



consorcio de investigación
económica y social



MACROCONSULT

INDICADOR DE MONITOREO DE LA SEGURIDAD DE SUMINISTRO EN EL SECTOR ELECTRICO PERUANO¹

Ricardo de la Cruz S.

Luis Bendezú M.

Macroconsult y Universidad de Chile

rdelacruz@macrocon.com.pe

rdelacru@ing.uchile.cl

PUCP y Universidad de Chile

lbendezu@pucp.pe

lbendezu@ing.uchile.cl

Lima. Febrero 2012

¹ El presente documento constituye el informe final del Proyecto Mediano PM12-2009 presentado en el marco del Concurso de Investigación 2009 (ACDI – IDRC - ScotiaBank), organizado por el Consorcio de Investigación Económica y Social (CIES). Los autores desean agradecer al CIES por el apoyo financiero en la elaboración de esta investigación. Asimismo, agradecen los comentarios y las as observaciones de un lector anónimo que han permitido enriquecer el contenido de la investigación

Reseña

El presente documento elabora un indicador de la probabilidad y magnitud de racionamiento en el sistema eléctrico peruano. Para ello, introduce dos dimensiones adicionales en la discusión tradicional, hasta entonces centrada en el margen de reserva. Estas dos dimensiones son el comportamiento de la hidrología y el de la demanda eléctrica. Los resultados de este nuevo indicador reflejan que, en un escenario base, las probabilidades de riesgo de racionamiento entre el 2012 y 2014 son menores al 5%, excepto en noviembre de 2012 donde se alcanza un máximo de 25%. No obstante, políticas que desincentiven la inversión en generación eléctrica o una mayor expansión en la demanda de energía podrían incrementar esta probabilidad, especialmente a partir del año 2013.

Abstract

The following paper creates an indicator which measures the probability and magnitude of electric rationing in the Peruvian electricity market. In order to do that, two additional dimensions are introduced to this discussion, which has been mainly centered in the reserve margin. Those two indicators are the behavior of the hydrological cycles and the electricity demand dynamics. The results of this new indicator state that, in a base scenario, the probability of rationing between 2012 and 2014 is fairly reduced (5% on average). One exception is the month of November 2012, in which the probability increases to 25%. However, government policies that hinder investment in electricity generation and a large increase in electricity demand could raise rationing probabilities, particularly in 2013.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN.....	4
1. INTRODUCCIÓN	6
2. REVISIÓN DE LA LITERATURA.....	9
3. METODOLOGÍA	11
3.1. Indicador de seguridad de suministro.....	11
3.2. Modelo de despacho económico.....	13
3.3. Simulación	19
4. VARIABLES ALEATORIAS Y PARÁMETROS DE POLÍTICA ENERGÉTICA.....	20
4.1. Hidrología	20
4.2. Variabilidad de la demanda.....	25
4.3. Parámetros de política energética.....	29
5. LOS RESULTADOS.....	30
5.1. Los supuestos y las fuentes de datos.....	30
5.2. La probabilidad de racionamiento en el caso base.....	31
5.3. La probabilidad de racionamiento con retraso en el parque de obras.....	33
5.4. La probabilidad de racionamiento con sensibilización de la demanda.....	36
6. CONCLUSIONES Y ALGUNAS RECOMENDACIONES.....	39
7. BIBLIOGRAFÍA.....	41
8. ANEXOS.....	44

RESUMEN

La necesidad de contar con una oferta segura de electricidad e hidrocarburos es de particular relevancia a fin de no generar cuellos de botella para el crecimiento económico que ha caracterizado al Perú en los últimos años. Esta necesidad es parte de los lineamientos de la política energética del Estado, tal como establece el DS N° 064-2010-EM, que busca “alcanzar suficiencia de la infraestructura en toda la cadena de suministro de electricidad e hidrocarburos”.

En este sentido, parte del planeamiento energético radica en contar con un indicador que recoja las características particulares del sector eléctrico peruano y permita saber con antelación los riesgos de racionamiento, permitiendo tener una respuesta anticipada de parte de las autoridades correspondientes. Actualmente, los indicadores utilizados presentan serias limitaciones, ya que no consideran la incertidumbre derivada de la disponibilidad del recurso hídrico o la variabilidad de la demanda de energía eléctrica.

Por ello, en el documento se elabora un indicador de la probabilidad y magnitud de racionamiento en el sistema eléctrico peruano, introduciendo los dos elementos anteriormente mencionados. Con este fin, se utiliza una versión simplificada de un modelo de planeamiento energético, a fin de analizar si la disponibilidad de oferta de energía eléctrica es suficiente para abastecer los requerimientos de la demanda en los próximos tres años.

Se considera tres casos de evaluación. El caso base considera el crecimiento de la demanda y oferta esperada para los próximos años. El segundo caso consiste en retrasar en seis meses, el ingreso de las centrales consideradas en el caso base. Finalmente, el tercer caso considera que la demanda responde a la variabilidad de los precios.

Los resultados de este nuevo indicador reflejan que, en el caso base, las probabilidades de riesgo de racionamiento entre el 2012 y 2014 son menores al 5%, excepto en noviembre de 2012 donde se alcanza un máximo de 25%. Los casos alternativos que evalúan el retraso en el ingreso de las centrales al parque generador o una mayor sensibilidad de la demanda a la variabilidad del precio podrían incrementar esta probabilidad, especialmente a partir del año 2013.

Los resultados provistos por este indicador, así como la simplicidad y replicabilidad del mismo, facilitarían su uso por parte de las autoridades encargadas de la planificación y supervisión del sector eléctrico. En este sentido, el indicador formaría parte del conjunto de herramientas de alerta temprana que disponen para evaluar probables problemas de racionamiento en el futuro.

Asimismo, dada la elevada sensibilidad de la probabilidad de racionamiento ante una leve demora en la entrada en operación de las inversiones en generación eléctrica, es recomendable que las autoridades correspondientes evalúen si existe espacio para mejorar el marco normativo que, cumpliendo con las exigencias sociales y ambientales, facilite y disminuya los plazos para la puesta en operación comercial de proyectos de inversión. Asimismo, es recomendable iniciar el análisis de políticas que sensibilicen la demanda a la variación del precio de largo plazo de la electricidad.

1. INTRODUCCIÓN

La necesidad de contar con una oferta segura de electricidad e hidrocarburos es de particular relevancia a fin de no generar cuellos de botella para el crecimiento económico. El Estado peruano se ha planteado como objetivo la seguridad de suministro. Según el Decreto Supremo N° 064-2010-EM, “alcanzar suficiencia de la infraestructura en toda la cadena de suministro de electricidad e hidrocarburos, que asegure el abastecimiento energético” es uno de los lineamientos de la política energética del país.

La seguridad de suministro involucra muchos aspectos como se describe en International Energy Agency (2007: 96-104) y en Oren (2003: 4-7). Dado lo ambicioso que sería abordar todos estos aspectos, el presente documento únicamente se concentrará en el aspecto relacionado a si la oferta de generación es adecuada para responder a los requerimientos de la demanda.

En este sentido, se dice que la capacidad de generación es adecuada si puede satisfacer la demanda en todo momento, considerando que la energía eléctrica no es almacenable y la construcción de nuevas centrales toma tiempo antes de que entren en operación. Así, a mayor adecuación de la oferta a los requerimientos de la demanda, mayor es la seguridad de suministro. En el resto del documento se entenderá como sinónimos la adecuación de la oferta y la seguridad de suministro.

La magnitud de los costos derivados de tener un suministro poco confiable puede graficarse con el siguiente ejemplo. En el Perú, durante el año 1992 ocurrió uno de los eventos más severos de racionamiento (940 GWh), lo que significó un costo social superior a los US\$ 230 millones, sin incluir las pérdidas en la actividad productiva. La experiencia de otros países muestra que la falta de una adecuada oferta que responda a los requerimientos de suministro de electricidad tiene también, efectos sobre la competitividad de la economía que, como es conocido, provocan efectos a largo plazo.

No obstante la importancia de contar con un suministro seguro de energía, a la fecha no se ha desarrollado e implementado el cálculo de un indicador, que recogiendo las particularidades del sector eléctrico peruano, alerte con anterioridad de los posibles

riesgos de racionamiento, sirviendo así como referente para la orientación de la política energética nacional.

Actualmente existen dos indicadores que intentan medir estos riesgos, aunque tienen limitaciones. El margen de reserva (definido como el exceso de la capacidad instalada con relación a la demanda) da un primer indicio de racionamiento, pero no muestra la severidad del riesgo de racionamiento, principalmente en sistemas hidro-térmicos como el peruano. Efectivamente, debido a la incertidumbre hidrológica, no toda la capacidad instalada de las centrales hidráulicas se puede utilizar², por lo tanto el margen de reserva existente es menor y, en consecuencia, mayor es el riesgo de racionamiento.

El otro indicador es el margen de reserva ajustado por energía media de las centrales hidráulicas, diferenciando períodos de avenida y estiaje³. Una de las debilidades de este indicador es que no diferencia entre centrales hidráulicas de pasada y de regulación⁴. El grado de incertidumbre hidrológica es diferente para ambos tipos de centrales (Fischer, 2000) y por lo tanto, tienen efectos diferenciados en la seguridad de suministro.

Además de las debilidades intrínsecas señaladas de cada indicador, la exclusión de otros elementos de riesgo - disponibilidad de gas natural y agua y, la variabilidad de la demanda- que afectan la probabilidad de racionamiento y que son particularmente relevantes en el caso peruano, hace inadecuado el uso de los márgenes de reserva como indicadores de seguridad de suministro.

En este contexto, el presente proyecto de investigación tiene como objetivo desarrollar e implementar un indicador de la seguridad de suministro que considere dos de los principales riesgos del sistema eléctrico peruano, como son: la incertidumbre hidrológica y la variabilidad de la curva de carga. En base a este indicador se evaluará el efecto que sobre la seguridad de suministro, generan políticas que incrementan los plazos de entrada de las centrales al parque generador o aquellas que sensibilicen la demanda a los precios.

² Se estima que en un año seco solo se utiliza el 50% de la capacidad hidráulica disponible.

³ El período de avenida corresponde al período diciembre-abril, mientras que los de estiaje corresponde a los meses de mayo a noviembre.

⁴ Las centrales de pasada son aquellas que no disponen de embalses y por lo tanto están sujetas a mayor incertidumbre de los caudales, mientras que las centrales de regulación son aquellas que disponen de embalse y el uso del agua embalsada está condicionada a los caudales esperados.

Considerando cifras de demanda y crecimiento del parque generador, se estiman bajas probabilidades de riesgo de racionamiento entre el 2012 y 2014, es decir, se aprecia que la oferta esperada es adecuada para cubrir los requerimientos del crecimiento de la demanda de los próximos tres años.

La sensibilidad respecto al retraso en seis meses del ingreso de las centrales al parque generador incrementa la probabilidad de racionamiento y el costo de oportunidad del agua. Efectos contrarios tiene la consideración de la respuesta de la demanda a un incremento en 10% en el precio al usuario final; esto es, reduce la probabilidad de riesgo y disminuye el costo de oportunidad del agua.

En el primer capítulo se realiza la revisión de la literatura que sirve de base para proponer un indicador que mida el riesgo de racionamiento en el sector eléctrico peruano. En el segundo capítulo se describe la metodología para el cálculo del indicador de seguridad de suministro para el Sistema Interconectado Nacional. En el capítulo tres se analizan las variables aleatorias y los parámetros de política energética que afectan la probabilidad de racionamiento. En los capítulos cuatro y cinco se presentan los resultados y las conclusiones, respectivamente.

Este estudio debe entenderse como un documento inicial que busca motivar futuras investigaciones en el tema, principalmente lo relacionado al tratamiento detallado de la hidrología- considerando más embalses de regulación, la covarianza de las hidrologías regionales y los otros usos del agua-, las restricciones de la capacidad de transmisión eléctrica y las limitaciones de la infraestructura de suministro de gas natural.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Hasta la fecha son escasos los estudios que cuantifiquen la seguridad de suministro de energía eléctrica, mucho más en un contexto de incertidumbre. Así, una medida tradicional del grado de adecuación de la capacidad de generación a la demanda es el margen de reserva (Oren, 2003), el cual se define como el porcentaje del exceso de la capacidad instalada con relación a la máxima demanda en el año⁵. A mayor margen de reserva, mayor es la seguridad de suministro.

Telson (1975: 682-683) utiliza como indicador de seguridad de suministro a la fracción del tiempo en el año, en el cual, el sistema eléctrico no puede abastecer a toda la demanda⁶. El autor utiliza dicho indicador en un análisis beneficio-costos para evaluar los niveles de seguridad de suministro. Según el autor, tener un exceso de capacidad de generación incrementa la seguridad de suministro, pero tiene un costo económico dado por el costo de inversión. A su vez, la mayor seguridad de suministro proporciona beneficios a los usuarios que están dispuestos a pagar por evitar el racionamiento.

Posteriormente, Munasinghe y Gellerson (1979: 359-360) proponen otro indicador de seguridad de suministro definido como el ratio del consumo de energía suministrada al consumo de energía total demandada. Este indicador lo utilizan en un modelo de simulación que permite determinar el nivel óptimo de seguridad de suministro.

Asimismo, Joskow y Tirole (2007: 63-64) consideran como indicador de seguridad de suministro a la fracción de la demanda que es satisfecha. Este indicador es usado por los autores para analizar la política de precios óptimos y el programa de inversión en un mercado de electricidad competitivo. Uno de los resultados es que ante la aplicación de topes a los precios en el mercado mayorista, las obligaciones de capacidad y los pagos por capacidad incentivan la inversión, compensando a las generadoras ante la reducción de sus ingresos; lo que mejoraría la inversión y reduciría la probabilidad de racionamiento.

⁵ La capacidad instalada es la suma de la potencia instalada de las centrales de generación y se mide en MW, mientras que la máxima demanda corresponde a la mayor demanda registrada en el año y también se mide en MW. Así, para una capacidad instalada de 6000 MW y una máxima demanda de 5000 MW, el margen de reserva se calcula en 20%.

⁶ También se le conoce con el nombre de Probabilidad de Pérdida de Carga (LOLP, por sus siglas en inglés).

