODS. Asimismo, y como se mencionó en un apartado anterior, estas reasignaciones presupuestarias cambian, a su vez, las condiciones con las que se desenvuelven las y los funcionarios que implementan las políticas.

Este juego conductual ocurre en la arena de la administración pública, cuyo componente micro se modela mediante dos tipos de agentes computacionales: autoridad y funcionariado. Por una parte, las y los funcionarios tratan de aprender cuál es el porcentaje de recursos –con respecto a las participaciones recibidas– que les conviene destinar a financiar un programa. Es decir, en un entorno incierto y complejo, el funcionariado no es capaz de resolver con una lógica optimizadora el dilema que existe entre incrementar sus ganancias personales, a costa de ineficiencias, o fortalecer su perfil político mediante mejoras en el desempeño de los indicadores. Por otra parte, la autoridad central adapta sus decisiones mediante una heurística que apela a diferentes criterios: rezagos relativos de indicadores y señales de posibles ineficiencias en la implementación y financiamiento de los programas.

El aprendizaje co-evolutivo entre gobierno y burócratas da origen a la construcción descentralizada de una norma social que, a la vez, condiciona su comportamiento. Este constructo social especifica la tolerancia colectiva a la ineficiencia: el monto de recursos que podrían desperdiciarse en promedio sin dar lugar a un escenario de desconfianza. Además de este mecanismo lateral de causalidad (i.e., que emerge de la interacción entre agentes),

existen dos mecanismos verticales que conectan el nivel micro (recuadro medio-inferior) con el nivel macro (recuadro medio-superior): (i) la causalidad hacia-arriba que modifica el valor de los indicadores por medio del vector de contribuciones y que propicia el conjunto de derramas que se generan en la red de interdependencias; (ii) la causalidad hacia-abajo que arroja nueva información en relación a los cambios en las brechas, los beneficios y los escándalos que surgen de las malas prácticas del funcionariado; información que es tomada en cuenta al momento de iniciar una nueva ronda de aprendizaje y adaptación.

En el recuadro de la derecha de la Figura 18 se especifican los distintos resultados (o comportamientos macroscópicos) que es posible obtener por medio de las simulaciones del modelo. Los dos tipos de intervención antes referidos afectan la evolución de los indicadores, ya sean instrumentales o colaterales. Sin embargo, el resultado más atractivo que el modelo es capaz de descubrir tiene que ver con variables que no suelen ser observables, pero que sí son cruciales para formular políticas en la realidad: el vector de las asignaciones presupuestarias para los distintos programas asociados a los ODS y el vector de ineficiencias en las distintas áreas.²⁴ El primero de estos vectores es muy útil para realizar evaluaciones basadas en evidencia. Por ejemplo: para medir el grado de coherencia entre las prioridades establecidas por un gobierno y las metas que desea alcanzar; para estudiar la factibilidad de alcanzar metas más ambiciosas en ciertos rubros en un periodo de tiempo acotado. Por su parte, el segundo vector estima el grado de ineficiencias técnicas que ocurre a nivel de cada área programática, y cuantifica las ineficiencias distributivas (dónde se sobre o sub-gasta); información que resulta de sumo interés para las autoridades hacendarias de los gobiernos.

La estimación de la red

A sabiendas del gran potencial que ofrece el análisis de redes para el estudio de los sistemas complejos, a lo largo de este siglo se han elaborado diferentes métodos para su estimación. Lo novedoso de esta literatura, la gran variedad de datos con los que pueden construirse redes y la continua creación de nuevas alternativas, hacen que a la fecha no exista un consenso sobre cuáles son los métodos de estimación más apropiados. En cuanto a las redes de los ODS, el análisis comparativo realizado por [Ospina-Forero et al. \(2019\)](#) con cinco metodologías diferentes concluye que no existe un método que ofrezca claras ventajas sobre todos los demás.

La dificultad para elegir entre un método y otro se debe a que, ante la complejidad del desarrollo socioeconómico, se desconoce el proceso por el cual las sociedades generan el progreso (o retroceso) real que se refleja en los cambios observados en los indicadores empíricos. La falta de dicho conocimiento impide evaluar con evidencia si las premisas con que los distintos métodos construyen una red son o no válidas en el contexto de los ODS. No obstante, en otras disciplinas con limitaciones de información similares a las de los ODS, sí se tiene un mejor conocimiento sobre el proceso generador de datos de

24 En algunos países existen protocolos para la publicación de registros presupuestales, de tal forma que es posible construir bases de datos en las que el presupuesto se clasifica en términos de la función a desempeñar por los programas presupuestales y, en particular, con respecto a su incidencia sobre los indicadores de los ODS. En este caso, la calidad de los resultados de la simulación puede aumentar de manera sustantiva debido a una mejor calibración. Para mayores detalles consultar nota de Guerrero y Castañeda en el blog de Global Initiative for Fiscal Transparency, 2019-05-18: www.fiscaltransparency.net/blog.

ciertos sistemas (e.g., redes de regulación genética en algunas especies) y, por ello, en estos campos se han producido los avances más significativos. Estos métodos tienen la particularidad de hacer posible la estimación de redes cuando la razón de observaciones a variables es muy reducida. Cabe señalar que este atributo de la información es muy relevante para los ODS ya que, precisamente, las series de tiempo de los indicadores de desarrollo suelen ser muy cortas.

