

Universidad de la República

Facultad de Ciencias Económicas y Administración

Tesis para optar al título de

Magíster en Economía

**Costo de falla para los usuarios residenciales del sistema eléctrico
de Uruguay.**

Autor: Nicolás Castromán.

Tutor: Oscar Pessano.

Montevideo, Uruguay

2014

PÁGINA DE APROBACIÓN

FACULTAD DE

El tribunal docente integrado por los abajo firmantes aprueba la Tesis de

Investigación:

Título

.....

Autor/s

.....

Tutor

.....

Carrera

.....

Puntaje

.....

Tribunal

Profesor.....

(Nombre y firma).

Profesor.....

(Nombre y firma)

Profesor.....

(Nombre y firma)

Fecha

AGRADECIMIENTOS:

Este trabajo de tesis recibió la valiosa contribución de algunas personas a las que deseo reconocer: Bibiana Lanzilotta, por los modelos econométricos para estimación de la demanda de energía eléctrica; Gustavo Pérez Rezián y Oscar Burgueño de UTE, por su aporte de información sobre consumo residencial y tarifas; y Alejandra Reyes y Juan Pablo Ferreira de DNE por la información estadística brindada.

Un reconocimiento especial para Juan Zorrilla de San Martín por haberme permitido participar del equipo contraparte de la consultoría “Determinación del Costo de Falla en el Sistema Eléctrico del Uruguay” a cargo de SYSTEP. El intercambio de ideas en ese ámbito despertó mi curiosidad sobre el tema, y facilitó mi aprendizaje.

Nicolás Castromán.

Contenido

1. INTRODUCCIÓN.	13
1.1. Concepto de costo de falla.	13
1.2. El costo de falla en la normativa de Uruguay.....	19
2. OBJETIVO.....	23
3. JUSTIFICACIÓN.	24
4. ANTECEDENTES.	29
4.1. Metodologías para la estimación del costo de falla eléctrico.	29
4.1.1. Métodos indirectos.....	29
4.1.2. Métodos basados en el mercado eléctrico.....	38
4.1.3. Método de la valoración contingente.	49
4.2. Aplicaciones en Uruguay.	51
5. MARCO TEÓRICO.....	59
5.1. Enfoque del excedente del consumidor.....	59
5.1.1. La demanda de electricidad.....	61
5.1.2. Costo de falla medio con racionamiento eficiente.....	63
5.1.3. Modelo de Función de Transferencia para estimación de la demanda de energía eléctrica.....	68
5.2. Enfoque de la función de producción del hogar.....	73
6. ESTRATEGIA EMPÍRICA.	79
6.1. Pérdida de excedente del consumidor con racionamiento eficiente.	79
6.1.1. Elasticidad-precio de la demanda de energía eléctrica.....	79
6.2. Valor del ocio y consumo de energía eléctrica.	93

7. RESULTADOS OBTENIDOS.....	97
7.1. Método del excedente del consumidor.....	97
7.1.1. Los determinantes de la demanda de energía eléctrica en Uruguay.....	97
7.1.2. Costo de falla con racionamiento eficiente de los clientes residenciales.....	108
7.2. Método de la función de producción del hogar.....	115
7.2.1. Costo de falla por cortes de los clientes residenciales.....	124
8. CONCLUSIONES.....	131
Referencias bibliográficas.....	137
ANEXO I: Derivación de la demanda inversa por energía eléctrica.....	146
ANEXO II. Costo de falla marginal y por cortes.....	148
ANEXO III – Modelo UTE-DECON (2009).....	158
ANEXO IV. Desarrollo de Becker.....	161
ANEXO V. Efecto calendario en el modelo de demanda.....	166
ANEXO VI. Cálculo detallado del costo de falla por el método de la función de producción.....	168
ANEXO VII. Análisis de estacionariedad de las series.....	170
ANEXO VIII. Modelos multivariantes de demanda de energía eléctrica.....	178
ANEXO IX. Evaluación de la capacidad predictiva de los modelos de demanda residencial.....	193

RESUMEN.

El objetivo de este trabajo es realizar una valoración de la falla del servicio de energía eléctrica para los clientes residenciales, considerando que su capacidad de ajuste al racionamiento es variable. Esa capacidad depende, entre otras cosas, de la forma que toma la restricción del servicio: las medidas de ahorro voluntario permiten a los suscriptores organizar sus actividades de manera de consumir menos energía eléctrica, minimizando el impacto en su bienestar (racionamiento eficiente). Por el contrario, cuando el operador del sistema recurre a medidas compulsivas y cortes rotativos del servicio, ya no puede sostenerse un racionamiento eficiente.

Se aborda el cálculo del costo de falla del sector residencial recurriendo a dos metodologías diferentes.

El Enfoque del Excedente del Consumidor utiliza la función de demanda de energía eléctrica para estimar la pérdida de bienestar asociada al racionamiento eficiente. Una aplicación reciente es la de Benavente *et al* (2005B) para el caso chileno. El valor de la falla se obtiene a través de la elasticidad-precio de la demanda, la tarifa y la profundidad del racionamiento.

El segundo método, el enfoque de la Función de Producción supone que el único impacto de la falla en el servicio es el abandono de actividades

asociadas al ocio. Comparado con el método anterior, implica una capacidad limitada de ajuste por parte del hogar frente a la restricción en el servicio, incluso asumiendo que el racionamiento se ejecuta con previo aviso.

Los resultados obtenidos para racionamiento eficiente de la demanda de 2%, 7% y 10% tienen un valor medio, por megavatio hora, de U\$S 262, U\$S 330 y U\$S 371 respectivamente, calculado en el mes de enero 2014.

Niveles superiores de ahorro en la demanda pueden alcanzarse recurriendo a cortes en el servicio, de diferente duración y frecuencia. Los resultados obtenidos aquí para 2011 indican que al comienzo de la campaña de cortes del servicio, la falla tiene un valor medio mínimo de entre USD 6.000-7.000 por MWh no suministrado. Una medida más precisa del costo de falla por cortes requiere del uso de encuestas.

Palabras clave: consumo residencial, costo de falla, elasticidad-precio de la demanda.

1. INTRODUCCIÓN.

1.1. Concepto de costo de falla.

El costo de falla o de interrupción del suministro de electricidad se define como “el costo económico para la sociedad de no disponer de suministro de electricidad o no contar con el nivel de confiabilidad esperado”, Munasinghe (1979). La falla representa un desajuste entre oferta y demanda, de carácter temporal. Se puede manifestar de diversas formas: medidas de ahorro voluntario u obligatorio, interrupción del suministro (corte), reducción de frecuencia y voltaje o modificaciones imperceptibles de ambas. Todos esos fenómenos imponen costos para el consumidor, aunque “los efectos de cortes intempestivos son invariablemente los costos de falla más altos” Munasinghe M., Sanghvi A. (1988).

Los desajustes entre oferta y demanda pueden tener diferentes causas. En sistemas altamente hidráulicos como el uruguayo (y en un futuro cercano, también con una fuerte incidencia eólica) la oferta de energía eléctrica varía sustancialmente a lo largo del año (o de las horas, en el caso de la energía del viento, que no es acumulable a gran escala). Por otro lado, desde la demanda, la conducta de los consumidores es muy variable, influida por efectos calendario, climáticos y, en forma más estable, por variaciones en el ingreso.

Es habitual que las tarifas al consumidor final en los mercados eléctricos

mundiales no transmitan las fluctuaciones de corto plazo del costo de abastecimiento de la demanda. Por ese motivo, en situaciones de escasez de energía la conducta del consumidor suele permanecer ajena a estímulos económicos que la modifiquen.

De acuerdo a Munasinghe M., Sanghvi A. (1988), la solución más frecuente para mitigar el riesgo de falla eléctrico provocado por la inestabilidad entre oferta y demanda pasa por la sobreinversión en infraestructura.

La literatura especializada reconoce que el costo que asumen los consumidores frente a fallas de idénticas características puede variar sustancialmente entre clientes de un mismo tipo (por ejemplo, los hogares), y entre tipos de clientes (hogares, comercios, industrias). Esa variación es sensible al grado de dependencia del consumidor a la electricidad, y la capacidad que tiene éste de posponer sus actividades para cuando el servicio se ha restablecido. En ese sentido, los costos de falla se clasifican en directos e indirectos. La siguiente tabla resume las principales características de esos costos:

Tabla 1. Clasificación de costos de falla.

Tipo de consumidor	Costos directos	Costos Indirectos	Comentarios
Residencial	Pérdida de confort. Costos monetarios (descomposición de alimentos, daños a la propiedad). Efectos sobre la salud y la seguridad.	Costos sobre otros hogares o empresas.	Los costos indirectos son mínimos comparados con los directos.
Industria, Comercio, Agropecuaria.	Lucro cesante sobre recursos productivos. Costos de cierre y reapertura. Descomposición de alimentos, daños a la propiedad. Efectos sobre la salud y la seguridad.	Costos sobre clientes (empresas u hogares). Externalidades relacionadas con la seguridad y la salud.	Los efectos indirectos del corte pueden ser significativos en caso de déficit prolongados de energía.
Infraestructura y servicios	Lucro cesante. Descomposición de alimentos, daños a la propiedad.	Pérdida de bienes públicos. Efectos sobre la salud y la seguridad. Pérdida potencial de patrimonio público debido al vandalismo.	Los costos indirectos son mayores que los costos directos.

Fuente: Elaboración propia en base a Munasinghe M., Sanghvi A. (1988)

En Munasinghe M., Sanghvi A. (1988) se hace una distinción entre el costo de falla de corto y largo plazo. Este último incorpora la capacidad del cliente de ajustar su capital o su conducta de forma de adaptarse a la

falla. En efecto, si las condiciones de confiabilidad cambian significativamente, el usuario puede decidir invertir en equipamiento eléctrico de respaldo, sustitución de la electricidad por fuentes alternativas de energía (cambio a gas, por ejemplo), protecciones frente a fluctuaciones en la frecuencia o el voltaje, o incluso mudarse hacia un barrio con mejor servicio.

El costo de falla de largo plazo es el asociado a la inversión necesaria para la adaptación, neto de la reducción en la vulnerabilidad del cliente: la falla, de ocurrir, no tendrá el mismo efecto para el consumidor luego que éste modificó su conducta o stock de capital. Si la conducta adaptativa no tiene un efecto neto positivo, es decir, si la inversión no es menor a la ganancia esperada en términos de menor dependencia de la electricidad, la conducta de respuesta frente a la falla no se materializará. En suma, el costo de falla de largo plazo, de existir, necesariamente es menor al costo de falla de corto plazo, que es el que no involucra adaptación alguna.

Existe también una relación entre la previsibilidad de la falla y el daño provocado por ésta. Si un corte de suministro es momentáneo (pocas horas) e imprevisto, la capacidad de adaptación del consumidor es prácticamente nula y el costo de falla de largo plazo pierde sentido. En ese caso, el costo refiere exclusivamente al concepto de corto plazo.

En cambio si la falla en el suministro es idéntica a la anterior en duración

pero es anunciada con suficiente antelación, existe la posibilidad de modificar conductas de manera que la pérdida de energía consumida afecte lo menos posible las actividades del consumidor. Es decir, con una inversión mínima o nula (por ejemplo, en el caso del hogar, comprar hielo para mantener fríos los alimentos durante el corte) el costo de falla que asume el consumidor es menor al que enfrentaría en caso de no tomar ninguna medida. En el ejemplo, el preanuncio es el factor que permite disminuir el impacto.

Por otro lado, incluso en el caso en que se compare dos episodios preanunciados, es esperable que a mayor duración de la falla su costo unitario¹ de largo plazo tienda a ser menor que el de corto plazo. Las medidas de respuesta se justifican más cuando las restricciones en el suministro de energía son más persistentes. Un corte de dos horas, tres veces a la semana durante un mes seguramente provoque conductas adaptativas, pero si se anuncia que la situación se prolongará por tres meses, entonces el consumidor evaluará positivamente la toma de acciones más profundas para corregir su dependencia de la electricidad (es el caso de la compra de equipo de respaldo o sustitución de fuentes

¹Con unitario se refiere al costo de cada kWh racionado. Obviamente, una falla prolongada provoca un daño mayor al usuario que una breve. Sin embargo, el conocimiento de que el problema va a durar más tiempo es el que habilita a las conductas adaptativas que reducen el costo por unidad de energía.

de energía).

Los usuarios del servicio de electricidad, frente a una falla en el suministro de cualquier duración, deben adoptar durante el período de impacto una alternativa al uso de ella o en su defecto enfrentar una pérdida de utilidad. El racionamiento prolongado (en general previsible y por lo tanto, anunciabile) es el que habilita con más claridad la diferenciación entre costo de falla de corto y largo plazo.

Las principales dificultades que se plantean a la hora de estimar el costo de falla pueden resumirse en que:

- El vínculo entre la falla en el suministro y el impacto económico no es evidente para todos los consumidores. Una empresa, por su conocimiento de los procesos, ante la eventualidad de ser racionada puede valorizar con relativa precisión el daño económico de una disminución de la producción o el uso de energéticos alternativos, lo que lleva a obtener una mejor estimación de la disposición a pagar que la que puede realizar un usuario residencial.
- En ciertas aplicaciones la energía eléctrica produce un aumento en la calidad de vida de difícil valoración monetaria. El efecto económico de la falta de alumbrado público es un ejemplo de ello.
- La relación entre consumo de electricidad y producción o bienestar

no es necesariamente estable, en la medida que está influida por cambios en los bienes de capital a disposición del usuario.

En sistemas maduros como el uruguayo, donde la falla del servicio es un evento relativamente infrecuente, la estimación del costo de falla implica valorizar una situación hipotética. La multiplicidad de formas que puede tomar la falla (breve o persistente, anunciada o imprevista), unido a la diversidad de clientes del sistema (tipos, ubicación geográfica, grado de dependencia de la electricidad) hacen a la complejidad de la estimación del costo de falla.

1.2. El costo de falla en la normativa de Uruguay.

El Reglamento del Mercado Mayorista de Energía Eléctrica (Decreto 360/002), regula las actividades de la Administración del Mercado Eléctrico (ADME) encargada de realizar el despacho económico de energía eléctrica. El despacho constituye un problema de optimización de la operación del sistema, que consiste en programar y ejecutar el abastecimiento del consumo previsto a un mínimo costo. El problema incluye además identificar programas de racionamiento en caso de que éstos sean necesarios (es decir, cuando el consumidor final valora la energía suministrada por debajo del costo de generarla o importarla). El reglamento establece la siguiente definición de falla y costo de racionamiento:

“Se entiende por falla al desabastecimiento ocurrido por un racionamiento prolongado, y por costo de racionamiento al costo de la energía no abastecida. Este costo puede variar en función de la profundidad de la falla...” (Título IV, Artículo 176, Decreto 360/2002).

La profundidad de la falla refiere al porcentaje de consumo de electricidad previsto por el cliente que no llega a hacerse efectivo. Así, a mayores porcentajes de energía no suministrada es esperable que se impacte más sobre el bienestar del consumidor y por lo tanto el costo de falla, en términos sociales, será mayor. El costo de falla, por lo tanto, se modela en escalones de falla:

"...Para la optimización de largo y mediano plazo, el cálculo del valor del agua, y el despacho económico, se modelará el racionamiento con tres o más escalones. Cada escalón se modelará como una unidad falla, representando un nivel de racionamiento de energía. Cada unidad falla tendrá un costo variable para el despacho igual al costo unitario del nivel de racionamiento correspondiente. A cada unidad falla se asignará un nivel de racionamiento creciente y un costo variable para el despacho también creciente.

En la programación de largo y mediano plazo, la energía asignada a las unidades falla indicará la energía no suministrada prevista y permitirá evaluar el racionamiento previsto. En la Programación Semanal y el

despacho diario, la energía que el modelo asigne a las unidades falla permitirá evaluar la magnitud del déficit y los programas de racionamiento requeridos..." (Título IV, Artículo 176, Decreto 360/2002).

De esta forma, los costos de falla quedan integrados al problema de optimización, que dará como resultado un plan de generación, mantenimiento de la infraestructura y, eventualmente, la posibilidad de no suministrar energía. El artículo 177 establece la entidad a cargo de su fijación:

"El costo de las unidades falla y el nivel de racionamiento asociado serán fijados por el Poder Ejecutivo a propuesta del Ministerio de Industria, Energía y Minería". Título IV, Artículo 177, Decreto 360/2002).

Los valores vigentes de las unidades falla², de acuerdo al nivel de profundidad son:

- para el 2% de la demanda, el Costo Variable para el Despacho (CVD) será un 10% superior al costo variable de la Central Térmica de Respaldo La Tablada,
- para el 5% de la demanda, es US\$ 600/MWh,
- para el 7.5% de la demanda, es US\$ 2.400/MWh,
- para el 85,5% de la demanda, es US\$ 4.000/MWh.

² Según Decreto del Poder Ejecutivo 105/013 del 2 de Abril de 2013.

Este trabajo se organiza de la siguiente manera: en las secciones 2 y 3 se establece el objetivo que se debe alcanzar en la investigación y los motivos que llevaron a elegir el tema.

En la sección 4 se repasan los diferentes métodos de valorización de la falla de energía eléctrica que se relevaron en la literatura especializada, y sus aplicaciones en Uruguay.

En la sección 5 se explican las herramientas teóricas que sostienen el trabajo empírico desarrollado (sección 6).

Finalmente, en la sección 7 se presentan los resultados, interpretaciones y comparaciones con otros trabajos sobre costo de falla, y la sección 8 se utiliza para conclusiones y sugerencias de extensión para futuros trabajos.

2. OBJETIVO.

El objetivo de esta tesis es estimar el costo de falla del suministro de electricidad en Uruguay para los usuarios residenciales, considerando diversos grados de capacidad de ajuste de éstos frente al racionamiento.

Para el caso en que la capacidad de ajuste es alta (racionamiento eficiente), y en consecuencia el costo de falla por MWh aumenta con los volúmenes de energía racionados, se busca determinar el valor para las profundidades establecidas en el Decreto 105/013. Para eso se evalúa la pérdida de bienestar del consumidor ocasionada por la falla, a través de la metodología del Excedente del Consumidor.

Adicionalmente, se calcula el valor del MWh no suministrado para el caso en que el consumidor tiene una limitada capacidad de adaptación al racionamiento, valor que se asocia habitualmente a cortes en el servicio. El método utilizado en este caso es el de la Función de Producción del Hogar.

Como objetivos subsidiarios se destaca la estimación de un modelo de demanda de energía eléctrica del sector residencial y el cálculo de la elasticidad-precio de la demanda.

La pregunta que se busca responder es: ¿Cuál es el valor asignado por los usuarios residenciales del Sistema Interconectado Nacional a las restricciones en el abastecimiento que resultan de un déficit de energía?

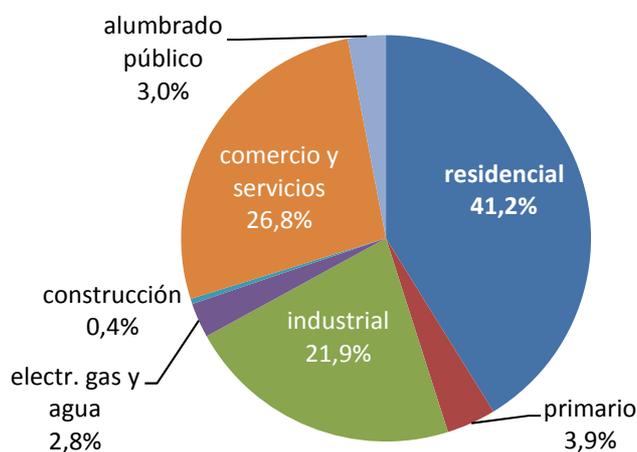
3. JUSTIFICACIÓN.

En la actualidad, la Dirección Nacional de Energía (DNE) se encuentra revisando los costos de falla vigentes en la normativa. A tal efecto contrató, en conjunto con ADME, una consultoría a la empresa chilena SYSTEP con la finalidad de definir e implementar una metodología que permita estimar el costo de falla de largo plazo en Uruguay, atendiendo a los diferentes sectores consumidores. Esta tesis busca aportar a la discusión, incorporando a ese cálculo modelos de estimación de demanda desarrollados en el país, así como un enfoque alternativo para la valorización del racionamiento de unidades de energía eléctrica de mayor utilidad para el consumidor, a las que las medidas de ahorro voluntario no alcanzan a racionar.

Se analiza uno de los segmentos consumidores más importantes en magnitud, el sector residencial, y en el proceso de estimación del costo de falla se conocen los determinantes de la conducta de consumo de estos clientes.

Figura 1. Facturación de electricidad UTE por Sector.

Año 2012 (en %).



Fuente: Elaboración propia en base a datos de DNE.

La estimación del costo de falla eléctrico tiene múltiples aplicaciones prácticas. En el trabajo de Munasinghe M. y Sanghvi A. (1988) se resumen los principales usos de la estimación del costo de falla:

- * Desde el punto de vista de la generación y de las dimensiones del sistema eléctrico, la estimación del costo de falla provee una justificación económica para el criterio de confiabilidad aplicado por el planificador de la red. Es útil para contrastar con el monto de las inversiones en generación a la hora de definir los márgenes de reserva del sistema.
- * Si el enfoque utilizado para la estimación incluye una discriminación geográfica del costo de falla, entonces puede servir

para orientar la localización de infraestructura de generación y transmisión.

- * Además de brindar una medida del valor de la energía no suministrada a los clientes, contrastable con los niveles de inversión posibles para respaldar la confiabilidad del sistema, la estimación del costo de falla sirve para justificar decisiones en relación a la propiedad de la generación de respaldo para escenarios de baja probabilidad de ocurrencia (a cuenta de las empresas eléctricas o como propiedad de los propios consumidores).
- * Es un aporte a la racionalización del proceso de corte de suministro, en caso de que éste sea necesario, en cuanto a su profundidad, duración y áreas de distribución donde aplicarlo. Lo anterior es válido, a su vez, para el proceso de restauración del servicio. Por otro lado, la estimación del costo de falla es un insumo útil para la planificación de los mantenimientos de la red y de la gestión de los recursos energéticos primarios (inventarios de combustibles y nivel de los embalses de las centrales hidroeléctricas).
- * Un elemento importante en mercados eléctricos maduros es la existencia de tarifas que incluyen la opción de la interrumpibilidad

del servicio o el traslado a precios del costo de abastecimiento en tiempo real. En Uruguay no existen condiciones de ese tipo, pero disponer de un costo de falla lo más preciso y desagregado posible puede ser útil en caso de plantearse revisar esa situación.

- * En relación al planeamiento estratégico del sector eléctrico, la estimación del costo de falla es un elemento necesario para medir el costo beneficio de programas de eficiencia energética y el análisis de riesgo y segmentación del mercado. En particular, permite revelar las ventajas de aplicar métodos alternativos de tarificación (con opciones diferenciales de confiabilidad), la ampliación del servicio de distribución y el riesgo de que ciertos consumidores adopten conductas dolosas frente al proveedor del servicio.

En países como Uruguay, donde la energía eléctrica tiene carácter de servicio público y la política energética se realiza en base a criterios de planificación centralizada de largo plazo (con bajo estímulo para las decisiones de inversión orientadas por el mercado), el costo de racionar energía trasciende lo económico y puede tener consecuencias sobre los agentes responsables del diseño y ejecución de dicha política. Por ese motivo, en ocasiones se ha optado por generar o importar energía eléctrica a un costo superior al costo de falla vigente en la

reglamentación. Conocer la valoración social efectiva de los bloques de energía más caros que ingresan al SIN permite saber a qué costo se protege la reputación de los tomadores de decisión de un país.

En síntesis, esta tesis se ocupa de un elemento central de la planificación del sector energético nacional y lo hace a través de elementos teóricos y técnicas de análisis en consonancia con los contenidos y objetivos de la Maestría en Economía de la FCEA.

4. ANTECEDENTES.

El tema de costo de falla ha sido abordado en numerosos trabajos académicos y estudios para gobiernos y empresas, incluyendo algunos para Uruguay. En esta sección se sigue la clasificación de enfoques presentada en Woo y Pupp (1992), y luego se hace un repaso de los trabajos realizados para Uruguay.

4.1. Metodologías para la estimación del costo de falla eléctrico.

4.1.1. Métodos indirectos.

Estos métodos buscan inferir la disponibilidad a pagar de los consumidores por la confiabilidad del servicio eléctrico a través de datos de fuente secundaria (es decir, sin indagar directamente al consumidor). Tienen la ventaja de que son sencillos de aplicar y requieren una cantidad mínima de datos. Por otro lado, el sustento teórico que acompaña a estos métodos, sumado a “carencias en los detalles” (Woo y Pupp, 1992) puede redundar en estimaciones de costo de falla imprecisas.

Tarifas y costo de equipamiento de respaldo. El valor de las tarifas y su estructura es uno de los instrumentos para estimar la disposición a pagar por la no interrupción del servicio. Considerando que el cliente paga por el servicio siempre que los beneficios de usar la energía sean superiores al costo de no utilizarla, la tarifa representa un mínimo de

disposición a pagar por la seguridad de abastecimiento.