Los indicadores señalados anteriormente fueron aplicados en contextos determinísticos⁷. No obstante, la capacidad de generación de un sistema eléctrico hidro-térmico y, por lo tanto la seguridad de suministro, está influenciada por factores de naturaleza aleatoria, entre los cuales se encuentra la disponibilidad del gas natural (Galetovic et al., 2004), la variabilidad de la demanda y la naturaleza de la incertidumbre hidrológica condicional al nivel de caudal existente (Galetovic et al., 2003, 2006 y 2007).

Ante la presencia de variables aleatorias del sistema eléctrico, Galetovic, et al. (2003) proponen como indicador de seguridad de suministro a la probabilidad de que ocurra un déficit de al menos 1% de la demanda⁸, lo que llamaremos probabilidad de racionamiento. Los autores implementan un modelo de despacho económico para determinar, a partir de simulaciones de Montecarlo, la probabilidad de racionamiento de los próximos años.

En conclusión, la revisión de la literatura permite identificar cuatro indicadores de seguridad de suministro, los cuales se resumen en el Cuadro 1.

Cuadro 1: Resumen de los indicadores de seguridad de suministro

Indicador	Expresión numérica	Observación
<i>Margen de Reserva (MR)</i>	$MR = \frac{\textit{Capacidad Oferta}}{\textit{Máxima Demanda}} - 1$	<i>Contexto determinístico</i>
<i>Probabilidad de pérdida de carga (LOLP)</i>	$LOLP = \frac{\textit{Horas de racionamiento}}{\textit{Horas al año}}$	<i>Contexto determinístico</i>
<i>Porcentaje de energía satisfecha (PES)</i>	$PES = \frac{\textit{Energía suministrada}}{\textit{Energía demandada}}$	<i>Contexto determinístico</i>
<i>Probabilidad de racionamiento (PR)</i>	$PR = \textit{Prob}(\textit{déficit} > x\% \textit{ demanda})$	<i>Contexto probabilístico</i>

Fuente: Estudios revisados

⁷ Aún en contextos de incertidumbre, el cálculo de los indicadores requiere considerar valores promedio de las variables aleatorias.

⁸ También se plantean otros indicadores como el promedio y la desviación estándar del déficit de energía.

3. METODOLOGÍA

3.1. Indicador de seguridad de suministro

Como se mencionó anteriormente, algunos indicadores de seguridad de suministro fueron aplicados en contextos determinísticos. Sin embargo, los sistemas eléctricos hidro-térmico están influenciados por factores de naturaleza aleatoria. En este contexto, la manera apropiada de evaluar la situación de abastecimiento es calculando la probabilidad de racionamiento, porque una de las principales fuentes de riesgo, la variabilidad hidrológica, es probabilística.

El sistema eléctrico peruano es hidro-térmico. El 48% de la capacidad instalada en el Sistema Interconectado Nacional (SINAC) corresponde a centrales hidráulicas y, más del 15% de la capacidad instalada está asociada a centrales hidráulicas con regulación anual⁹. Estas características hacen que el sistema esté sujeto a la incertidumbre hidrológica, lo que tiene incidencia en la probabilidad de racionamiento.

Otra característica del sector eléctrico peruano es que alrededor del 35% de la capacidad instalada, corresponde a las centrales que utilizan gas natural de Camisea como insumo para generar energía eléctrica. Así, restricciones en la infraestructura de suministro de gas natural incrementarían la probabilidad de racionamiento. El análisis del efecto de estas restricciones en la magnitud de la probabilidad de racionamiento forma parte de la futura agenda de investigación¹⁰.

Finalmente¹¹, la demanda anual de energía eléctrica tiene un factor de carga de 0.81, lo que significa que se presentan períodos de alto y bajo consumo de energía eléctrica durante el año. En otros términos, el consumo de energía eléctrica presenta variabilidad durante el año.

⁹ Las centrales hidroeléctricas de regulación anual son aquellas que poseen embalses que permiten regular los caudales estacionales dentro de un mismo año.

¹⁰ La información estadística referente al mercado de gas natural abarca el período 2005-2010, por lo que esta serie histórica corta no permite inferir la función de distribución de la disponibilidad de gas natural. Una posibilidad para la futura agenda de investigación es incorporar en el modelo de despacho económico una restricción de la capacidad firme de transporte de gas natural contratado por los generadores.

¹¹ Los otros factores que inciden la probabilidad de racionamiento, como el no almacenamiento de energía y la necesidad de tiempo para la ampliación de la capacidad del sistema, son incorporados en el modelo a través de cubrir la demanda en cada momento y la fecha de ingreso de la centrales en el plan de obras.

Para hacer frente a la naturaleza aleatoria del sistema eléctrico peruano, en el presente estudio se considerará como indicador de seguridad de suministro a la probabilidad de racionamiento, similar al propuesto por Galetovic et. al (2003) . A menor probabilidad de racionamiento existirá mayor seguridad de suministro.

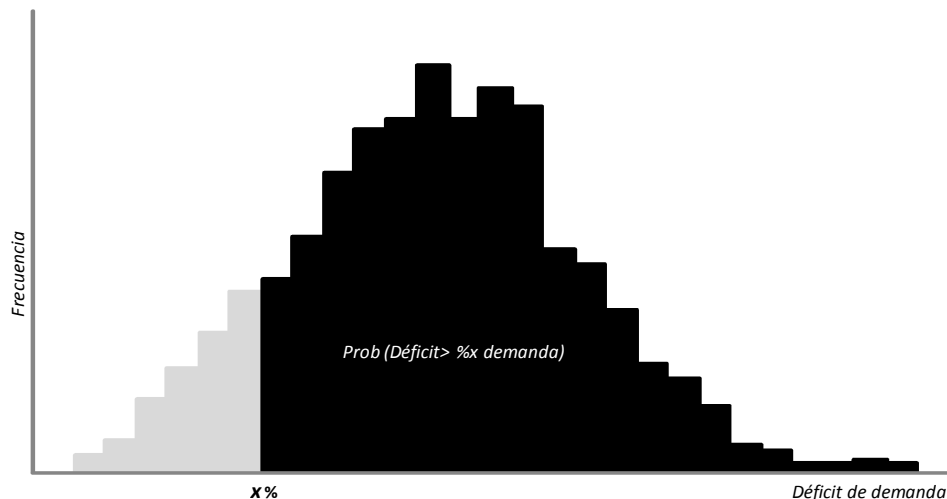
En términos formales, el indicador de seguridad de suministro se puede expresar como:

$$\text{Indicador de seguridad} \equiv \text{Prob} (\text{déficit} > x\% \text{ demanda})$$

Donde *Prob (déficit > x% demanda)* es la probabilidad de que ocurra racionamiento. Se entenderá que ocurre racionamiento cuando el x% de la demanda de energía eléctrica no es abastecido.

El siguiente gráfico permite ilustrar la idea del indicador de seguridad de suministro. Debido a la naturaleza aleatoria de la capacidad de generación eléctrica puede darse el caso de que no se logre abastecer toda la demanda. La probabilidad de la ocurrencia de los casos en que el déficit es mayor al x%, representada en el Gráfico 1 por el área sombreada, es el indicador de la seguridad de suministro.

Gráfico 1: Indicador de seguridad de suministro



Elaboración: Los autores.

En el caso particular para el presente estudio se considera al 0,1% de déficit como límite a partir del cual se considera como racionamiento. Este umbral resultó de considerar los siguientes parámetros¹² utilizados en la regulación tarifaria: un costo de falla de US\$ 250 por MWh, un precio de potencia de US\$ 78.73 por kW-año y un factor de carga de 81%.

Siguiendo a Galetovic et al. (2003), se desarrolla un modelo de despacho económico simplificado que recoge las principales características del SINAC, el cual es sometido posteriormente a simulaciones de Montecarlo, para determinar la probabilidad de racionamiento, definida como el ratio entre el número de simulaciones del despacho económico en las que hay un déficit mayor al 0.1% de la demanda y, el total de simulaciones, que en este caso fueron fijadas en un valor de 1000.

$$Prob(\text{déficit} > 0.1\% \text{ demanda}) = \frac{N^\circ \text{ de veces en que el déficit} > 0.1\% \text{ demanda}}{1000}$$

3.2. Modelo de despacho económico¹³

Existen diferentes modelos de despacho económico que han sido utilizados en la planificación del sector eléctrico (De la Cruz y Mori, 2008). En este estudio se usa un modelo de programación dinámica estocástica que minimiza el costo de abastecimiento de energía eléctrica y, que es resuelto mediante métodos numéricos.

Con el propósito de facilitar los cálculos, pero con mínimo efecto en los resultados, se considera un modelo uni-nodal (barra Santa Rosa) y uni-embalse (el lago Junín); es decir, se asume que no existen restricciones en la capacidad de transmisión y que las centrales de la cuenca del Mantaro son las únicas que tienen capacidad de regulación¹⁴ dada por el embalse del lago Junín. El esquema general del modelo se muestra en el Gráfico 2.

¹² Además se consideró los registros históricos del año 2010 correspondientes a la máxima demanda (4579 MW) y mínima demanda (2400 MW) publicados en el Anuario Estadístico del Comité de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional (COES)

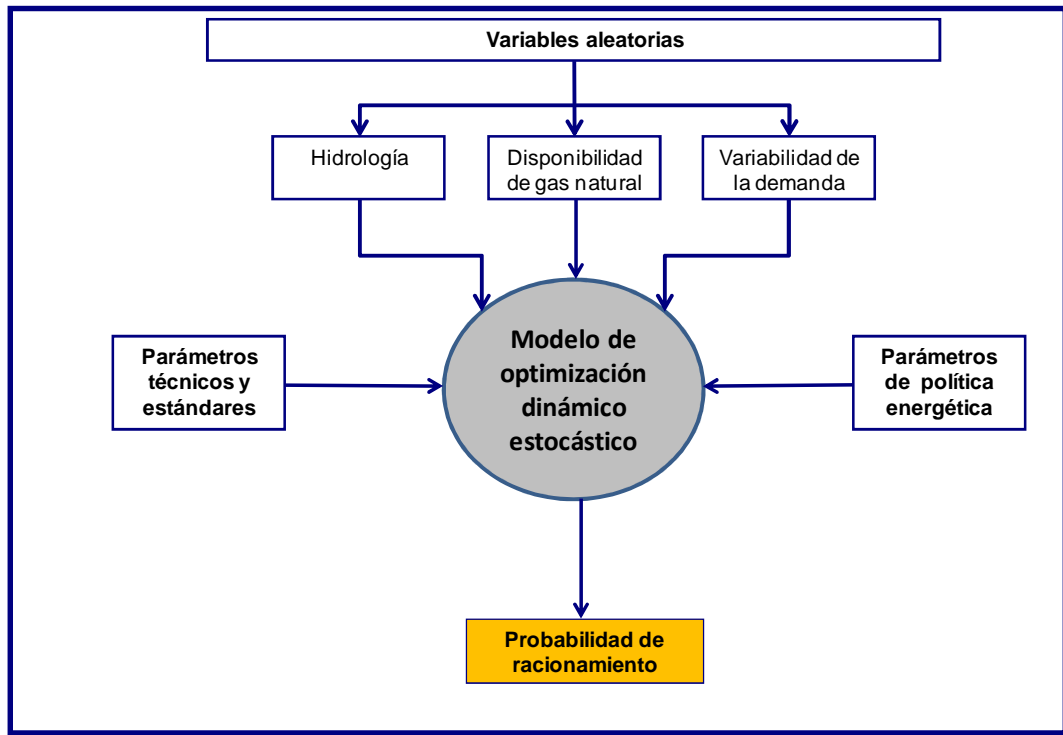
¹³ Esta sección se basa en Galetovic et al (2002).

¹⁴ Es decir son centrales con embalses que permiten regular los caudales estacionales dentro de un mismo año.

El supuesto de uni-embalse asociado al lago Junín se justifica porque es el principal embalse de regulación que existe en el SINAC. La incorporación de los otros embalses no alteraría los principales resultados del modelo, pero sí dificultaría los cálculos numéricos.

La principal dificultad del modelo de despacho económico es modelar el uso óptimo del agua almacenada en el lago Junín. El problema de modelación no es sencillo, porque el embalse del lago Junín es de tamaño tal que permite traspasar agua de un año a otro¹⁵ con el objetivo de minimizar el costo social de abastecer la demanda de energía eléctrica. En la sección 4.2 se describe con mayor detalle el tratamiento de la variabilidad de la demanda en el modelo de despacho económico.

Gráfico 2: Esquema del modelo propuesto



Elaboración: Los autores.

El uso óptimo del agua hoy depende del nivel de las precipitaciones y deshielos de mañana. Si mañana llueve mucho el valor de guardar agua es bajo, pero si resultan

¹⁵ Esta característica depende de las condiciones técnicas de la infraestructura de almacenamiento y de la cuenca hidrográfica. El beneficio de tener capacidad de regulación anual es desplazar energía hacia el futuro, lo que permite sustituir generación térmica futura o, eventualmente, mitigar un déficit o evitarlo por completo.

hidrologías más secas su valor se incrementa porque se deberán utilizar más intensamente centrales térmicas o incluso ocurrirá un déficit. Sin embargo, no es posible conocer la hidrología futura con certeza¹⁶.

El modelo de optimización incorpora esta incertidumbre asumiendo que cada año hidrológico, de los 46 años ocurridos entre 1965 y 2010, es igualmente probable y estadísticamente independiente de los otros. Se entiende por año hidrológico al período de un año que se inicia con un período de avenida¹⁷ y culmina con un período de estiaje¹⁸.

El supuesto de años hidrológicos igualmente probables y estadísticamente independientes responde a la facilidad de la resolución numérica del modelo. El reconocimiento de que la covarianza de las hidrologías es diferente de cero, más aún entre cuencas de la misma zona geográfica, forma parte de la futura agenda de investigación.

La etapa de optimización consiste en determinar la cantidad óptima de agua embalsada en el lago Junín, que se debe usar para cada cota posible del lago y cada hidrología durante el horizonte de planeamiento.

La optimización requiere la proyección de demanda, el parque de obras (oferta futura), el costo variable de generación de las centrales térmicas y la energía que aporta cada central hidráulica de pasada. Se consideran como centrales hidráulicas de pasada a todas las centrales no asociadas a la cuenca del Mantaro.