En este sentido, las redes bayesianas son una opción atractiva para los ODS, ya que algunos de los métodos asociados permiten estimar la estructura de dependencias condicionales de un conjunto muy amplio de variables. En estas redes, los nodos representan a las variables y los enlaces a sus dependencias por lo que, a partir de una estructura de la red predeterminada, es posible estimar las distribuciones marginales condicionales para todas las variables involucradas en el sistema. Uno de estos métodos bayesianos identifica la estructura que mejor se ajusta a los datos a través de un modelo de ecuaciones estructurales (SEM, por sus siglas en inglés). Una vez estimados los parámetros de este sistema lineal se construye la red dirigida y con pesos de los ODS. El procedimiento es viable, inclusive, cuando el número de observaciones de cada variable aleatoria es reducido.

El método desarrollado por [Aragam y Zhou \(2015\)](#) tiene la virtud de estimar redes esparcidas (i.e., con pocos enlaces). En la medida en que el número de vínculos estimados en la red es reducido, menos probable es que se incurra en problemas de sobreajuste. Debido a que el proceso generador de datos se concibe mediante una distribución Gaussiana multivariada, a este método se le conoce en la literatura como ‘redes bayesianas Gaussianas esparcidas’ o de manera más simple como *sparsebn*. Entre los detalles técnicos de este procedimiento se tiene que el problema de optimización no-convexa que caracteriza a la estimación del SEM, se aproxima mediante un problema convexo mucho más sencillo. Transformación que resulta ser muy conveniente cuando se trata de estimar distribuciones Gaussianas de alta dimensionalidad (i.e., estimar redes muy grandes). Asimismo, en el algoritmo de optimización se aplica un castigo en función del número de variables condicionales que pueden estar direccionadas hacia un nodo en particular.²⁵

A manera de validación externa, y de acuerdo con el análisis empírico para 4 países y 20 años de cobertura que se presenta en [Ospina-Forero et al. \(2019\)](#), la red de ODS estimada mediante *sparsebn* tiende a producir un número reducido de falsos positivos. Es decir, el método no suele incluir en la red enlaces (sinergias o disyuntivas) entre indicadores cuando dichos vínculos no deberían estar presentes de acuerdo con información *a priori*. Para la aplicación de este ejercicio, los investigadores identificaron un conjunto de 10 parejas de indicadores de desarrollo que a su juicio no deberían tener relación de interdependencia alguna, en cualquiera de los cuatro casos posibles que podrían darse en términos de la dirección y el signo del vínculo.

Cabe advertir al lector que una de las limitaciones de este método, como cualquier otro de tipo bayesiano, es que no es posible considerar a las ‘gráficas a-cíclicas direccionadas’ (DAG, por sus siglas en inglés) entre las posibles estructuras a inferir. Una DAG es una red en la que se descartan todas las trayectorias que retornan al nodo de partida. Esta premisa significa que se excluye la posibilidad de que en la red real existan ciclos de refuerzo (virtuosos o viciosos). Este sería el caso, por ejemplo, de los efectos bidireccionales entre la calidad de la educación y el ingreso per-cápita. Una segunda limitante reside en el supuesto de que las observaciones deban ser realizaciones independientes de la distribución multivariada

²⁵ El programa de software de *sparsebn* en R fue desarrollado por [Aragam et al. \(2017\)](#).

que genera los indicadores de desarrollo (i.e., que no existen efectos inerciales en la dinámica de los indicadores). Por lo tanto, para atenuar los posibles sesgos estadísticos que podrían surgir ante la violación de este supuesto, la estimación de la red en IPP no se lleva a cabo con las variables en niveles sino más bien en primeras diferencias. Además, esta transformación permite trabajar con series estacionarias, lo que hace menos factible la estimación de correlaciones –y probabilidades condicionales– espurias entre indicadores.

Por último, habría que resaltar que los pesos de los enlaces de una red bayesiana, como la que se estima en este reporte, no pueden interpretarse de forma directa como una medición de los impactos de relaciones causales entre indicadores. No obstante, la estimación de una red de dependencias condicionales es un buen punto de partida para estudiar el efecto de posibles intervenciones en las variables instrumentales mediante un modelo que involucra fundamentos micro. Es decir, como se sugiere en la sección previa, la red de interdependencias permite realizar análisis contra-factuales y descubrir sugerencias de política cuando se integra en un modelo computacional basado en agentes.²⁶

Algoritmos del modelo

En esta sección se describen los métodos de simulación y calibración del modelo computacional. Durante el proceso de calibración, las corridas se realizan a partir de los valores iniciales y finales de los indicadores de desarrollo de un país (o región) en particular. Sin embargo, los resultados de estas simulaciones retrospectivas varían en función de los valores asignados a los parámetros libres del modelo. Por lo tanto, al calibrar (o ajustar) los parámetros de un modelo se busca describir una determinada realidad (i.e., replicar ciertas estadísticas empíricas del país en cuestión). Para que el lector pueda entender los pormenores del proceso de calibración, es necesario explicar la forma en que funciona el algoritmo de las simulaciones. Con este propósito es conveniente revisar, en primera instancia, las variables involucradas en IPP y precisar cuáles son las fuentes de donde se obtiene la información.

La Tabla 1 deja en claro que la mayoría de las variables del modelo son endógenas y, por lo tanto, sus valores son datos sintéticos que se generan con las simulaciones. Tres variables (\mathcal{A} , ϕ , τ) presentan valores que se mantienen fijos a lo largo de las corridas, los cuales se obtienen de la estimación de la red, en el primer caso, y de los datos, en los otros dos casos. Otras dos variables (\mathcal{T} , T) también son fijas, pero se obtienen mediante distintos procedimientos. La primera de ellas se calibra con las simulaciones del análisis retrospectivo –en el que se usan datos históricos, mientras que la segunda se establece según sea el análisis a realizar: retrospectivo o prospectivo. Cuando se efectúan simulaciones retrospectivas, el vector T forma parte de la misma base de datos, ya que se determina con los valores finales de los indicadores de la muestra. En cambio, en las simulaciones prospectivas, la T se define de manera exógena al establecerse, de manera hipotética, el modo de desarrollo que un gobierno desearía adoptar.