En el otro extremo, la presencia de equipamiento de respaldo (más frecuente en empresas que en hogares) refleja el valor marginal de la energía no suministrada. Así, el costo de falla se obtiene partiendo del supuesto de que la empresa que maximiza su beneficio es neutral al riesgo. En el margen, la empresa iguala el costo marginal esperado de autogenerarse un kWh al costo de falla evitado por ese kWh.

Entre los trabajos que recurren a estos enfoques puede citarse a Webb, M. (1977) y Sheppard, H. (1967) para el caso de tarifas medias de electricidad, y Bental, B., Ravid, S. (1982) en relación al costo de mantenimiento de respaldo.

Valor de la pérdida de producción. Teniendo en cuenta la importancia de la electricidad en las actividades económicas, el argumento principal de este enfoque es que el PBI se vería afectado por el racionamiento de la energía eléctrica. Existen aplicaciones prácticas de este método de muy reciente publicación para España (Linares y Rey, 2012) y Alemania (Growitsch *et al*, 2013 y Piaszeck *et al*, 2013), donde se incluye también al sector residencial, en el entendido de que los hogares son productores de bienes y servicios, como ser cocción de alimentos, tareas domésticas y ocio.

En la práctica, la aplicación de este método al sector residencial es muy

similar a la del enfoque del salario horario de Munasinghe (1979). Desde esta perspectiva, el costo de falla residencial puede estimarse suponiendo que el único impacto de una interrupción del servicio durante algunas horas del día es el abandono de actividades asociadas al ocio. De acuerdo al autor, las tareas domésticas pueden postergarse (o anticiparse) fuera del período de corte del servicio eléctrico, y algunas de ellas, como la cocción de alimentos, no involucran un uso intensivo de electricidad.

El ocio, de acuerdo a Munasinghe (1979), posee características que lo hacen más sensible a la ausencia de electricidad. En primer lugar, su disfrute por parte de los miembros ocupados del hogar se limita a las horas que no se encuentran trabajando fuera de éste, lo que lo hace relativamente menos reubicable en el tiempo. En segundo lugar, ciertas actividades relacionadas al ocio (ver televisión o usar dispositivos electrónicos) tienen una fuerte dependencia de la fuente eléctrica. En la actualidad, la creciente penetración de dispositivos electrónicos con cierta autonomía (celulares, tablets, etc.) modifica las condiciones de aprovechamiento del ocio, pero no puede afirmarse que eso sea válido para el universo de los hogares.

Al suponer que durante el corte el ocio familiar se pierde completamente (no se puede trasladar hacia adelante), y las tareas domésticas se

retoman cuando el servicio eléctrico se recupera (desplazando horas que estaban previstas originalmente para el esparcimiento), el perjuicio de la falla remite a la valorización del ocio que hacen los individuos. El enfoque del salario horario recurre al concepto neoclásico de elección entre trabajo y ocio, supone que el salario del hogar es la magnitud que mejor aproxima al valor del ocio perdido.

El trabajo de Linares y Rey (2012) apunta a cuantificar el impacto económico de la pérdida de abastecimiento de energía eléctrica para el caso español, asociado al déficit en generación y en la gestión de los recursos primarios (gas, embalses de agua, derivados del petróleo). Las técnicas utilizadas por los autores para tratar el caso de las empresas y hogares recurren a información pública para calcular el valor de la pérdida de carga, (o su expresión en inglés, *Value of Lost Load* (VoLL)).

Para el caso de los hogares, los autores asumen que la electricidad es esencial para algunas actividades ociosas (tareas domésticas, uso de PC, TV, radio y las actividades sociales) y que una vez ocurrido el corte éstas no pueden postergarse, por lo que significa una pérdida total para el hogar.

Los autores utilizan información sobre el número de horas dedicadas a diferentes actividades en el hogar, extraída de una encuesta de Uso del Tiempo del Instituto Nacional de Estadística (INE) de España, lo que les

permite estimar el tiempo dedicado al ocio en el hogar. Para valorar económicamente una hora de ocio, asumen que ésta se iguala al ingreso por hora representado por el salario neto por hora vigente en ese momento en España. A su vez, para el caso de los desempleados e inactivos, se supone que una hora de ocio vale la mitad de ese salario neto horario.

Linares y Rey (2012) reconocen que se corre riesgo de sobrestimar el costo de falla de los hogares si ante un corte sus integrantes son capaces de cambiar la distribución del ocio al interior de la jornada, dedicándole el tiempo de corte al ocio que no requiere energía eléctrica. Sin embargo, dicen, otros costos no son considerados como ser la descomposición de alimentos o daños a los individuos.

Otro trabajo que utiliza el método de la función de producción es el realizado para el sistema alemán por Growitsch *et al* (2013). Los autores destacan este enfoque por basarse en datos objetivos generales (y, además, de acceso público irrestricto) sobre el basado en encuestas, construido a partir de apreciaciones subjetivas de una muestra representativa del universo de interés.

Sin embargo, al igual que Linares y Rey (2012), señalan sus debilidades. Una de ellas es que el enfoque captura exclusivamente las pérdidas de producción, sin detenerse en los daños instantáneos que se producen a

raíz de un corte. Los autores indican también que el supuesto de linealidad entre consumo eléctrico y producción, implícito en este método, es una carencia porque subestima la capacidad de ajuste del consumidor frente a la interrupción del servicio. De lo anterior los autores concluyen que el método de la función de producción es especialmente apropiado para estimar el costo de falla de corto plazo, donde la reacción del cliente es limitada o nula.

En este caso, como se vio para el caso de España, los autores del estudio para Alemania se enfrentan al problema de resolver sobre la incidencia de la energía eléctrica en las actividades de ocio, y la valoración económica de éste. Siguiendo a Bliem (2005), asumen que la tasa de sustitución de los hogares entre actividades ociosas eléctrico dependientes e independientes es de un 50%, por lo que el impacto de un corte de energía reduce el bienestar de los hogares en ese porcentaje.

En Growitsch *et al* (2013) se recurre a información pública disponible respecto a la distribución de actividades en el hogar, y su monetización se hace a través del salario pagado en el mercado de trabajo, con la misma solución para el caso de los desempleados e inactivos que dieron los autores españoles. Una vez valorada económicamente la producción de ocio del hogar, el ratio entre ese valor y el consumo eléctrico representa el VoLL del sector residencial.

Los resultados de Growitsch *et al* (2013) presentan una cuantificación de la interrupción del servicio eléctrico para diferentes regiones y sectores económicos de Alemania, considerando la distribución horaria del corte. Para el caso del sector residencial, los autores encuentran pocas diferencias entre las regiones de Alemania.

Otra contribución al método de la función de producción es la de Piaszeck *et al* (2013), que busca replicar la lógica del trabajo anterior a nivel de los condados de Alemania.

En su exposición metodológica, los autores plantean reparos en relación al uso de las encuestas como forma de conocer la disposición a pagar de los consumidores residenciales por la seguridad del suministro de electricidad, puesto que es usual que tomen la disponibilidad del servicio por segura. Por lo tanto, optaron por el método de la función de producción, adoptando los mismos criterios que Growitsch *et al* (2013) en relación a la incidencia de la electricidad en las actividades del hogar y el valor monetario del ocio para la población ocupada, desocupada e inactiva.

La fuente de datos para las estimaciones de Piaszeck *et al* (2013) son los balances regionales de consumo de energía y un estudio de la Oficina Federal de Estadística sobre uso del tiempo en Alemania. Si bien reconocen que el dato relevante de horas trabajadas y salarios a nivel de

condados debe tener relación con el lugar donde residen las personas (es decir, donde se efectúa el consumo residencial de energía eléctrica) y no donde trabajan, consideran que en relación a los salarios eso no sería un problema mayor. Esto es así porque suponen que las personas no viajan largas distancias para ir a trabajar, y porque además los salarios no varían sustancialmente entre condados próximos entre sí. Sin embargo, los autores señalan que lo anterior no es válido en relación a las horas trabajadas por condado, justamente por efecto de los traslados de personas desde condados residenciales a otros de mayor actividad comercial e industrial.

Para aproximar el número de horas trabajadas por condado multiplican el número de personas ocupadas que residen en un condado por el cociente entre el total de horas trabajadas sobre el número de personas que trabajan en ese condado (es decir, *proxy* de horas trabajadas per cápita empleada en el condado i , multiplicado por la cantidad de personas con empleo en el condado j). El supuesto implícito es que el número de horas que trabaja en promedio un trabajador local es igual al número de horas que trabaja una persona que viene de otro condado.

Los resultados del trabajo de Piaszeck *et al* (2013) son coherentes con los obtenidos por Growitsch *et al* (2013) a nivel federal. En efecto, los condados del sur de Alemania se ven más afectados por un corte de

electricidad que los del norte de Alemania, pero a nivel del sector residencial esas diferencias se suavizan.

El aporte está en descubrir que a nivel de los condados puede observarse una significativa heterogeneidad, lo que le da valor al enfoque microgeográfico de su trabajo.

Al igual que Growitsch *et al* (2013), los autores entienden que los resultados obtenidos deben propender al diseño de planes de racionamiento que consideren la heterogeneidad regional del país. Los condados con mayor VoLL extraen de un kWh más valor para la sociedad en su conjunto, y un plan de cortes racional debería evitar su desabastecimiento. Reconocen, sin embargo, las limitaciones jurídicas y políticas implicadas en incluir en la planificación del racionamiento el mayor retorno para el bienestar social de preferir aplicar cortes a condados donde el costo de falla es menor (éstos podrían contener población de menores ingresos).

Por último, es necesario reconocer que los trabajos a nivel regional presentados en esta sección dependen claramente de la calidad de las estadísticas públicas, en especial de su capacidad de ofrecer información a nivel de las diferentes unidades políticas del país.

4.1.2. Métodos basados en el mercado eléctrico.

Este grupo de técnicas infiere el costo de falla a través de datos extraídos de la propia conducta del consumidor en el mercado relevante.

Dentro de los métodos de mercado se encuentran aquellos que analizan la preferencia de los consumidores por tarifas asociadas a modalidades de servicio interrumpible. Este tipo de tarifas es propia de grandes clientes industriales y comerciales, usuarios que escapan al objetivo de esta tesis pero además, en el caso de Uruguay, no hay registro alguno de ese tipo de tarifas que permitan su aplicación práctica. Un ejemplo del uso de este método puede encontrarse en Doane, M., Woo C. (1988).

Otro enfoque asociado a los métodos de mercado se basa en el excedente del consumidor, y estima el costo de falla suponiéndolo igual al monto que el consumidor está dispuesto a pagar para que el servicio no sea interrumpido (es decir, la variación compensatoria, equivalente al área debajo de la curva de demanda hicksiana). En Woo y Pupp (1992) se citan a Shew (1977), Tolley, Upton y Stevens (1977), Sanghvi (1983) y Gilmer y Mack (1986) como los trabajos más representativos de este enfoque. En nuestra región, el artículo de Benavente *et al* (2005B) pertenece a ese grupo.

El trabajo de Shew (1977) busca obtener una medida del daño económico que provocaría una posible escasez de energía en los años ochenta,

resultado de dificultades de inversión de las empresas del sector y de restricciones ambientales.

El autor plantea una alternativa a lo que según él son las dos visiones predominantes en ese momento: que la escasez de electricidad no significa un problema para el crecimiento económico, desde que siempre existe la opción de sustituirla por completo con otro energético, y la opuesta, que existe una relación fija entre consumo eléctrico y crecimiento económico (propia del enfoque de la función de producción).

Las alternativas que dispone el operador de un sistema eléctrico cuando detecta un problema de capacidad de generación insuficiente son, según el autor, la reducción del margen de reserva para cubrir picos de demanda³ o la implementación de medidas de racionamiento en el consumo. En este último caso, el control de la demanda puede efectuarse a través de racionamiento por precio o directamente con medidas obligatorias de reducción del consumo.

Si la decisión es reducir el margen de reserva, esto presiona la capacidad de respuesta del sistema a los requerimientos de la demanda, con el

³ El autor define margen de reserva (MR) como una medida que relaciona la máxima capacidad de generación del sistema eléctrico con el máximo de potencia eléctrica consumida en el año de referencia:

$$MR = \frac{\text{Máximo de potencia del parque generador} - \text{Pico de demanda anual}}{\text{Pico de demanda anual}}$$

consiguiente aumento del riesgo de corte intempestivo.

La diferencia entre las reducciones de consumo programadas y las intempestivas es que las últimas, a igual duración del corte, implican un mayor costo para el usuario, porque pueden involucrar, por ejemplo, descomposición de alimentos, roturas de equipos, o decisiones de emergencia más costosas para los hogares o empresas. La anticipación del corte minimiza su costo esperado para el usuario de electricidad.

En Shew (1977) se plantea una forma de calcular la pérdida de PBI que resulta de la sustitución de energéticos, cuando la respuesta del operador al problema de déficit de energía es el racionamiento programado (por precio o por restricción obligatoria).

Si el margen de reserva permanece inalterado, la pérdida de PBI estará asociada, fundamentalmente, al incremento neto de costos resultado de la sustitución de la energía eléctrica por una fuente alternativa de energía más costosa. Y esa información, muestra el autor a través de un ejemplo, está implícitamente contenida en la función de demanda por electricidad. Para traducir el mayor costo privado en pérdidas de PBI adopta el supuesto de que el precio de los bienes en general no se desvía sustancialmente de su costo incremental (por ejemplo, desvíos ocasionados por regulación de precios).

Shew (1977) obtiene así una estimación del impacto sobre el PBI del

racionamiento de electricidad a través de la elasticidad-precio de la demanda para el sector industrial, comercial y residencial. En este último caso, el procedimiento de cálculo es similar al de los otros dos: los hogares son a su vez productores de bienes y servicios (iluminación, acondicionamiento de aire, calentamiento del agua, preparación de alimentos, etc.), por lo que el racionamiento eléctrico obliga a éstos a recurrir a energéticos sustitutos.

Por su parte, en el artículo de Sanghvi A. (1983) el autor presenta un método teórico para medir el costo de falla de corto plazo como una función del tiempo de corte, el momento en que éste ocurre, su magnitud, y las características del hogar. Si bien el trabajo se enfoca hacia los costos asociados a fallas de suministro de tipo intempestiva, asociada a interrupciones del servicio que sorprenden al usuario sin previo aviso, resulta interesante la formalización que hace del problema en términos de pérdida del bienestar.

En primer lugar, Sanghvi (1983) distingue el costo de falla de corto plazo de las conductas de ajuste de largo plazo asociadas a problemas de confiabilidad del servicio. El primero es un costo *ex – post* que enfrenta un hogar al que se le interrumpe el servicio, dado un determinado stock de bienes de capital que consumen electricidad y otros energéticos.

Los hogares poseen un patrón de consumo horario definido, lo que se

conoce como “curva de carga” que responde al equipamiento de la vivienda, el ritmo de vida familiar, el precio horario de la energía (en el caso de las tarifas doble o triple horario que suelen utilizarse en el sector eléctrico) y otros factores.

Cuando ocurre el corte, el patrón de consumo del hogar se distorsiona. Mientras algunas actividades pueden postergarse sin mayores problemas, como es el lavado de ropa o la limpieza de la casa, otras como la cocción de alimentos o la higiene personal pueden verse afectadas. Por ejemplo, ver un programa de televisión en directo es un caso de consumo impostergable.

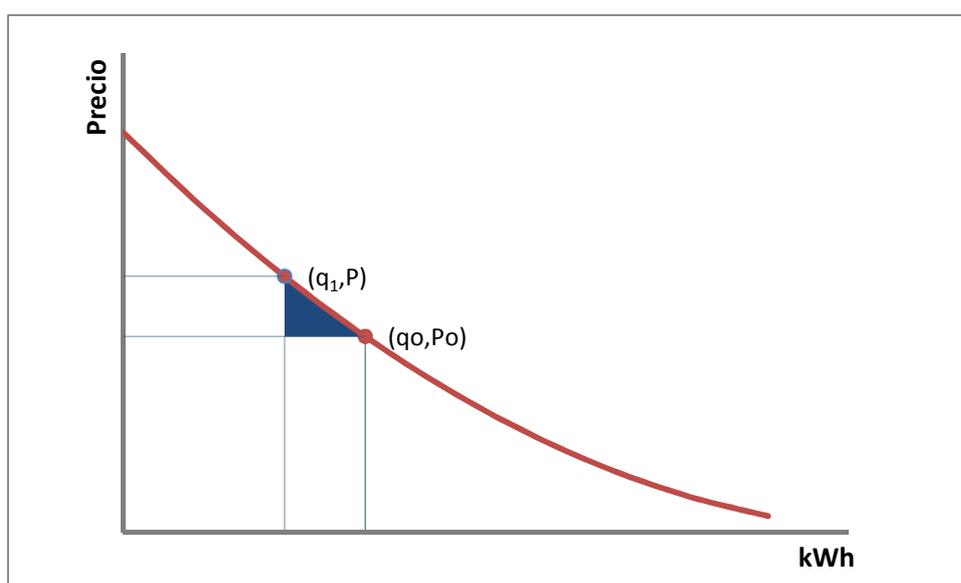
El costo de la interrupción del servicio es, de acuerdo a Sanghvi (1983), igual al costo de modificar el patrón de consumo o al gasto en sustitutos de la energía eléctrica para no tener que modificarlo. Puede ser, también, una combinación de ambos.

Un aporte interesante del trabajo de este autor puede apreciarse cuando repasa los diferentes métodos utilizados en la literatura sobre costo de falla. Allí plantea que si el objetivo es medir el impacto de los cortes sin previo aviso, la función de demanda marshalliana convencional, que relaciona precio con cantidad, no es de utilidad. El autor propone que deben definirse tantas demandas como períodos de corte quiera analizarse (demanda horaria para cortes de una hora, demanda bi-horaria

para cortes de dos horas, etc.).

En la Figura (2) puede apreciarse el problema planteado por Sanghvi (1983).

Figura 2. Costo de falla marginal.



Fuente: Sanghvi (1983).

La curva representa la demanda diaria de energía en relación al precio. Si se corta el suministro al cliente durante una hora, la demanda de ese día será menor, a pesar de que el precio es el mismo. Supongamos que la reducción en el consumo es igual a $(q_0 - q_1)$. El área azul representa la pérdida de bienestar del consumidor utilizando la demanda marshalliana de la electricidad respecto al precio de ésta. La dificultad está en que al tratarse de un corte intempestivo (asociado principalmente a déficit de

potencia), donde el consumidor no tiene mayor capacidad de gestionar las unidades a consumir, la energía no consumida puede corresponder a unidades de valor marginal, pero también a otras que representan un mayor valor para el cliente.

En definitiva, utilizar la función de demanda marshalliana convencional puede llevar a subestimar el efecto sobre el bienestar del corte intempestivo en el abastecimiento de energía.

Sanghvi (1983) plantea que si el problema fuera de escasez de energía en lugar de potencia, los consumidores pueden ser puestos sobre aviso de los cortes, y por lo tanto la pérdida de bienestar puede estimarse utilizando funciones de demanda marshallianas convencionales. Por lo general, a diferencia del déficit de potencia, la escasez de energía es un fenómeno previsible y su efecto sobre la demanda suele ser más prolongado aunque de menor costo unitario para el consumidor. La posibilidad que tiene el usuario de adaptarse al corte le permite organizarse para evitar el consumo de aquellas unidades de energía eléctrica menos valiosas para él.

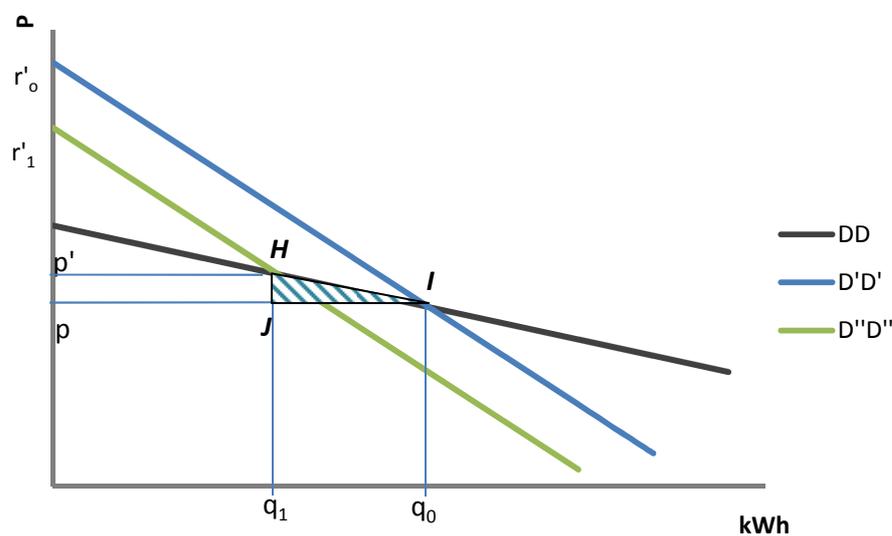
Por lo tanto, el riesgo de subestimar el costo de la falla de energía con previo aviso a través del uso de funciones de demanda convencionales (que representan consumos mensuales, anuales, etc.) se reduce.

Con posterioridad a los trabajos de Shew (1977) y Sanghvi (1983) se

publica el artículo de Gilmer y Mack (1986) que pone en perspectiva la cuestión de la respuesta de largo plazo de los consumidores a los cambios en la confiabilidad del sistema eléctrico. Los autores identifican dos curvas de demanda, una de largo plazo (DD) y otra de muy corto plazo (D'D'). La primera es definida por un período lo suficientemente largo para permitir ajustes como el cambio de bienes de capital con fuentes de energía distintas a la electricidad, medidas de eficiencia energética estructurales (aislación, por ejemplo) y otro tipo de acciones para reducir el consumo eléctrico en forma permanente. La curva de muy corto plazo se define por la duración de un corte de energía (varias horas). La posibilidad de sustituir energéticos en ese plazo es muy limitada, y la demanda es relativamente inelástica, comparada con DD.

El siguiente gráfico servirá para explicar la idea planteada en Gilmer y Mack (1986). Se supone un corte absoluto de energía eléctrica, por lo que el consumo en el muy corto plazo desciende a cero, y el valor del kWh (no suministrado) en ese momento alcanza el máximo de r'_0 . La pérdida del bienestar del consumidor se representa en el triángulo $p-l-r'_0$, o sea, la totalidad de excedente del consumidor. Si la probabilidad de que ocurra un corte es α , entonces el costo de falla esperado es $\alpha \left(\frac{(r'_0 - p)q_0}{2} \right)$.

Figura 3. Demanda de energía eléctrica en el corto y largo plazo.



Fuente: Gilmer y Mack (1986).

El artículo plantea una situación donde, a raíz de una medida de política, se reduce la confiabilidad del sistema eléctrico pasando de α a α' mayor. El efecto de esa medida sobre el costo del kWh para el cliente, según los autores, es que éste aumentará. Parten de la siguiente definición del costo para el consumidor:

$P = (1-\alpha)T + \alpha CF$, siendo T la tarifa por electricidad y CF el costo para el consumidor de no disponer de energía eléctrica. Dados T y CF, una baja en los niveles de confiabilidad (aumenta α) deriva en un alza del costo de la energía eléctrica (P):

$dp/d\alpha = CF - T > 0^4$. Lo opuesto puede deducirse para un aumento en el nivel de confiabilidad del sistema eléctrico.

Volviendo al gráfico para interpretar el argumento de Gilmer y Mack (1986), una baja en la confiabilidad hace que el consumidor se traslade sobre la curva DD, desde I a H (pasando p a p'), mediante la sustitución de equipos o medidas permanentes de eficiencia energética. En ese punto, el consumo eléctrico de largo plazo es menor y su costo es mayor.

Por otro lado, la curva de demanda de muy corto plazo se traslada de $D'D'$ a $D''D''$ para cruzarse con DD en H . Como se mencionó, el costo de la electricidad para el consumidor aumenta de p a p' , y el consumo se reduce de q_0 a q_1 . La caída en el consumo de electricidad reduce la vulnerabilidad del consumidor ante la ocurrencia de un corte en el suministro, por lo que la pérdida de bienestar ante un corte absoluto de energía se reduce al triángulo $(p'-H-r'_1)$. De acuerdo a los autores, esa reducción en la vulnerabilidad no está libre de costo, pues el pleno abastecimiento de q_1 implica una pérdida de bienestar representada por el triángulo HJI en la figura (3), en relación a la situación de origen consumiendo q_0 .

En resumen, la reducción de la confiabilidad del sistema tiene efectos

⁴ Suponiendo que la valoración que el cliente tiene de la falla intempestiva por kWh es mayor a la tarifa que éste paga.

sobre el costo de la energía para el consumidor, y luego, sobre la cantidad de kWh consumidos en equilibrio. La pérdida de bienestar asociado a esto dependerá de las pendientes de las curvas DD y D'D'.