La demanda proyectada se desagrega en tres *bloques horarios* (punta, media y base). Posteriormente se comienza a abastecer la demanda con la generación hidráulica de las centrales de pasada para los distintos bloques y luego se optimiza el uso del agua del

¹⁶ Si bien el cambio climático puede tener efectos en el nivel de los caudales de la cuenca del Mantaro, en la sección 4.1 se concluye que no existen evidencia robusta de quiebres estructurales en el volumen de dichos caudales. Por ello, en el modelo de despacho se consideran el mismo nivel de los caudales del período 1965-2010.

¹⁷ Período donde se producen las precipitaciones pluviométricas con cierta regularidad, las que permiten almacenar los reservorios del sistema de generación hidráulica. Generalmente se produce entre los meses de noviembre y mayo del siguiente año.

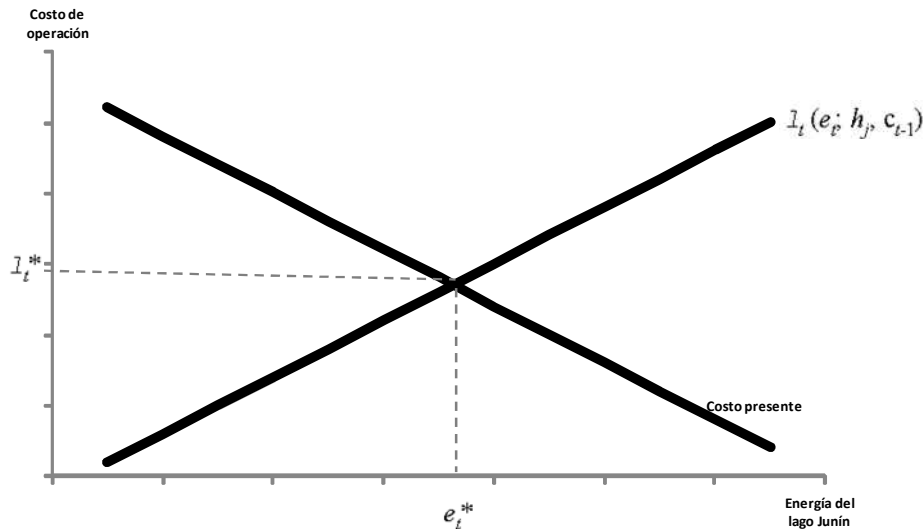
¹⁸ Período donde se registra una disminución de precipitaciones pluviométricas y que origina la reducción de los caudales naturales, que para fines de operación del sistema hidráulico, es posible complementarlos con un programa de descarga de reservorios. Generalmente se produce entre los meses de junio y octubre.

lago Junín. Dado el volumen óptimo del agua a usar, se obtiene la generación térmica y, en caso de ocurrir, el déficit de energía.

El volumen óptimo del agua a usar se obtiene de aplicar el principio de que el agua del lago Junín debe usarse hasta que su valor marginal de hoy, se iguale a su valor marginal de mañana. El método de cálculo consiste en resolver un problema de programación dinámica estocástica, cuyo resultado es un conjunto de matrices que indican la cantidad óptima de agua que se debe usar para cada combinación de hidrología y de cota del lago Junín, al inicio de cada mes.

En concreto, la cantidad óptima del agua embalsada que se debe usar se encuentra calculando el punto de intersección entre la curva de costo presente y la curva que resume la información sobre el costo futuro de generación (ver Gráfico 3).

Gráfico 3: El valor del agua embalsada.



Dada la demanda, el costo presente en la etapa t es función decreciente de la energía generada con caudales del lago Junín, porque a medida que se ocupa más agua se sustituye progresivamente generación térmica. Asimismo, existe una relación directa entre el costo futuro de generación y el valor que hoy tiene que mantener una unidad adicional de agua en el lago Junín. El valor marginal de un kWh adicional en el lago Junín, al que se llama “valor del agua” y se denota por l , es creciente con la cantidad usada hoy, por la simple razón que mientras más agua se use hoy, menor será la cantidad de agua

disponible en el futuro (es decir, menor será la cota final del lago Junín), lo que obligará a usar más generación térmica.

La curva de costo presente es fácil de obtener una vez que se conocen la demanda y las centrales térmicas disponibles: dada la cantidad de agua extraída del lago Junín, el resto de la demanda se sirve con energía térmica, ordenándose las centrales de menor a mayor costo de operación. Sin embargo, la curva que resume el valor del agua es más difícil de obtener, porque es el resultado de una optimización dinámica estocástica, la que se explica a continuación.

La optimización consiste en lo siguiente. Al final del último mes del horizonte de planeamiento (llamémoslo T), la cota final del embalse del lago Junín (llamémosla c_T) puede estar en un determinado rango (c_{min} y c_{max}). Para cada cota final $c_T \in [c_{min}; c_{max}]$ existe un valor del agua asociado, al cual llamaremos $l_T^*(c_T)$. En general, esta función es decreciente en c ; mientras más agua contenga el embalse, menor es el valor del agua. Se consideran diez cotas en la resolución del modelo.

Para optimizar el uso del lago Junín durante el mes T es necesario obtener la curva de valor del agua (la curva que aparece en el Gráfico 3) para cada una de las 46 hidrologías y cota inicial del embalse. La cota final del último mes T es función de la extracción y de las entradas de agua. Si c_{T-1} es el valor inicial de la cota del lago Junín, a_j el agua que entra al embalse cuando la hidrología es h_j y e_T es la extracción durante el mes T , entonces la cota del Junín al final del mes T será: $c_T = c_{T-1} + a_j - e_T$, donde hemos usado el hecho que la cota inicial en T es igual a la cota final en $(T - 1)$, c_T .

Es decir, para cada hidrología h_j , la cota final c_T es función de la extracción e_T , la hidrología h_j a través de a_j y de la cota inicial c_{T-1} , es decir una función $c(e_T, c_{T-1}, h_j)$. A su vez, cada cota final tiene asociada un valor del agua, $l_T^*(c_T)$. Por lo tanto, a cada nivel de extracción del lago Junín en el último mes se le puede asociar un valor del agua componiendo las funciones, es decir:

$$l_{T-1}(e_T; h_j, c_{T-1}) \circ \frac{l_T^*(e_T; h_j, c_{T-1})}{1.12^{1/12}}$$

Donde $1.12^{1/12}$ considera que los costos se actualizan a una tasa 12% anual. $l_{T-1}(e_T; \mathbf{h}_j, c_{T-1})$ es la curva de valor del agua al final del mes $T - 1$, y, por lo tanto, al principio del mes T , si la hidrología es \mathbf{h}_j y la cota inicial es c_{T-1} , es decir, es parametrizada por la hidrología y la cota inicial.

Así, para cada combinación (\mathbf{h}_j, c_{T-1}) de cota al inicio del mes T e hidrología durante el mes T (donde $j = 1, 2, \dots, 46$) resultará un uso óptimo del lago Junín $e_T^*(\mathbf{h}_j, c_{T-1})$ y un valor del agua al comenzar el mes T , o, equivalentemente, a finales del mes $(T - 1)$, definido por la función compuesta:

$$l_{T-1}^*(c_{T-1}, \mathbf{h}_j) \text{ o } l_{T-1}[e_T^*(c_{T-1}, \mathbf{h}_j); \mathbf{h}_j, c_{T-1}]$$

Nótese que $l_{T-1}^*(c_{T-1}, \mathbf{h}_j)$ es el valor tal que se iguala el costo presente con el valor del agua en el Gráfico 3 porque $e_T^*(c_{T-1}, \mathbf{h}_j)$ es óptimo.

Para cada combinación (c_{T-1}, \mathbf{h}_j) , estos valores se pueden agrupar en dos matrices, respectivamente $[e_{T-1}^*(c_{T-1}, \mathbf{h})]$ y $[l_{T-1}^*(c_{T-1}, \mathbf{h})]$, cada una de orden 10×46 , ya que se considera 10 niveles de cotas y 46 años hidrológicos.

Por último, para cada cota se puede calcular el valor promedio del agua embalsada en el lago Junín al final del mes $T - 1$, que es igual a:

$$\bar{l}_{T-1}^*(c_{T-1}) = \sum_{j=1}^{40} p(\mathbf{h}_j) l_{T-1}^*(c_{T-1}, \mathbf{h}_j)$$

Donde $p(\mathbf{h}_j)$ es la probabilidad de ocurrencia del año hidrológico \mathbf{h}_j . Nótese que $\bar{l}_{T-1}^*(c_{T-1})$ también es decreciente en el nivel de la cota, porque cada uno de los $l_{T-1}^*(c_{T-1}, \mathbf{h}_j)$ lo es.

Para los restantes meses ($t=1, 2, \dots, T - 1$) se asume que el caudal del mes presente no proporciona información acerca de la hidrología en el mes siguiente, es decir, se considera que cada una las 46 hidrologías tienen una probabilidad $p(\mathbf{h}_j)$. Bajo este supuesto, la curva del valor del agua en función de la extracción del lago Junín se obtiene

de manera similar a lo descrito para el mes T . El resultado es una curva dada por la función compuesta:

$$l_{t-1}(e_t; h_j, c_{t-1}) \circ \frac{\bar{l}_t^*(e_t; h_j, c_{t-1})}{1.12^{1/12}}$$

Luego se optimiza y se obtiene, para cada combinación de cota inicial e hidrología la extracción óptima del lago Junín. Tal como en el mes T , los resultados se agrupan en las matrices $[e_t^*(c_{t-1}, h)]$ y $[L_{t-1}^*(c_{t-1}, h)]$, y el procedimiento se repite hasta llegar al primer mes del horizonte de planificación. El resultado final de la etapa de optimización es un par de secuencias de matrices $([e_t^*(c_{t-1}, h)])_{t=1}^T$ y $([L_{t-1}^*(c_{t-1}, h)])_{t=1}^T$. Estas matrices se ocupan luego para simular la operación del sistema.

3.3. Simulación

Las matrices calculadas en la etapa de optimización permiten determinar el volumen óptimo de agua a usar en cada mes, como función de la cota inicial del lago Junín y de la hidrología. Así, para conocer la política óptima de uso del agua del lago Junín en el mes t basta con saber la cota inicial y la hidrología. La generación del resto de las centrales térmicas disponibles en el mes t se obtiene restándole a la demanda residual la generación del lago Junín. Si la energía total es insuficiente para servir a la demanda residual en uno o más bloques de demanda, el modelo predice un déficit.

Para obtener la probabilidad con que ocurrirán fallas en los siguientes años hidrológicos, se determina aleatoriamente 1.000 secuencias hidrológicas para los próximos años, y, para cada una de ellas se simula la operación del sistema. Para cada una de las 1.000 simulaciones se calcula la energía mensual de déficit y la fracción de simulaciones en que ocurrió déficit.

4. VARIABLES ALEATORIAS Y PARÁMETROS DE POLÍTICA ENERGÉTICA

A continuación se evalúa si el caudal de la cuenca del Mantaro presenta algún quiebre estructural como consecuencia del cambio climático, asimismo se analiza la naturaleza de la variabilidad de la demanda de energía eléctrica. Posteriormente se describen dos parámetros de política energética que inciden en la probabilidad de racionamiento.

4.1. Hidrología

Se analiza el caudal mensual histórico de la cuenca del Mantaro correspondiente al período enero 1965 – diciembre 2010, con el propósito de determinar la distribución que mejor refleja el proceso generador de datos. Con este fin, se utilizaron densidades de Kernel¹⁹.

Dada la marcada estacionalidad en las series de los caudales, se optó por analizar el comportamiento histórico mes a mes. A continuación se presentan los resultados de las funciones de densidad empíricas estimadas para el caudal de la cuenca del Mantaro.

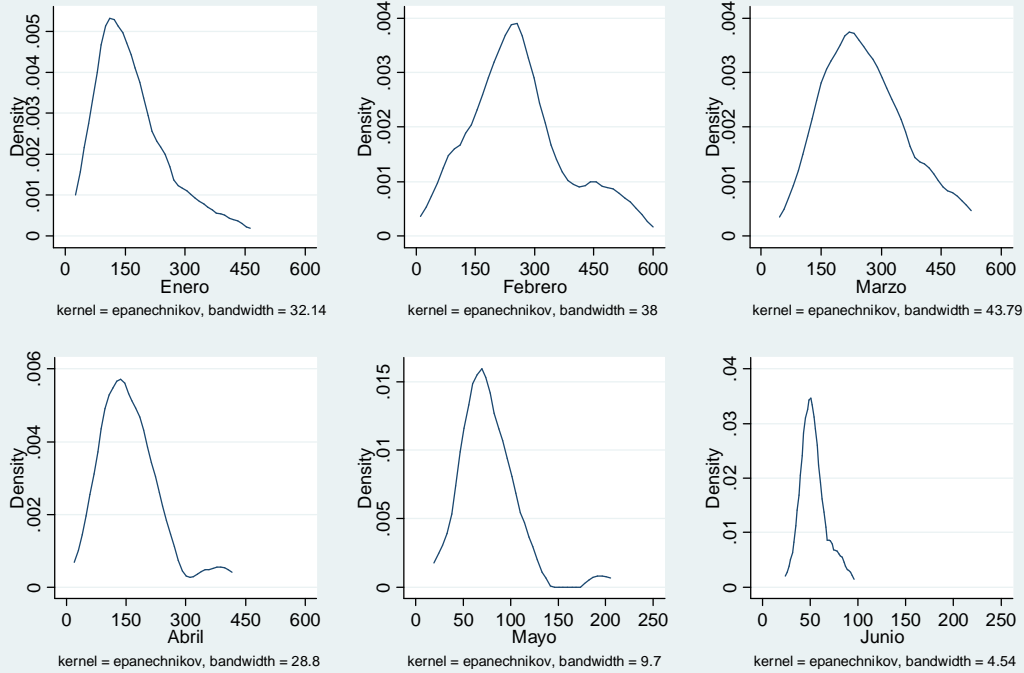
En el Gráfico 4 se observa que las distribuciones son no uniformes. Asimismo, se aprecia la presencia de estacionalidad. Esto es un hecho inherente a cualquier cuenca hidrográfica y es capturado a plenitud por los gráficos de densidad.