Para precisar el significado del tiempo de convergencia \mathcal{T} , cabe recordar que el factor de crecimiento α_i captura la velocidad con la que el indicador i converge a T_i . Por lo tanto,

26 Como se explica en la sección anterior, IPP no requiere suponer que dichas redes sean causales. Esto es así debido a que, en este enfoque, la red de interdependencias refleja una regularidad empírica con la que se describe uno de los mecanismos causales del modelo computacional: la colección de co-movimientos direccionales entre los indicadores del desarrollo.

al momento de calibrar estos factores se busca encontrar una combinación tal que todos los indicadores converjan a sus respectivas metas (i.e., valores finales) al mismo tiempo, al igual que se observa en los datos empíricos. Debido a que los periodos de simulación corresponden a los tiempos algorítmicos, y no a los tiempos del calendario, el tiempo de convergencia \mathcal{T} de los indicadores es un parámetro libre más que requiere ser estimado, como se explicará más adelante.

TABLA 1. VARIABLES A CONSIDERAR EN EL ENFOQUE IPP

Variable	Interpretación	Fuente de la información
α_i	Factor de crecimiento por indicador	calibración
\mathcal{T}	Tiempo de convergencia retrospectiva	calibración
A	Matriz de adyacencia (derramas)	base de datos (estimación)
φ	Calidad del monitoreo	base de datos *
τ	Calidad del estado de derecho	base de datos *
T	Metas (modo de desarrollo)	base de datos y exógenos
I	Indicadores de los ODS	base de datos
C	Contribuciones de funcionarios	endógena
P	Asignaciones presupuestarias	endógena
γ	Probabilidad de crecimiento	endógena
λ	Probabilidad de detección	endógena
θ	Resultado del monitoreo aleatorio	endógena
ξ	Resultado del crecimiento aleatorio	endógena
F	Beneficio de funcionarios	endógena
G	Brecha de los indicadores	endógena
H	Historia acumulada de ineficiencias	endógena

Algoritmo de simulación

Antes de proceder a explicar la manera en que se llevan a cabo las simulaciones, conviene abrir un paréntesis para aclarar cómo es que IPP aborda las dinámicas de crecimiento negativo que podría generar la expresión genérica (15). Este escenario se presenta en las simulaciones retrospectivas en aquellos indicadores cuyos valores iniciales se encuentran por encima de sus valores finales. Para superar esta complicación analítica se realiza un sencillo procedimiento de desplazamiento de metas. Con este ajuste se elevan todas las metas de los indicadores en una magnitud igual a la brecha negativa de mayor tamaño, más un término $\varepsilon > 0$ y pequeño. De esta forma, las nuevas metas de los N indicadores se definen de acuerdo a

FIGURA 19. EXPRESIÓN 16

$$T_i = I_{i,m} + |\min(I_{*,m} - I_{*,1})| + \varepsilon$$

en donde el subíndice m indica el año final de la muestra, 1 corresponde el año inicial, T_i se refiere a la meta ajustada del *ésimo* indicador, el asterisco del primer subíndice señala que la brecha mínima se calcula dentro del conjunto de los N indicadores (i.e., de entre las brechas negativas se toma la que tiene una mayor magnitud).

El término ε en la expresión (16) garantiza que, inclusive, el indicador que más cae en los datos presente una meta ajustada por encima de sus condiciones iniciales (algo necesario

para generar una convergencia no-trivial). Aunque las metas desplazadas generan dinámicas al alza en las simulaciones retrospectivas, lo hacen a velocidades diferentes ya que el factor de crecimiento es heterogéneo. Dado que, en los datos empíricos, los valores finales de todos los indicadores se obtienen en el mismo año, el factor de crecimiento tiende a ser muy pequeño para indicadores con metas ajustadas cercanas a ϵ . Por lo tanto, de dos indicadores con las mismas contribuciones y derramas, aquel con metas más bajas presentará un factor de crecimiento más pequeño. Esto tiene implicaciones en el análisis prospectivo ya que, si estos dos mismos indicadores (con sus factores de crecimiento calibrados) partieran de las mismas condiciones iniciales y trataran de llegar a las mismas metas, aquel con el factor más pequeño tardaría más en llegar, lo que sugiere la inviabilidad de alcanzar dichas metas en tándem. Al extrapolar esta lógica a la evaluación de factibilidad, se tiene que metas de desarrollo demasiado ambiciosas pueden generar tiempos de convergencia muy lejanos, por lo que se considerarían inviables para fines prácticos.

FIGURA 20. PSEUDOCÓDIGO DEL ALGORITMO DE LAS SIMULACIONES EN IPP

Insumos: $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$, valores iniciales de I, T (ajustadas), A, ϕ, τ

1. **mientras que** $T_i - I_{i,t} > \epsilon$ **para todo** i , **hacer:**
 2. **para cada** nodo i , **hacer:**
 3. adaptar las asignaciones presupuestarias P_i ;
 4. **para cada** funcionario público i , **hacer:**
 5. determinar las contribuciones C_i ;
 6. **para cada** nodo i , **hacer:**
 7. actualizar el indicador I_i ;
-

Ahora bien, y a sabiendas del reajuste de las metas, la Figura 20 describe el pseudocódigo del algoritmo de las simulaciones. Los resultados de cada corrida se generan para valores específicos del parámetro α_i , con que se mide el factor de crecimiento de cada indicador, para los valores iniciales del vector I , y para las demás variables que son fijas a lo largo de la corrida: T, A, ϕ, τ . Cabe destacar que el algoritmo se detiene cuando todos los indicadores alcanzan las metas preestablecidas, para lo cual se define un nivel de tolerancia de $\epsilon \approx 0.01.27$. En cada *tic* del proceso iterativo se recalculan todas las variables endógenas del modelo; aunque el pseudocódigo solo enfatiza las variables que son útiles para la calibración del modelo (I), y para definir las prioridades de política y la ineficiencia técnica (P y C).