Finalmente, en nuestra región, y como parte de los métodos basados en el mercado eléctrico, el trabajo realizado por Benavente *et al* (2005B) para el Sistema Interconectado Central (SIC) de Chile estima el costo de falla residencial usando la curva de demanda.

Los autores definen racionamiento eficiente como aquél que elimina el consumo de los kWh menos valorados por los consumidores a través, por ejemplo, de la flexibilización de la tarifa en el margen, y lo oponen al racionamiento a través de cortes de suministro, donde los consumidores tienen poca o nula capacidad para controlar la forma en que el consumo es reducido. En el artículo se ofrece un mecanismo para sistematizar la estimación del costo de falla, utilizando resultados de la “teoría de la dualidad, los que permiten deducir el costo de falla en función de los parámetros de la curva de demanda, en particular la elasticidad precio”, Benavente *et al* (2005B).

Luego de deducir la ecuación del costo de falla marginal, medio y el costo de falla por cortes de una función de demanda, utilizan los resultados de elasticidad-precio de la demanda obtenidos de un trabajo previo (Benavente *et al*, 2005A) para calcular los valores definitivos de los

distintos conceptos.

Los autores concluyen que la formulación que obtienen del costo de falla es de carácter general, y permite calcularlo para diferentes magnitudes y duraciones. Además, confirman que “el costo de falla es mucho menor cuando se raciona en forma eficiente que cuando se hace a través de cortes”, Benavente *et al* (2005B). Otro resultado del trabajo es que el costo de falla depende del precio inicial y de la elasticidad- precio de la demanda, puesto que el efecto ingreso no es significativo para los usuarios residenciales.

4.1.3. Método de la valoración contingente.

En este enfoque, la fuente de información para determinar el costo de falla es el propio consumidor. A través de un cuestionario los individuos son consultados para revelar “cuál es su valoración de un hipotético bien del que no se dispone un precio de mercado” (Woo y Pupp, 1992). Las preguntas dirigidas a los clientes suelen atender diferentes atributos del hogar, como también contemplar la diversidad de formas de interrupción del servicio.

Un primer grupo de estas técnicas de encuesta buscan obtener del usuario una apreciación de los costos directos que provoca el corte. Las preguntas apuntan a conocer las acciones que se toman como consecuencia de la ausencia del servicio, y los costos no monetarios de la

contingencia. En el sector residencial, se consulta sobre si en caso de corte se recurre al uso de velas, visita a algún amigo, consume comidas fuera del hogar, se aloja en un hotel, etc. Ejemplos de aplicación de estas técnicas son los trabajos de Doane et al (1988), Woo y Gray (1987), y Woo y Train (1988).

Otro conjunto de métodos buscan conocer la disposición a pagar (o cobrar) por el aumento (o disminución) de la calidad del servicio. Teóricamente, ambas magnitudes deberían aproximarse.

Por último, existen técnicas que buscan ofrecer al encuestado un *set* de opciones de tarifa y seguridad de suministro, solicitándole que identifique un orden de preferencia, del que se puede obtener valoraciones monetarias de la disposición a pagar. Existen múltiples trabajos que utilizan estas técnicas de valoración contingente: D. Keane et al (1988), dos trabajos de Hartman, Doane y Woo publicados en 1990, Doane (op. cit.) 1988, y Goett, et al (1988).

Los métodos de valoración contingente, como concluyen (Woo y Pupp, 1992), vinculan las características de la falla con los rasgos demográficos del cliente. Sin embargo, ese resultado se alcanza mediante grandes requerimientos de recursos para la obtención y procesamiento de los datos.

4.2. Aplicaciones en Uruguay.

Para el caso de Uruguay, en años pasados se han realizado dos estudios de estimación de costo de falla. El primero en el ámbito de la empresa estatal de energía eléctrica (UTE) y más recientemente por parte de una consultora colombiana a pedido de la Unidad Reguladora de los Servicios de Energía y Agua (URSEA). Como se mencionó más arriba, en la actualidad, la DNE ha contratado una consultoría con la empresa SYSTEP de Chile para la estimación del costo de falla, la que se encuentra en su etapa final.

En el estudio de Mario Ibarburu (1990) para UTE se analizan algunos aspectos del cálculo y empleo del costo de falla en la operación y planificación del sistema eléctrico. Si bien el trabajo está enfocado a los costos de falla de corto plazo (sustitución de energía y valorización de la pérdida de consumo de electricidad) se plantean algunas cuestiones del problema desde una perspectiva de largo plazo.

El autor proporciona una noción de costo de falla de largo plazo asociada a los costos en que incurre un agente como resultado de su percepción de la seguridad y calidad del sistema eléctrico. Los costos de falla de largo plazo se tornan relevantes cuando los suscriptores modifican sus conductas de consumo o incorporan equipamiento sustituto por percibir que el abastecimiento de electricidad pierde confiabilidad. Su hipótesis,

para el momento en que fue realizado el estudio, es que las restricciones al consumo de electricidad impuestas a raíz de la crisis de abastecimiento de 1989 llevaron esos costos de largo plazo a un máximo, resultado de la intensa inversión en equipos de fuente primaria alternativa a la energía eléctrica producto de esa crisis. La hipótesis de saturación de los costos de falla de largo plazo deriva en la exclusión de éstos por parte del autor, aunque expresa su importancia y la necesidad de contrastar ese supuesto con la realidad.

El documento de Ibarburu (1990) destaca los usos que tiene el cálculo del costo de falla para la empresa eléctrica, y las opciones para su estimación, tanto para el sector residencial como el productivo. Basado en la experiencia de las crisis energéticas de 1979 y 1989, el autor determina el monto de energía eléctrica que es posible restringir en cada sector de consumo.

En el caso del año 1989, para el sector residencial, “la facturación entre febrero y mayo no presenta ninguna disminución, lo que evidencia el efecto casi nulo de las restricciones voluntarias y la lentitud de las restricciones compulsivas. La facturación en mayo presenta una disminución del 12% como resultado de las medidas compulsivas. La facturación en junio y julio presenta una disminución del 20 y 22% respectivamente, que parece una buena estimación del ahorro obtenible

con cortes de 3 horas rotativos”, Ibarburu (1990, pág. 19).

Utilizando el área bajo la curva de demanda residencial y suponiendo una determinada elasticidad precio, el autor calcula el costo de una falla de energía del 9,4% del consumo residencial (asumiendo que la reducción en el consumo se ejecuta a través de restricciones voluntarias en el mes de julio). El resultado de costo de falla es 1,13 veces la tarifa para el consumidor residencial. Si la elasticidad precio fuera de 0,04⁵, la falla valdría 1,51 veces el precio, lo que según el autor es una cota superior del costo de falla eficiente.

Ibarburu (1990) indica que la valoración económica de la reducción del consumo de electricidad mediante restricciones compulsivas no es estimable a través de métodos indirectos, sugiriendo el uso de encuestas a los usuarios. Sin embargo, plantea que sí es posible hacerlo para el caso de cortes preanunciados en horas de la noche a clientes del sector residencial.

En efecto, recurre a la metodología presentada por Munasinghe (1979) para, luego de establecer ciertos supuestos, obtener una cota máxima de la disponibilidad a pagar de U\$S 8,43/kWh para enero y U\$S 5,83 para

⁵ Ibarburu (1990) cita a Pérez Arbeláez, J. y Acosta, C. “Modelos de demanda residencial e industrial de electricidad para Colombia y estimaciones de electricidad precio”, artículo en Desarrollo y Sociedad, Universidad de los Andes, Bogotá, Colombia, Marzo 1987.

Julio. La siguiente tabla resume los resultados obtenidos por Ibarburu (1990).

**Tabla 2. Disponibilidad a pagar para evitar cortes
(usuarios residenciales) – Año 1990.**

	Enero 1990	Julio 1990
Disponibilidad a pagar.	USD 8,43/ kWh	USD 5,83/ kWh
Ahorro de energía sobre el consumo mensual ⁶ .	10,1%	10,4%

Fuente: Elaboración propia en base a Ibarburu (1990).

Más recientemente, URSEA bajo el Programa de Apoyo al Marco Regulatorio de los Servicios Eléctricos (ATN/MT - 7909 – UR) contrató los servicios de Consultoría Colombiana S.A. para el desarrollo de un estudio sobre el costo de falla del sistema eléctrico de Uruguay. El estudio concluyó con un informe final en abril 2005⁷ e incluye una estimación del

⁶ Calculado como el ahorro por cortes aplicados durante 15 días del mes durante las 18hs y las 22 hs, suponiendo que previamente estaban vigentes medidas voluntarias y compulsivas de ahorro.

⁷ “Estimación del costo de la energía no suministrada en el sector eléctrico de Uruguay programa de apoyo al marco regulatorio de los servicios eléctricos” Informe Final

costo de falla desde el punto de vista de los usuarios residenciales, industriales, comerciales y otros, una evaluación del costo de falla a nivel mayorista asociado con fallas en el suministro de energía y un análisis comparativo de la señal que da URSEA a los distribuidores por medio del Reglamento de Calidad de Distribución con los resultados del costo de falla percibido por el usuario.

En el estudio se diferenció en función del tipo de falla o interrupción (programada y forzada) y su duración (menos de media hora, varias horas, varios días). Para la evaluación del costo de falla se utilizaron diferentes métodos en función del sustento teórico de cada uno de ellos, la información disponible, y el tipo de suscriptor de que se trate.

La opción metodológica de la consultoría comprendió la realización de encuestas a usuarios, y en algunos casos utilizaron encuestas ya efectuadas por el Instituto Nacional de Estadística (INE).

Para la estimación del costo de falla en el sector residencial se utilizaron los siguientes criterios:

- Valoración contingente: que buscó evaluar en forma directa la disposición a pagar para evitar las interrupciones del servicio, o la disposición a recibir compensación por éstas.

- Sustitución: que evaluó la utilización de sustitutos energéticos para reemplazar el faltante de electricidad de acuerdo a la duración y frecuencia de las interrupciones.
- Intercambio trabajo-ocio: Se usó esta metodología aprovechando una encuesta del INE donde se obtiene información sobre el ingreso familiar del hogar. No involucró una consulta directa al usuario pero permitió obtener un valor de referencia para efectos de comparación con los valores obtenidos por los otros métodos. Para este punto se siguió la metodología de Munasinghe (1979).

En la Tabla (3) se presentan los principales resultados obtenidos para el sector residencial por la consultoría contratada por URSEA.

**Tabla 3 - CdF Sector Residencial Consultora Colombiana S.A.
(Año 2005).**

Metodología	Aplicación	CdF Montevideo (ADT 1) USD/kWh	CdF Interior Urb. (ADT 2 y 3) USD/kWh
Valoración Contingente DAP ⁸	Corte No Programado	6,25	2,58
Valoración Contingente DAR ⁹	Corte No Programado	7,07	8,72
Sustitución 1 hora	Corte Programado	1,76	1,83
Sustitución 2 horas	Corte Programado	1,38	1,34
Sustitución 4 horas	Corte Programado	0,90	1,10
Intercambio Trabajo-Ocio	Corte No Programado	4,49	0,69

Fuente: Estimación del Costo de la Energía No Suministrada en el Sector Eléctrico de Uruguay
(2005).

El estudio concluye que para el caso de cortes no programados, el costo de falla que debe emplearse es el obtenido a través de la disposición a pagar, calculado con la metodología de valoración contingente. Por el contrario, para cortes programados, debe utilizarse el método de sustitución del servicio de energía eléctrica.

⁸ DAP: Disponibilidad a pagar.

⁹ DAR: Disponibilidad a recibir compensación.

Como se menciona más arriba, el trabajo contratado por URSEA se ocupó también de evaluar el costo de falla a nivel mayorista, que en definitiva representa la señal hacia los productores de energía de los requerimientos de los consumidores. Como menciona el informe final de Consultoría Colombiana S.A (pág. 161): “En consecuencia, desde el punto de vista de la oferta se requiere de una señal asociada con el costo de racionamiento, que debe interpretarse como el costo de falla ante interrupciones programadas (normalmente por deficiencias de generación- racionamiento de energía)”.

El costo de racionamiento desde el punto de vista mayorista dependerá de los costos de falla sectoriales de tipo programados, y de la proporción en la que se apliquen los cortes a las diferentes categorías de usuarios (residencial, industrial, comercial, alumbrado público). Así, para establecer un costo de falla del mercado mayorista se debe pensar en una estrategia de racionamiento, que involucra además de definir el porcentaje de demanda a racionar, el orden en que los sectores de consumidores son racionados.

5. MARCO TEÓRICO.

En la sección 4.1 se presentaron diferentes enfoques para la estimación del costo de falla que han sido aplicados en trabajos académicos y en empresas del sector eléctrico. Para el objetivo trazado por esta tesis de estimar el costo de falla de los usuarios residenciales se recurrirá a dos enfoques: el del bienestar del consumidor y el de la función de producción.

5.1. Enfoque del excedente del consumidor.

Para calcular el costo de falla del sector residencial se seguirá el planteo de Benavente et al. (2005B) que utiliza la curva de demanda de energía para estimar la pérdida de bienestar que enfrentan los hogares ante un racionamiento de electricidad.

Los autores diferencian tres tipos de costo de falla¹⁰:

- El costo de falla marginal: es el valor del kWh marginal, dada una cantidad determinada de racionamiento, bajo el supuesto de que la reducción en el consumo comienza por los kWh menos valiosos

¹⁰ La derivación de los costos de falla marginal y por cortes se desarrolla en el ANEXO II. El costo de falla medio para la condición de racionamiento eficiente se presenta en el punto 5.1.2.

(racionamiento eficiente).

- El costo de falla medio: es el valor promedio de los kWh racionados en forma eficiente.
- Costo de falla por cortes: corresponde al valor promedio de los kWh racionados cuando el consumidor tiene reducido control sobre los ahorros de energía. En este caso, el racionamiento abarca tanto kWh de menor valor (podría ser el caso del consumo asociado a televisión) con otros de valor más crítico (por ejemplo, pérdida de temperatura en el agua o en los ambientes).

La magnitud del costo de falla, de acuerdo a Benavente *et al.* (2005B), “depende de la duración y profundidad del racionamiento, de la forma en que se raciona”. En condiciones de racionamiento eficiente, el costo de falla crece con la profundidad del corte (entendido como el porcentaje de la demanda afectada), porque el racionamiento comienza por los kWh menos valiosos. El costo de falla alcanza valores más altos cuando el racionamiento se hace mediante cortes de energía, porque se entiende que en ese caso el control del consumidor sobre las unidades racionadas es reducido.

Por otro lado, el costo de falla es mayor cuanto más cara es la energía eléctrica, “porque la energía no entregada vale más cuando los kWh marginales consumidos en tiempos normales son más valiosos”

Benavente *et al.* (B). Los autores se refieren como “normal”, a la situación donde no existe ningún tipo de restricción al consumo de energía y el usuario puede igualar el precio de la energía a su utilidad marginal. Si se parte de una tarifa relativamente más alta, es porque la utilidad también lo es, y por lo tanto el resultado es que el costo de falla será mayor también.

Por último, los autores sostienen que cuanto mayor sea la elasticidad-precio de la demanda menor será el costo de falla, porque un aumento moderado del precio permite un ajuste mayor de la cantidad consumida. Taylor, 1975 (pág. 101) señala que la elasticidad-precio es claramente mayor en el largo plazo que en el corto plazo. Esto permite afirmar que el costo de falla de restricciones sostenidas en el tiempo motiva a los usuarios a tomar medidas para ajustarse a la restricción, lo que a posteriori lleva a un menor impacto de cada unidad de energía no suministrada sobre su bienestar¹¹.

5.1.1. La demanda de electricidad

Para aplicar el enfoque del bienestar a la estimación del costo de falla se debe comenzar definiendo una función de demanda de electricidad.

La energía eléctrica tiene la característica de que su utilidad para el

¹¹ El costo total es mayor, porque la falla dura más, pero su valor unitario disminuye porque el usuario está mejor preparado para enfrentar el racionamiento.

consumidor no proviene de su consumo directo, sino por su aporte subsidiario a equipos y artefactos que posibilitan diferentes usos, como la preparación de alimentos, ahorro de energía física, confort, entretenimiento y seguridad (Sanghvi, 1983). Adaptando la función objetivo del consumidor de energía eléctrica presentada por ese autor, puede enunciarse el problema de maximización implícito en la conducta de aquél:

$$\max_i U(x, \sum_1^{n-1} y) \quad 1.$$

$$\text{s.a } p_{x_i} x + \sum_1^{n-1} p_j q_j = I \quad 2.$$

, donde $U(.)$ representa la utilidad derivada del consumo de electricidad (x) y del consumo de todos los demás bienes ($\sum y$); P_{x_i} representa el precio de la energía eléctrica en el período i ; P_j es el precio unitario del bien j ; e I denota el ingreso del hogar.

El problema de maximización planteado supone que el consumidor elegirá la canasta de bienes que le reporta mayor utilidad, y que es capaz de ordenar sus preferencias entre todas las canastas de consumo posibles, las que a su vez cumplen ciertas propiedades fundamentales¹². Lo

¹²Las propiedades son: completitud, reflexividad, transitividad, monotonicidad,

anterior nos permite afirmar que existe una función de utilidad continua que representa esas preferencias. La Teoría Neoclásica del Consumidor¹³ nos permite definir la función de demanda de energía eléctrica en función de su precio relativo y el ingreso real del consumidor.

$$x = d\left(\frac{P_{x_i}}{P}, \frac{I}{P}\right) \quad 3.$$

La función de demanda inversa queda definida como:

$$p = v(x; y) \quad 4.$$

, donde y representa el ingreso real del hogar.

5.1.2. Costo de falla medio con racionamiento eficiente¹⁴.

A partir de la ecuación de demanda de energía eléctrica (3) se considera la función con la siguiente forma¹⁵:

convexidad, continuidad, y no saturación. Extraído de Varian, H. R. (1992) (texto obligatorio para el curso de Microeconomía de la Maestría en Economía). Este manual se utiliza como referencia en el desarrollo del punto (5.1.1.) y Anexo I.

¹³En el Anexo I se desarrolla en detalle los pasos necesarios para llegar a la expresión de la demanda inversa de energía eléctrica.

¹⁴ Para este punto se consultó el Informe de Avance 04-06-2014 "Determinación del Costo de Falla en el Sistema Eléctrico de Uruguay" de SYSTEP.

¹⁵ Por simplicidad, se omite el subíndice x_i de P_{x_i} .

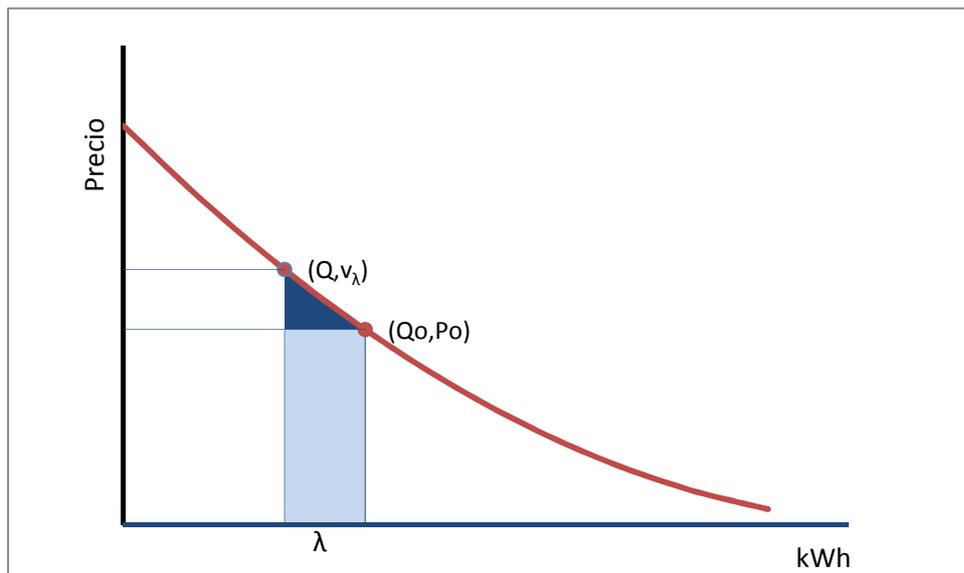
$$Q_t = P_t^\beta$$

5.

, por lo que a cada nivel de consumo Q_t se le puede asignar un precio P_t , dado cierto nivel de ingreso real. El exponente β , cuyo valor es negativo, representa la elasticidad-precio de la demanda.

Luego de ocurrida una restricción con preaviso, bajo el supuesto de racionamiento eficiente, los consumidores dejan de consumir los kWh menos valiosos. Si el racionamiento tiene una profundidad λ , Q_0 es el consumo inicial y Q (siendo $Q=(1-\lambda)Q_0$) el consumo con restricción en el suministro, el nuevo punto de equilibrio (Q, v_λ) puede apreciarse en la siguiente figura:

Figura 4. Pérdida de bienestar por racionamiento.



Fuente: SYSTEP (2014).

El valor v_λ representa la disposición a pagar del cliente por la energía remanente luego de la restricción de energía, que es mayor al precio que efectivamente va a pagar por esa energía (que continúa siendo P_0), de acuerdo al planteo de Benavente *et al* (2005B).

Si se supone insignificante el efecto ingreso del racionamiento¹⁶, el costo de falla medio (CFME) es el cociente entre la integral del precio sobre la energía no suministrada y el consumo racionado (áreas azul y celeste en el gráfico):

$$CFME(\lambda) = \frac{1}{\lambda Q_0} \int_Q^{Q_0} P(Q) dQ \quad 6.$$

En tanto, el costo de falla medio neto es equivalente solamente al área azul del gráfico (puesto que los usuarios dejan de pagar por lo racionado):

$$CFME_{neto}(\lambda) = \frac{1}{\lambda Q_0} \int_Q^{Q_0} P(Q) dQ - P(Q_0) \quad 7.$$

Resolviendo la ecuación (7) para la función de demanda presentada en (5), teniendo en cuenta la relación $Q = (1-\lambda)Q_0$, se obtiene:

$$CFME_{neto}(\lambda) = \left[\frac{\beta}{\beta+1} (1-(1-\lambda)^{\frac{\beta}{\beta+1}}) \right] \frac{P_t}{\lambda} - P_t \quad 8.$$

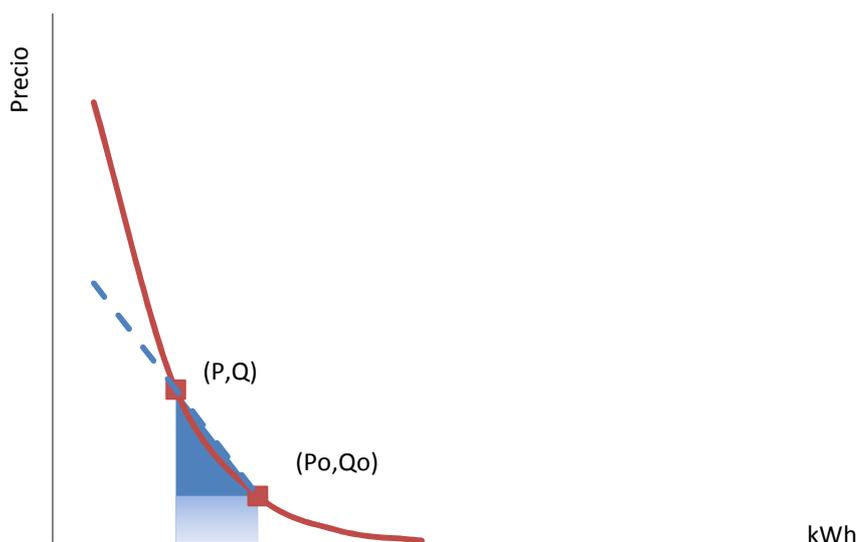
¹⁶ Ver ANEXO II.

Expresado así, el costo de falla puede adoptar valores muy altos, puesto que al aumentar λ el valor de la energía racionada aumenta exponencialmente.

Para valores de Q cercanos al equilibrio inicial Q_0 , una aproximación lineal de la curva de demanda puede aplicarse sin un mayor sacrificio de precisión en la estimación del valor del racionamiento. Más adelante se fundamentará que para el cálculo del costo de falla en condiciones de racionamiento eficiente el tramo relevante de la curva de demanda es, precisamente, el correspondiente a un entorno próximo al equilibrio inicial.

El siguiente gráfico es una representación del efecto de la linealización de la curva de demanda sobre la estimación del costo de falla.

Figura 5. Linealización de la curva de demanda.



Fuente: SYSTEP (2014)

La recta punteada representa a la aproximación lineal de la demanda de energía eléctrica. Bajo este supuesto, como puede apreciarse, el costo de falla medio aparece sobreestimado.