El nivel del caudal presenta un pico cercano a los $250 \text{ m}^3 / \text{seg.}$ en los meses de febrero y marzo, para luego caer a $150 \text{ m}^3 / \text{seg.}$ y $75 \text{ m}^3 / \text{seg.}$ hasta llegar a los $50 \text{ m}^3 / \text{seg.}$ durante los meses de junio – noviembre; tras esto, el nivel del caudal aumenta durante los meses de diciembre y enero hasta volver a su pico. Las densidades son relativamente bajas de enero hasta abril y relativamente altas en los otros meses.

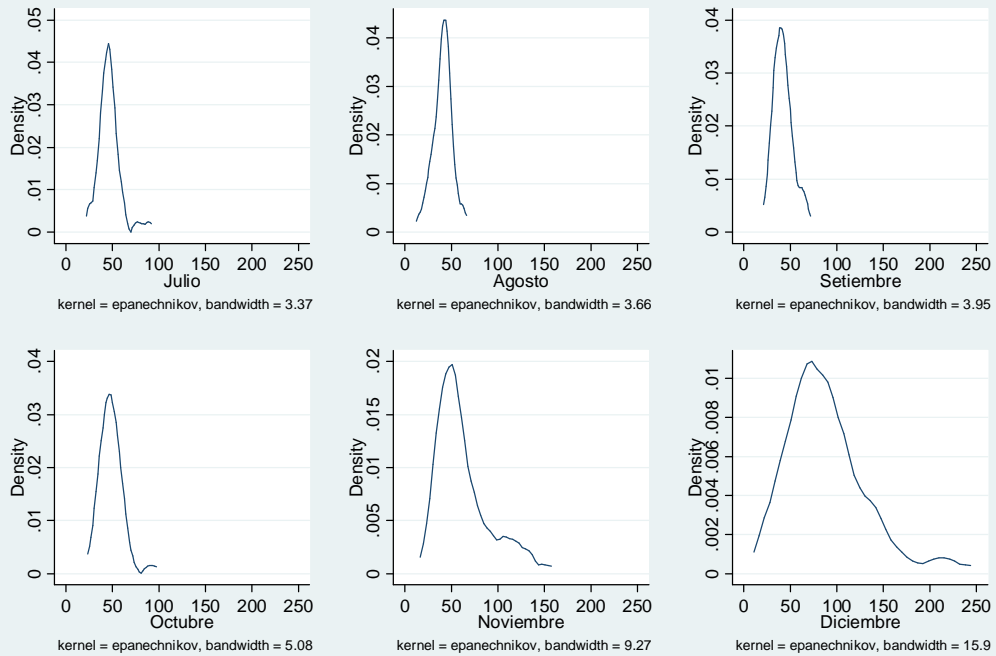
¹⁹ Ver Anexo 1 para mayor detalle de esta prueba.

Gráfico 4: Descripción de la cuenca del Mantaro

Distribución mensual del caudal del Mantaro



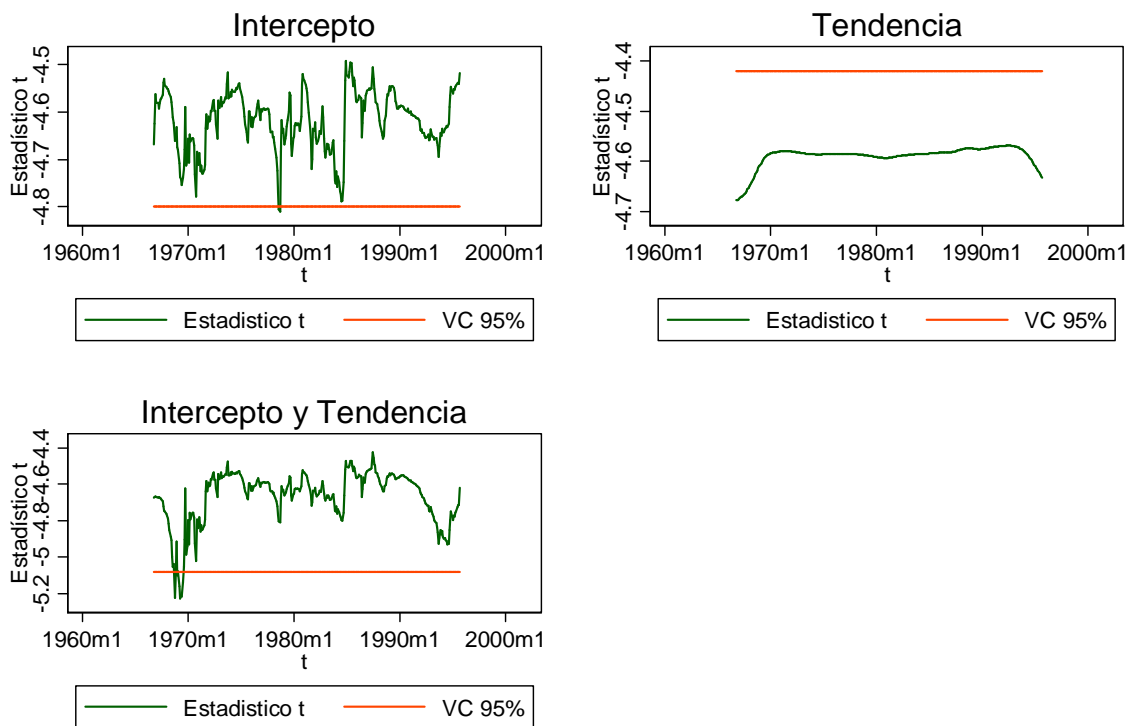
Distribución mensual del caudal del Mantaro



Posteriormente, con la finalidad de determinar el efecto del calentamiento global en el nivel de los caudales de la cuenca del Mantaro, se analizó la existencia de un quiebre estructural en media y varianza de la serie hidrológica. Para ello se utilizaron las pruebas de quiebre estructural propuestas por Zivot y Andrews (1990), así como la de Clemente, Montañés y Reyes (1998)²⁰. Ambas pruebas se encuentran detalladas en el Anexo 2.

En el caso de la cuenca del Mantaro, se puede verificar que la serie es estacionaria. Al considerar quiebres en intercepto y tendencia por separado, no se verifica la existencia de quiebre estructural alguno. No obstante, si se considera un modelo con quiebres tanto en intercepto como en tendencia, la prueba da como resultado la existencia de un quiebre en abril de 1969, tal como se observa en el Gráfico 5.

Gráfico 5: Prueba de Zivot y Andrews para la cuenca del Mantaro

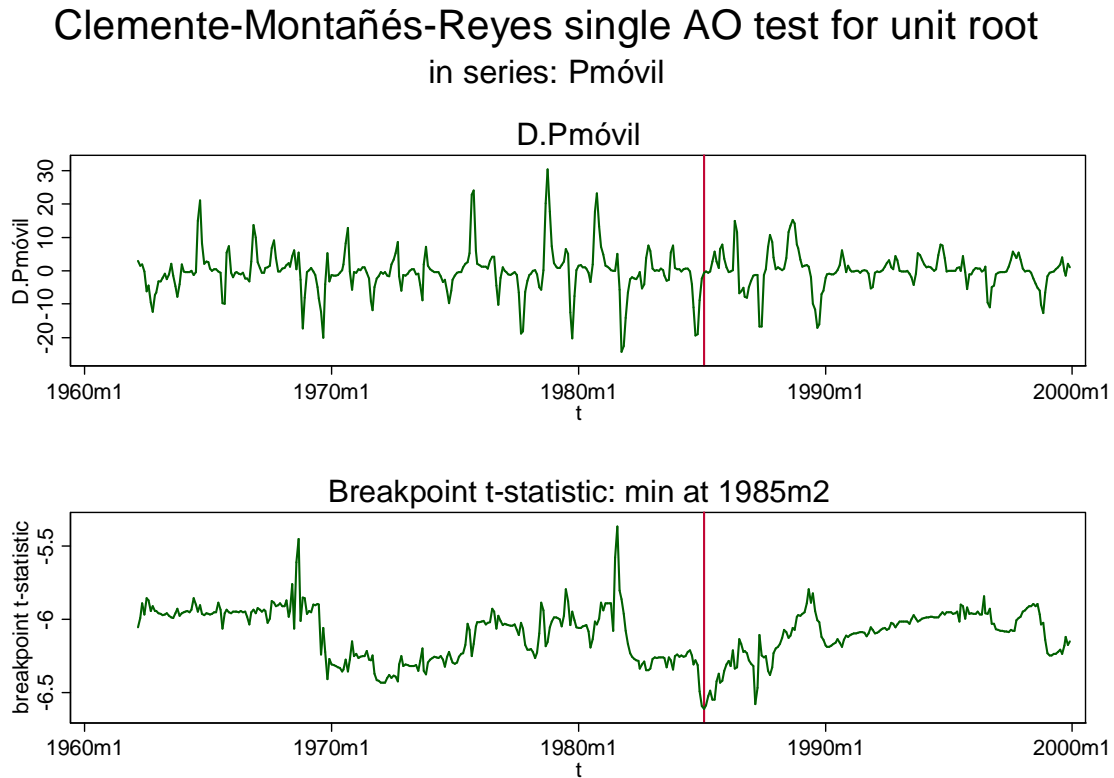


Para verificar la robustez de los resultados de la prueba de Zivot y Andrews, se procedió a aplicar el contraste de Clemente, Montañés y Reyes (CMR). Los resultados muestran que

²⁰ Para ello, se utilizaron las rutinas zandrews para el contraste de Zivot y Andrews (1992), y clemao1 para el contraste de Clemente, Montañés y Reyes (1998). El software empleado para la construcción de los estadísticos y gráficos es el Stata.

el quiebre en intercepto se encontraría en febrero de 1985 (ver Gráfico 6) e implica una reducción en el caudal a $19 \text{ m}^3 / \text{seg}$.

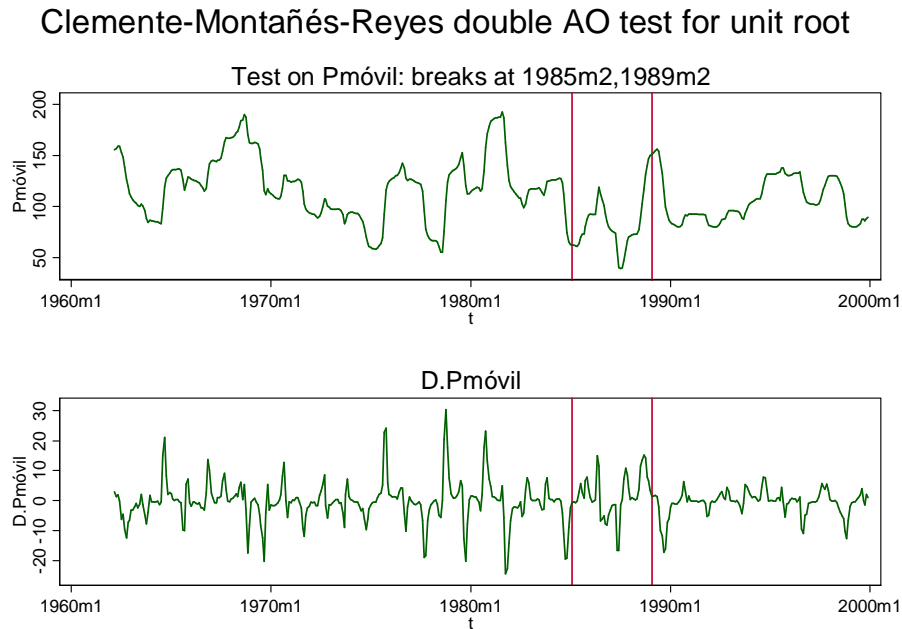
Gráfico 6: Prueba de Clemente-Montañés-Reyes para la cuenca del Mantaro – un quiebre



Las dos pruebas consideradas muestran que la evidencia de quiebres estructurales en la serie analizada no es robusta. En particular, puede verse que existe divergencias de más de 10 años en la fecha de identificación del quiebre estructural. Una explicación radicaría en el hecho que las series analizadas presenten más de un quiebre, por lo que a continuación se examinará esta posible explicación.

Los resultados de la prueba CMR con más de un solo quiebre dan como resultado una coincidencia con la fecha de quiebre (febrero de 1995) para la cuenca del Mantaro, como se observa en el Gráfico 7.

Gráfico 7: Prueba de Clemente-Montañés-Reyes para la cuenca del Mantaro- dos quiebres



En conclusión, la evidencia de quiebres estructurales en el caudal de la cuenca del Mantaro no es del todo conclusiva. Esto se debería a la gran volatilidad de las series que hace que los estadísticos construidos pierdan poder y, por consiguiente, hace que la fecha de los quiebres sea distinta dependiendo de la prueba considerada²¹. Sin embargo, la cercanía de los puntos de quiebre encontrados por las pruebas estadísticas hace pensar que existiría un cambio en el promedio alrededor de esa fecha. En este sentido, es probable que exista un punto de corte para la cuenca del Mantaro en febrero de 1985.

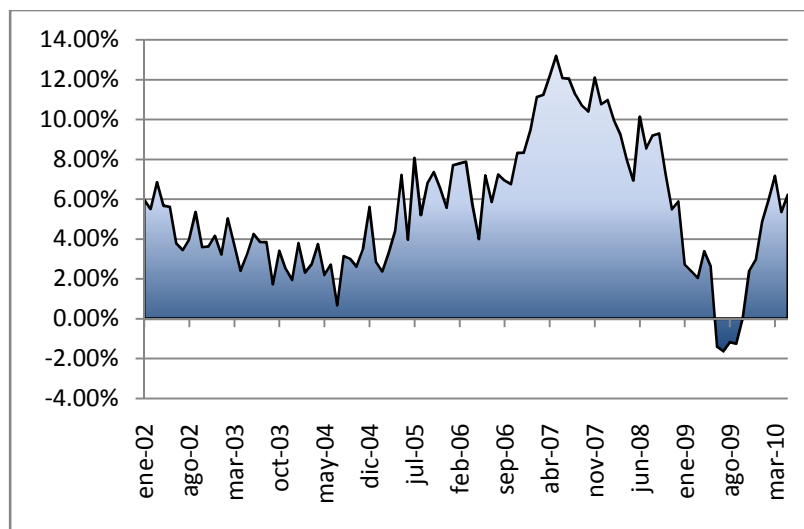
Por lo tanto, la existencia de una importante variabilidad en la dinámica hidrológica de las distintas cuencas en el caso peruano hace que el estudio de los factores que influyen en la disponibilidad del agua sea de suma importancia. En términos del indicador que se elaborará posteriormente, queda claro que el comportamiento estocástico de dicha variable tendrá una influencia importante en la probabilidad de racionamiento en el sistema eléctrico peruano.