Estimación de los factores de convergencia

El vector $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$ de factores de crecimiento es una parte esencial de la dinámica adaptativa de los indicadores del sistema. En consecuencia, para generar prioridades de política empíricamente relevantes, es necesario estimar este vector de acuerdo con las condiciones del país bajo análisis. El propósito de este parámetro heterogéneo es uniformar los tiempos de convergencia, en el análisis retrospectivo, para el conjunto de indicadores. Debido a que todos los indicadores empíricos alcanzan sus valores finales en el mismo año del periodo muestral, el método de estimación busca preservar esta propiedad en

27 En la simulación del análisis retrospectivo el tiempo de convergencia \mathcal{T} también es un insumo del modelo.

los indicadores sintéticos. Además, la estimación del tiempo de convergencia es muy útil dado que permite inferir, en simulaciones prospectivas, qué tan factibles pueden ser las metas anheladas. Es decir, ayuda a determinar qué tan largos (o cortos) son los tiempos de convergencia de diferentes modos de desarrollo en relación a la experiencia que se tuvo en el periodo del análisis histórico.

La estimación de los factores de crecimiento no es trivial ya que el cambio en un factor puede afectar las velocidades de convergencia de otros indicadores debido a la red y a los mecanismos causales del modelo. Por lo tanto, es necesario emplear métodos de optimización no-lineal, especialmente diseñados para lidiar con funciones objetivo rugosas. En esta literatura se puede encontrar una variedad de heurísticos como los algoritmos genéticos, los algoritmos de recorrido simulado, la optimización por enjambre de partículas, etc... En este reporte se presenta una metodología heurística especialmente diseñada para el modelo de IPP. Este método arroja –en un tiempo de cómputo razonable– resultados más eficientes que otros heurísticos. La idea esencial es hacer una ‘búsqueda voraz’ (*greedy search*) para cada factor de crecimiento bajo condiciones *ceteris paribus*. En otras palabras, se varía α_i en el rango (0,1) mientras los demás factores de crecimiento se mantienen fijos. Dichas búsquedas pretenden minimizar la diferencia entre el tiempo promedio de convergencia (de varias simulaciones de Monte Carlo) de un indicador con respecto a un valor tentativo de \mathcal{T} . Como cada búsqueda voraz (una por indicador) es independiente de las otras, se puede dar el caso de que, al terminar todas las búsquedas, los tiempos de convergencia promedio de algunos indicadores estén nuevamente desviados de \mathcal{T} . Por ende, el algoritmo repite este procedimiento hasta que la desviación promedio (a través de los indicadores) se encuentre por debajo de un umbral de tolerancia e_v .

En un primer paso se establece un vector aleatorio de factores de crecimiento. Con estos factores, se corre una simulación hasta que los N indicadores converjan –a sus metas ajustadas– para, de esta manera, obtener un vector de tiempos de convergencia. Luego, se repite este proceso $h-1$ veces más para así obtener h vectores de tiempos de convergencia, los cuales permiten calcular el tiempo promedio V_i del i -ésimo indicador. Siguiente, se identifican aquellos tiempos de convergencia promedios con una diferencia mayor al umbral e_v . Para cada uno de sus indicadores, se varía el valor de su factor de crecimiento mientras que todos los demás se mantienen constantes. Con cada variación de α_i en el intervalo (0,1), se corren h nuevas simulaciones y se calcula el tiempo de convergencia promedio asociado. Luego, se elige aquel nivel de α_i tal que el tiempo de convergencia promedio del indicador sea el más cercano a \mathcal{T} (i.e., se aplica la búsqueda voraz). Este proceso se repite –pero partiendo del vector $[\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$ más reciente (en lugar de un vector aleatorio)– hasta que todos los tiempos promedio de convergencia se encuentran por debajo de e_v . El pseudocódigo del algoritmo de estimación que se presenta en la Figura 21 sintetiza estos pasos.

FIGURA 21. PSEUDOCÓDIGO DEL ALGORITMO DE ESTIMACIÓN EN IPP

Insumos: vector α aleatorio, valores iniciales de I , T (ajustadas), A , \mathcal{T} , ϕ , τ

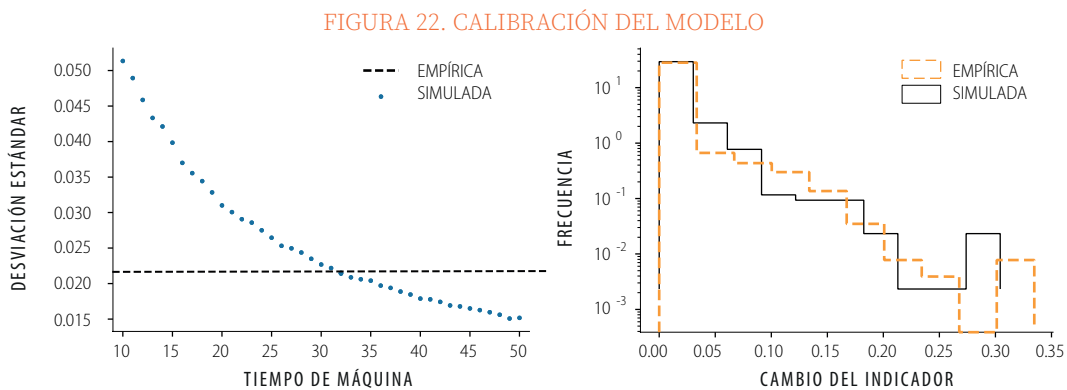
- 1. mientras que hay indicadores tales que $|\mathcal{T} - V_i| > e_v$ hacer:**
 - 2. para cada nodo i tal que $|\mathcal{T} - V_i| > e_v$, hacer:**
 - 3. fijar $\alpha_i = \operatorname{argmin} |\mathcal{T} - V_i(\alpha_i)|$**
-