El CFME neto bajo la aproximación lineal corresponde al área del triángulo azul, por lo tanto:

$$CFME_{\text{neto}}(\lambda) = \frac{1}{\Delta Q_t} \left(\frac{\Delta Q_t \Delta P_t}{2} \right) \quad 9.$$

Siendo que $\Delta Q_t = \lambda Q_0$, y que β es la elasticidad-precio de la curva de demanda, y sustituyendo esas expresiones en (9), el CFME neto queda de la siguiente forma:

$$CFME_{\text{neto}}(\lambda) = \frac{1}{\Delta Q_t} \left(\frac{\Delta Q_t \Delta P_t}{2} \right) \approx -\frac{\lambda P_t}{2\beta} \quad 10.$$

Por lo tanto, el costo de falla medio es igual al CFME neto más el precio por kWh previo al racionamiento.

$$CFME(\lambda) = P_t - \frac{\lambda P_t}{2\beta} \quad 11.$$

Como queda de manifiesto, la incógnita en esta ecuación es la elasticidad precio de la demanda, puesto que en este trabajo λ se toma de los porcentajes de racionamiento del Decreto 105/013 y P_t provienen del pliego tarifario de UTE.

Cabe mencionar en este punto que la ecuación de CFME de la ecuación (11) no difiere de la presentada en Ibarburu (1990, pág. 8)¹⁷, porque en definitiva ambas son aplicaciones prácticas del enfoque del excedente del consumidor reseñado en (4.1.2).

5.1.3. Modelo de Función de Transferencia para estimación de la demanda de energía eléctrica.

Lo visto hasta el momento destaca la importancia de especificar un modelo de demanda de energía eléctrica de los clientes residenciales para el objetivo propuesto por esta tesis. La estimación de la elasticidad precio es determinante para calcular el costo de falla de energía eléctrica, en condiciones de racionamiento eficiente.

Para especificar un modelo de demanda de energía eléctrica, la literatura internacional presenta un gran número de alternativas¹⁸. Existen, a su vez, un conjunto de modelos desarrollados para estimar la demanda de energía eléctrica en Uruguay. Buena parte de estos trabajos de estimación fueron realizados en UTE, o en el marco de convenios entre esta empresa, UDELAR y ANII.

¹⁷ $CF \text{ voluntario} = P(1 + \lambda/2\beta)$

¹⁸ El trabajo de Taylor (1975) es una de las primeras sistematizaciones de los modelos para estimación de la demanda.

En diciembre de 1993, UTE suscribió un convenio con UDELAR (Facultad de Ingeniería y Facultad de Ciencias Económicas) para la realización de estudios, investigaciones y asesoramiento, con el objeto de consolidar un grupo interdisciplinario de trabajo especializado en economía de la energía (GIEE). En el marco de dicho convenio en el período 1993 -1996, se desarrolló una serie de modelos de previsión de la demanda de energía con diferentes horizontes temporales y coberturas geográficas. Estos modelos atienden las necesidades de previsión de demanda para las distintas áreas de la empresa UTE.

Los modelos generados fueron los siguientes:

Corto Plazo – modelos econométricos de paso diario, semanal, mensual, para la programación estacional de la generación.

Mediano Plazo – para la previsión de ingresos para la planificación financiera. Modelos econométricos de función de transferencia con paso mensual y horizonte de 3 años, proyecciones por zonas geográficas (Montevideo e Interior) y por sectores de consumidores homogéneos (Residencial y No Residencial).

Largo Plazo – para la planificación de las inversiones. Es analítico y desagrega la demanda en sectores de consumidores homogéneos, de paso anual y horizonte de 20 años.

Más adelante, y en línea con el proceso iniciado con la Universidad,

durante los meses de octubre de 2008 a abril 2009 se llevó a cabo un proceso de intercambio, capacitación y asesoramiento entre docentes contratados a través del Departamento de Economía de la Facultad de Ciencias Sociales (FCS) de UDELAR y el Grupo de Demanda de UTE. En ese marco, en agosto de 2009 se presenta el informe final titulado “Modelos de Predicción de Demanda y Generación de Energía Eléctrica” (UTE-DECON, 2009). En ese documento se presentan estimaciones de modelos de series temporales de demanda y generación de energía eléctrica mensual y trimestral, en particular, modelos univariantes de tipo SARIMA, modelos uniecuacionales multivariantes (Funciones de Transferencia), y multiecuacionales multivariantes (tipo VECM). También acompañan a esos resultados modelos estimados tipo G-ARCH y ARIMA para series de alta frecuencia (diaria).

En el informe final se presentan los modelos específicos de demanda de energía eléctrica, entre ellos los residenciales según área geográfica (Montevideo e Interior). El estudio desagregado de la demanda, según dice el informe, permite una estimación más ajustada de cada una de las series, lo que mejora la precisión de las predicciones para el conjunto de la demanda. El período de referencia de ese trabajo abarcó de enero de 1996 hasta el mismo mes de 2009.

La demanda mensual se estimó a través de modelos de Función de

Transferencia (FT), porque éstos permiten evaluar la incidencia de los diversos indicadores sobre la variable a explicar. Su especificación debe hacerse teniendo en cuenta “la dinámica transitoria de los datos mediante la incorporación de un número suficiente y apropiado de retardos, tanto de la variable de interés como de otras variables explicativas, consideradas fuertemente exógenas” UTE-DECON, 2009 (pág. 16).

En el informe final se indica que para la construcción de los modelos se tuvo en cuenta que tanto la variable objetivo como las variables explicativas fueran estacionarias (aunque no necesariamente el orden de diferenciación para ambas variables fue el mismo). Sobre la variable a explicar, se modelaron dos factores: las variables “input” (explicativas), y el efecto del “ruido” (que se representó a través de un proceso ARMA). La integración de ambas partes da lugar al modelo de función de transferencia.

Estos modelos suponen causalidad unidireccional, es decir, que las variables *input* influyen sobre el *output*, pero que la inversa no se verifica. Lo anterior exigió un estudio detallado de la exogeneidad de las variables de entrada para los modelos estimados por UTE-DECON (2009), elemento que se tuvo en consideración también para este trabajo de tesis.

La expresión del modelo multivariante estimado tiene la siguiente forma:

$$y_t = c + \sum_1^n \beta_i X_{it} + u_t \quad 12.$$

Una vez incluidas las variables *input*, se estimó por el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios y se estudiaron las propiedades de los errores para identificar su estructura ARMA¹⁹.

En esta tesis se recurre a los modelos FT de predicción de demanda mensual presentados en el informe final del Convenio UTE-DECON (2009), para obtener la elasticidad-precio de la demanda. Se justifica su uso puesto que han sido fruto de un proceso de trabajo conjunto y prolongado entre la UDELAR y UTE, lo que presenta garantías en cuanto su validez para el caso uruguayo. Además, modelos de estimación de la demanda eléctrica con ligeras variantes respecto a los desarrollados por UTE-DECON (2009) son de uso frecuente en la empresa eléctrica estatal y han sido utilizados para trabajos académicos en nuestro país²⁰.

En este trabajo de tesis se realizan aportes complementarios a los estudios previos, consistentes en la ampliación del marco temporal y la introducción de ciertos cambios a las variables, que se describen en la sección (6.1.1).

¹⁹ Las variables *input* consideradas en UTE-DECON (2009) y los β estimados se presentan en el ANEXO III.

²⁰ Lanzilotta y Rosá (2012).

5.2. Enfoque de la función de producción del hogar.

Este trabajo de tesis utiliza también el enfoque de la función de producción, considerado en algunos trabajos como medida del costo de falla para escenarios donde el consumidor tiene una reducida capacidad de ajuste al racionamiento: el caso más representativo de ello es el corte de energía.

Como se menciona en la Sección (4.1.1), este método fue aplicado, entre otros, para España por Linares y Rey (2012) y para Alemania por Growitsch *et al* (2013) y Piaszeck *et al* (2013). En esos artículos se cita también el trabajo realizado para Holanda por De Nooij, M., Koopmans, C., Bijvoet, C. (2007). La aplicación práctica de este enfoque para el caso residencial es equivalente al enfoque del salario horario de Munasinghe (1979). En Uruguay, para atender ese segmento de consumidores fue utilizado por Ibarburu (1990) y por el trabajo contratado a Consultoría Colombiana S.A por parte de URSEA.

El enfoque de la función de producción del hogar busca identificar el valor creado por el consumo de una unidad de energía eléctrica en el hogar, y lo utiliza como medida de lo que se pierde cuando ese insumo energético no es suministrado.

De Nooij *et al* (2007) señala que frente un corte en el suministro eléctrico, los hogares enfrentan dos tipos de consecuencias: pérdida de tiempo libre

y deterioro de bienes o servicios (descomposición de alimentos, pérdida de acondicionamiento del aire de los ambientes, por ejemplo).

Los autores asumen que durante el corte de energía la pérdida de ocio es total, supuesto que es recogido por Linares y Rey (2012). En el caso de las aplicaciones para Alemania citadas, se asume que la pérdida de ocio es del 50%, basados en que no todas las actividades relacionadas con el tiempo libre de las personas requiere de electricidad.

El enfoque de De Nooij *et al* (2007) exige resolver el problema de la monetización de las horas de ocio perdidas, independientemente de que se asuma pérdida total o parcial de ellas. Sobre este punto, la literatura revisada refiere a Becker (1965), que presenta una teoría sobre el uso del tiempo para diferentes actividades, enfocándose en los hogares como unidades productoras, además de consumidoras²¹.

De acuerdo al autor, los hogares obtienen su utilidad a través del consumo de bienes y del uso de tiempo libre. El ingreso de los hogares que posibilita el consumo depende de las horas trabajadas, y a través de la utilidad marginal decreciente del consumo de bienes y tiempo libre, existe un punto óptimo de horas trabajadas y no trabajadas en que el hogar es indiferente entre una hora adicional de trabajo y una de ocio.

Suponiendo que se cumple la igualdad entre salario y productividad

²¹ El enfoque de Becker se desarrolla en el ANEXO IV.

marginal del trabajo, y que ésta a su vez es igual a la productividad marginal del ocio, entonces el valor monetario una hora de ocio del hogar es igual al salario marginal vigente en el período de análisis²²:

$$w = P_{mg}(\text{hrs trabajadas}) = P_{mg}(\text{hrs de ocio}) \quad 13.$$

El razonamiento expuesto requiere de un mercado de trabajo en condiciones de competencia perfecta, donde los individuos pueden elegir la duración de su jornada laboral en función de su valoración del ingreso y el ocio. De Nooij *et al* (2007) plantean que las características del mercado de trabajo holandés son las de uno “bien comportado”, extremo que se supone válido para esta tesis pero que también representa una debilidad del análisis del caso uruguayo.

Además de la pérdida completa del ocio planteado más arriba, los autores suponen que durante el corte las actividades no ociosas del hogar (puede llamársele tareas domésticas) son postergadas de forma de ocupar tiempo que originalmente hubiera sido utilizado para el ocio. Luego, existe una pérdida de valor para los usuarios residenciales, no porque se dejen de “producir” bienes y tareas domésticas, sino porque el corte obliga a

²²En rigor, el salario marginal permite valorizar la última hora de ocio, pero no todas las demás. Por otro lado, las estadísticas disponibles no reportan valores de salario marginal sino de salario promedio.

trasladar esas actividades hacia momentos del día pensados originalmente para el ocio.

A partir de esa postergación de tareas domésticas, los autores establecen que el valor marginal de una hora dedicada a actividades no ociosas es igual al valor marginal de una hora dedicada al ocio, es decir, el valor de lo que desplazan. Es razonable pensar que el hogar comenzará por sustituir las unidades de ocio menos valiosas cuando se retomen las tareas domésticas luego del corte.

En suma, durante el corte se pierden horas de ocio, y luego del corte las tareas domésticas desplazan también horas de ocio, lo que supone una nueva pérdida de tiempo dedicado a la recreación y esparcimiento.

El supuesto de pérdida total del ocio durante el corte implica un desvío en la estimación del costo efectivo de falla. Por un lado, como se señala en De Nooij *et al* (2007), si el hogar pudiera desarrollar alguna actividad ociosa durante el corte, el salario marginal representaría una sobreestimación del valor marginal del ocio (y por lo tanto una sobreestimación del costo de la falla eléctrica). Por ejemplo, si durante el corte los miembros del hogar pudieran dedicarse a la lectura, entonces el valor marginal del ocio terminaría siendo menor²³ (valdría menos el

²³ En opinión del autor de esta tesis, eso solo es posible si la lectura durante el corte modifica el tiempo total dedicado al ocio (*ex ante*).

tiempo de ocio a desplazar por las tareas domésticas una vez que retorna el servicio) y por lo tanto también lo sería el costo de falla que efectivamente enfrenta el hogar.

En el sentido opuesto, adoptando el supuesto de los autores de que ninguna actividad ociosa pueda desarrollarse durante el corte, el valor marginal del ocio implica una subestimación del valor de la falla. Esto es así porque la parte del ocio perdido durante el corte seguramente sea cualquiera menos la que el hogar asigna como de valor marginal. De hecho, las restricciones de energía eléctrica suelen aplicarse en las horas del día posteriores a la finalización de la jornada laboral (pico de demanda de electricidad), cuando la valoración del ocio puede suponerse mayor.

Un punto adicional al adoptar el método de la función de producción tiene que ver con el tratamiento de los miembros del hogar que no desarrollan tareas remuneradas. Es el caso de las personas desempleadas, los jubilados y los estudiantes. En el trabajo para Holanda, los autores lo resuelven suponiendo que estos individuos valorizan sus horas de ocio a la mitad del salario marginal, puesto que disponen de más tiempo libre y su valor marginal por lo tanto es menor. Señalan también que “los desempleados tienden a ser individuos menos capacitados y por lo tanto su salario por hora es menor cuando están empleados” De Nooij *et al* (2007).

Como queda de manifiesto, el costo de falla estimado a través del método de la función de producción del hogar tiene algunos elementos que subestiman²⁴ y otros que sobrestiman al costo para el hogar de la restricción del servicio.

Está enfocado a valorizar un conjunto de usos de la energía eléctrica que no constituyen el núcleo más valioso de las prestaciones de la energía eléctrica (como se señaló, se supone que las tareas domésticas desplazan ocio luego del corte, por lo que puede asumirse que las primeras tienen como mínimo el mismo valor que el último). Sin embargo, puede aceptarse que la pérdida de ocio que ocasiona un corte de energía tiene un valor para el hogar que es superior al que éste asigna para un racionamiento voluntario de igual magnitud.

A pesar de las debilidades del enfoque, se utilizó en este trabajo para valorizar la energía no suministrada bajo un escenario de cortes de energía que aún siendo preanunciados, implican un menor control del hogar sobre la energía racionada, y por ende, un daño mayor comparado con el racionamiento eficiente.

²⁴ Debe recordarse que el método propuesto no computa pérdidas asociadas a descomposición de alimentos, pérdida de confort del hogar, etc.

6. ESTRATEGIA EMPÍRICA.

6.1. Pérdida de excedente del consumidor con racionamiento eficiente.

De acuerdo a la ecuación (11), el costo de falla medio cuando el racionamiento es eficiente se expresa como:

$$CFME(\lambda) = P_t - \frac{\lambda P_t}{2\beta} \quad 11.$$

La elasticidad-precio de la demanda es la variable crítica en la ecuación de costo de falla medio. A partir de la estimación de dos modelos de demanda, uno para Montevideo y otro para el Interior, y la distribución de los suscriptores entre esas dos regiones, se halla el CFME para el sector residencial en su conjunto.

6.1.1. Elasticidad-precio de la demanda de energía eléctrica.

Se utiliza como punto de partida para el cálculo de la elasticidad precio de la demanda los modelos mensuales presentados en UTE-DECON (2009), utilizando al igual que en ese trabajo la metodología Box-Jenkins para la especificación de los modelos ARIMA. Se consideró una muestra de datos de los años 2003 a 2012.

Las variables consideradas aquí tienen, en algunos casos, modificaciones

respecto a UTE-DECON (2009). Las variables consideradas y sus diferencias con aquél trabajo se detallan a continuación:

- **VARIABLE EXPLICADA: Consumo de los clientes residenciales suscriptos a la Tarifa Residencial Simple (TRS).**

Los clientes residenciales de UTE tienen tres tarifas posibles a las que suscribirse.

La Tarifa Consumo Básico Residencial (TCB), vigente desde 2010, busca facilitar el acceso a la energía eléctrica para usos elementales por parte de los hogares. Comenzó representando el 11% de los suscriptores residenciales y a enero 2014 apenas supera el 14%.

La Tarifa Doble Horario Residencial (TDHR) tiene como objetivo desplazar consumo desde el horario Punta (17 hs a 23 hs, hora oficial) hacia el horario Fuera de Punta (restantes horas del día), transmitiendo la señal de precio correspondiente. El porcentaje de suscriptores desde el año 2000 ha variado entre el 2% y el 4% del total de clientes residenciales.

Finalmente, la Tarifa Residencial Simple (TRS) es la que agrupa a la mayoría de los clientes residenciales de UTE. A principios del año 2000 representaba el 99% de los clientes de esa clase, y en 2014 aún significa el 82%. Cabe señalar que a la TRS pueden suscribirse viviendas colectivas, como ser Hospitales, Cuarteles,

Hoteles, Casas de Salud, Colegios, etc. El objetivo de este trabajo es estimar el costo de falla de los clientes residenciales, lo que la Reglamentación General para aplicación de Tarifas Eléctricas de UTE define como viviendas particulares.²⁵ Consultada la Dirección Nacional de Energía (DNE) respecto a la participación de este tipo de viviendas en el total de clientes de la TRS, para 2013, se obtuvo que representaban el 98% del total.

Tabla 4. Suscriptores TRS – Año 2013.

Suscriptores TRS (año 2013)	Cantidad de suscriptores TRS
Residencial	897.099
Otros (CIUU)	14.089

Fuente: DNE.

En suma, por la importancia relativa de la TRS en el conjunto de clientes residenciales, y por la representatividad de éstos en relación al usuario objetivo de este trabajo, se seleccionó al consumo bajo la TRS como variable a explicar en el modelo de

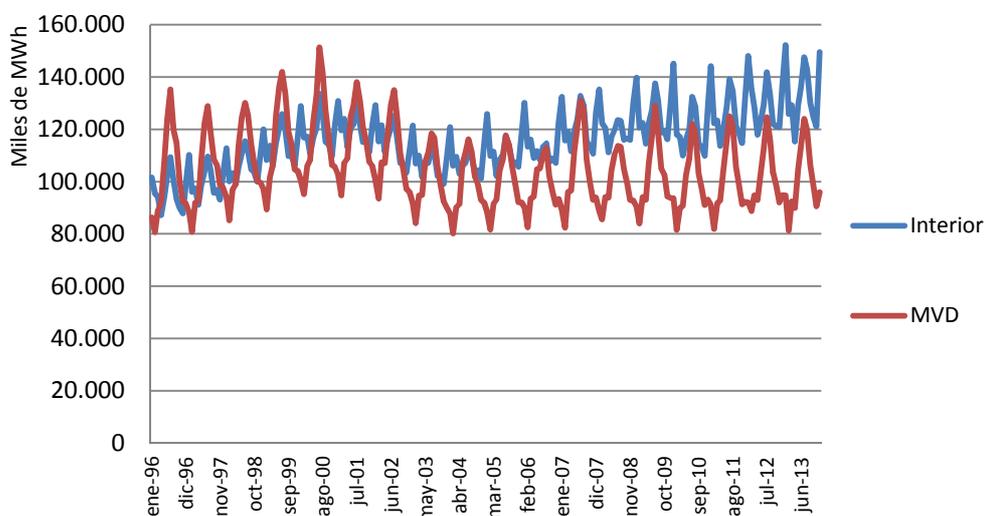
²⁵ Art. 7°. Viviendas particulares, ocupadas por uno o más hogares particulares con fines de casa-habitación (alojar personas en forma permanente o temporaria).

demanda.

Aquí se encuentra una primera diferencia en relación a UTE-DECON (2009), porque en ese trabajo la variable *output* es el total de energía residencial. El no optar por estimar un modelo para todo el sector residencial tiene que ver con la elección de la variable precio a incluir, que se presenta más adelante.

El siguiente gráfico muestra la evolución del consumo eléctrico residencial de Montevideo e Interior desde 1996 a 2013.

Figura 6 - Consumo de energía eléctrica mensual TRS.



Fuente: UTE.

- **Salario real.** Al igual que en UTE-DECON (2009), como indicador del ingreso de los usuarios residenciales se tomó la evolución del

Índice Medio de Salarios (IMS) deflactado por el Índice de Precios al Consumidor (IPC). En ocasión de estimar un modelo en variables nominales a modo de control, se utilizó el IMS sin deflactar.

- **Precio promedio de la energía eléctrica de la TRS.** En UTE-DECON (2009) los precios se construyen a partir de la relación entre la facturación a los clientes residenciales y los kWh consumidos.

En el modelo estimado en este trabajo, atendiendo el requisito de causalidad unidireccional mencionado en la sección (5.1.3), se sigue la recomendación de Taylor, L. (1975, pág. 79), en el sentido de no incluir un precio promedio de la energía eléctrica calculado *ex – post* (como cociente de facturación y energía). El autor sugiere utilizar una variable representativa del precio marginal, que corresponde al precio pagado por el último bloque de energía. La dificultad en este punto radica en que los consumidores enfrentan tres precios diferentes según su consumo²⁶:

- Menos de 100 kWh mes: \$ 3,833/kWh.
- Entre 101 – 600 kWh mensuales: \$ 5,007/kWh.
- Más de 601 kWh: \$ 5,945.

Por lo tanto, en la totalidad de clientes de la TRS los consumos

²⁶ Pliego tarifario enero 2014.

promedio mensuales pueden ubicarse en las diferentes franjas. Atendiendo a la información disponible desde el año 1992 a la actualidad, el consumo mensual promedio se ha ubicado año a año en la segunda franja, por lo que se adoptará el supuesto de que el precio marginal que observan las familias es el correspondiente a la segunda franja.

Además, no se consideran cargos fijos, por entender que no forman parte de la decisión de consumo mensual de los suscriptores.

Para la estimación del modelo en variables reales, se deflactó la segunda franja de la TRS por el IPC. Para el modelo nominal se mantuvo el valor de la tarifa tal cuál figura en el pliego tarifario.

- **Precio de energéticos sustitutos relevantes.** En el trabajo de UTE-DECON (2009) no se incorpora al precio de los energéticos sustitutos como variable explicativa de la demanda residencial. En el Documento 4.2 de Diciembre 1995 del convenio entre UDELAR (Facultad de Ingeniería y Facultad de Ciencias Económicas) y UTE se hace referencia a la modelización con el precio del supergás, pero se observaron altas correlaciones de dichos precios con las tarifas eléctricas, por lo que se eliminaron del trabajo.

En primer lugar corresponde determinar cuáles son los usos que un

hogar promedio del Uruguay hace de la energía eléctrica para saber con qué opciones sustitutas cuenta. De acuerdo al Informe del Sector Residencial (2006) realizado por la DNE, la energía eléctrica es el segundo energético en importancia después de la leña, más de tres veces superior al consumo de Supergás, medido en toneladas equivalentes de petróleo (tep). El siguiente cuadro resume la participación de los diferentes energéticos.

Tabla 5. Consumo por fuente – Sector Residencial

Sector Residencial														
<i>Participación de las Fuentes en el Consumo de Energía Neta</i>														
Año 2006 – en %														
Usos	GN	SG	GP	GO	DO	FO	KE	LE	CV	NF	EO	RB	EE	Total
Iluminación		0,3					1,1						98,6	100,0
Cocción	1,4	35,2	0,3				0,1	56,0	0,3			1,7	5,0	100,0
Calentamiento de Agua	5,5	4,4	0,1	1,0		0,1	0,0	9,7				0,6	78,7	100,0
Calefacción	1,6	5,6	0,1	1,7	0,2	3,3	1,1	80,6	0,0			1,9	3,8	100,0
Conservación de Alimentos		0,2											99,8	100,0
Refrigeración y Ventilación													100,0	100,0
Bombeo de Agua											6,8		93,2	100,0
Fuerza Motriz													100,0	100,0
Otros Artefactos								0,0		0,3			99,7	100,0
TOTAL	1,9	12,7	0,1	0,7	0,1	1,1	0,5	43,4	0,1	0,0	0,0	1,2	38,2	100,0

Fuente: DNE.

De todos los usos relevados en la encuesta encargada por la DNE, los únicos en que la energía eléctrica tiene sustitutos relevantes son: cocción (las fuentes principales son supergás y leña), calefacción (principalmente leña y algo de supergás), y calentamiento de agua, donde la energía eléctrica es la principal fuente, pero participan nuevamente leña, gas natural y supergás, en ese orden.

Para contemplar la posibilidad de que existan elasticidades cruzadas entre las diferentes fuentes de energía se incorporaron las series de Leña, Gas por Cañería y Supergás disponibles en el INE. Se incorporaron estas series solamente para el modelo expresado en variables reales, que a la postre es el utilizado para los cálculos de costo de falla.