²¹ Un factor adicional que podría influenciar en la determinación de los cambios en la media es la longitud de las mismas. Las pruebas de Zivot y Andrews y el contraste CMR, al ser pruebas basadas en regresiones recursivas, requieren utilizar un número de observaciones al inicio de la muestra para poder estimar los coeficientes. Por consiguiente, es de esperar que los resultados sean sensibles al período considerado para utilizar las estimaciones, ya que en este contexto un tamaño de muestra podría dar como resultado un quiebre que en otro tamaño de muestra podría no serlo. Es necesario contar con el mayor tamaño de muestra posible.

4.2. Variabilidad de la demanda

La demanda ha presentado una tendencia positiva, aunque con una marcada volatilidad. Más específicamente, como muestra el Gráfico 8, el crecimiento anual de la máxima demanda ha sido de 5.5% en promedio, pudiéndose apreciar meses en los cuales ha crecido 13.2% (mayo 2007), mientras que en episodios de desaceleración económica (julio 2009), ésta ha podido disminuir hasta en 1.64%.

Gráfico 8: Tasa de Crecimiento Anual de la Máxima Demanda



Fuente: OSINERGMIN

Dos de los principales factores que influyen en el comportamiento de la demanda son el nivel de actividad económica, representado por la utilización de la capacidad instalada y la entrada de nuevos proyectos intensivos en el uso de energía. Esto viene acompañado también del comportamiento en los precios de la energía, que en parte obedecen a factores exógenos como el comportamiento del precio de los insumos para generación eléctrica así como de la hidrología. El análisis de estas dos variables muestra que el comportamiento de estos factores se encuentra sujeto a un elevado grado de incertidumbre²², la que a su vez se traslada hacia el comportamiento de la demanda.

²² En el caso de los combustibles existe numerosa evidencia respecto de la volatilidad de los precios. Puede consultarse Vásquez et al. (2005) para el caso peruano. En el caso de la hidrología, la evidencia internacional también es importante.

Pese a esta evidencia, las distintas metodologías de modelamiento de la demanda no las han considerado como insumos para el planeamiento de la capacidad. En este sentido, existe una abundante literatura respecto de cómo tratar de introducir este componente (así como la incertidumbre asociada) dentro de las proyecciones que se deseen realizar. Una posible metodología consiste en la simulación de *shocks* a las predicciones para así obtener una distribución de la demanda para cada período a obtener.

En este sentido, primero se identifican los principales determinantes de la máxima demanda del sistema, para luego realizar una proyección en base a distintos escenarios. La breve discusión anterior, así como estudios adicionales para el caso peruano²³, han mostrado que existe una relación positiva entre el nivel de actividad económica y la máxima demanda. Adicionalmente, es probable que exista una relación negativa entre el precio actualmente vigente (o un rezago del mismo), así como un comportamiento tendencial o de persistencia que refleje el crecimiento vegetativo de la demanda (usualmente asociado al crecimiento de la población).

Un análisis visual de las series muestra que éstas podrían no ser estacionarias, lo que implica el empleo de métodos apropiados para series no estacionarias. La confirmación de este hecho se realizó a partir del análisis de las pruebas de raíz unitaria correspondientes²⁴. Posteriormente, el análisis de cointegración mediante la prueba de Johansen y Juselius muestra la existencia de una sola relación de largo plazo, la cual posteriormente es introducida dentro del modelo de corrección de errores. Dicho modelo fue sometido a distintos shocks a fin de obtener las diversas proyecciones. La existencia de un conjunto de shocks permite obtener una distribución de probabilidades para la máxima demanda en comparación con un escenario base.

Para construir este escenario, se utilizaron los supuestos de crecimiento del PBI establecidos por el MEF y el BCRP, paralelamente con los supuestos de crecimiento de tarifas eléctricas que establece el OSINERGMIN. Más específicamente, se asume que el crecimiento del PBI peruano para los años 2010, 2011, 2012 y 2013 es de 6%, 5%, 5.5% y 6%. Para el caso de la tarifa de electricidad, se espera que ésta crezca en

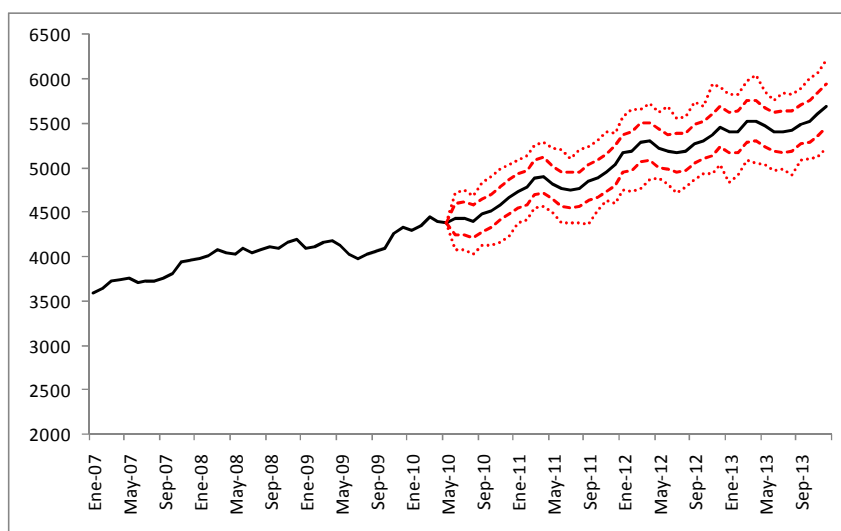
²³ Véase Gallardo et al. (2004) para una revisión de los principales estudios de estimación de demanda con datos agregados para el caso peruano. Adicionalmente, la persistencia en el consumo de energía a nivel residencial ha sido determinada por Bendejú (2010).

²⁴ Dichas pruebas se muestran en los Anexos 3-5.

aproximadamente 10% hasta el 2013 como producto de la introducción de nuevas formas de generación. Al momento de introducir los shocks respecto de estos supuestos básicos, se optó por un escenario de una distribución normal con media cero y varianza 0.5 (lo que equivale aproximadamente a una probabilidad de que el PBI fluctúe hacia arriba o abajo en 1%). En el caso del precio, también se utilizó una distribución normal, con una varianza de 0.005. El principal criterio para fijar este valor fue el que los precios de electricidad tienen un componente regulado que permite hacerlo más predecible en comparación con el indicador de actividad económica.

Así, se realizaron 1000 posibles simulaciones de trayectorias de evolución de máxima demanda para el período junio 2010 – diciembre 2013. Los resultados se muestran en el Gráfico 9 y el Cuadro 2. Puede verse claramente, que mientras la evolución de esta variable presenta una tendencia positiva, aún se mantiene sujeta a un componente de relativa incertidumbre.

Gráfico 9: Proyección de la Máxima Demanda en MW (2010-2013)



Fuente: Estimaciones propias

Cuadro 2: Máxima Demanda Anual (2010-2013)

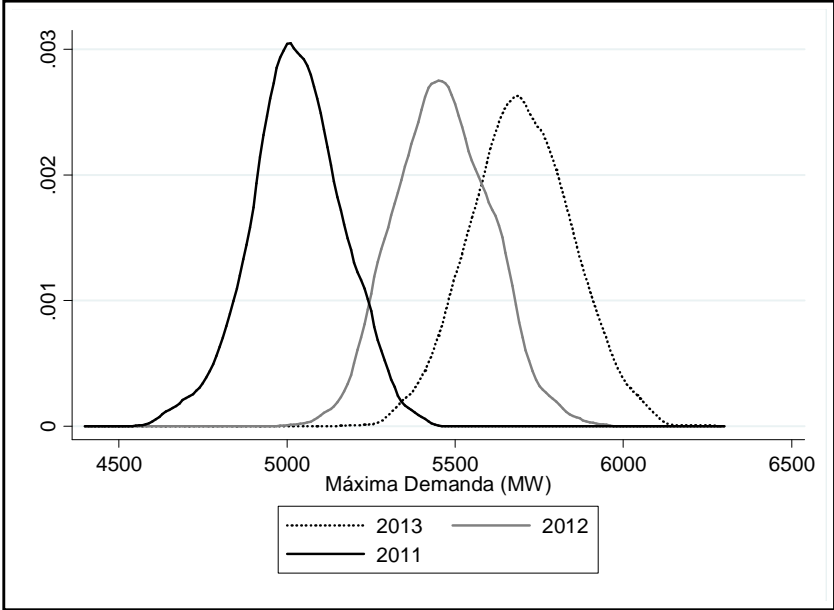
Año	Mínimo	Percentil 5	Mediana	Percentil 95	Máximo
2010	4,453.0	4,453.0	4,453.0	4,453.0	4,453.0
2011	4,626.0	4,803.0	5,026.3	5,252.2	5,407.1
2012	5,036.7	5,243.8	5,461.2	5,684.5	5,939.9
2013	5,219.0	5,452.2	5,694.6	5,939.7	6,218.2

Fuente: Estimaciones propias

El análisis del Gráfico 9 muestra diversos escenarios: las líneas punteadas delgadas reflejan los valores máximos y mínimos obtenidos en las simulaciones, mientras que las líneas punteadas gruesas delimitan el intervalo de confianza al 95%. Finalmente, la línea sólida representa la mediana. Si bien la mediana sugiere un valor de máxima demanda anual de 5026 MW para el 2011 que se incrementa a cerca de 5700 MW en el 2013, la diferencia la máxima demanda anual planteada por el percentil 5% y la del el 95% es igual a 449 MW en el 2011 y se va ampliando hasta llegar a 487.5 MW en el 2013. Esta discrepancia es aun más grande cuando se consideran los valores mínimos y máximos, que para ese mismo año podrían ascender hasta 6218 MW.

En consecuencia, queda claro que, dada la variabilidad en las distintas proyecciones se puede obtener una distribución para cada mes de la proyección realizada. A manera de ejemplo, se optó por graficar la máxima demanda para cada uno de los años dentro del período de proyección. Los resultados se muestran en el Gráfico 10. Del gráfico se desprende que, si bien el valor esperado de las distribuciones es creciente en el tiempo, existe una probabilidad de que el crecimiento de esta variable sea mucho mayor o menor si es que una de las realizaciones cae dentro las colas de la distribución.

Gráfico 10: Distribución de probabilidad de la Máxima Demanda (2011-2013)



Nota: La máxima demanda del 2010 no tiene asociada ninguna distribución de probabilidad ya que corresponde a un único valor.

Fuente: Estimaciones propias

4.3. Parámetros de política energética

La revisión de la literatura ha permitido identificar dos parámetros que han sido estudiados por su incidencia en la probabilidad de racionamiento. Uno de ellos es la elasticidad precio de la demanda de energía eléctrica. Según Galetovic y Muñoz (2009), los modelos de despacho han dejado de lado la respuesta de la demanda ante variaciones en los precios de la electricidad. No obstante, existe numerosa evidencia empírica tanto a nivel internacional como en Perú que la demanda responde a variaciones en precios²⁵. Galetovic y Muñoz (2009) incorporan para el cálculo en la probabilidad de racionamiento, la sensibilidad de la demanda de electricidad ante cambios en precios.

Un segundo parámetro es el retraso en el ingreso de las centrales en el parque generador. Este análisis de sensibilidad lo realiza Galetovic et. al (2006) cuando analiza qué tan probable es un déficit en el sistema eléctrico de Chile para el período 2006-2010.

²⁵ Véase por ejemplo la revisión de Galetovic y Muñoz (2009) para el caso internacional y las estimaciones de Gallardo et al (2004) o Mamani (2005) para el caso peruano.

5. LOS RESULTADOS

En esta sección usamos el modelo de despacho económico desarrollado para evaluar la situación de abastecimiento durante los años hidrológicos, 2012 - 2014 según la situación vigente en enero de 2012. Partimos describiendo los supuestos y las fuentes de datos.

5.1. Los supuestos y las fuentes de datos

El horizonte de planificación. El horizonte de planeamiento de tres años, más dos adicionales para moderar la distorsión que implica suponer que el valor estratégico del agua es cero al final del periodo de análisis.

La proyección de demanda para el horizonte de planeamiento. El caso base corresponde a la mediana de la proyección de demanda que se hizo en la sección 4.2 (véase el Cuadro 2). Esta proyección de consumo supone una tasa media de crecimiento de 8,5% anual.

Los bloques horarios. La demanda total proyectada de energía de cada mes se ha repartido en tres bloques horarios. En cada uno de ellos se supone que la demanda por potencia es pareja, pero difiere entre bloques. Se considera que el bloque de punta tiene una duración de cinco horas, el bloque de media dura diez horas y, el bloque base tiene una duración de nueve horas.

La energía que aportan las centrales de pasada en cada una de las 46 hidrologías. Se considera el factor de planta de las centrales de pasada considerando los registros históricos del período 2010-1999.

La disponibilidad de centrales térmicas. Las centrales térmicas fallan intempestivamente. Para incorporar este hecho se ha ajustado la capacidad de cada central multiplicándola por $(1 - \text{tasa de falla})$. Nótese que en la práctica la central está disponible o no lo está, por lo que claramente esta es una aproximación imperfecta. La fuente de las tasas de falla es la fijación de precio en barra de abril de 2011 realizada por Osinergmin.

La entrada de centrales. La entrada proyectada de centrales afecta la operación del sistema directamente por los aportes de energía que ellas entregan; pero también indirectamente, porque afectan la operación óptima del embalse del lago Junín. Por ejemplo, el anuncio de una nueva central reduce el valor de guardar agua, y lleva a que hoy se genere más con agua embalsada.