Calibración del tiempo de convergencia

Cabe recordar que el tiempo algorítmico (o tiempo de máquina: tics) no coincide con el tiempo real. Por ende, en la simulación retrospectiva se supone, en un inicio, un valor arbitrario \mathcal{T} para el número de *tics* requeridos para que los indicadores converjan a sus valores finales. De aquí la importancia de especificar un criterio para determinar cuál es el tiempo de convergencia que mejor refleja la dinámica empírica de los indicadores. En particular, se elige el valor de \mathcal{T} en función de su capacidad para replicar la volatilidad del cambio en los indicadores reales.

En un primer paso, se calculan los cambios anuales en todos los indicadores empíricos. En un segundo paso, se clasifican los cambios negativos como ausencia de crecimiento. Esto es debido a que la lógica del modelo se dirige a explorar los avances –y no los retrocesos– de los indicadores. En un tercer paso, se calcula la desviación estándar de los cambios positivos y nulos que se observan en todos los indicadores durante el periodo muestral. Por último, a partir de los resultados generados con las simulaciones retrospectivas, se elige el valor de \mathcal{T} que, en conjunción con su vector α calibrado, produce una desviación estándar sintética igual a la que se calcula con los datos empíricos.

A manera de ilustración, en la Figura 22 se muestran los resultados del método de calibración cuando el ABM se implementa con datos de los ODS.²⁸ En el panel izquierdo se presenta la desviación estándar del cambio en los indicadores simulados, la cual muestra una relación decreciente y monótonica con el valor de \mathcal{T} . Debido a que la desviación estándar equivalente para los datos reales es un valor único, es posible determinar un tiempo de convergencia en el que ambas estadísticas, real y sintética, coinciden (en este ejemplo, $\mathcal{T}=32$). En otras palabras, con este número de *tics*, el modelo es capaz de replicar la volatilidad observada en el cambio de los indicadores empíricos. Más aún, en el panel derecho se puede apreciar que el modelo calibrado replica con relativa precisión la distribución de los cambios en los indicadores de la base de datos.



Panel izquierdo: volatilidad del cambio en los indicadores en función de \mathcal{T} . Panel derecho: distribuciones real y empírica de los cambios en los indicadores.

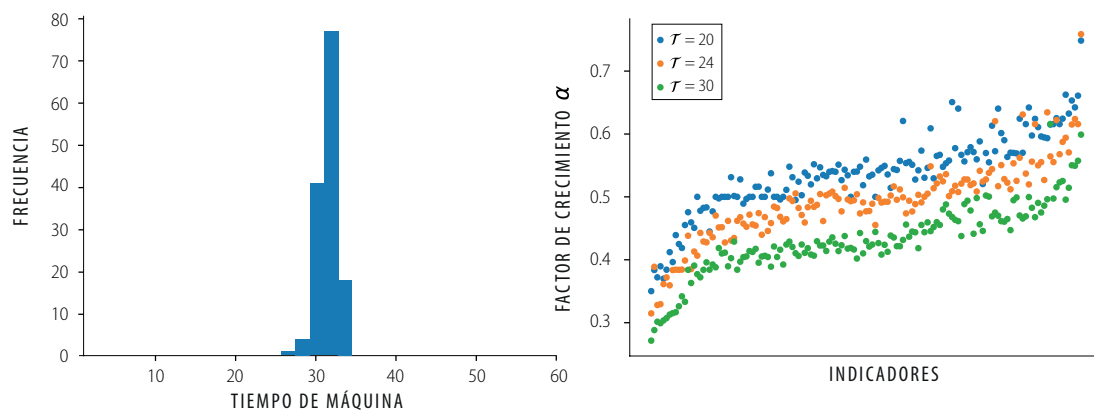
Por otra parte, el panel izquierdo de la Figura 22 muestra la distribución del tiempo de convergencia promedio para el conjunto de indicadores, la cual se estima con 10,000 simulaciones del modelo calibrado. Lo estrecho de la desviación estándar en esta distribución indica que, con estos datos, es muy probable generar tiempos de convergencia para los

28 En este ejercicio se usa una base de datos de México con información para 141 indicadores a lo largo del periodo 2006-2016.

indicadores del orden de los 30-34 *tics*. Ahora bien, en el panel derecho de este diagrama se presentan los valores estimados para el factor de crecimiento de cada indicador. Factores que se ordenan de menor a mayor de acuerdo a su valor promedio a través de las distintas calibraciones. De este panel es posible concluir, como era de esperarse, que entre más reducido sea el tiempo de convergencia que se estipula en las simulaciones, mayores son, en general, los factores de crecimiento calibrados. También se aprecia que, sin importar el valor de la \mathcal{T} , existe una notoria heterogeneidad en el valor de la α ; aunque para un gran número de indicadores con valores intermedios, las diferencias en los factores de crecimiento no son muy pronunciadas.