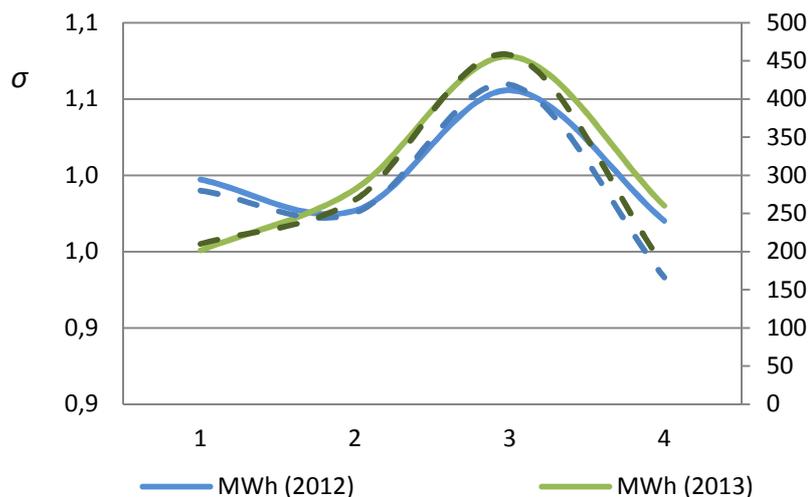
- **Temperatura.** Las condiciones del clima tienen impacto sobre el comportamiento de la demanda de energía eléctrica. En Uruguay en los meses de frío la demanda de energía eléctrica (y de otros energéticos) es más intensa. Por otro lado, dada la creciente penetración de equipos de aire acondicionado en los últimos años, los meses de verano han aumentado su participación en el total de la demanda anual de energía eléctrica.

Para analizar el efecto del clima sobre la demanda, la Administración del Mercado Eléctrico (ADME) en su Informe Anual 2013²⁷, agrupa la energía entregada a Distribución en trimestres calendario. Se relaciona la demanda de cada trimestre, (corregida por el efecto semana santa) respecto al promedio trimestral de ese mismo año y la evolución de la temperatura en cada uno de los trimestres.

²⁷ www.adme.com.uy/mmee/pdf/informes/anual/InformeAnual2013.pdf

Las variables utilizadas para representar el efecto temperatura son los Heating Degree Days (HDD) y los Cooling Degree Days(CDD) totales de cada trimestre. Los HDD se definen como el número de grados-día en que la temperatura estuvo debajo de los 15°C, y los CDD registran los grados-día en que la temperatura media fue mayor a 20°C. El siguiente gráfico muestra el vínculo entre HDD, CDD y demanda.

Figura 7 – Consumo eléctrico y temperatura.



Fuente: ADME

El coeficiente σ se define como:

$$\sigma = \frac{\text{demanda trimestral observada}}{\text{demanda total anual}/4}$$

Para contemplar el impacto de los excesos de temperatura en la

demanda, en este trabajo se recurre a la variable utilizada en UTE-DECON (2009):

LFRIO: logaritmo de la temperatura media observada para los meses de invierno, al resto de los meses se asignaron ceros.

LCALOR: logaritmo de la temperatura media observada para los meses de verano, al resto de los meses se asignaron ceros.

- **Efecto calendario:** El tratamiento del efecto calendario en la demanda de energía eléctrica es el mismo de UTE-DECON (2009). Este efecto representa la influencia de los diferentes meses del año, la distinta cantidad de días por mes, y su diferente composición en términos de número de lunes, martes, etc. En ese trabajo se expone un modelo determinístico, que se detalla en el ANEXO V.
- **Medidas de ahorro y restricciones.** Uruguay ha atravesado períodos de escasez de energía eléctrica de variada intensidad y duración. La más grave de esas situaciones en los últimos años fue la sequía de 1989. Eso llevó a medidas de ahorro voluntario a partir de febrero, que continuaron en abril bajo la forma de medidas compulsivas, con prohibición del empleo de electricidad para calefacción en los sectores residencial y comercial, reducción de iluminación y del empleo de ascensores. En los meses de junio y julio se pasó a la fase de cortes rotativos de tres y seis horas, una vez por semana.

Ya en este siglo, por Decreto de marzo de 2005 se implementan medidas de ahorro voluntario para los sectores residencial, comercial e industrial y ahorros obligatorios para todas las dependencias del Estado.

En el año 2006, por Resolución Ministerial del mes de abril retornan las medidas de ahorro obligatorio para el sector público, que luego se complementan con medidas voluntarias y obligatorias para los sectores residencial, comercial y servicios. Todas las medidas dejaron de tener vigencia el 23 de Agosto.

Posteriormente, en abril de 2008 ante riesgo de abastecimiento futuro, se establece una meta de disminución de un 5% del consumo en el sector público, mientras que para el sector comercial y servicios se establecen medidas de ahorro voluntario. En mayo de ese mismo año, hasta mediados de julio, se establecen medidas de carácter obligatorio para ambos sectores. Según un estudio realizado por el Grupo de Demanda de UTE, el ahorro alcanzado en el segundo cuatrimestre del año ascendió al 5,7% respecto a la energía prevista²⁸. El plan de ahorro de energía del sector público quedó sin efecto recién el 14 de Julio de 2010.

²⁸ UTE, Memoria Anual 2008.

Finalmente, el 14 de Mayo de 2012 se establece por Decreto que los organismos públicos alcancen un 10% de ahorro entre los meses de mayo y julio tomando como base los consumos promedios de cada mes en los últimos tres años, medida similar a la de abril del año 2008.

La medida de 2012 fue complementada por una campaña de UTE denominada “Tu ahorro vale doble” que premió a los usuarios por cada kilowatt hora de ahorro. Este plan estuvo vigente los meses de mayo, junio y julio y consistió en comparar mes a mes el consumo registrado en 2012 con el promedio de igual mes de los años 2010 y 2011. Del ahorro en kWh surgido de esa comparación, UTE descontó la misma cantidad de kWh en facturas posteriores.

El trabajo de UTE-DECON (2009) incluye dos variables *dummies* para contemplar las medidas de ahorro energético en los modelos residenciales: una para las medidas de ahorro forzoso de 2006 (AHORRO) y otra para las de 2008 (AHORRO08). En esta tesis se utiliza la variable AHORRO para representar tanto las medidas de 2006 como las de 2008, y se incluye una variable representativa del plan “Tu ahorro vale doble” de UTE para los meses de su vigencia. (AHORROV2)

- **Cambio de tarifa.** Como se mencionó, a diferencia de UTE-DECON (2009) que modela la demanda residencial en su conjunto, este trabajo

busca modelar únicamente el consumo de los clientes de la Tarifa Residencial Simple. En ese sentido, se analiza el efecto que pueda tener la fuga de suscriptores de TRS hacia otras tarifas (TRDH o TCB).

A partir de junio del año 2009, UTE lleva adelante campañas de estímulo para que sus clientes opten por la TRDH²⁹. En diciembre de 2009 el número de suscriptores de esa tarifa era un 30% mayor que en enero. Para contemplar un posible efecto de ese plan, se incluye una variable *dummy* denominada OPINTEL.

Al año siguiente, a partir de febrero 2010, 130.000 clientes de la TRS pasaron automáticamente a TCB, y luego de esa fecha siguieron incorporándose en forma voluntaria, llegando en la actualidad a ser más de 170.000 suscriptores. Por las características de estos clientes (se trata de usuarios de bajo consumo mensual), se espera que su retiro de la tarifa TRS tenga un efecto relativamente menor sobre el consumo en esa tarifa. La variable que contempla este efecto es TCB, una variable *dummy* que toma valores 0 antes de febrero 2010 y 1 a partir de ese mes.

- **Turistas.** Siguiendo a UTE-DECON (2009), para contemplar el efecto que pueda tener el ingreso de turistas a nuestro país sobre la

²⁹Campaña Opción Inteligente implementada entre el 1 de junio al 30 de noviembre de 2009.

demanda residencial del Interior, se utilizó la variable TUR que representa al turismo receptivo, de cualquier origen.

- **Carnaval y pascua.** Se incluyeron variables *dummies* para captar el efecto de las semanas de carnaval y turismo sobre la demanda de los suscriptores del interior, tal como se aplicaron en UTE-DECON (2009).

El siguiente cuadro resume las variables consideradas en los modelos de demanda estimados en este trabajo, según la región comprendida:

Tabla 6 – Variables del modelo de demanda.

Variable dependiente	
MWh consumidos por la tarifa TRS en Montevideo. (REM)	MWh consumidos por la tarifa TRS en Interior. (REI)
Variables explicativas	
Salario Real (ISR) Salario Nominal (IMS)*	Salario Real (ISR) Salario Nominal (IMS)*
Precio de la energía eléctrica. <ul style="list-style-type: none"> • Precio segunda franja TRS deflactado por el IPC: PE2 (REAL). • Tarifa TRS, segunda franja: pe2* 	Precio de la energía eléctrica. <ul style="list-style-type: none"> • Precio segunda franja TRS deflactado por el IPC: PE2 (REAL). • Tarifa TRS, segunda franja: pe2*
Precio de Energéticos Sustitutos (deflactados por IPC): <ul style="list-style-type: none"> • Supergás.(IPSGR) • Gas por cañería.(IPGASRED) • Leña (IPLER) 	Precio de Energéticos Sustitutos (deflactados por IPC): <ul style="list-style-type: none"> • Leña.(IPLER) • Supergás.(IPGASRED)

<p>Temperatura</p> <ul style="list-style-type: none"> • Exceso de frío: LFRIO. • Exceso de calor: LCALOR. 	<p>Temperatura</p> <ul style="list-style-type: none"> • Exceso de frío: LFRIO. • Exceso de calor: LCALOR.
<p>Efecto calendario</p> <ul style="list-style-type: none"> • DS1 a DS11. • DLU a DSA. • DMES. 	<p>Efecto calendario</p> <ul style="list-style-type: none"> • DS1 a DS11. • DLU a DSA. • DMES.
<p>Restricciones</p> <ul style="list-style-type: none"> • Medidas de ahorro (2006 y 2008): AHORRO. • Plan tu ahorro vale doble: AHORROV2. 	<p>Restricciones</p> <ul style="list-style-type: none"> • Medidas de ahorro (2006 y 2008): AHORRO. • Plan tu ahorro vale doble: AHORROV2.
<p>Cambio de tarifa</p> <ul style="list-style-type: none"> • Plan opción Inteligente: OPINTEL • Creación de la Tarifa de Consumo Básico: TCB 	<p>Cambio de tarifa</p> <ul style="list-style-type: none"> • OPINTEL • Creación de la Tarifa de Consumo Básico: TCB
	<p>Turismo externo e interno</p> <ul style="list-style-type: none"> • TUR • CARNA7 • PSC

*Variables utilizadas para el modelo nominal.

Fuente: elaboración propia.

6.2. Valor del ocio y consumo de energía eléctrica.

La estimación del costo de falla de los hogares en el período t comienza calculando el Valor del Tiempo Libre (VTL) de los hogares:

$$VTL_t^{\text{Hogares}} = \frac{VTL_t^{\text{emp}} * Pobl_t^{\text{emp}} + VTL_t^{\text{no empleados}} * (Pop_t - Pobl_t^{\text{emp}})}{\text{Cantidad de hogares}} \quad 14.$$

Siendo Pop_t el total de la población del país. En la ecuación (14) el valor del tiempo libre de los hogares (VTL^H) es la suma del correspondiente al total de empleados de Uruguay sumado al de la población no empleada, en el período t .

Para el caso de los empleados, el VTL es el producto entre el total de horas de ocio y el salario líquido horario (w_t), en el período t

$$VTL_t^{\text{emp}} = (T_t - TDS_t - TR_t) \cdot w_t \quad 15.$$

Las horas de ocio son aquellas que no se dedican al trabajo (remunerado o doméstico) ni al cuidado personal (que incluye las horas de sueño). El tiempo de ocio queda definido como la diferencia entre T_t (total de horas del período) menos TR_t (total de horas de trabajo remunerado en t) y TDS_t las horas de trabajo doméstico y las dedicadas a dormir de las personas empleadas.

La fuente de donde se extrae la información para construir el VTL surge de la Encuesta Continua de Hogares (ECH) que realiza el INE. Se toma como año de referencia el 2011 y se considera información mensual ($t=\text{mes}$):

- $Pobl_t^{\text{emp}} = TE_t * TA_t * Pobl.$

(TE : tasa de empleo, TA : tasa de actividad, Pob. : población 2011)

- $T_t = \text{nro. de días del mes} * 24 \text{ hs.}$
- $TDS_t = \text{nro. de días del mes} * 11 \text{ hs.}$ Se suponen ocho horas de sueño por persona ocupada, y tres horas de trabajo doméstico³⁰.
- $TR_t = \text{horas promedio trabajadas en el mes}$ ³¹.
- $W_t = \frac{\text{Ingreso salarial medio (sin aguinaldo)} * (\text{IPCt},2011 / \text{IPCt},2005)}{\text{Nro.de días del mes} * 24\text{hs}}$

Para el caso de los desempleados, se considera que por ser menos escasas, las horas de ocio se valoran menos. En esta tesis se asume el criterio de De Nooij (2007):

$$VTL_t^{\text{emp}} = (T_t - TDS_t) \cdot (0,5 \cdot W_t) \quad 16.$$

El costo de falla de los hogares se calcula como:

³⁰ De acuerdo al documento "Uso del tiempo y trabajo no remunerado en Uruguay" (FCS-INE, Setiembre 2007), Pág. 44, las mujeres dedican por semana 28,6 hs. promedio al trabajo doméstico, mientras que los hombres dedican 12,5 hs. Ponderadas por el porcentaje de hombres y mujeres del Censo 2011, suman 2,95 hs. por día de dedicación al trabajo doméstico.

³¹ Valores mensuales semanales disponibles en www.ine.gub.uy/Actividad/ Promedio de Horas Habituales Trabajadas por Sector de Actividad. Período 2011 al último dato disponible

$$CF_{\text{Hogares}, t} = \frac{VTL_t^{\text{Hogares}} * FE}{\text{Consumo residencial de energía eléctrica}_t} \quad 17.$$

FE = factor de dependencia del ocio de la energía eléctrica (0,5-1). El enfoque de Munasinghe (1979) asume una pérdida total de ocio durante el corte. Linares y Rey (2012) recogen el mismo supuesto. En el caso de (Growitsch *et al*, 2013 y Piaszeck *et al*, 2013), se asume que la pérdida de ocio es del 50%, basados en que no todas las actividades relacionadas con el tiempo libre requieren de electricidad.

7. RESULTADOS OBTENIDOS.

7.1. Método del excedente del consumidor.

En esta sección se presentan los resultados obtenidos con los modelos de demanda ajustados para los clientes de la TRS, para Montevideo e Interior. Luego se aplican las elasticidades precio obtenidas para el cálculo del costo de falla regional y total

7.1.1. Los determinantes de la demanda de energía eléctrica en Uruguay.

Se comienza analizando la estacionariedad de las series seleccionadas para estimar los modelos multivariantes de demanda de energía eléctrica³². A partir de ese análisis, se aplicó una transformación logarítmica de las variables, y se estimó un modelo en primeras diferencias.

A continuación se presentan los resultados obtenidos para la muestra 2003-2012, que incluye la estimación de la elasticidad precio que se utilizará para el cálculo del costo de falla. Los resultados completos de los modelos real y nominal estimados se encuentran en el ANEXO VIII. En el ANEXO IX se presentan evaluaciones de la capacidad predictiva de los

³² Los *tests* ADF aplicados se muestran en el Anexo VII.

modelos.

- **Clientes TRS de Montevideo.**

El consumo de los suscriptores montevideanos de la TRS demostró ser sensible a la evolución del salario real, las condiciones climáticas y también a la tarifa en términos reales, representada por el segundo tramo de la TRS deflactada por el IPC. A pesar de que algunas variables calendario no son significativas, su inclusión en el modelo como conjunto es relevante.

Por su parte, resultaron significativos los planes de ahorro de 2006 y 2008 y el cambio de tarifa a TCB, mientras que la intervención de la serie por la presencia de datos atípicos pudo haber captado el impacto del Plan Tu Ahorro Vale Doble a través de la variable 201208. Las intervenciones fueron las siguientes:

- De tipo escalón: 200410, 200703, 200801, 201007.
- De tipo aditivo: 200407, 200601, 200909, 201106, 201208.

La promoción para el cambio de tarifa hacia el doble horario (Opción Inteligente) no resultó significativa. Tampoco resultaron significativos los precios de los energéticos sustitutos, descartándose la presencia de elasticidades-precio cruzadas como determinantes del consumo residencial de energía eléctrica en Montevideo.

Puesto que las variables están expresadas en logaritmos, el coeficiente correspondiente a la tarifa en términos reales puede interpretarse como la elasticidad-precio de la demanda de corto plazo. La reacción del consumo a la tarifa no es nula, (-0,077) pero puede afirmarse que es baja. Además, la respuesta de los consumidores ante la señal del precio real es lenta: recién el rezago número 6 es significativo al 5%.

Podría argumentarse que el consumidor solo es consciente del cambio en la tarifa nominal, por lo que la tarifa real no sería relevante. El modelo estimado con el Índice Medio de Salarios y la TRS nominal arroja una elasticidad-precio apenas mayor: -0,09 para el rezago 6.

- **Clientes TRS del Interior.**

El salario real resultó significativo: la elasticidad ingreso en el modelo Interior (0,47) es muy similar al caso de Montevideo (0,48). En ambas regiones el efecto sobre el consumo se verifica seis meses después del cambio en el salario.

Las variables climáticas también son relevantes en el caso de los clientes TRS del interior, pero la sensibilidad a los cambios en la temperatura media del invierno y del verano es menor sobre la energía consumida, comparado con el caso de Montevideo.

Las medidas de ahorro energético de 2006 y 2008 y la creación de la TCB también fueron significativas. En particular esta última duplicó su impacto

en relación al caso de Montevideo. Se incluyeron tres variables *dummy* para la intervención de atípicos:

- De tipo escalón: 200801, 201208.
- De tipo aditivo: 200805.

Al igual que el caso de Montevideo, el cambio de tarifa hacia el doble horario (Opción Inteligente) no resultó significativa, y tampoco ninguno de los precios de los energéticos sustitutos.

La variable de interés, la elasticidad precio de la demanda, es de -0,09, similar a la encontrada para el caso de Montevideo, pero en este caso los consumidores captan la señal de precio con un retraso de 10 meses. Es decir que no hay impactos significativos de la TRS en términos reales hasta casi un año después.

También se estimó un modelo en variables nominales como en el caso Montevideo, siendo la elasticidad precio de -0,11 y -0,10, para los rezagos 4 y 10 de la variable P2 respectivamente, que representa a la segunda franja de TRS en su expresión nominal.

- **Modelo TRS global.**

Finalmente, se estimó un modelo con la energía total vendida bajo la tarifa TRS. En este caso la elasticidad precio es de -0,08 para el rezago diez, significativo al 10%.

Las variables que fueron significativas para los modelos TRS Montevideo e Interior lo son también para el modelo global.

- **Resumen de resultados obtenidos de elasticidad - precio de la demanda y comparación con otros estudios.**

Los modelos estimados en el presente trabajo confirman que el consumo eléctrico es sensible al precio expresado términos reales y también nominales. La elasticidad-precio real se ubica aproximadamente entre -0,08 y -0,09, y el efecto del cambio en el precio sobre el consumo de electricidad de los suscriptores TRS se efectiviza en un plazo que va de los 6 a los 10 meses.

Por su parte, la elasticidad ingreso medida a través del coeficiente de la variable ISR, es alta: cercana a 0,5, y es significativa a partir del sexto mes de ocurrido el cambio en el salario. Este resultado es consistente con los valores de elasticidad-ingreso de corto plazo obtenidos en Gerschuni (2013) de 0,52.

Los coeficientes obtenidos para las variables climáticas no deben interpretarse como una mayor sensibilidad del consumo a las temperaturas de verano que a las de invierno. Los meses de mayo a agosto siguen siendo los de mayor consumo como revelan los coeficientes de las variables calendario DS5 a DS8.

Lo que están midiendo los coeficientes de $D(LCALOR)$ y $D(LFRIO)$ es el efecto de los cambios de temperatura media mensual dentro del verano e invierno respectivamente. Los excesos de calor que puedan ocurrir en verano generan aumentos en $D(LCALOR)$, y lo mismo sucede con menores registros de frío excesivo en invierno sobre $D(LFRIO)$. Si la relación entre el consumo de la electricidad y la temperatura fuera no lineal³³, entonces los coeficientes muestran una asimetría en la reacción del consumo ante los extremos de temperatura en una y otra estación.

En la siguiente página se resumen los resultados obtenidos en este trabajo para los modelos TRS Interior, Montevideo y Global, considerando las variables ingreso y precio en términos reales. Se incluyen también los resultados obtenidos por Lanzilotta, B. y Rosá, T. (2012) para el período 2000-2011. En ese trabajo, las autoras realizan nuevas estimaciones de la demanda de energía eléctrica partiendo de los modelos desarrollados

³³ Lanzilotta, B. y Rosá, T.: "Prediction models for electric energy with daily data: methodological proposal and application to the Uruguayan case". Cinve (2013).

en UTE-DECON (2009), para clientes no residenciales y residenciales. Para este último caso, estiman el consumo del conjunto de las tarifas residenciales, y la variable precio que incorporan es calculada a partir del cociente entre la facturación y los MWh consumidos de ese subgrupo de clientes de UTE. Los resultados se presentan para Montevideo e Interior.

Tabla 7 – Resumen de resultados

Variables	Resultados de este trabajo			Lanzilotta-Rosá (2012)	
	Clientes TRS MVD	Clientes TRS INT	Clientes TRS Global	Residencial MVD	Residencial INT
ISR					
1er retardo				0.354***	0.247***
5to retardo					0.152*
6to retardo	0.478***	0.487***	0.324***	0.121*	
Precio					
6to retardo	-0.077**			-0.094***	
10mo retardo		-0.093**	-0.079*		
Exceso de temp. verano	0.204***	0.139***	0.161***	0.110***	0.126***
Exceso de temp. invierno	-0.148***	-0.089***	-0.103***	-0.156***	-0.101***
Ahorro 2006				-0.0147*	
Ahorro 2008				-0.043***	-0.029***
Ahorro 06-08	-0.041***	-0.045***	-0.038***		
TCB	-0.039***	-0.062***	-0.057***		
Pascua		0.002***			
Carnaval					0.0008*

Turistas		0.031***	0.019**	No	
Efecto calendario (7 días)	Si	Si	Si	Si	Si
Dummies estacionales	Si	Si	Si	Si	Si
Estructura ARMA	AR(1) MA(2)	AR(2) AR(3) MA(10)	AR(2) AR(3)	AR(2) AR(3) MA(5)	AR(2) AR(12)
Intervenciones	200410, 200703, 200801, 201007 (escalón) 200407, 200601, 200909, 201106, 201208 (aditivo)	200801, 201208 (escalón) 200805 (aditivo)	200611 (escalón) 201208 (aditivo)	20006, 200407, 200410, 200606, 200703, 200801, 201007 (escalón) 200605, 200909, 201105 (aditivo)	200102, 200403, 200405, 200605, 200606, 200610, 200709, 201007, 201012, 201106 (escalón) 200909 (aditivo)
S.E de la regresión	0.009091	0.009136	0.011854	0.009475	0.10844
Nº Observaciones	120	120	120	193	144

Nota: *** significativo al 1% ** al 5% * al 10%.

Fuente: elaboración propia.

A esta altura es oportuno detenerse en los resultados de elasticidad precio obtenidos en este trabajo, para compararlos con los utilizados por Benavente *et al* (2005B) en la estimación del costo de falla de larga duración del sistema chileno.

En primer lugar, ese trabajo recurre a uno previo (Benavente *et al*

(2005A)) de donde extrae datos de elasticidad-precio que van desde un mes (-0,05), un año (-0,27) hasta dos años (-0,35), está última que puede considerarse como una elasticidad de largo plazo. Los autores interpretan que el consumidor es capaz de ajustar su demanda de electricidad al mes siguiente de una variación en el precio, pero a medida que pasa el tiempo logra un ajuste en su stock de electrodomésticos y en su régimen de consumo que le permiten una corrección aún mayor de la cantidad demandada de energía eléctrica.

En Benavente *et al* (2005A) se explica la dinámica de precios en el mercado de electricidad chileno:

“El precio que enfrentan los consumidores cambia mes a mes, influido por tres factores. Primero, cada cuatro años la CNE regula el VAD de cada distribuidora para cada una de las áreas geográficas que atiende, conocidas como áreas de concesión. Segundo, cada seis meses también fija el precio de la energía, y de la potencia, el así llamado precio de nudo. Tercero, la tarifa real que paga el consumidor cambia mes a mes, porque el reajuste por inflación ocurre cada seis meses. Nótese que, por lo tanto, la tarifa eléctrica es fijada por el regulador cada mes, no se ajusta a las condiciones de demanda y es exógena desde el punto de vista econométrico.” Benavente *et al* (2005A), pág. 43.

En el caso de Uruguay, el ajuste de tarifas es mucho más parsimonioso.

En el período entre 2003-2012, en un total de 120 meses, la tarifa cambió sólo 18 veces. Es decir, se mantuvieron fijas en promedio más de 6 meses.