Se consideró el plan de entrada de centrales (o *plan de obras*) elaborado por el COES para la realización de estudios de preoperatividad, actualizado a octubre del 2011.

El precio de los combustibles. Se supone que el precio de los combustibles es constante durante el horizonte de planificación y corresponde a los valores utilizados por Osinergmin en la fijación tarifaria de abril de 2011.

5.2. La probabilidad de racionamiento en el caso base

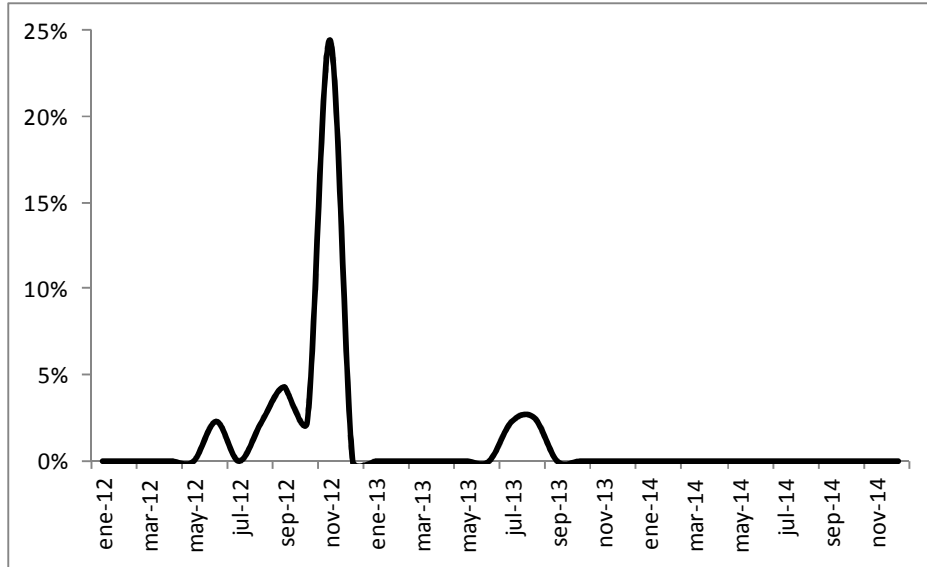
En esta sección se evalúa la probabilidad de déficit en los siguientes tres años hidrológicos. Para hacerlo, se generan aleatoriamente 1.000 secuencias de series hidrológicas. Luego, para cada una de las 1.000 secuencias se simula la operación del sistema mes a mes usando las matrices obtenidas de la etapa de optimización. De cada una de las 1.000 simulaciones se calcula para cada uno de los meses la energía fallada, y luego se reporta los siguientes estadísticos para cada mes del año hidrológico respectivo: (a) la energía total fallada en promedio en las 1.000 simulaciones (en GWh); (b) su desviación estándar; (c) el coeficiente de variación; (d) la fracción de simulaciones en que ocurrió un déficit de al menos 4% de la demanda, i.e. la probabilidad de racionamiento; y (e) el costo marginal promedio.

El año 2012 muestra probabilidades de racionamiento con valores que fluctúan entre 2% y 4% entre los meses de junio y octubre y, alcanzando un máximo en noviembre (25%), tal como se aprecia en el Gráfico 11. El año 2013 muestra valores positivos entre los meses de julio y agosto, siendo el resto de meses estadísticamente igual a cero.

En el Cuadro 3 presenta los resultados numéricos de la simulación del caso base. La primera fila muestra el déficit promedio o esperado, medido en energía (GWh). La cuarta fila indica la probabilidad de que en el mes respectivo ocurra un déficit mayor o igual que

el 0.1% de la demanda. Finalmente, en la última fila se muestra el costo marginal promedio medido en US\$/MWh.

Gráfico 11: Probabilidad de racionamiento en el caso base (2012-2014)



Elaboración: Los autores.

Los resultados indican que, en promedio, el déficit mensual ascendería a 1,000 MWh entre los meses de junio y noviembre de 2012 y a 400 MWh entre los meses de julio y agosto de 2013. Para tener una idea del orden de magnitud de estas cantidades, el Osinergmin proyecta una demanda superior a los 39000 GWh para el año 2012. Esto implicaría que, pese a tener una probabilidad de racionamiento positiva, la magnitud del mismo no sería tan elevada.

No obstante, el promedio mensual de los costos marginales para el período con probabilidades de racionamiento de 2012 (junio-noviembre) supera los US\$ 100 por MWh, mientras que para el resto de meses es levemente superior a los US\$ 40 por MWh. Igualmente para el año 2013, entre los meses de julio y agosto el valor es de US\$ 70 por MWh y para el resto de meses es de US\$ 47 por MWh.

Un aspecto interesante del Cuadro 3 es que el promedio del coeficiente de variación en los meses de riesgo suele ser muy alto en el año 2013 (junio-noviembre) en comparación con el 2012 (julio-agosto), con valores de 6.4 y 5.6, respectivamente. Altos coeficientes de variación indica que el promedio reportado en el cuadro esconde secuencias de

hidrologías con fallas de magnitud apreciablemente mayor. En particular, destaca el mes de junio de 2013 que arroja un coeficiente de variación de 9.4 a pesar de que tiene una nula probabilidad de racionamiento.

Cuadro 3: Resultados del caso base

	ene-12	feb-12	mar-12	abr-12	may-12	jun-12	jul-12	ago-12	sep-12	oct-12	nov-12	dic-12
Déficit (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	1,8	0,9	0,5	3,0	0,0
Desv. Estándar (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,4	10,9	4,4	2,6	6,9	0,0
Coef. de variación	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	6,1	6,1	6,1	5,2	5,5	2,3	0,0
Prob. de racionamiento (%)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,6	0,0	2,6	4,6	2,6	24,8	0,0
Costo marginal (US\$/MWh)	31,0	35,4	33,3	53,4	68,3	136,5	105,6	127,2	97,2	96,9	131,9	36,7

	ene-13	feb-13	mar-13	abr-13	may-13	jun-13	jul-13	ago-13	sep-13	oct-13	nov-13	dic-13
Déficit (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,6	0,0	0,0	0,0	0,0
Desv. Estándar (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,8	4,3	0,0	0,0	0,0	0,0
Coef. de variación	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	9,4	7,4	6,8	0,0	0,0	0,0	0,0
Prob. de racionamiento (%)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,0	2,1	0,0	0,0	0,0	0,0
Costo marginal (US\$/MWh)	29,2	35,0	29,1	33,2	44,9	75,0	65,7	72,9	61,3	59,1	68,5	30,0

	ene-14	feb-14	mar-14	abr-14	may-14	jun-14	jul-14	ago-14	sep-14	oct-14	nov-14	dic-14
Déficit (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Desv. Estándar (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Coef. de variación	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Prob. de racionamiento (%)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Costo marginal (US\$/MWh)	26,5	27,7	26,8	27,1	28,1	29,7	30,2	32,1	34,3	31,6	38,8	26,4

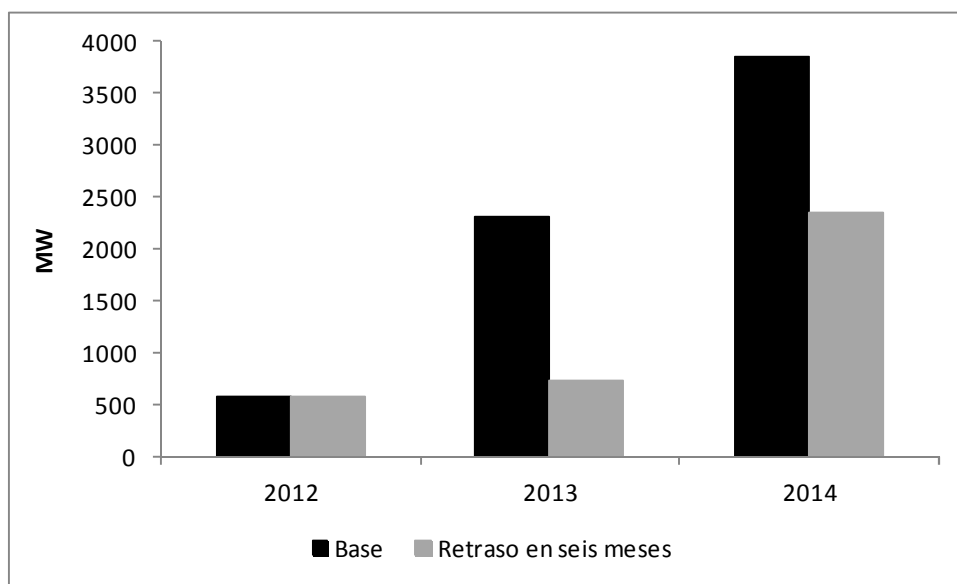
Elaboración: Los autores.

5.3. La probabilidad de racionamiento con retraso en el parque de obras

La entrada de las centrales al parque de obras puede sufrir retrasos a consecuencia de muchos factores, siendo uno de ellos las indefiniciones o complejidades en los procedimientos administrativos desde la concepción del proyecto de una nueva central hasta su puesta en operación en SINAC. El siguiente ejercicio evalúa el efecto del retraso de la entrada de las centrales sobre la probabilidad de racionamiento.

En el Gráfico 12 se observa la capacidad adicional agregada en el caso base y cuando la fecha de entrada de las centrales al parque de obras se posterga por seis meses a partir de enero de 2013.

Gráfico 12: Capacidad agregada que ingresa al parque de obras (2012-2014)



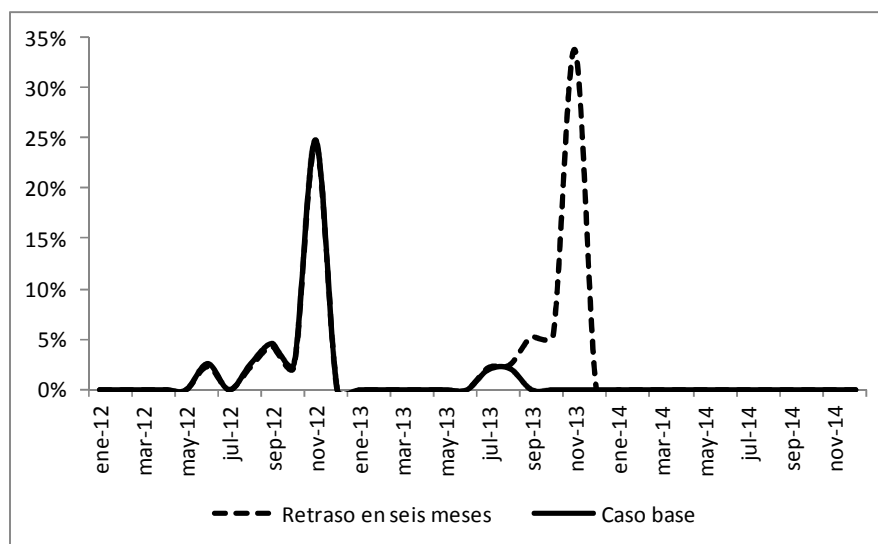
Elaboración: Los autores.

Así, en el año 2012 ambos escenarios coinciden con 587 MW de capacidad adicional que ingresaría en dicho año. Posteriormente, en el 2013 ingresaría más de 1,700 MW en el caso base y que sumado a los 587 MW del año anterior se obtiene una capacidad adicional agregada superior a los 2,300 MW tal como se observa en el Gráfico 12. Por su parte, en el escenario alternativo, la capacidad adicional es de 148 MW, la que sumada a la capacidad del año anterior se obtiene una agregado de 735 MW.

Finalmente, al 2014 se tiene una capacidad adicional agregada superior a los 3,800 MW en el caso y de 2,300 MW en el caso de retraso de seis meses. Es decir, se observa una reducción de la oferta en 1,500 MW en el período de análisis (2012-2014).

Los resultados de la simulación con el nuevo parque de obras se observan en el Gráfico 13. La probabilidad de racionamiento del escenario alternativo (retraso en seis meses) es similar al caso base entre los meses de enero de 2012 y agosto de 2013, sin embargo entre setiembre y noviembre de 2013 la probabilidad de racionamiento se incrementa significativamente en comparación al caso base, alcanzando un máximo en noviembre. El incremento de la probabilidad de racionamiento es consecuencia directa de la reducción de la oferta (capacidad instalada) en el período de análisis.

Gráfico 13: Probabilidad de racionamiento en el caso base y con retraso en seis meses (2012-2014)



Elaboración: Los autores.

Cuadro 4: Resultados del caso con retraso de seis meses

	ene-12	feb-12	mar-12	abr-12	may-12	jun-12	jul-12	ago-12	sep-12	oct-12	nov-12	dic-12
Déficit (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	1,6	0,8	0,4	3,0	0,0
Desv. Estándar (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,4	10,3	4,2	2,5	6,9	0,0
Coef. de variación	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	6,5	6,5	6,5	5,5	6,0	2,3	0,0
Prob. de racionamiento (%)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,3	0,0	2,3	4,3	2,3	24,4	0,0
Costo marginal (US\$/MWh)	31,0	35,3	33,3	53,3	67,8	135,8	104,2	125,4	96,1	95,9	130,9	37,0

	ene-13	feb-13	mar-13	abr-13	may-13	jun-13	jul-13	ago-13	sep-13	oct-13	nov-13	dic-13
Déficit (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Desv. Estándar (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Coef. de variación	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Prob. de racionamiento (%)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,2	2,5	5,3	5,4	33,8	0,0
Costo marginal (US\$/MWh)	30,1	39,7	30,5	41,7	72,4	105,5	101,5	113,8	123,3	123,5	153,0	46,2

	ene-14	feb-14	mar-14	abr-14	may-14	jun-14	jul-14	ago-14	sep-14	oct-14	nov-14	dic-14
Déficit (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Desv. Estándar (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Coef. de variación	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Prob. de racionamiento (%)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Costo marginal (US\$/MWh)	43,9	83,3	31,1	52,7	81,3	120,3	111,8	123,0	130,0	130,3	141,9	48,8

Elaboración: Los autores.