De estos resultados es posible concluir que, con el tiempo de convergencia calibrado, la magnitud de los factores de crecimiento es tal que la dinámica de avances en los indicadores simulados es similar a la que muestran los datos. Con tiempos de convergencia mucho más largos, estos factores tienden a ser más pequeños y, en consecuencia, las series de tiempo de los indicadores simulados se suavizan. En consecuencia, las series sintéticas al exhibir variaciones atenuadas pierden la capacidad de reflejar la volatilidad característica de los indicadores reales.

FIGURA 23. ANÁLISIS DE LOS TIEMPOS DE CONVERGENCIA



Panel izquierdo: distribución del tiempo de convergencia promedio a través de los indicadores para el modelo calibrado a partir de 10,000 simulaciones de Monte Carlo. Panel derecho: calibración de factores de crecimiento para distintos tiempos de convergencia. Estos factores se ordenan de menor a mayor a partir de las estimaciones promedio obtenidas con las diferentes \mathcal{T} .

Eficiencia computacional

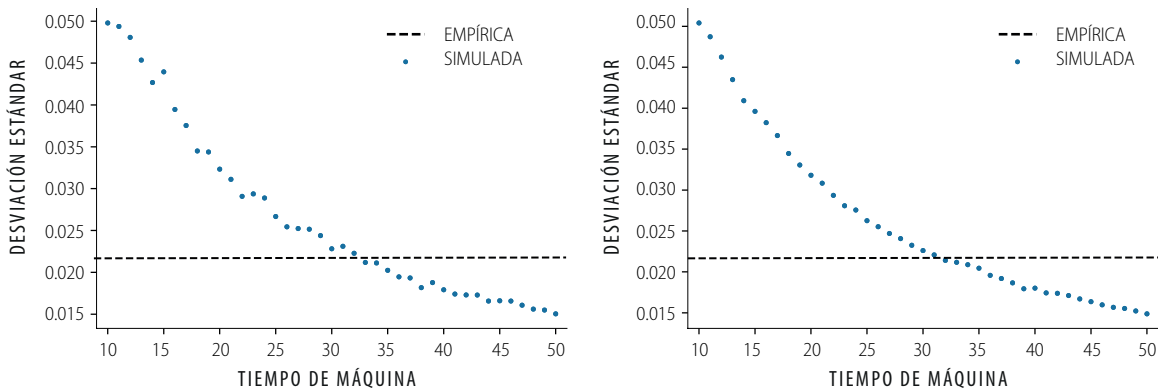
Evidentemente, el proceso de estimación y calibración puede resultar computacionalmente intensivo ya que requiere correr simulaciones de Monte Carlo para cada nivel de α_i , para cada indicador, tantas veces sea necesario para que los tiempos promedios no rebasen el umbral, y para varios valores de \mathcal{T} . Sin embargo, existen dos formas de reducir la carga computacional: (1) por medio de procesamiento en paralelo y (2) parcialmente relajando el umbral e_v . La primera es una cuestión de implementación, y puede hacerse fácilmente ya que las simulaciones de Monte Carlo son independientes. Por ende, se pueden usar las distintas librerías que los lenguajes de programación más populares tienen para así distribuir la carga computacional a través de varios procesadores. La segunda forma obedece a una propiedad del modelo de IPP: la volatilidad de los cambios de los indicadores es sensible a \mathcal{T} , pero no tanto a los factores de convergencia.

El mapeo entre α_i y el tiempo promedio de convergencia es más preciso cuando se corren

más simulaciones de Monte Carlo. Esto se debe a que el tiempo promedio muestral tiende al poblacional conforme la muestra de Monte Carlo crece. Por ende, muestras de Monte Carlo más grandes permiten obtener diferencias menores con respecto al umbral ev. Sin embargo, uno puede sacrificar dicha precisión al incrementar el umbral. Debido a que la volatilidad de los indicadores sintéticos no es afectada de manera significativa con esta baja en precisión, es posible explotar esta cualidad del modelo para, primero, calibrar \mathcal{T} con un umbral relajado, pero con mucho menos corridas durante las búsquedas voraces. Una vez identificada la \mathcal{T} que arroja volatilidades realistas, es posible incrementar las simulaciones de Monte Carlo y reducir e_v para así obtener una mejor estimación de los factores de crecimiento. Como verificación, se pueden hacer estimaciones con dicha precisión para $\mathcal{T}-1$ y $\mathcal{T}+1$.

Como muestra de la poca sensibilidad al tamaño de la muestra de Monte Carlo, la Figura 24 presenta la relación monótonica entre \mathcal{T} y la volatilidad para simulaciones con distintos umbrales e_v . El panel izquierdo corresponde al ejercicio de calibración corriendo solo 10 simulaciones de Monte Carlo por cada nivel de α_i en la búsqueda voraz, y con $e_v = 3$. En contraste, el derecho muestra el mismo ejercicio, pero con 1,000 simulaciones y $e_v = 0.8$. Evidentemente, existen ciertas diferencias entre ambos paneles. Sin embargo, la \mathcal{T} óptima sigue correspondiendo a 32 periodos de máquina.

FIGURA 24. ANÁLISIS DE LOS TIEMPOS DE CONVERGENCIA



Panel izquierdo: ejercicio de calibración con 10 simulaciones de Monte Carlo. Panel derecho: ejercicio de calibración con 1,000 simulaciones de Monte Carlo.