Los resultados de elasticidad precio del presente trabajo no demuestran que haya una reacción en el consumo de energía eléctrica residencial en umbrales menores a los 6 meses. Es más, para el caso de los clientes del Interior sólo se puede sostener que los cambios de precio influyen en la demanda recién a los 10 meses. La causa del lento ajuste de la demanda al precio, en comparación con el caso de Chile, puede deberse a que la relativa estabilidad de las tarifas eléctricas en Uruguay provocan una baja visibilidad de la señal de precio por parte de los consumidores.

En otro orden, en Benavente *et al* (2005A) se obtuvieron elasticidades cruzadas significativas con el precio de energéticos sustitutos de la electricidad, lo que puede revelar una mayor facilidad para la sustitución del consumo eléctrico en Chile comparado con Uruguay, o nuevamente escasa percepción de los consumidores uruguayos a la variación de los precios también para las fuentes de energía alternativas a la electricidad.

Las afirmaciones respecto a la visibilidad de la señal de precio de las fuentes de energía requieren de una demostración que excede los objetivos de este trabajo.

Una conclusión que se extrae de los resultados de elasticidad-precio de la

demanda es que si se desea gestionar un déficit de energía a través de su precio, el operador debería ser capaz de detectar el fenómeno 6 meses antes de que éste ocurra. Si no fuera así, el ajuste en la tarifa tendría un efecto tardío sobre la demanda residencial.

ADME realiza semestralmente una programación estacional para los períodos noviembre-abril y mayo-octubre con el propósito de planificar la operación del sistema e identificar “las condiciones previstas en que puede surgir riesgo de racionamiento” Art. 127, Decreto 360/002. La reglamentación prevé que ante cambios en las condiciones se realice una reprogramación.

Por lo expuesto, el anticipo de un déficit de energía es factible, y el racionamiento eficiente a través del precio puede ser un instrumento efectivo.

7.1.2. Costo de falla con racionamiento eficiente de los clientes residenciales.

En esta sección se procede a calcular el costo de falla de los clientes residenciales a partir de los resultados de elasticidad-precio de la demanda de energía eléctrica para Montevideo e Interior de los clientes TRS. Por la importancia de ese tipo de suscriptores en el total de clientes residenciales, explicada en el punto 6.1.1, se supone que son representativos del sector.

Se reproduce la ecuación (11) derivada para el cálculo del costo de falla medio:

$$CFME(\lambda) = P_t - \frac{\lambda P_t}{2\beta} \quad (11)$$

Donde λ representa la profundidad de la falla, P_t es el precio de la energía eléctrica (en este trabajo representada por el segundo tramo de la TRS) y β es la elasticidad precio de la demanda.

Como se presentó en la sección (1.2), el Decreto del Poder Ejecutivo 105/013 del 2 de Abril de 2013, establece los siguientes valores para las unidades de falla:

- para la primera unidad falla el porcentaje de la demanda es 2% y el Costo Variable para el Despacho será un 10% superior al costo variable de la Central Térmica de Respaldo La Tablada,

- para la segunda unidad falla el porcentaje de la demanda es 5% y el Costo Variable para el Despacho es US\$ 600/MWh,
- para la tercera unidad falla el porcentaje de la demanda es 7.5% y el Costo Variable para el Despacho es US\$ 2.400/MWh,
- para la cuarta unidad falla el porcentaje de la demanda es 85,5% y el Costo Variable para el Despacho es US\$ 4.000/MWh.

Para la optimización de mediano y largo plazo, la interrupción del suministro ingresa al plan de operación del sistema eléctrico como una unidad de falla. Así, el operador del sistema dispone de unidades reales de generación, con sus respectivos costos variables, pero también tiene la opción de no abastecer, lo cual tiene un determinado valor para el consumidor asociado al porcentaje de demanda no abastecido, que se representa con esas unidades falla virtuales.

Para el cálculo del costo de racionamiento eficiente a través del método del excedente del consumidor, el λ de la ecuación (11) es acumulativo. Es decir que partiendo de los porcentajes de demanda asociados a las unidades de falla del Decreto 105/013 se calculará el CFME para $\lambda = (2\%, 7\%, 14,5\%, 100\%)$.

En relación al componente P_t de la ecuación (11), el siguiente cuadro muestra la TRS vigente a partir de enero 2014. El valor que se tomará para los cálculos es USD 234/MWh.

Tabla 8 - TRS (Enero 2014).

Consumo mensual	Tarifa en \$ (\$/kWh)	Tarifa en USD³⁴ (c/kWh)
Menos de 100 kWh	3,833	0,1794
De 100 a 600 kWh	5,007	0,2343
Más de 600 kWh	5,945	0,2782

Fuente: UTE.

Como puede observarse en la tabla (7), la elasticidad precio de la demanda para Montevideo se estimó en -0,077, y para el Interior en -0,093.

Para el cálculo del costo de falla del global de clientes TRS puede recurrirse a la elasticidad-precio del modelo de demanda global estimado, o ponderar los CdF parciales por la distribución de los clientes entre Montevideo e Interior. En este trabajo se recurre a la segunda opción para aprovechar las ventajas que ofrece haber estimado los dos modelos por

³⁴ TC interbancario Diciembre 2013: \$ 21,363.

separado. En la actualidad, los clientes TRS suman 1.023.594, 61% en el Interior y 39% en Montevideo.

Los resultados de costo de falla residencial para la capital, el Interior y el país en su conjunto, de acuerdo a los valores definidos, son los siguientes:

Tabla 9 - CdF Montevideo e Interior (Enero 2014).

λ	CdF MVD (USD/MWh) $\beta = -0.077$	CdF INT (USD/MWh) $\beta = -0,093$	CdF Residencial Global (USD/MWh)
2%	265	260	262
7%	341	323	330
14,5%	455	417	432
100%	1.756	1.494	1.597

Fuente: Elaboración propia.

Un primer comentario al cuadro anterior refiere a las profundidades de ahorro eficiente alcanzables en la práctica.

En Benavente *et al* (2005B) las estimaciones de costo de falla se calculan para profundidades no mayores al 10% de la demanda, porque los racionamientos eficientes “rara vez superan el 10%” Benavente *et al*

(2005B), Revista de Análisis Económico, Vol. 20, pág. 37.

A su vez, Ibarburu (1990) recurre al método utilizado aquí únicamente para valorizar un ahorro residencial del 9,4% para el mes de julio (representativo del ahorro en la estación de invierno). Supone, de acuerdo a sus cálculos, que las medidas de ahorro voluntario en enero, mes que representa la temporada estival, no tienen efecto.

Por lo expuesto, los valores obtenidos en la tabla (9) resultan válidos para porcentajes de profundidad de falla menores al 10% de la demanda.

El valor de la restricción voluntaria residencial estimada en Ibarburu (1990) se realizó considerando una elasticidad precio de -0,359, y arrojó un sobre costo sobre la tarifa de 1,13. En esta tesis, con elasticidades precio sensiblemente menores, el costo de falla es mayor: 1,58 veces la tarifa (USD 371 por MWh), para una profundidad de falla del 10%³⁵.

Por su parte, Benavente et al (2005B) estima el costo de falla para el caso de Chile para diversos períodos de duración del racionamiento eléctrico. Valiéndose de las elasticidades precio obtenidas de Benavente *et al* (2005A), calculan el costo de falla para medidas de restricción del abastecimiento sostenidas durante tres y nueve meses. De esta forma,

³⁵ Se incluyó el valor de la falla para un 10% de profundidad a los efectos de la comparación con Ibarburu (1990) y para el caso chileno, más adelante.

medidas de racionamiento de una misma profundidad (λ) tienen mayor efecto sobre el bienestar de los hogares si duran tres meses a que si lo hacen durante nueve. La explicación, antes comentada, es que en un umbral de tiempo mayor el consumidor está en condiciones de ajustar mejor su equipamiento doméstico y sus hábitos, permitiendo que el efecto unitario sobre el bienestar sea menor.

Los resultados obtenidos para el caso chileno y su comparación con los resultados de esta tesis se presentan en la siguiente tabla:

Tabla 10 - Relación CdF/Tarifa – Comparación Uruguay - Chile³⁶.

λ	Relación CdF/Tarifa A 3 meses (Chile) $\beta=-0,0785$	Relación CdF/Tarifa A 9 meses (Chile) $\beta=-0,1472$	Relación CdF/Tarifa Clientes Residenciales (Resultados propios)
2%	1,13	1,07	1,11
7%	1,63	1,28	1,41
10%	2,08	1,45	1,58

Fuente: Elaboración propia.

³⁶ Se presentan como relación entre costo de falla y tarifa, puesto que la diferencia de ésta última entre Chile y Uruguay, el tipo de cambio y los distintos años considerados no hacen comparables los cálculos en términos absolutos.

Puede observarse que para la profundidad de 2% las relaciones son bastante similares, y para un 7% de racionamiento las diferentes elasticidades involucradas hacen que los valores de CdF tiendan a divergir. En el caso del CdF calculado para Uruguay aquí, por su construcción, la elasticidad precio que está actuando es un promedio ponderado de las obtenidas para los modelos Montevideo e Interior.

Una diferencia sustancial entre las dos aplicaciones, es que en este trabajo monográfico no es viable el cálculo del efecto de la falla sobre el bienestar para períodos menores a 6 meses porque, como se demostró, la demanda residencial de Uruguay no es sensible al precio en ese lapso.

Sin embargo, a la luz de los resultados de Benavente *et al* (2005A) y antes, de Taylor (1975, pág. 101) la elasticidad de largo plazo es bastante mayor a la de corto plazo³⁷. Por lo tanto, puede afirmarse que los costos de falla de los dos primeros porcentajes de profundidad presentados en la tabla (9) representan un mínimo para medidas de racionamiento eficiente sostenidas por plazos menores a los seis meses.

³⁷ Shew (1977) adopta el supuesto de que hay una relación lineal entre la elasticidad precio anual y la trimestral, dividiendo la primera entre 4 para efectuar sus cálculos. No es la opción en este trabajo de tesis, pero confirma la idea de que si existe una elasticidad precio mensual, ésta va a ser menor a las calculadas aquí.

7.2. Método de la función de producción del hogar.

El siguiente cuadro resume los principales resultados obtenidos utilizando la metodología presentada en (6.2) para 2011. Se seleccionó ese año para aprovechar los datos de población y hogares del censo.

Tabla 11 – Resultados CdF año 2011.

	Sueldo promedio nominal (pesos corrientes)	VTL empleados (Miles USD)	VTL no empleados (Miles USD)	Consumo residencial (MWh)	Costo de falla (Miles USD)		Costo de falla Unitario (USD/kWh)	
					Factor de uso: 1	Factor de uso: 0,5	Factor de uso: 1	Factor de uso: 0,5
Enero	15.834	1.252.811	1.842.335	278.022	1.098,45	549,22	3,95	1,98
Febrero	15.965	1.360.409	1.853.505	241.497	1.140,60	570,30	4,72	2,36
Marzo	15.431	1.291.827	1.869.581	254.050	1.121,96	560,98	4,42	2,21
Abril	15.346	1.359.806	1.875.988	244.284	1.148,36	574,18	4,70	2,35
Mayo	15.535	1.417.081	1.961.563	268.102	1.199,06	599,53	4,47	2,24
Junio	15.050	1.447.197	1.910.742	293.601	1.191,71	595,86	4,06	2,03
Julio	15.433	1.416.064	1.966.761	318.874	1.200,54	600,27	3,76	1,88
Agosto	15.391	1.395.566	1.934.172	309.294	1.181,70	590,85	3,82	1,91
Setiembre	15.670	1.364.878	1.875.154	273.700	1.149,87	574,93	4,20	2,10
Octubre	15.805	1.281.777	1.918.884	260.572	1.135,89	567,95	4,36	2,18
Noviembre	16.127	1.360.577	1.916.483	248.000	1.163,01	581,50	4,69	2,34
Diciembre	16.437	1.338.996	1.902.313	267.639	1.150,32	575,16	4,30	2,15

Fuente: Elaboración propia

Como se observa en el cuadro, el costo de falla mensual es mayor en los meses de mayo, junio, julio y agosto. Si bien en invierno la relación entre ocio y consumo de electricidad (medida por el cociente entre VTL y los kWh consumidos) es menor, la mayor cantidad de energía eléctrica consumida en esos meses hace que cada hora de corte tenga un impacto mayor en el hogar.

Lo que está intermediando entre el valor unitario y el costo de falla mensual es la curva de carga que representa el patrón de consumo de los clientes, y suele expresarse en forma horaria, diaria o mensual. Los menores valores de CdF obtenidos para los meses fríos del año son consistentes con lo obtenido en Growitsch et al (2013) y Piaszeck et al (2013) para el caso de Alemania, y también en Ibarburu (1990) para Uruguay.

Es particularmente importante comparar los criterios utilizados y los resultados de la tabla (11) con los estudios realizados en Uruguay para estimar el costo de falla a través de la valorización del disfrute del tiempo libre.

En el caso de Ibarburu (1990), el cálculo del costo de falla tiene algunas características diferentes al criterio aplicado para los cálculos de la referida tabla. Ibarburu (1990) busca valorizar el ocio perdido por hora de corte, suponiendo que éste se ejecuta tres veces por semana, de 18 a 22

horas. Además, supone que los cortes se aplican luego de que el hogar ya ha efectuado ahorros, a través de medidas voluntarias y compulsivas. Esos dos supuestos impactan en forma opuesta sobre el valor de falla unitario. El período de 18 a 22 hs es el de mayor consumo en los hogares, por lo tanto, valorizar la falla en esas horas significa asociar al valor del ocio mayores unidades de consumo de energía eléctrica, y por lo tanto, un menor valor unitario del costo de falla. En sentido opuesto, al asumir que existe cierto nivel de racionamiento previo a la falla, el consumo no realizado por efecto del corte es menor.

En suma, Ibarburu (1990) trabaja con un consumo mensual equivalente a 186 kWh mes en enero, y en julio a 275 kWh mes. En esta tesis, el consumo mensual considerado es de 238 y 273 kWh respectivamente.

Para ejemplificar las diferencias entre uno y otro enfoque se comparan los cálculos correspondientes al mes de enero.

La expresión que toma el costo de falla unitario para Ibarburu (1990) puede expresarse como:

$$CF_{h, \text{enero}} = \frac{IMH_{\text{enero}} / (\text{hs trabajo mensual})}{(\text{Consumo}_{\text{hogar, enero}} (0,23)(1-0,1080)) / (4 \text{ horas} * 30 \text{ días})} \quad 18.$$

0,23: proporción del consumo entre las 18 y las 22 horas en relación al

consumo mensual.

0,1080: proporción del consumo ahorrado previamente al corte mediante medidas voluntarias y compulsivas en relación al consumo mensual.

Reordenando la ecuación (18),

$$CF_{\text{hog. , mes}} = \frac{\left[\frac{IMH_{\text{enero}}}{(\text{hs trabajo mensual})} \right] (4 \text{ horas} * 30 \text{ días})}{(\text{Consumo}_{\text{hogar,enero}} (0,23) (1-0,1080))} = 19.$$
$$\frac{2,15 * 120}{30,7} = \text{USD } 8,43 \text{ por kWh}$$

El numerador de la expresión anterior representa al valor del ocio del hogar contenido entre las horas 18 a 22 durante todos los días del mes. Esa cifra, dividida entre el consumo efectuado en esas horas representa el costo de falla por kWh.

Contrastando el criterio utilizado por Ibarburu (1990) con el de este trabajo, surgen algunas diferencias. En primer lugar, las horas de ocio valorizadas en (14) son las de todo el mes $(24 - TDS - Hs \text{ trabajadas}) * 30$, equivalentes a 50 hs semanales, no sólo las cuatro comprendidas entre las 18 y las 22 hs de los días del mes. En segundo lugar, el valor unitario del ocio es mayor, pues Ibarburu (1990) lo calcula a partir del Ingreso Medio de los Hogares, mientras que en esta tesis se sigue el criterio de Growitsch *et al* (2013) y Piaszeck *et al* (2013) de utilizar los ingresos

salariales.

Una tercera y sustancial diferencia es que en el denominador de (19) está incluido exclusivamente el consumo de las horas entre las 18 y las 22 hs, mientras que en la ecuación (17) lo está todo el consumo del mes. Lo que está relacionando esta última es la “producción” de ocio del hogar con el consumo eléctrico, e implica que el ocio contenido en las horas de trabajo doméstico o remunerado y las horas de sueño es igual a cero. Ese supuesto se puede sostener, lo que resulta difícil de fundamentar es que el cociente en (17) sea considerado una medida “del valor del ocio atribuible al consumo de un kWh de electricidad” (Piaszeck, 2013).

Desde ese punto de vista, la expresión del costo de falla horario propuesta por Ibarburu (1990) es más acertada, porque relaciona el valor del ocio de una hora con el consumo de electricidad ocurrido en esa misma hora. Por eso mismo, se presentan los resultados de CdF adoptando ese criterio, aunque conservando la estimación del Valor del Tiempo Libre de los autores alemanes:

Tabla 12 – CdF ajustado por horas de ocio (año 2011)³⁸.

	VTL del hogar (USD corrientes).	Horas mensuales de ocio (Por hogar).	Consumo por hogar por hora de ocio.	Consumo residencial durante el ocio (MWh).	Costo de falla (USD/kWh)	
					Factor de uso: 0,5	Factor de uso: 1
Enero	941,8	225,0	0,392	88,20	5,34	10,68
Febrero	978,0	212,1	0,361	76,61	6,38	12,76
Marzo	962,0	227,6	0,354	80,60	5,97	11,94
Abril	984,6	221,6	0,350	77,41	6,35	12,71
Mayo	1.028,1	232,1	0,367	85,05	6,04	12,09
Junio	1.021,8	225,4	0,413	93,14	5,49	10,97
Julio	1.029,4	230,3	0,439	101,16	5,09	10,18
Agosto	1.013,2	230,7	0,425	98,12	5,16	10,33
Setiembre	985,9	222,9	0,390	86,83	5,68	11,35
Octubre	973,9	230,3	0,359	82,66	5,89	11,78
Noviembre	997,2	222,9	0,353	78,68	6,34	12,67
Diciembre	986,3	226,7	0,374	84,91	5,81	11,62

Fuente: Elaboración propia.

En el cuadro anterior, se valoriza el costo de falla asociando al VTL los consumos en kWh correspondientes a las horas involucradas³⁹. Por

³⁸ En el ANEXO VI se presenta un detalle de los cálculos.

³⁹ Para obtener el consumo eléctrico durante las horas de ocio mensuales, se utilizó el valor aportado por Ibarburu (1990) de 23% del mes para el tramo de 18 a 22 hs todos los días, y se supuso que el resto de las horas de ocio ocurren sábado y domingo de 9 a 18 hs y de 22 a 24 hs, para completar el total de horas de ocio semanales (50 horas). El

ejemplo, para el caso de enero, con factor de uso 1:

$$CF_{\text{hogar, enero}} = \frac{VTL_{\text{hog., enero}}}{\text{Consumo}_{\text{horas de ocio}}} = \frac{941,8}{88,2} = \text{USD } 10,68 \text{ por kWh} \quad 20.$$

Es decir, el costo de falla unitario para un hogar promedio, es el cociente entre el valor del ocio en enero (calculado a partir del salario promedio, la población empleada y no empleada, el promedio de horas trabajadas en el mes, el número de personas por hogar) y el consumo de energía eléctrica durante las horas de ocio de ese mismo mes.

Comparando el valor obtenido para enero, el VTL en este trabajo es mayor al calculado por Ibarburu (1990) no sólo porque ingreso horario es más alto en 2011, sino porque se consideran todas las horas de ocio del mes (225 hs), en lugar de las 120 hs de Ibarburu (1990).

En sentido opuesto, el VTL se reparte entre un mayor consumo mensual, porque se consideran más horas de ocio, y además porque el consumo de electricidad en enero 2011 es mayor que en enero 1990.

El ejemplo presentado para el caso de enero es replicable para el cálculo del mes de julio, el otro mes para el que Ibarburu (1990) calculó el costo de falla por cortes.

consumo durante las horas de ocio en fin de semana se supuso en 14% del total del mes, en base a cálculos propios a partir de datos horarios de energía entregada a la Estación MVG.

En relación al trabajo realizado por la Consultora Colombiana S.A para URSEA en el año 2004, el cálculo del costo de falla se basa en datos de la ECH de los meses de setiembre y octubre de ese año, y en datos de consumo trimestral de energía eléctrica. La expresión que toma el costo de falla es la siguiente:

$$\text{CdF unitario}_{\text{trim}} = \frac{\text{Ingresos por hora}_{\text{trim}}}{\text{Consumo total por hora}_{\text{trim}}} \quad 21.$$

donde $\text{Ingresos por hora}_{\text{trim}} = \frac{\text{Ingreso trimestral}}{13 \text{ semanas} * 40\text{h}}$

, y $\text{consumo total por hora}_{\text{trim}} = \frac{\text{Consumo trimestral}}{3 \text{ meses} * 720\text{h}}$

El enfoque de esta consultora no hace una valoración del tiempo ponderada por las horas de ocio del hogar: lo que indica el numerador es el valor de una hora de ocio. Tampoco tiene en cuenta la curva de carga del consumidor para calcular el costo de falla, dividiendo el ingreso por hora del trimestre entre el consumo por hora de energía. El costo de falla unitario calculado por Consultora Colombiana S.A. a través de la ecuación (21) es de USD 12,21 para Montevideo y USD 10,94 para el Interior urbano.

Los resultados no difieren significativamente de los presentados en la tabla (12) para el caso de factor de uso igual a 1.

Si se divide el numerador y el denominador de (20) entre las horas de

ocio la expresión es similar a (21). La diferencia en los resultados se puede explicar porque el factor ingreso de (20) es mayor que en (21), ya que en el primer caso se considera el salario como representativo del ingreso de hogar.

Por otro lado, en (21) el denominador representa el consumo horario promedio del trimestre, mientras que en (20) dos factores actúan para disminuir el valor de CdF: mayor consumo entre 2011 y 2004, y el efecto de la curva de carga, puesto que el consumo por hora de ocio calculado aquí es mayor al valor medio mensual (porque se incluyen horas de punta).

Finalmente, el trabajo de Consultora Colombiana S.A pondera el costo de falla unitario por un factor de percepción de cortes (que busca no computar las fallas que ocurren fuera del tiempo que la persona está en el hogar), aplicándolo *ex – post* sobre el costo de falla calculado en (21). El costo de falla queda expresado finalmente como:

$$\text{CdF} = \frac{\text{Horas de corte percibidas}}{\text{Horas de corte reales}} * \text{CdF}_{\text{unitario}} \quad 22.$$

Este ajuste tiene sentido para el caso de cortes intempestivos, donde la experiencia previa determina la probabilidad de que el usuario sea afectado. No es necesario aplicar un ajuste por percepción de cortes para racionamientos preanunciados que atienden a déficit de energía y no de

potencia, como es el caso de estudio de esta tesis.

7.2.1. Costo de falla por cortes de los clientes residenciales.

En el punto (7.1.2) se argumentó, de acuerdo a la experiencia nacional e internacional, que la curva isoelástica de demanda permite la estimación del valor de la falla hasta profundidades no mayores al 10%. Eso se debe a que los ahorros residenciales gestionables a través de medidas voluntarias tienen un alcance limitado. Si se desea alcanzar metas superiores de ahorro ante un problema grave de disponibilidad de generación, las medidas de racionamiento eficiente dan lugar a medidas compulsivas y cortes.

En rigor, el racionamiento eficiente se limita a aquél que permite al usuario decidir sobre los consumos a reducir, es decir, el que resulta del ahorro voluntario. La aplicación de medidas compulsivas de ahorro condiciona la gestión eficiente de la escasez de energía por parte de los usuarios, por lo que su valoración no es factible a través del método del excedente del consumidor.

De acuerdo a Ibarburu (1990), los porcentajes asequibles de ahorros voluntarios y compulsivos son los siguientes:

Tabla 13 – Porcentajes de ahorro voluntario y compulsivo (1990).

Mes	Ahorro voluntario	Ahorro voluntario + compulsivo
Enero	0%	10,8%
Julio	9,4%	26,5%

Fuente: elaboración propia en base a Ibarburu (1990).

La naturaleza preanunciada de los cortes le conceden cierta capacidad de maniobra al consumidor, pero no puede hablarse tampoco de racionamiento eficiente en los términos del método del excedente del consumidor.

En definitiva, es necesario utilizar alguna otra medida para valorar la energía no suministrada del 90% remanente luego de la aplicación de medidas voluntarias de ahorro. A continuación se utilizan los resultados de valor del ocio por kWh consumido para calcular el costo de falla a través de cortes.