Un efecto adicional del retraso en el ingreso de las centrales es el incremento en el costo de oportunidad del agua y, por lo tanto, el aumento del costo marginal del sistema. En el Cuadro 4 se observa que el costo marginal promedio del año 2012 es US\$ 79 por MWh,

valor similar al promedio en el caso base. En el año 2013, el costo marginal promedio es US\$ 82 por MWh que es superior al promedio del caso base (US\$ 50 por MWh). Situación similar se presenta en el año 2014 con US\$ 92 por MWh versus US\$ 30 por MWh del caso base. La diferencia es mayor en el período julio-noviembre de 2013, que es de alto riesgo, con un costo marginal promedio de US\$ 123 por MWh versus los US\$ 66 por MWh del caso base.

5.4. La probabilidad de racionamiento con sensibilización de la demanda.

La tarifa de energía en barra vigente es de aproximadamente US\$ 37 por MWh que comparada con el promedio esperado para el período enero 2012-diciembre 2014 (US\$ 53 por MWh) es menor en casi 30%.

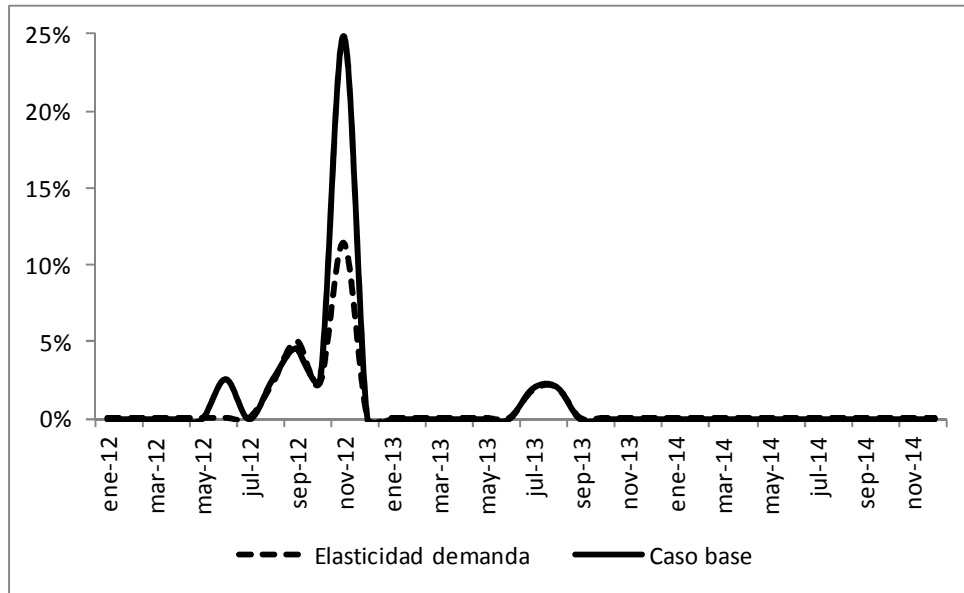
Asumiendo que los usuarios finales consideran en su decisión de consumo parte de este incremento de los precios, es decir que el consumo de energía eléctrica es sensible al incremento de precios²⁶, el siguiente ejercicio muestra cual es el efecto de considerar la elasticidad precio de la demanda de energía eléctrica en la probabilidad de racionamiento. Se asume que un incremento permanente de 10% en el precio vigente es trasladado a la tarifa que paga el usuario final²⁷, por lo que ante ese incremento en el precio el consumo de energía eléctrica disminuye para el período 2012-2014.

Los resultados de la simulación con la nueva demanda se observan en el Gráfico 14. La probabilidad de racionamiento de caso alternativo (elasticidad demanda) es similar al caso base entre los meses de enero – mayo de 2012 y, apreciándose una menor probabilidad de riesgo en comparación con el caso base, entre los meses de junio-noviembre de 2012. Destaca la significativa reducción de la probabilidad de racionamiento en noviembre de 2012 que pasa de 25% en el caso base a alrededor de 11% en el caso alternativo. La reducción de la probabilidad de racionamiento es consecuencia directa de la reducción de la demanda en el período de análisis.

²⁶ Actualmente existe cierta restricción al traslado de la variabilidad del costo marginal de energía al precio de electricidad al usuario final.

²⁷ Notar que este incremento es menor al esperado en el escenario base. Efectivamente, el precio vigente de energía en barra es US\$ 37 por MWh y el promedio esperado para el período 2012-2014 es US\$ 53 por MWh, lo que representa un incremento de 47%. Dado que la tarifa de energía en barra representa aproximadamente el 40% de la tarifa a usuario final, el 47% se traduce en un incremento de 19% en la tarifa al usuario final.

Gráfico 14: Probabilidad de racionamiento en el caso base y con elasticidad precio de la demanda (2012-2014)



Elaboración: Los autores.

En este caso también se tiene el efecto adicional del costo de oportunidad del agua. La reducción de la demanda disminuye el costo de oportunidad del agua y, por lo tanto, la caída del costo marginal del sistema. En el Cuadro 5 se observa que el costo marginal promedio entre el 2012 y 2014 es US\$ 48 por MWh²⁸, mientras que en el caso base es de US\$ 53 por MWh.

En todos los años el costo marginal es menor en comparación con el caso base, pero con el año 2012 presentando la mayor diferencia- US 68 por MWh del escenario alternativo versus el US\$79 por MWh en el caso base, seguido por el año 2013 (46 vs 50 US\$ por MWh) y, finalmente el año 2014 con promedio de US\$ 29 por MWh vs US\$ 30 por MWh. Esta tendencia es consistente con la reducción del valor del agua, es decir cuesta más hoy que en el futuro.

²⁸ Es importante señalar que el ajuste de la demanda por el incremento de los precios en 10% arroja una nueva serie de costos marginales que en promedio puede diferir en más o menos al 10% de la tarifa vigente, por lo que es necesario realizar un nuevo ajuste en la demanda. En este ejercicio se ignorar tales reajustes ya que el propósito es ilustrar el efecto de la elasticidad de la demanda.

Cuadro 5: Resultados del caso con reducción de la demanda debido al incremento en el precio

	ene-12	feb-12	mar-12	abr-12	may-12	jun-12	jul-12	ago-12	sep-12	oct-12	nov-12	dic-12
Déficit (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,0	0,7	0,2	1,4	0,0
Desv. Estándar (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	6,6	3,2	1,3	4,7	0,0
Coef. de variación	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	6,5	6,5	4,7	6,5	3,4	0,0
Prob. de racionamiento (%)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,3	5,0	2,3	11,4	0,0
Costo marginal (US\$/MWh)	30,3	32,2	31,4	43,8	60,3	121,7	85,0	101,8	85,1	83,3	109,9	34,2

	ene-13	feb-13	mar-13	abr-13	may-13	jun-13	jul-13	ago-13	sep-13	oct-13	nov-13	dic-13
Déficit (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Desv. Estándar (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Coef. de variación	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Prob. de racionamiento (%)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,8	2,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Costo marginal (US\$/MWh)	28,8	32,8	28,8	31,9	39,6	69,4	60,1	67,5	56,4	54,5	58,2	29,0

	ene-14	feb-14	mar-14	abr-14	may-14	jun-14	jul-14	ago-14	sep-14	oct-14	nov-14	dic-14
Déficit (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Desv. Estándar (GWh)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Coef. de variación	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Prob. de racionamiento (%)	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Costo marginal (US\$/MWh)	26,4	27,3	26,6	26,9	27,8	28,9	29,6	30,3	32,2	30,2	35,7	25,7

Elaboración: Los autores.

6. CONCLUSIONES Y ALGUNAS RECOMENDACIONES

En este estudio se presenta una metodología para calcular la probabilidad de racionamiento que permite evaluar la situación de abastecimiento eléctrico en el SINAC. Este indicador propuesto para medir la seguridad de suministro se concentra únicamente en el aspecto relacionado a si la oferta de generación es adecuada para responder a los requerimientos de la demanda.

Todos los cálculos que se presentan son replicables, lo cual posibilita realizar verificaciones y estudios de sensibilidad ante variaciones en los escenarios propuestos. Por lo tanto, la metodología propuesta puede servir fácilmente como base de un indicador permanente, público, verificable y replicable del estado del abastecimiento eléctrico en el SINAC.

Un indicador con estas características es deseable porque introduce dos factores que hasta el momento habían sido dejados de lado, como son la incertidumbre hidrológica y la variabilidad de la demanda, centra la discusión sobre el abastecimiento eléctrico en información disponible y verificable, además prevé probables racionamiento en el futuro

Por ello, es recomendable que las autoridades encargadas de la planificación y supervisión del sector eléctrico consideren al indicador de seguridad de suministro propuesto, como parte del conjunto de herramientas de alerta temprana que disponen para evaluar probables problemas de racionamiento en el futuro.

Considerando cifras de demanda y crecimiento del parque generador, una evaluación de este tipo indica que en el caso base las probabilidades de riesgo de racionamiento son bajas entre el 2012 y 2014 con valores menores al 5%, excepto en noviembre de 2012 que alcanza un máximo de 25%. En concreto, se aprecia que la oferta esperada es adecuada para cubrir los requerimientos del crecimiento de la demanda de los próximos tres años.

Sin embargo, la sensibilidad respecto al retraso en seis meses del ingreso de las centrales al parque generador incrementa la probabilidad de racionamiento, principalmente entre los meses de setiembre y noviembre del año 2013, e incrementa el

costo de oportunidad del agua. Un efecto contrario tiene la consideración de la respuesta de la demanda a un incremento en 10% en el precio al usuario final; es decir, reduce la probabilidad de riesgo y disminuye el costo de oportunidad del agua.

En consecuencia, es recomendable que las autoridades correspondientes evalúen si existe espacio para mejorar el marco normativo que, cumpliendo con las exigencias sociales y ambientales, facilite y disminuya los plazos para la puesta en operación comercial de proyectos de inversión. Asimismo, es recomendable iniciar el análisis de políticas que sensibilicen la demanda a la variación del precio de largo plazo de la electricidad.

Este estudio debe entenderse como un documento inicial que busca motivar futuras investigaciones en el tema, principalmente lo relacionado al tratamiento detallado de la hidrología- considerando más embalses de regulación, la covarianza de las hidrologías regionales y los otros usos del agua-, las restricciones de la capacidad de transmisión eléctrica y las limitaciones de la infraestructura de suministro de gas natural.

7. BIBLIOGRAFÍA

Aprueban la Política Energética Nacional del Perú 2010 – 2040

2010. Decreto Supremo N° 064-2010. En *Normas Legales*. N° 11204. Diario Oficial “El Peruano”. Congreso de la República.

Bendezú, L.

2010 “Estimación de la Demanda Residencial de Electricidad en el Perú”. Tesis para obtener el grado de Magíster en Economía Aplicada. Universidad de Chile. Departamento de Ingeniería Industrial.

Clemente, J., A. Montañés y M. Reyes

1997 “Testing for a Unit Root in Variables with a Double Change in the Mean”, *Econometrics Abstracts, Working Paper Series*, Vol. 2, N° 8.

De la Cruz, R. y Anthony Mori.

2005. “¿Estamos produciendo energía eléctrica al menor costo? La composición del parque generador es importante”. Proyecto Breve de Investigación. CIES.

Engle, R.

1982 “Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of UK Inflation” *Econometrica* 50, 987-1008.

Fischer, Ronald.

2000. “Regulating the Electricity Sector in Latin America”. Documento de Trabajo 86, CEA.

Gallardo, José, Luid Bendezú y Javier Coronado.

2004. “Estimación de la Demanda Agregada de Electricidad” Documento de Trabajo N° 4. Oficina de Estudios Económicos del OSINERGMIN.

Galetovic, Alexander, Juan C. Olmedo y Humberto Soto.

2002. “¿Qué tan probable es una crisis eléctrica?”. *Estudios Públicos* 87.

Galetovic, Alexander y Juan C. Olmedo.

2003. "Abastecimiento eléctrico en el SIC. ¿Qué tan probable es un déficit?". Puntos de Referencia 270. Centro de Estudios Públicos.

Galetovic, Alexander, Juan R. Inostroza y Cristián M. Muñoz.

2004. "Gas y Electricidad: ¿Qué hacer ahora?". Estudios Públicos 96.

Galetovic, Alexander, Juan R. Inostroza y Cristián M. Muñoz.

2006. "Abastecimiento eléctrico en el SIC, 2006-2010. ¿Qué tan probable es un déficit?". Puntos de Referencia 271. Centro de Estudios Públicos.

Galetovic, Alexander, Juan R. Inostroza y Cristián M. Muñoz.

2007. "Abastecimiento eléctrico en el SIC, 2007-2012. Luz al final del túnel, baches en el camino". Puntos de Referencia 281. Centro de Estudios Públicos.

Galetovic, Alexander y Cristián M. Muñoz.

2009. "Estimating deficit probabilities with price-responsive demand in contract-based electricity markets". Energy Policy, n° 2, vol. 37, pp 377-766.

International Energy Agency

2007. "Tackling Investment Challenges in Power Generation in IEA countries". Head of Publications Service, OECD/IEA. Paris.

Munasinghe, Mohan y Mark Gellerson

1979. "Economic Criteria for Optimizing Power System Reliability Levels". The Bell Journal of Economics, n.º 1, vol. 10, pp. 353-365.

Telson, Michael L.

1975. "The Economics of Alternative Levels of Reliability for Electric Power Generation Systems". The Bell Journal of Economics, n.º 2, vol. 6, pp. 679-694.

Joskow, Paul y Jean Tirole

2007. "Reliability and Competitive Electricity Markets". The RAND Journal of Economics, n.º 1, vol. 38, pp. 60-84.

Mamani, René P.

2005. "Estimación de la Demanda Residencial de Electricidad en el Departamento de Puno" Tesis (Mg). Pontificia Universidad Católica del Perú.

Oren, Shmuel.

2003. "Ensuring Generation Adequacy in Competitive Electricity Markets". University of California Energy Institute Policy and Economics. Paper EPE-007.

Vásquez, A., Gallardo, J. y L. Bendezú

2005 "La Problemática de los Precios de los Combustibles Líquidos". OSINERGMIN. Documento de Trabajo No. 11.

Zivot, E. y Donald W.K. Andrews

1990 "Further Evidence on the Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypothesis," Cowles Foundation Discussion Papers 944, Cowles Foundation for Research in Economics, Yale University.