Análisis de sensibilidad

En esta última sección del reporte metodológico de IPP, el objetivo es mostrar qué tan robustos son los resultados del modelo a ciertas variaciones en supuestos que pudieran ser considerados como críticos en su formulación. Un primer supuesto de relevancia es el que tiene que ver con la forma funcional de la heurística adaptativa del gobierno (expresión 11). Si bien existe una gran dosis de realismo en cuanto a los argumentos empleados para justificar esta regla (rezagos e historial de ineficiencia), no es del todo claro por qué la forma funcional elegida es la más apropiada. Por lo que en esta sección se analizan tres formas adicionales. Un segundo supuesto tiene que ver con las condiciones iniciales de las variables no-observables (perfil de prioridades y vector de historias de ineficiencias) con las que se corren las simulaciones. Esta deficiencia, por lo general, se aborda mediante la

generación de valores aleatorios y un mayor número de simulaciones de Monte Carlo. Por ende, el objetivo de esta sección es encontrar el número de simulaciones que se requieren correr para que los resultados del modelo sean relativamente estables.

Especificación de la heurística de gobierno

En la expresión (11), el papel del historial de ineficiencia $H_{i,t}$ es modular el impacto de los rezagos $G_{i,t}$ en la determinación de las asignaciones presupuestarias por área programática. En el modelo, este rol se especifica mediante una representación potencial. Si bien es cierto que pueden concebirse un sinnúmero de formas funcionales, aquí se plantean tres expresiones que también tienen sentido y que no alteran la escala con la que se miden las brechas –como lo haría una función logarítmica. Estas son: un cociente, una función multiplicativa y una función exponencial, las cuales se presentan a continuación.

FIGURA 25. EXPRESIONES 11A, 11B, 11C

$$\begin{array}{ccc}
 \text{(11A)} & \text{(11B)} & \text{(11C)} \\
 \text{COCIENTE} & \text{MULTIPLICATIVA} & \text{EXPONENCIAL} \\
 q_{i,t} = \frac{G_{i,t}}{1+H_{i,t}} & q_{i,t} = G_{i,t}(2 - H_{i,t}) & q_{i,t} = G_{i,t}e^{2-H_{i,t}}
 \end{array}$$

La Tabla 2 presenta los resultados del análisis de sensibilidad con los datos sintéticos. Para obtener estas estadísticas se calculó el coeficiente de correlación de Spearman con las parejas de perfiles presupuestarios, los cuales fueron obtenidos con las distintas formas funcionales. El ejercicio se realizó en dos variantes. En primer término, se compararon los perfiles del análisis retrospectivo (celdas superiores del renglón). En segundo término, se estimaron los perfiles retrospectivos, y luego se emplearon como condiciones iniciales del prospectivo. Para las metas prospectivas, se estableció una mejora del 10% en todos los indicadores (aunque los resultados son robustos para mejoras de otros niveles). Luego, para cada indicador, se calculó la razón entre su asignación prospectiva y retrospectiva. De esta forma, se obtuvieron vectores de razones para los valores prospectivos-retrospectivos con las distintas formas funcionales, los cuales se compararon en parejas mediante el coeficiente de Spearman. Los números que se presentan en la tabla señalan, de manera contundente, que la forma funcional utilizada no incide en la inferencia de las prioridades históricas, ni en las sugerencias de política.

TABLA 2. PRUEBA DE SENSIBILIDAD SOBRE LA FORMA FUNCIONAL DEL COMPORTAMIENTO DEL GOBIERNO

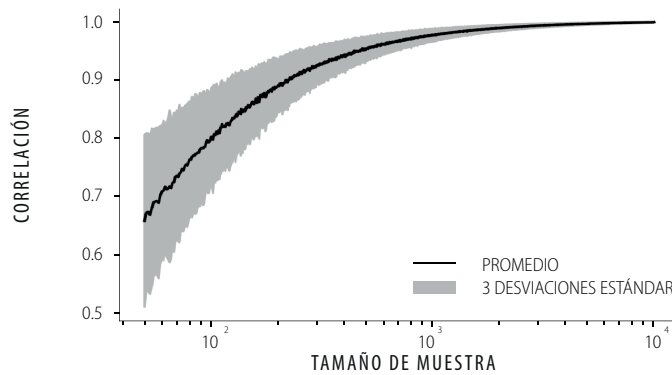
ESPECIFICACIÓN	11	11A	11B	11C
11	1.000 1.000	0.974 0.982	0.976 0.982	0.971 0.981
11A		1.000 1.000	0.974 0.988	0.971 0.987
11B			1.000 1.000	0.981 0.987
11C				1.000 1.000

Nota: correlaciones de Spearman entre los perfiles obtenidos con las distintas formas funcionales de la heurística adaptativa del gobierno (11) – (11C). Los números superiores del renglón corresponden a los perfiles retrospectivos, mientras que los números inferiores corresponden a las razones de los valores prospectivos-retrospectivos.

Estabilidad de las simulaciones de Monte Carlo

Dos características importantes del modelo son el proceso de aprendizaje de las y los funcionarios y la heurística adaptativa del gobierno. Ambos mecanismos parten de determinadas condiciones iniciales sobre las que no se tiene conocimiento, por lo que es importante saber si se producen resultados robustos ante la posibilidad de que existan trayectorias diferentes. En particular, se desconoce el perfil inicial de la distribución de recursos públicos P_0 y el vector inicial de desconfianza en las y los funcionarios H_0 . La práctica convencional es suponer números aleatorios para estos valores en cada una de las corridas de Monte Carlo. De aquí que, para determinar qué tan robusta es la inferencia del modelo sobre el perfil de asignaciones presupuestarias, se analiza con los datos empíricos cuál debe ser el tamaño de las simulaciones de Monte Carlo.

FIGURA 26. VARIACIONES EN LOS PERFILES PRESUPUESTARIOS SEGÚN EL TAMAÑO DE LAS SIMULACIONES DE MONTE CARLO



Correlaciones de Spearman de todas las parejas de perfiles presupuestarios, las cuales se obtienen de dos grupos que difieren en el tamaño de muestra de las simulaciones en una unidad.