Es razonable suponer que si el operador del sistema busca reducir el consumo residencial más allá de lo alcanzado con medidas voluntarias y compulsivas, entonces aplique cortes de diferente duración y frecuencia en las horas donde la demanda es mayor. Por consiguiente, en el caso del sector residencial, los cortes se efectuarán mientras los miembros del

hogar están presentes en él, momento en que se dedican al ocio, a las tareas domésticas, a la elaboración de alimentos, etc. En Uruguay, los cortes rotativos fueron aplicados por última vez en el año 1989.

Los resultados presentados para la metodología de la función de producción del hogar en la tabla (12) son una medida del valor del ocio extraído de la energía eléctrica. Si se supone que la pérdida de ocio durante un corte es total (factor de uso igual a 1) el valor de cada kWh no suministrado se ubica entre USD 10,18 – 12,76 de acuerdo a los meses considerados. Si la pérdida de ocio es del 50%, ese entorno es USD 5,09-6,38 por kWh. Establecer la intensidad eléctrica del tiempo libre está fuera del alcance de esta tesis.

En el cálculo de los valores de la tabla (12) se supuso que durante las horas de ocio (50 por semana) se consume el 37% de la energía eléctrica mensual del hogar. Si antes de aplicarse cortes de energía se asume que estaban vigentes medidas de ahorro voluntario y compulsivo, entonces los valores de enero y julio 2011 de la (12) serán:

Tabla 14 – CdF por cortes

(luego de aplicadas medidas de ahorro voluntario y compulsivo)⁴⁰

Mes	CdF unitario USD/kWh Factor de uso: 0,5	CdF unitario USD/kWh Factor de uso: 1
Enero	5,98	11,96
Julio	6,92	13,84

Fuente: Elaboración propia.

Por lo tanto puede afirmarse que al momento previo de iniciar los cortes, agotado ya el racionamiento voluntario y compulsivo, el costo medio mínimo será del entorno de los USD 6.000-7.000 el MWh.

Se trata de un valor medio, pues representa al promedio de los clientes del sistema, pero también porque valora el ocio a través del salario medio y no del salario marginal.

También es un valor mínimo, pues considera un 50% intensidad energética en el ocio, y porque además no se está incluyendo el efecto del corte sobre otras actividades del hogar, como las tareas domésticas o

⁴⁰ El cálculo se hace a partir de los valores de la Tabla 14, multiplicándolos por el factor $1/(1-0,108)$ y $1/(1-0,265)$ en julio, de acuerdo a la ecuación (19).

la elaboración de alimentos que se supone no son afectadas, pero son igual o más valiosas que el ocio.

Pero los valores de la tabla (14) son a su vez máximos si se considera la dinámica temporal del problema del consumidor. La capacidad de ajuste de los miembros del hogar mejora a medida que el régimen de cortes se mantiene en el tiempo. De esa forma, si el corte preanunciado es de semanas en lugar de días, los consumidores podrán ajustar su conducta y equipamiento de forma que disminuya el impacto de cada MWh no suministrado⁴¹.

Como se mencionó, el núcleo duro de las restantes actividades del hogar no resulta valorado por esta tesis. Sin embargo, es razonable pensar que la parte del consumo eléctrico asociado a las tareas domésticas y la producción de alimentos tiene un valor igual o mayor que el calculado para el ocio. Esto es así, puesto que en la metodología presentada para la función de producción se supuso que durante el corte esas actividades se postergaban para desplazar tiempo de ocio una vez reanudado el servicio.

Por lo tanto, en la medida que aumenta la profundidad de la falla hasta que la energía eléctrica queda limitada para su uso en tareas domésticas,

⁴¹No confundir con la profundidad del corte, la cual no afecta al costo unitario como se comenta más adelante.

elaboración de alimentos, y otras actividades básicas, la falla desde allí hasta el desabastecimiento total debe tener un valor mayor a los USD 6.000-7.000 por MWh, pero no se puede determinar aquí precisamente en cuanto.

Un comentario importante es que dentro del bloque de energía valorizado a través de la pérdida de ocio, el porcentaje racionado no afecta al valor unitario de la falla. El costo para el consumidor es, por construcción teórica, una relación fija entre el VTL y los kWh, por lo tanto a medida que se raciona por cortes numerador y denominador de la ecuación (20) se modifican proporcionalmente.

En la sección (5.2) se comentaron las debilidades del método de la Función de Producción. En definitiva, depende de supuestos simplificadores restrictivos: intensidad energética del ocio, valorización del ocio de las personas no ocupadas, y uso del salario medio en lugar del salario marginal. Además, el método depende en buen grado de la precisión de las estadísticas disponibles: salarios, horas trabajadas, horas dedicadas al trabajo doméstico y de sueño.

En suma, no es conveniente definir el valor del último escalón de falla recurriendo exclusivamente a ese método. A lo sumo, puede afirmarse que al comienzo de la campaña de cortes del servicio, (es decir, una vez agotado el efecto del ahorro voluntario y compulsivo) la falla tiene un valor

medio mínimo de entre USD 6.000-7.000 por MWh no suministrado

8. CONCLUSIONES.

En esta tesis se definió el concepto de costo de falla y se argumentó sobre las diferentes utilidades de conocer su valor. Se presentaron diversos métodos para su estimación y se optó por aplicar dos: el método del excedente del consumidor y el de la función de producción del hogar.

En la sección anterior se presentaron algunos resultados que son clave para alcanzar el objetivo fijado por esta tesis.

Se estimaron modelos de Función de Transferencia para conocer los factores determinantes del consumo residencial en Montevideo y el Interior. Los resultados permiten sostener que la demanda es sensible a las variaciones de precio (la elasticidad-precio de la demanda es de -0,08 y -0,09 para Montevideo e Interior respectivamente), y que su efecto sobre el consumo residencial de electricidad tiene un rezago de, al menos, seis meses.

En base a los resultados de elasticidad-precio obtenidos, y a la distribución geográfica de los usuarios, se obtuvo una estimación del costo de falla medio residencial. En la tabla (9), se presentaron los resultados para cuatro profundidades de falla: 2%, 7%, 14,5% y abastecimiento nulo (100%), para las dos regiones y para el conjunto de usuarios residenciales del país (ponderando los CdF regionales por la distribución geográfica de los clientes).

Sin embargo, se estableció que una condición imprescindible del racionamiento eficiente es que el usuario tenga la capacidad de decidir que consumos de electricidad suprimir. Lo anterior es posible cuando están en vigencia medidas voluntarias de ahorro, pero no si el racionamiento se ejecuta con medidas compulsivas o cortes. Por lo tanto, en este trabajo de tesis se concluye que los valores calculados en (7.1.2) para 2%, 7% y 10% pueden considerarse válidos⁴², mientras que el valor para el usuario de profundidades mayores de ahorro debe ser estimado por otros medios.

**Tabla 15 - CdF con racionamiento eficiente
Total del País (Enero 2014).**

λ	CdF Residencial Global (USD/MWh)
2%	262
7%	330
10%	371

Fuente: Elaboración propia

En ese sentido, se propuso evaluar el costo de falla por cortes a través

⁴² Los valores están expresados en dólares, por lo tanto, la variación del tipo de cambio hace que el costo de falla pueda cambiar significativamente.

del método de la función de producción. Si bien se estableció que no es conveniente definir el valor del último escalón de falla recurriendo exclusivamente a ese método, los resultados permiten afirmar que al comienzo de la campaña de cortes del servicio, (es decir, una vez agotado el efecto del ahorro voluntario y compulsivo) la falla para el sector residencial tiene un valor medio mínimo de entre USD 6.000-7.000 por MWh no suministrado

Las limitaciones que imponen los métodos indirectos como estimación del efecto de la falla sobre el bienestar del consumidor exigen ser complementados con encuestas que revelen la disposición a pagar o cobrar de los clientes del sistema por fallas de energía de largo plazo. Existen múltiples experiencias internacionales en ese campo y si se desea tener una medida adicional del costo de falla entonces se deberá transitar ese camino. Cuanto más sensible sea el consumidor a la energía racionada (más profunda la falla), más sentido tiene recurrir a información recabada directamente del usuario, aunque probablemente éste encuentre difícil una valorización económica de su impacto.

Como consta en la justificación, este trabajo de tesis es complementario a estudios anteriores realizados para el sistema eléctrico nacional, y en particular para la consultoría encargada a la empresa SYSTEP por DNE y ADME, que se encuentra en su etapa final. Este tipo de estudios se lleva

a cabo a intervalos prolongados de tiempo, porque las evaluaciones de costo de falla suelen incluir componentes sectoriales que implican el uso de encuestas (en el estudio de SYSTEP únicamente el sector industrial fue relevado de esa forma). Los resultados presentados aquí desean ser una contribución para la discusión sobre el punto en cuestión.

En el ámbito académico, las extensiones y mejoras al presente documento pueden ser múltiples. El autor identifica algunas posibles líneas de investigación futuras:

- La tabla (7) muestra una mayor elasticidad precio de los usuarios del Interior del país en relación a los de Montevideo. Los resultados presentados constituyen una primera dimensión geográfica que, de contar con la información necesaria, puede ser profundizada.
- La elasticidad ingreso demostró ser un factor muy importante para explicar el comportamiento del consumo residencial de energía eléctrica. En el trabajo de Gerschuni (2013) se hace un análisis más detallado de ese factor, e incluso se desagrega su efecto por quintil de ingreso. Incorporar esa perspectiva puede ayudar a obtener una estimación de la demanda de energía eléctrica por estrato, y eventualmente valores de elasticidad-precio diferentes para cada uno de ellos. Asimismo, la consideración de quintiles de ingreso puede incorporarse a la metodología de la función de

producción del hogar, para obtener valoraciones más precisas del efecto de los cortes.

- En este trabajo se supuso que la conducta de los clientes de la TRS, los usuarios residenciales más significativos, reflejan la conducta de total de hogares frente a las restricciones de energía. Es útil verificar estos resultados para los restantes usuarios de ese sector, los clientes TCB y Doble Horario.

Referencias bibliográficas.

- “The Cost of Power Disturbances to Industrial & Digital Economy Companies”, CEIDS, 2001.
- Benavente, J.M., Galetovic, A., Sanhueza, R. y Serra, P (2005A) “Estimando la Demanda Residencial por Electricidad en Chile: el Consumo es Sensible al Precio”, Cuadernos de Economía, Vol 42, Mayo 2005.
- Benavente, J.M., Galetovic, A., Sanhueza, R. y Serra, P. (2005B) “El Costo de Falla Residencial en Chile: una estimación usando la curva de demanda”, Revista de Análisis Económico, Vol. 20, N°2, pp. 23-40, Diciembre 2005.
- Bental, B., Ravid, S., Bell Journal of Economics 13, 249 (1982).
- Becker, G. A theory of allocation of time." The economic Journal LXXV, 493-517, 1965.
- Berndt, E. (1991), The Practice of Econometrics: Classic and Contemporary. Cambridge: MIT Press.
- Bliem, M. (2005), “Eine makroökonomische Bewertung zu den Kosten eines Stromausfalls im österreichischen Verteilungsnetz”, Discussion Paper No. 02/2005 del Institute for Advanced Studies Carinthia.

- De Nooij, M., Koopmans, C., Bijvoet, C. “The value of supply security: The costs of power interruptions: Economic input for damage reduction and investment in networks”. Energy Economics, 29, pp. 277-295 (2007).
- Doane, M., Woo C. (1988), “An econometric analysis of customer subscription to curtable/interruptible rate options”. Report submitted to Pacific Gas and Electric Company (1988).
- Doane, M., Hartman, R. y Woo, C. Electricity Reliability - Special Issue, Energy Journal 9, 135 (1988).
- “Electricity Outage Cost Study”, Energy Research Institute, Chulalongkorn University, Tailandia, 2001. (Página web: <http://www.eppo.go.th/power/ERI-study-E/ERI-ExeSummary-E.html>.)
- “Estimación del costo de la energía no suministrada en el sector eléctrico de Uruguay. Programa de apoyo al marco regulatorio de los servicios eléctricos” Informe Final Consultoría Colombiana S.A a URSEA, Abril 2005.
- “Estudio del Costo de Falla del SING”. DICTUC (2000 y 2004), Chile.
- "Estudios de base para el diseño de estrategias y políticas energéticas: relevamiento de consumos de energía sectoriales en

términos de energía útil a nivel nacional", Dirección Nacional de Energía, MIEM, Uruguay, 2006.

- Gerschuni, A. "Elasticidad Ingreso del Consumo de Energía Eléctrica de los Hogares Uruguayos: un abordaje microeconómico", Febrero 2013.
- Gilmer R. y Mack R., "The cost of residential electric power outages" Energy Journal 4, 55 (1983).
- Gilmer R. y Mack R., "Long-run Adjustment to Alternative Levels of Reliability in Electricity Supply" Energy Journal 7, 89 (1986).
- Goett, A., McFadden, D. y Woo, C. Electricity Reliability - Special Issue, Energy Journal 9, 105 (1988).
- Growitsch, C., Malischek, R., Nick, S., Wetzels, H. "The costs of power interruptions in Germany – an assessment in the light of the Energiewende". Institute of Energy Economics at the University of Cologne (EWI), April 2013.
- Hartman, R., Doane M., Woo, C. Resources and Energy 12, 197 (1990).
- Hartman, R., Doane M., Woo, C. Quarterly Journal of Economics, 141 (Febrero 1990).
- Henderson, J. y Quandt, R. Microeconomic Theory -A Mathematical

Approach, 1958.

- Hicks, J.R. "A Revision of Demand Theory", Oxford University Press, England 1956.
- Houthakker, H. "Electricity Tariffs in Theory and Practice", Electricity in the United States. Amsterdam: North Holland, 1962.
- Ibarburu, M. "El empleo de los costos de falla en los modelos técnico económicos del sistema eléctrico", Documento de trabajo de la Gerencia de Área Planificación y Control de Gestión de UTE, Diciembre 1990.
- José Luis Lima R., Jorge Rivera C., Rodrigo Palma B., Guillermo Jiménez, José Miguel Benavente, Ernesto Castillo N. "Costo social de fallas en el suministro eléctrico del Sistema Interconectado Central", Universidad de Chile, Agosto 1990.
- Keane, D., MacDonald L., Woo, C. Electricity Reliability - Special Issue. Energy Journal 9, 151 (1988).
- Lanzilotta, B. y Rosá, T. (2012), "Modelos multivariantes de series temporales para la predicción de la demanda de energía eléctrica en Uruguay", Informe de Proyecto FMV_2009.
- Linares, P., Rey, L. "The costs of electricity interruptions in Spain. Are we sending the right signals?" Economics for Energy, 2012.

- “Methods to Consider Customer Interruption Costs in Power System Analysis”. CIGRE, TF 38.06.01, CIGRE Report no. 191, 2001.
- “Modelos de Predicción de Demanda y Generación de Energía Eléctrica”. Infome Final, Convenio UTE-Departamento de Economía FCS-Udelar. Agosto 2009.
- Munasinghe, M. “The Economics of Power System Reliability and Planning”, The World Bank and The Johns Hopkins University Press, EEUU, 1979.
- Munasinghe M., Sanghvi A. “Reliability of Electricity Supply, Outage Costs and Value of Service: An Overview”, The Energy Journal, Volume 9, (1988).
- Patinkin, D., 1963, "Demand Curves and Consumer's Surplus" in Measurement in Economics: Studies in Mathematical Economics and Econometrics in Memory of Yehuda Grunfeld, Palo Alto: Stanford University Press.
- Piaszeck, S., Wenzel L., Wolf, A. “Regional diversity in the costs of electricity outages: results for German counties”. Hamburg Institute of International Economics (HWWI), 2013.
- “Proyecciones de demanda de energía para el sector eléctrico uruguayo 2014-2018”. Departamento de Estudios de Demanda,

UTE.

- Reglamento del Mercado Mayorista de Energía Eléctrica (Decreto 360/2002).
- Sanghvi, A. "Household welfare loss due to electricity supply disruptions", *The Energy Journal*, Vol.4, Special Electricity Issue, 1983.
- Serra P. y Fierro G. "El Costo de las Fallas de Energía en la Industria Chilena", *Revista Ingeniería de Sistemas*, Volumen X, No 2, pp 25'37, Diciembre 1993.
- Sheppard, H."The economic cost of a hypothetical electric power shortage"B.C Hydro, Agosto (1967).
- Shew, William B. "Costs of Inadequate Capacity in the Electric Utility Industry". *Energy Systems and Policy* 2: 85-110, 1977.
- Sullivan, M., Keane, D."Outage cost estimation guidebook" EPRI Research Project 2878-04 Final Report, Diciembre 1995.
- "A Survey of the Implications to California of the August 10, 1996 Western States Power Outage". California Energy Comission, 1997.
- Taylor, L. "The demand for electricity: A survey", *Bell Journal of Economics and Management Science* 6: 74-110, 1975.
- Telson, M (1975). "The Economics of Alternative Levels of

Reliability for Electric Power Generation Systems". Bell Journal of Economics 6 (Otoño): 679-694.

- Tolley, G., Upton C., y Stevens, H. Electric Energy Availability and Regional Growth, Ballinger Publishing Company, Cambridge, Massachusetts (1977).
- Varian, H.R, Microeconomic Analysis, (1992).
- Webb, M., Applied Economics 9, 19 (1977)
- Woo, C., Pupp, R. (1992). "Cost of Service Disruptions to Electricity Consumers". Energy, Vol. 17, N° 2, pp. 109-126, 1992.
- Woo, C., Gray, B. "An Econometric Analysis of Industrial Firms' Power Outage Costs in Northern California," Working Paper, Pacific Gas and Electric Company (1987).
- Woo, C., Train, K. Electricity Reliability - Special Issue. Energy Journal 9, 161 (1988).

ANEXOS

ANEXO I: Derivación de la demanda inversa por energía eléctrica.

El problema, en las condiciones establecidas en la ecuación (1) del punto (5.1.1), lleva a la definición de la demanda hicksiana de energía eléctrica:

$$h_x = h(\mathbf{p}; u) \quad 1.$$

, donde \mathbf{p} representa el vector de precios de todos los bienes disponibles para el consumidor, y u el nivel de utilidad. La demanda *Hicksiana* por la electricidad no es observable, porque depende de la utilidad que tampoco lo es, por lo que usualmente se recurre a la demanda *Marshalliana* que por depender del ingreso, sí es observable:

$$x = d(\mathbf{p}; I) \quad 2.$$

La siguiente identidad une ambos conceptos de demanda:

$$h_x(\mathbf{p}; u) = d(\mathbf{p}; e(\mathbf{p}, u)) \quad 3.$$

, siendo e la función que representa el menor gasto posible para obtener el nivel de utilidad u , para los precios vigentes (\mathbf{p}). La función e se denomina función de gasto.

A partir de (2), y suponiendo que los precios relativos de los j bienes diferentes a la energía eléctrica permanecen constantes, puede expresarse la función de demanda de electricidad como una función de p_{x_i} e I . Considerando la siguiente relación $\mathbf{p} = P\mathbf{p}^0$, que expresa que el vector de precio \mathbf{p} es igual a un vector base \mathbf{p}^0 multiplicado por P (índice de precios), la demanda por X_i queda de la siguiente manera:

$$x = d(P, P_{x_i}, I) \quad 4.$$

Puesto que la función de demanda es homogénea de grado cero, la función (4) puede expresarse como:

$$x = d(P_{x_i}/P, I/P) \quad 5.$$

Finalmente, la demanda de electricidad depende del precio relativo, y del ingreso real del consumidor. La función de demanda inversa queda definida como:

$$p = v(x; y) \quad 6.$$

, donde y representa el ingreso real del hogar.

ANEXO II. Costo de falla marginal y por cortes.

Costo de falla marginal con racionamiento eficiente

En Benavente et al. (2005B) se define p_0 como el precio de cada kWh durante el racionamiento, q_0 al consumo normal al precio p_0 , y_0 al ingreso del hogar y $\lambda \in (0,1)$ la fracción de la energía racionada. De esta forma, durante el racionamiento el hogar sólo puede consumir $(1-\lambda)q_0$ kWh.

El racionamiento eficiente, como se definió antes, significa que cada hogar tiene libertad para elegir los consumos a prescindir, por lo que descarta aquellos kWh que son menos valiosos. Los autores denotan v_λ al precio de la energía tal que el consumidor demandaría $(1 - \lambda)q_0 \equiv q_\lambda$ kWh. En pocas palabras, consiste en identificar el precio que tiene un efecto sobre el consumidor equivalente a la restricción en el consumo de energía (que no se realiza a través del precio, porque éste sigue siendo p_0). Este precio es igual al costo de falla marginal:

$$\text{CFMg}(\lambda) = v_\lambda \quad 1.$$

La expresión anterior representa el costo de falla marginal neto cuando se raciona en forma eficiente una fracción λ de la energía. Sin embargo, en los hechos aunque estaría dispuesto a pagar v_λ por el último kWh consumido, el hogar continúa pagando p_0 por la energía eléctrica.

Dicho de otra forma, el racionamiento tiene efectos sobre la conducta del consumidor, y pueden discriminarse en dos tipos.

En primer lugar, es equivalente a un aumento del precio desde p_0 hasta v_λ . Ese aumento de precio provoca la caída del consumo. Pero, además, el consumidor no abonará la energía por su disposición marginal a pagar (v_λ), sino que el precio continuará siendo p_0 . En palabras de los autores, “es como si se le devolvieran $(v_\lambda - p_0) \cdot q_\lambda$, cantidad que se le debería sumar al ingreso inicial y_0 ” Benavente et al. (2005B).

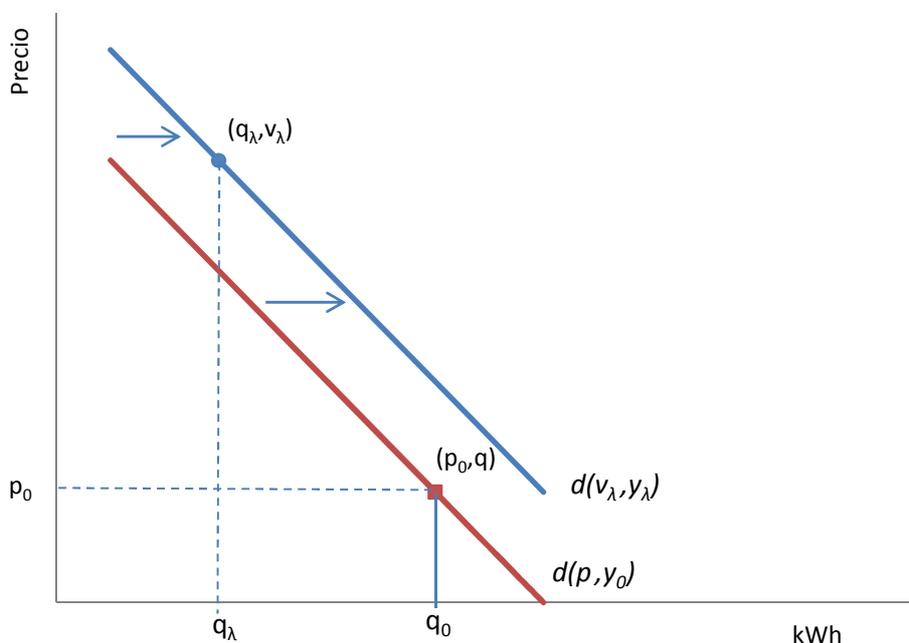
Definiendo $y_\lambda = y_0 + (v_\lambda - p_0) \cdot q_\lambda$, la demanda de electricidad luego del racionamiento queda definida como:

$$d(v_\lambda ; y_\lambda) \equiv q_\lambda = (1-\lambda)q_0 \quad 2.$$

En la Figura (A) se muestran los efectos del racionamiento presentados por los autores.

La restricción tiene un primer efecto que puede simularse a través de un aumento de precio desde p_0 a v_λ . Sin embargo, el efecto ingreso derivado de pagar p_0 por la energía que el consumidor valora como v_λ , determina un corrimiento hacia la derecha de la curva de demanda.

Figura A. Efectos precio e ingreso.



Fuente: Benavente et al. (B)

En el razonamiento planteado por Benavente et al. (2005B), la estimación de la curva de demanda adecuada es fundamental para estimar el costo de falla, porque permite determinar el valor del kWh marginal, v_λ , como función de la magnitud del racionamiento.

Diferenciando totalmente (2) respecto a λ , el resultado es:

$$v'(\lambda) = \frac{1 - (v_\lambda - p_0) \cdot d_y(v_\lambda; y_\lambda)}{d_p(v_\lambda; y_\lambda) + q_\lambda d_y(v_\lambda; y_\lambda)} * q_0 \quad 3.$$

, expresión que se puede reescribir como,

$$v'(\lambda) = \frac{1 - (v_\lambda - p_0) \cdot d_y(v_\lambda; y_\lambda)}{h_p(v_\lambda; u_\lambda)} * q_0 \quad 4.$$

, donde $h(.)$ representa a la demanda hicksiana por electricidad del hogar. Si el numerador del cociente es positivo, entonces $v'(\lambda) > 0$, lo que será cierto si se cumple que la elasticidad-ingreso de la demanda eléctrica es menor que 1.