8. ANEXOS

Anexo1: ESTIMACIÓN DE DENSIDADES POR MÉTODOS DE KERNEL

Las estimaciones no paramétricas de funciones de densidad son útiles para realizar comparaciones con distribuciones como la normal, así como entre diversos grupos. La ventaja que tienen sobre un histograma es que proveen una estimación más suave de la densidad. En este contexto, una decisión importante y análoga al número de clases (llamados *bins* en inglés) en el histograma, es la elección del ancho de banda.

Antes de pasar a describir el kernel, es preciso revisar los conceptos que se encuentran detrás del histograma. Supongamos que se quiere estimar una densidad $f(x_0)$ de una variable continua x evaluada en un punto x_0 . Dado que la densidad es igual a la derivada de la función de distribución $F(x_0)$, se tiene que:

$$\begin{aligned} f(x_0) &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{F(x_0 + h) - F(x_0 - h)}{2h} \\ &= \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\Pr(x_0 - h < x_i < x_0 + h)}{2h} \end{aligned}$$

Para un tamaño de muestra dado de tamaño N , un estimador de la expresión anterior podría ser:

$$\hat{f}_{HIST}(x_0) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\mathbf{1}(x_0 - h < x_i < x_0 + h)}{2h} \quad (1)$$

Donde la función indicatriz toma un valor igual a uno si el evento entre paréntesis se cumple y cero en caso contrario.

El estimador $\hat{f}_{HIST}(x_0)$ es un histograma centrado en x_0 con ancho de *bin* $2h$, dado que es igual a la fracción de la muestra que se ubica entre $x_0 - h$ y $x_0 + h$ dividido por el ancho de banda $2h$. La expresión (1) puede representarse como:

$$\hat{f}_{HIST}(x_0) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N \frac{1}{2} \times \mathbf{1}\left(\left|\frac{x_i - x_0}{h}\right| < 1\right) \quad (2)$$

Puede verificarse que este estimador da como resultado una función de densidad que no es suave. No obstante, pueden lograrse estimadores más suaves de la función de densidad si se eligen funciones distintas a la indicatriz.

En particular, la densidad de kernel generaliza el estimador (2) utilizando una función de ponderación alternativa, de tal modo que:

$$\hat{f}(x_0) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x_i - x_0}{h}\right) \quad (3)$$

El término K es llamado función de Kernel y cumple con una serie de propiedades. El parámetro h es uno de suavizamiento llamado ancho de banda, mientras que $2h$ es el ancho de ventana. La densidad es estimada evaluando $f(x_0)$ en un rango más amplio de valores de x_0 que los utilizados para un histograma. Usualmente los puntos de son todas las observaciones de la muestra. Existen distintas funciones de ponderación, siendo las más utilizadas la gaussiana y la Epanechnikov²⁹.

²⁹ Como su nombre indica, la función de ponderación gaussiana pondera a las observaciones alrededor de un punto dado de acuerdo a una función de densidad normal. En cambio, la Epanechnikov utiliza la siguiente

función de ponderación: $0.75 \times (1 - u^2)$, con $u \in [-1, 1]$.

ANEXO 2: PRUEBAS DE QUIEBRE ESTRUCTURAL

1. Zivot y Andrews

En el contexto de cambio estructural el test de Zivot y Andrews determinará endógenamente la fecha del punto de quiebre dentro de una serie, para luego poder contrarrestar la hipótesis nula concerniente a la existencia de raíz unitaria. Dicho proceso consistirá en comparar la trayectoria de los valores de la distribución t (o t's de Zivot) con la trayectoria de los valores de la distribución t crítica.

Consecuentemente se procederá a ver qué valores resultan menores; si la distribución t resulta menor que el valor crítico de la distribución t, se tendrá suficiente evidencia estadística como para poder rechazar la hipótesis nula de raíz unitaria o, en otras palabras, que la serie es estacionaria con quiebre.

Todo este procedimiento se realiza mediante la inclusión de variables *dummy* como parte del comportamiento de la serie. Dichas variables no cumplen la misma función, es decir, existirá una gran diferencia entre una *dummy* para intercepto y/o pendiente. Por lo tanto mediante la inclusión de una "indicatriz", se procederá al uso de las variables *dummy* tras la fecha endógenamente hallada, logrando así eliminar el problema de poco poder frente al quiebre estructural presente en los test tradicionales (DF, ADF, Phillips – Perron).

Una forma de ver cómo actúan las variables *dummy* dentro del comportamiento de la serie sería:

$$\Delta y_t = \mu + \Phi DU_t + \beta t + \Theta DT_t + \alpha y_{t-1} + \sum_{j=1}^M c_j \Delta y_{t-j} + \varepsilon_t \quad (4)$$

En donde las variables *dummy* de ruptura se comportarían de la siguiente forma: $DU_t = 1$ si $t > T_b$, y $DT_t = t$ si $t > T_b$, donde T_b es el punto de quiebre. Dicho punto de ruptura se escoge tomando en cuenta el máximo valor del "t" estadístico del coeficiente α .

Un claro ejemplo de lo descrito sería que las series que Nelson y Plosser (1982) hallaron como no estacionarias resultaron ser para Perron (el cual dejó de lado los test tradicionales para llegar a dicha conclusión) estacionarias con cambio estructural.

2. Outliers Aditivos

Este modelo fue desarrollada por Perron y Volgensang (1992), este modelo supone que el cambio ocurre instantáneamente. La hipótesis nula que plantea este modelo es que la serie posee una raíz unitaria más *drift* (intercepto) con un gran *shock* exógeno.

Ello requiere plantearse el siguiente modelo:

$$y_t = dD(TB)_t + y_{t-1} + w_t$$

Donde $D(TB)_t = 1$ si $t = T_B + 1$ y cero de otro modo. Mientras que la hipótesis alternativa del modelo es que la serie es estacionaria con un cambio en la tendencia. Para ello, debe plantearse el siguiente modelo:

$$y_t = c + \delta DU_t + v_t \quad t = 2, \dots, T$$

donde $DU_t = 1$ si $t > T_b$ y cero de otro modo. Este modelo fue ampliado por Clemente, Montañés y Reyes en 1998, permitiendo la existencia de más de un quiebre estructural.

ANEXO 3: PRUEBAS DE RAÍZ UNITARIA

Producto Bruto Interno

Null Hypothesis: PBI_SA has a unit root		
Exogenous: Constant, Linear Trend		
Lag Length: 1 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.010600	0.5888
Test critical values:		
1% level	-4.044415	
5% level	-3.451568	
10% level	-3.151211	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Null Hypothesis: PBI_SA has a unit root	
Exogenous: Constant, Linear Trend	
Lag Length: 1 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)	
	t-Statistic
Elliott-Rothenberg-Stock DF-GLS test statistic	-1.482989
Test critical values:	
1% level	-3.569200
5% level	-3.021000
10% level	-2.731000
*Elliott-Rothenberg-Stock (1996, Table 1)	

Null Hypothesis: PBI_SA has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag length: 1 (Spectral GLS-detrended AR based on SIC, MAXLAG=12)				
Sample(adjusted): 2001:01 2010:03				
Included observations: 111 after adjusting endpoints				
	MZa	MZt	MSB	MPT
Ng-Perron test statistics	-4.02165	-1.34715	0.33497	21.8506
Asymptotic critical values*:				
1%	-23.8000	-3.42000	0.14300	4.03000
5%	-17.3000	-2.91000	0.16800	5.48000
10	-14.2000	-2.62000	0.18500	6.67000
%				
*Ng-Perron (2001, Table 1)				

Máxima Demanda

Null Hypothesis: MAXDEM has a unit root		
Exogenous: Constant, Linear Trend		
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)		
	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.966645	0.6127
Test critical values:		
1% level	-4.042042	
5% level	-3.450436	
10% level	-3.150549	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		

Null Hypothesis: MAXDEM has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)

	t-Statistic
Elliott-Rothenberg-Stock DF-GLS test statistic	-1.629766
Test critical values: 1% level	-3.565600
5% level	-3.018000
10% level	-2.728000

*Elliott-Rothenberg-Stock (1996, Table 1)

Null Hypothesis: MAXDEM has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag length: 0 (Spectral GLS-detrended AR based on SIC, MAXLAG=12)
 Sample: 2001:01 2010:05
 Included observations: 113

	MZa	MZt	MSB	MPT
Ng-Perron test statistics	-5.30949	-1.57391	0.29643	16.9760
Asymptotic critical values*: 1%	-23.8000	-3.42000	0.14300	4.03000
5%	-17.3000	-2.91000	0.16800	5.48000
10	-14.2000	-2.62000	0.18500	6.67000
%				

*Ng-Perron (2001, Table 1)

Tarifa Eléctrica

Null Hypothesis: TARIFA has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.159262	0.0981
Test critical values: 1% level	-4.042042	
5% level	-3.450436	
10% level	-3.150549	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Null Hypothesis: TARIFA has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=12)

	t-Statistic
Elliott-Rothenberg-Stock DF-GLS test statistic	-3.131975
Test critical values: 1% level	-3.565600
5% level	-3.018000
10% level	-2.728000

*Elliott-Rothenberg-Stock (1996, Table 1)

Null Hypothesis: TARIFA has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag length: 0 (Spectral GLS-detrended AR based on SIC, MAXLAG=12)
 Sample: 2001:01 2010:05
 Included observations: 113

	MZa	MZt	MSB	MPT
Ng-Perron test statistics	-16.7175	-2.88842	0.17278	5.46774
Asymptotic critical values*: 1%	-23.8000	-3.42000	0.14300	4.03000
5%	-17.3000	-2.91000	0.16800	5.48000
10	-14.2000	-2.62000	0.18500	6.67000
%				

*Ng-Perron (2001, Table 1)

ANEXO 4: PRUEBAS DE COINTEGRACIÓN

Sample(adjusted): 2001:04 2010:04				
Included observations: 109 after adjusting endpoints				
Trend assumption: Linear deterministic trend				
Series: LOG(MAXDEM) LOG(PBIF_SA) LOG(TARIFA(-1))				
Lags interval (in first differences): 1 to 1				
Unrestricted Cointegration Rank Test				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None **	0.251833	42.09250	29.68	35.65
At most 1	0.090739	10.46842	15.41	20.04
At most 2	0.000917	0.099968	3.76	6.65
*(**) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level Trace test indicates 1 cointegrating equation(s) at both 5% and 1% levels				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	5 Percent Critical Value	1 Percent Critical Value
None **	0.251833	31.62408	20.97	25.52
At most 1	0.090739	10.36845	14.07	18.63
At most 2	0.000917	0.099968	3.76	6.65
*(**) denotes rejection of the hypothesis at the 5%(1%) level Max-eigenvalue test indicates 1 cointegrating equation(s) at both 5% and 1% levels				
Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by b*S11*b=I):				
LOG(MAXDE M)	LOG(PBIF_SA)	LOG(TARIFA(- 1))		
55.76769	-53.39951	14.83212		
7.221162	-4.618691	-24.54221		
9.363194	-2.985506	4.235233		
Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):				
D(LOG(MAXD EM))	-0.005103	-0.001886	0.000144	
D(LOG(PBIF_ SA))	0.002198	0.001541	0.000416	
D(LOG(TARIF A(-1)))	-0.004899	0.005863	-9.49E-05	
1 Cointegrating Equation(s): Log likelihood 899.3232				
Normalized cointegrating coefficients (std.err. in parentheses)				
LOG(MAXDE M)	LOG(PBIF_SA)	LOG(TARIFA(- 1))		
1.000000	-0.957535 (0.01903)	0.265963 (0.07984)		
Adjustment coefficients (std.err. in parentheses)				
D(LOG(MAXD EM))	-0.284584 (0.06453)			

D(LOG(PBIF_	0.122589
SA))	(0.08273)
D(LOG(TARIF	-0.273214
A(-1)))	(0.11728)

ANEXO 5: MODELO DE CORRECCIÒN DE ERRORES

Vector Error Correction Estimates			
Sample(adjusted): 2001:04 2010:04			
Included observations: 109 after adjusting endpoints			
Standard errors in () & t-statistics in []			
Cointegrating Eq: CointEq1			
LOG(MAXDEM(-1))	1.000000		
LOG(PBIF_SA(-1))	-0.957535	(0.01903)	[-50.3268]
LOG(TARIFA(-2))	0.265963	(0.07984)	[3.33135]
C	-2.892855		
Error Correction:	D(LOG(MAXDEM))	D(LOG(PBIF_SA))	D(LOG(TARIFA(-1)))
CointEq1	-0.284584 (0.06453) [-4.40992]	0.122589 (0.08273) [1.48178]	-0.273214 (0.11728) [-2.32963]
D(LOG(MAXDEM(-1)))	0.104566 (0.09546) [1.09533]	-0.047084 (0.12239) [-0.38472]	-0.080981 (0.17349) [-0.46677]
D(LOG(PBIF_SA(-1)))	-0.163373 (0.07524) [-2.17128]	-0.417454 (0.09646) [-4.32770]	-0.301249 (0.13674) [-2.20306]
D(LOG(TARIFA(-2)))	-0.047492 (0.05232) [-0.90774]	-0.012730 (0.06707) [-0.18979]	-0.045470 (0.09508) [-0.47822]
C	0.004981 (0.00128) [3.88349]	0.007036 (0.00164) [4.27868]	0.002031 (0.00233) [0.87135]
R-squared	0.167002	0.251640	0.078144
Adj. R-squared	0.134963	0.222857	0.042688
Sum sq. resids	0.015179	0.024948	0.050133
S.E. equation	0.012081	0.015488	0.021956
F-statistic	5.212552	8.742642	2.203968
Log likelihood	329.2502	302.1723	264.1367
Akaike AIC	-5.949545	-5.452704	-4.754801
Schwarz SC	-5.826089	-5.329247	-4.631345
Mean dependent	0.004688	0.004798	0.000175

S.D. dependent	0.012990	0.017569	0.022440
Determinant	Residual	1.58E-11	
Covariance			
Log Likelihood		899.3232	
Log Likelihood (d.f. adjusted)		891.6458	
Akaike Information Criteria		-16.03020	
Schwarz Criteria		-15.58575	