Con este propósito en mente, se construye un primer grupo de 50 perfiles de asignaciones presupuestarias, los cuales se estiman con los promedios de X simulaciones, para luego compararlos con un segundo grupo de otros 50 perfiles que se calculan con $X + 1$ simulaciones. Esta comparación se realiza con la correlación de Spearman, la cual se aplica a todas las posibles parejas con miembros de ambos grupos (i.e., un total de $50 \times 50 = 2,500$ parejas). Este proceso se repite para valores incrementales de X (los incrementos son unitarios). En la Figura 26 se presenta la correlación promedio de cada uno de estos ejercicios comparativos (línea negra) y el intervalo de tres desviaciones estándar (área gris). De estos resultados, es posible afirmar que, efectivamente, entre mayor es el tamaño de la muestra de simulaciones aleatorias menos discrepancias existen entre los perfiles inferidos. Por lo tanto, se concluye que para muestras de 500 o más corridas, los resultados del modelo son muy robustos ya que no dependen de las condiciones iniciales de las variables no-observables.

Referencias

- Aragam, B., J. Gu y Q. Zhou, (2017). “Learning Large-Scale Bayesian Networks with the Sparsebn Package”, *arXiv preprint* arXiv:1703.04025.
- Aragam, B. y Q. Zhou, (2015). “Concave Penalized Estimation of Sparse Gaussian Bayesian Networks”, *Journal of Machine Learning Research*, 16(1), pp. 2273-2328.
- Baez-Camargo, C. y N. Passas, (2017). “Hidden Agendas, Social Norms and Why We Need to Re-think Anti-corruption”, *Working Paper, Basel Institute on Governance*.
- Bayer, R., E. Renner y R. Sausgruber, (2009). “Confusion and Reinforcement Learning in Experimental Public Goods Games”. *Technical Report. The Austrian Center for Labor Economics and the Analysis of the Welfare State*, Johannes Kepler University Linz, Austria.
- Carrella, E., (2014). “Zero-knowledge Traders”. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 17 (3), 4.
- Castañeda, G., (2019). *The Paradigm of Social Complexity: An Alternative Way of Understanding Societies and their Economies*. Ciudad de México: Centro de Estudios Espinosa Yglesias (CEEY).
- Castañeda, G., F. Chávez-Juárez y O. Guerrero, (2018). “How Do Governments Determine Policy Priorities? Studying Development Strategies Through Spillover Networks”. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 154, pp. 335–361.
- Castañeda, G. y O. Guerrero, (2019). “Does Better Governance Guarantee Less Corruption? Evidence of Loss in Effectiveness of the Rule of Law”. *arXiv preprint*, arXiv:1902.00428v1
- Chen, S-H., (2016). *Agent-based Computational Economics: How the Idea Originated and Where it is Going*. Londres: Routledge.
- Colander, D. y R. Kupers, (2014). *Complexity and the Art of Public Policy: Solving Society's Problems from the Bottom Up*, Princeton NJ: Princeton University Press
- Coleman, J. S., (1986). “Social Theory, Social Research, and a Theory of Action”. *American Journal of Sociology*, 91, pp. 1309-1335.
- Demeulenaere, P., (2011). “Introduction”. En Demeulenaere P. (editor). *Analytical Sociology and Social Mechanisms*, pp. 1-30, Cambridge UK: Cambridge University Press.
- Hall, N. (2004). “Two Concepts of Causation”. En Collins, J., N. Hall, y L. Paul (editores). *Causation and Counterfactuals*, pp. 225-276. Cambridge MA: MIT Press.
- Hédoin, C., (2013). “Modeling Social Mechanisms: Mechanism-based Explanations and Agent-based Modeling in the Social Sciences”. *Cuaderno de Trabajo, Laboratoire d'Economie et Gestion de Reims*, Université de Reims Champagne-Ardenne, Francia.
- Hedström, P. (2005). *Dissecting the Social: On the Principles of Analytical Sociology*. Cambridge UK: Cambridge University Press.

Hedström, P. y R. Swedberg, (1998). “Social Mechanisms: An Introductory Essay”. En Hedström, P. y R. Swedberg (editors). *Social Mechanisms: An Analytical Approach to Social Theory*, pp. 1-31, Cambridge UK: Cambridge University Press.

Izquierdo, A., C. Pessino, y G. Vuletin (editores), (2018). *Better Spending for Better Lives: How Latin America and the Caribbean Can Do More with Less*. Washington DC: Inter-American Development Bank.

Ospina-Forero, L., G. Castañeda y O. Guerrero, (2019). “Estimating Networks of Sustainable Development Goals”. *Working paper, The Alan Turing Institute*, <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3385362>

Persson, A., B. Rothstein, y J. Teorell, (2013). “Why Anticorruption Reforms Fail Systemic Corruption as a Collective Action Problem”. *Governance*, 26(3), pp. 449-471.

Pedercini, M., G. Zuellich, K. Dianati, y S. Arquitt, (2018). “Toward Achieving Sustainable Development Goals in Ivory Coast: Simulating Pathways to Sustainable Development”, *Sustainable Development*, pp. 1-8.

Rodrik, D., (2012). “Why We Learn Nothing from Regressing Economic Growth on Policies”. *Seoul Journal of Economics*, 25 (2), pp. 137–151.

Rodrik, D., (2009). *One Economics, Many Recipes: Globalization, Institutions, and Economic Growth*. Princeton NJ: Princeton University Press.

World Bank, (2018). *Systematic Country Diagnostic* (English). Washington, DC: World Bank Group.

World Bank, (2017). *World Development Report 2017: Governance and the Law*. Washington DC: International Bank for Reconstruction and Development / The World Bank, OCLC: 956624957.