El efecto de la restricción de energía eléctrica sobre el bienestar del consumidor, central en el enfoque de Benavente et al. (2005B), puede observarse a través del cambio en la utilidad de aquél luego de aplicado el racionamiento. Para ello, los autores proponen dos medidas alternativas.

La Variación Equivalente (VE) utiliza el precio inicial (p_0) como base, y busca obtener la variación en el ingreso, a precios base, que equivale al cambio de utilidad derivado del racionamiento propuesto.

$$VE = \mu(p^0; v_\lambda, y_\lambda) - \mu(p^0; p^0, y_0) = \mu(p^0; v_\lambda, y_\lambda) - y_0 \quad 5.$$

Otra medida disponible es la Variación Compensatoria (VC), que al contrario de la VE utiliza como precio base a v_λ , y cuestiona sobre el ingreso necesario, a precio base, para compensar la utilidad al consumidor por el pasaje de precio desde p_0 a v_λ (que a su vez equivale al racionamiento)

$$VC = \mu(v_\lambda; v_\lambda, y_\lambda) - \mu(v_\lambda; p^0, y_0) = y_\lambda - \mu(v_\lambda; p^0, y_\lambda) \quad 6.$$

Ambas medidas son razonables aproximaciones del efecto sobre el bienestar del

consumidor producido por un cambio en el precio de un bien. La condición para que la VC y la VE sean observables es que la función de demanda en cuestión también lo sea, y si ésta a su vez cumple con las condiciones implícitas en el problema de maximización de la utilidad del consumidor. Además, cuando la función de utilidad es cuasilineal, entonces el excedente del consumidor es una medida exacta de la VC y la VE, y en otros casos más generales, una aproximación válida de ellas.

En ese caso la VE puede expresarse como,

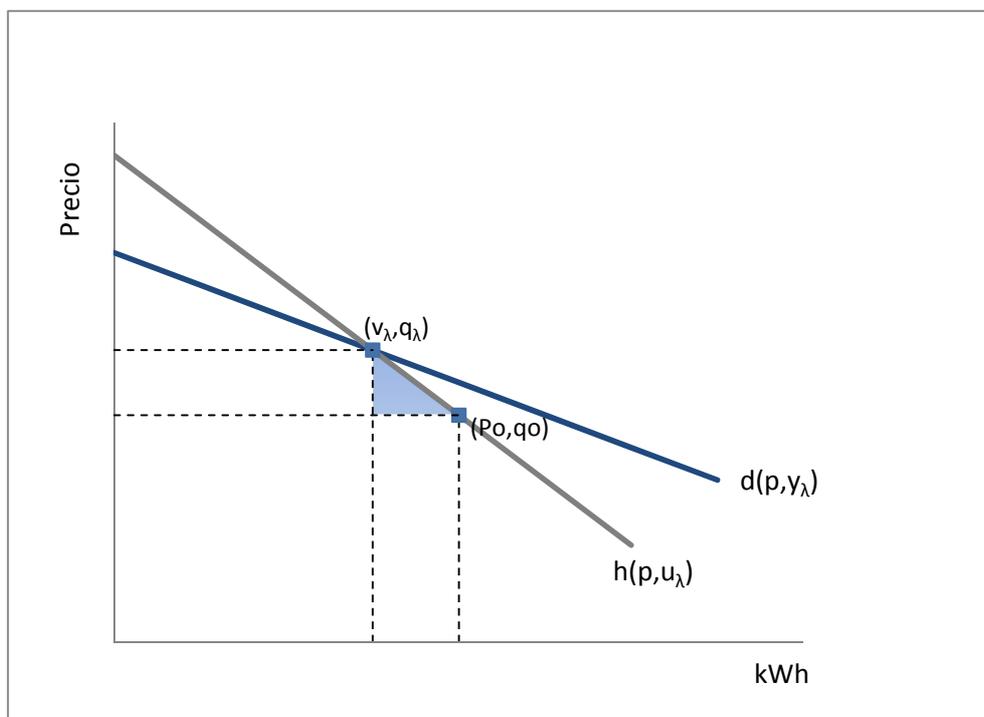
$$VE = \int_{p_0}^{v_\lambda} h(p; u_\lambda) dp \quad 7.$$

, donde $u_\lambda = u(v_\lambda, y_\lambda)$ representa “la utilidad que alcanza el hogar cuando el ingreso es y_λ y el precio de la energía es v_λ ” Benavente et al. (2005B). De acuerdo a los autores, a la ecuación (7) se le debe restar la expresión $y_\lambda - y_0 = (v_\lambda - p_0)q_\lambda$, puesto la caída de bienestar de los hogares no incluye al lado derecho de esa igualdad. Esto es así porque los kWh que se consumen se siguen cobrando a p_0 . Finalmente, el efecto sobre el bienestar ocasionado por el racionamiento será:

$$C^{VE}(\lambda) = \int_{p_0}^{v_\lambda} h(p; u_\lambda) dp - (v_\lambda - p_0)q_\lambda \quad 8.$$

La expresión en (8) está representada por el área sombreada del siguiente gráfico:

Figura B. Pérdida de bienestar por el racionamiento.



Fuente: Benavente et al. (2005B)

La otra medida del valor total de la energía racionada es la VC antes definida. Ésta se expresa como,

$$VC = \int_{p_0}^{v_\lambda} h(p; u_0) dp \quad 9.$$

, donde $u_0 = u(p_0, y_0)$, lo que implica que “la demanda hicksiana se parametriza para mantener la utilidad en u_0 , el nivel inicial sin racionamiento” Benavente et al. (2005B). Al igual que en el caso de la VE, el resultado sobre el bienestar de los hogares se obtiene restándole a la ecuación (9) la expresión $y_\lambda - y_0$, “el hogar no está dispuesto a pagar por

este monto porque sabe que una vez racionado continuará pagando p_0 por los kWh consumidos” Benavente et al. (2005B). La caída del bienestar es, entonces:

$$C^{VC}(\lambda) = \int_{p_0}^{v_\lambda} h(p; u_0) dp - (v_\lambda - p_0) q_\lambda \quad 10.$$

Si el efecto ingreso del racionamiento es despreciable, entonces las demandas marshalliana y hicksiana coinciden. En ese caso, de acuerdo a los autores, v_λ es la función inversa de demanda, es decir la solución de,

$$d(v_\lambda) = (1-\lambda)q_0 \quad 11.$$

La caída del bienestar, en ese caso, queda definida como,

$$C^M(\lambda) = \int_{p_0}^{v_\lambda} d(p) dp - (v_\lambda - p_0) q_\lambda \quad 12.$$

Los autores definen el costo de falla medio, para el caso VC, VE, y para el de efecto ingreso nulo, como:

$$CFMe_i(\lambda) = p_0 + \frac{C^i(\lambda)}{\lambda q_0} \quad 13.$$

, lo que representa el valor promedio por cada kWh racionado en forma eficiente.

Benavente et al. (2005B) observa que las aproximaciones obtenidas al valor de la energía no suministrada corresponden a las de un consumidor individual. Para pasar al costo de falla agregado, es decir, al de una comunidad o al de un grupo de

consumidores de un sistema nacional como plantea esta tesis, se puede recurrir a la demanda agregada, siempre que se utilicen ciertos supuestos. Primero, cada usuario tiene una conducta eficiente en relación al racionamiento, suspendiendo primero los usos menos esenciales.

Además, el racionamiento se aplica primero a los suscriptores del servicio menos importantes para la sociedad. Lo anterior es sencillo de ver cuando se trata de analizar el costo de falla total, porque la restricción en el suministro se puede aplicar siguiendo ese criterio (por ejemplo, no restringiendo la energía a los hospitales sino a los espectáculos al aire libre). Cuando se trata del sector residencial es más complicado. Promedios de consumo altos de un suscriptor residencial pueden responder a situaciones diferentes: un uso suntuario de la energía eléctrica, que el hogar está integrado por muchas personas, o requerimientos específicos de difícil valoración. En la práctica, los racionamientos no pueden discriminar entre usuarios individuales, sino que se remiten a Áreas de Distribución Tipo (ADT), donde pueden convivir distintas conductas y necesidades de consumo.

Queda de manifiesto que el mecanismo de racionamiento es un elemento importante para medir el impacto social de la falla, pero este trabajo hace abstracción de ello, analizando exclusivamente el lado de la demanda. Cabe mencionar que en las ADT los consumidores residenciales conviven además con otros tipos de suscriptores, a saber, clientes comerciales o industriales. El costo de falla para éstos no es calculado en este trabajo.

Costo de falla por cortes.

A diferencia del racionamiento eficiente, en el racionamiento por cortes en el suministro “las familias tienen menos control sobre los consumo eliminados” Benavente et al. (2005B). En el límite podría pensarse que las familias no pueden controlar en absoluto la forma de reducir el consumo. En ese caso “la caída del bienestar es aproximadamente igual al costo medio de falla cuando la restricción es total por una fracción λ de tiempo” Benavente et al. (2005B).

$$C^{Co}(\lambda) = \lambda \int_{p_0}^{\bar{p}} h(p; u_i) dp \quad 1.$$

, donde \bar{p} es el precio en que se interceptan la curva de demanda y el eje de las abscisas, $i=0$ si se evalúa la variación compensatoria e $i=\lambda$ si se trata de variación equivalente. El costo de falla medio es:

$$CFMe_{Co}(\lambda) = p_0 + \frac{1}{q_0} \int_{p_0}^{\bar{p}} h(p; u_i) dp \quad 2.$$

Como se observa, el costo de falla medio no depende de la profundidad de la restricción, para el caso de los cortes intempestivos.

Cuando los cortes de energía son previamente anunciados, la expresión (2) resulta ser una cota superior del costo de falla medio eficiente, “porque los usuarios deberían poder reprogramar parte de su consumo” Benavente et al. (2005B). Si los cortes fueran intempestivos, el consumidor podría ver interrumpidas algunas actividades, por lo que el

costo de falla podría ser mayor al de la ecuación (2). Los autores demuestran que el costo de falla mediante cortes es siempre mayor al costo de falla eficiente.

ANEXO III – Modelo UTE-DECON (2009).

Modelo Multivariante Residencial Interior.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.002	0.000	8.242	0.000
DS1	0.066	0.006	10.724	0.000
DS2	-0.002	0.015	-0.148	0.883
DS3	-0.011	0.007	-1.570	0.119
DS4	0.227	0.106	2.149	0.034
DS5	0.477	0.110	4.339	0.000
DS6	0.509	0.110	4.648	0.000
DS7	0.539	0.109	4.967	0.000
DS8	0.510	0.109	4.674	0.000
DS9	0.266	0.106	2.515	0.013
DS10	0.231	0.105	2.196	0.030
DS11	0.215	0.105	2.045	0.043
D(DLU)	-0.002	0.002	-1.274	0.205
D(DMA)	0.002	0.002	1.419	0.158
D(DMIE)	0.001	0.002	0.809	0.420
D(DJU)	-0.005	0.002	-2.988	0.003
D(DVIE)	0.003	0.002	1.919	0.057
D(DSA)	0.001	0.002	0.629	0.530
D(DMES)	0.018	0.005	3.639	0.000
DLOG(ISR(-1))	0.468	0.053	8.774	0.000
DLOG(TUR_ARG)	0.018	0.007	2.717	0.008
D(AHORRO)	-0.039	0.010	-3.913	0.000
D(AHORRO08)	-0.027	0.009	-2.838	0.005
D(LCALOR)	0.096	0.034	2.818	0.006
D(LFRIO)	-0.076	0.011	-6.949	0.000
DLOG(PRES_INT(-1)/IPC(-1))	-0.139	0.049	-2.812	0.006
D(FE>=199602)	0.042	0.017	2.475	0.015
D(FE>=199606)	0.033	0.013	2.427	0.017
D(FE>=199608)	-0.026	0.013	-1.983	0.050
D(FE=199610)	-0.021	0.009	-2.416	0.017
D(FE>=199804)	0.037	0.011	3.460	0.001
D(FE>=200709)	-0.030	0.011	-2.794	0.006
MA(2)	-0.587	0.083	-7.074	0.000
MA(3)	-0.147	0.076	-1.919	0.057

- DS1 a DS2, D(DLU) a D(DSA) y D(DMES): efectos calendario.
- ISR: salario real.
- TUR ARG: turismo receptivo proveniente de Argentina.
- AHORRO: medidas de ahorro 2006.
- AHORRO08: medidas de ahorro 2008.

- LCALOR: temperatura media observada en los meses de verano.
- LFRIO: temperatura media observada en los meses de invierno.
- PRESINT/IPC: facturación clientes residenciales del Interior divida la energía consumida, deflactada por el IPC.

Modelo Multivariante Residencial Montevideo.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.001	0.001	0.666	0.507
DS1	-0.036	0.003	-10.997	0.000
DS2	-0.053	0.016	-3.376	0.001
DS3	0.003	0.006	0.630	0.530
DS4	0.045	0.008	5.541	0.000
DS5	0.483	0.035	13.712	0.000
DS6	0.549	0.033	16.488	0.000
DS7	0.580	0.032	17.953	0.000
DS8	0.556	0.034	16.529	0.000
DS9	0.177	0.008	23.006	0.000
DS10	0.084	0.005	18.643	0.000
DS11	0.032	0.006	5.037	0.000
D(DLU)	0.000	0.002	0.054	0.957
D(DMA)	0.002	0.002	0.895	0.372
D(DMIE)	-0.002	0.002	-0.977	0.331
D(DJU)	-0.003	0.002	-2.019	0.046
D(DVIE)	0.004	0.002	2.124	0.036
D(DSA)	0.004	0.002	1.960	0.052
D(DMES)	0.024	0.005	4.364	0.000
D(FE>=199606)	0.060	0.014	4.431	0.000
D(FE=199608)	-0.047	0.010	-4.671	0.000
D(FE>=199610)	-0.074	0.013	-5.501	0.000
D(FE>=199706)	0.049	0.013	3.639	0.000
D(FE>=199708)	-0.051	0.013	-3.803	0.000
D(FE>=199710)	0.041	0.013	3.072	0.003
D(FE>=200007)	0.033	0.014	2.342	0.021
D(FE>=200709)	-0.038	0.014	-2.661	0.009
D(AHORRO)	-0.028	0.011	-2.610	0.010
D(AHORRO08)	-0.030	0.009	-3.248	0.002
DLOG(PRES_MONT/IPC)	-0.090	0.053	-1.704	0.091
DLOG(ISR(-1))	0.426	0.111	3.831	0.000
D(LFRIO)	-0.122	0.013	-9.130	0.000

- DS1 a DS2, D(DLU) a D(DSA) y D(DMES): efectos calendario.
- ISR: salario real.

- AHORRO: medidas de ahorro 2006.
- AHORRO08: medidas de ahorro 2008.
- LFRIO: temperatura media observada en los meses de invierno.
- PRESMONT/IPC: facturación clientes residenciales de Montevideo dividida la energía consumida, deflactada por el IPC.

ANEXO IV. Desarrollo de Becker

Al problema tradicional de maximización del consumidor, el autor incorpora a la función de utilidad un grupo de productos expresados como,

$$Z_i = f_i(X_i, T_i)$$

Donde X_i es un vector de bienes de mercado y T_i es un vector de tiempo utilizado para producir el producto i . Por ejemplo, Z_i puede ser el descanso nocturno, que involucra algunos bienes (cama, almohada, etc.) que se incluyen en el vector X_i y, además, tiempo, que cuando es aplicado a producir descanso lleva el subíndice i .

Los hogares, con esta formulación son, al mismo tiempo, productores de bienes y maximizadores de utilidad (Becker, 1965):

$$U = U(Z_i, Z_j, \dots, Z_m) = U(f_1, \dots, f_m) = U(X_1, X_2, \dots, X_m; T_1, \dots, T_m),$$

, sujeta a la restricción $g(Z_i, \dots, Z_m) = Z$, donde g es una función de gasto de Z_i y Z es la restricción de recursos. El modelo planteado por el autor efectivamente identifica a los hogares como pequeñas unidades productoras que combinan bienes y tiempo para generar todo tipo de bienes y servicios (alimentos, higiene, recreación, etc.), a las que les rigen los mismos supuestos de racionalidad que las empresas.

El objetivo que se plantea el autor es obtener una medida de g y Z que permita definir relaciones útiles para el trabajo empírico. Luego de abordar el problema de maximización de los hogares resolviendo por separado para las restricciones de gasto en bienes y tiempo, obtiene una solución donde “la restricción total de recursos

necesariamente iguala al máximo ingreso monetario al que se puede acceder” Becker (1965). A ese ingreso lo denomina “ingreso máximo”, y es equivalente a aquél que se obtiene dedicando todo el tiempo y recursos de un hogar a obtener ingresos, sin dedicarse a consumir lo que esos ingresos podrían comprar.

El autor reconoce que ese concepto no es real, que incluso las personas en condiciones de esclavitud no pueden dedicarse continuamente a trabajar. También puntualiza que la sociedad moderna permite a ciertos individuos de países ricos resignar ingresos en procura de mejorar su acceso a ingreso “físico”. Es lo que sucede cada vez que una persona decide dedicar menos horas a trabajar, o emplearse en trabajos menos remunerados pero más satisfactorios. En esas situaciones, la pérdida de ingreso monetario es una medida del costo que implica aumentar la utilidad del individuo.

El enfoque del “ingreso máximo”, de acuerdo al autor, provee una restricción presupuestal que refleja la capacidad del hogar de combinar tiempo y bienes para generar en una única ecuación, porque el tiempo puede transformarse en bienes a través del ingreso monetario.

Sea S el ingreso máximo, L el ingreso perdido al optar por no trabajar a favor de aumentar la utilidad del hogar e I el ingreso, se cumple la siguiente identidad:

$$L(Z_1, Z_2, \dots, Z_m) = S - I(Z_1, Z_2, \dots, Z_m) \quad 1.$$

L y Z dependen de Z_i porque lo que se desea ganar y lo que se pierde de ganar cuando se opta por no trabajar dependen de la canasta de consumo elegida. Así, a menor

tiempo dedicado al ocio, mayor el ingreso y reduciéndose el ingreso perdido por no trabajar.

La restricción de los bienes puede expresarse como:

$$\sum_1^m p_i x_i = I = V + T_w \bar{w} \quad 2.$$

Donde p_i es un vector de precios del vector de bienes x_i , T_w es un vector que representa las horas dedicadas al trabajo, \bar{w} un vector de ingresos por unidad de T_w y V representa otra clase de ingresos no asociados al trabajo.

A su vez la ecuación,

$$x_i = b_i Z_i \quad 3.$$

define que el vector de bienes puede expresarse como el producto de $b_i Z_i$, donde b_i representa el requerimiento de bienes por unidad de Z_i .

Entonces, utilizando 2 y 3, la ecuación 1 puede expresarse como,

$$\sum_1^m p_i b_i Z_i + L(Z_1, Z_2, \dots, Z_m) = S \quad 4.$$

Esta ecuación lo que quiere expresar es que el ingreso máximo se gasta directamente en el mercado de bienes o indirectamente a través de la pérdida de ingreso. Las condiciones de equilibrio para el problema de maximización del consumidor sujeto a 4 son,

$$U_i = T(p_i b_i + L_i), \quad i = 1, \dots, m \quad 5.$$

, donde T es el total de tiempo disponible, $p_i b_i$ es el componente directo del precio marginal total $p_i b_i + L_i$, mientras que L_i corresponde al indirecto.

Becker (1965) expresa que “detrás de la división entre costos directos e indirectos está la distribución del tiempo entre las actividades orientadas al trabajo y las orientadas al consumo.” Suponiendo que existen dos bienes, Z_1 y Z_2 donde el costo de Z_1 depende únicamente del costo de los bienes de mercado y Z_2 solo del costo del tiempo, entonces la restricción en bienes será:

$$p_1 b_1 Z_1 = I = V + T_w \bar{w}$$

Y la restricción de tiempo será:

$$t_2 Z_2 = T - T_w$$

Becker (1965) plantea que este análisis es, en esencia, el planteado por Henderson y Quandt (1958), donde el ocio es Z_2 y Z_1 un conjunto de otros bienes. El equilibrio donde la tasa de sustitución entre bienes y ocio es igual al salario real, es un caso especial de (5), donde t_i es un vector con el tiempo por unidad de Z_i y b_i es el equivalente para el vector de bienes.

La solución al problema de maximización a que llega el autor se reduce a:

$$U_i = \frac{\partial U}{\partial Z_i} = \lambda \pi_i \quad i=1, \dots, m, \dots$$

λ = utilidad marginal del dinero.

$$\pi_i = p_i b_i + t_i w$$

, siendo p_i el vector de precios de los bienes incluidos en b_i , y w el ingreso recibido por las horas trabajadas.

ANEXO V. Efecto calendario en el modelo de demanda.

En este anexo se presenta el tratamiento del efecto calendario utilizado en UTE-DECON (2009).

Se denomina TD_t al efecto asociado al mes t , cuya expresión es la siguiente:

$$TD_t = \delta_1 X_{1t} + \delta_2 X_{2t} + \delta_3 X_{3t} + \dots + \delta_{6t} X_{6t} + \delta_7 X_{7t} = \sum_1^7 \delta_i X_{it}$$

,donde X_{it} son variables dummy cuyos valores son el número de lunes, martes, etc., hasta domingo, en el mes t de cada año y d_i el efecto que tiene cada día de la semana en la variable objeto de análisis, la demanda de energía eléctrica en este caso. Por tanto, cada observación mensual, Z_t , se puede escribir de la siguiente forma:

$$Z_t = TD_t + n_t$$

,donde n_t es una variable que recoge el correspondiente modelo ARMA con análisis de intervención de la serie estacionaria así como la variable residual.

Si se estimase el TD_t definido así, sin ninguna modificación, se obtendrían estimadores poco precisos de los d_i , puesto que las X_{it} están muy correlacionadas entre sí y dando lugar a un problema de multicolinealidad. De ahí que los autores de UTE-DECON (2009) estiman el siguiente modelo con cambio de variable:

$$td_{it} = X_{it} - X_{7t}, i = 1, \dots, 6$$

$$td_{7t} = \sum_{i=1}^7 X_{it}$$

En la ecuación anterior, td_{it} representa el número de días de tipo i que tiene el mes t por encima del número de domingos de ese mismo mes. Los domingos son tomados como punto de referencia, y td_{7t} , el número total de días del mes t . Sustituyendo se obtiene que:

$$TD_t = \sum_1^7 \delta_i X_{it} = \sum_1^7 C_i td_{it}$$

De forma que la relación entre los parámetros viene dada por:

$$\delta_i = C_i + C_7, i = 1, \dots, 6.$$

$$\delta_7 = C_7 - \sum_0^6 C_i$$

La interpretación de los autores de los C es la siguiente:

$C_7 = \frac{\sum \delta_i}{7}$: corresponde al efecto medio, o lo que es lo mismo, el aumento del consumo al añadir un día más al mes t , con independencia de que día de la semana se trate.

Por otro lado, C_i es el efecto diferencial de cada tipo de día respecto al efecto medio C_7 .

Estos coeficientes reflejan el factor estacional semanal correspondiente al tipo de día i .

Para el domingo, ese factor se calculará a partir de la relación:

$$C_D = \delta_7 - C_7 = - \sum_{i=0}^6 C_i$$

, puesto que por definición, la suma de los coeficientes estacionales debe ser igual a cero.

ANEXO VI. Cálculo detallado del costo de falla por el método de la función de producción.

	salario						hs del			TC	VTL emp	vtl desem	VTL
	mensual	w horario	TE	TA	Pob	tds mes	mes	hs trab mes	hs ocio mes		(miles USD)	(Miles USD)	hogares
Enero	15.834	88,94	0,59	0,64	3.286.314	341	744,0	178,0	225,0	19,9	1.252.810,9	1.842.335,4	1.098.447,8
Febrero	15.965	96,82	0,61	0,65	3.286.314	319	696,0	164,9	212,1	19,6	1.360.409,2	1.853.505,1	1.140.597,8
Marzo	15.431	87,99	0,60	0,64	3.286.314	341	744,0	175,4	227,6	19,3	1.291.826,8	1.869.580,9	1.121.963,5
Abril	15.346	91,11	0,60	0,65	3.286.314	330	720,0	168,4	221,6	19,0	1.359.805,8	1.875.988,2	1.148.362,8
Mayo	15.535	90,88	0,60	0,64	3.286.314	341	744,0	170,9	232,1	18,9	1.417.080,5	1.961.563,3	1.199.059,3
Junio	15.050	91,45	0,61	0,65	3.286.314	330	720,0	164,6	225,4	18,5	1.447.197,2	1.910.742,0	1.191.711,3
Julio	15.433	89,36	0,60	0,64	3.286.314	341	744,0	172,7	230,3	18,5	1.416.064,3	1.966.761,0	1.200.543,2
Agosto	15.391	89,34	0,60	0,64	3.286.314	341	744,0	172,3	230,7	18,8	1.395.566,2	1.934.172,4	1.181.703,1
Septiembre	15.670	93,75	0,60	0,64	3.286.314	330	720,0	167,1	222,9	19,6	1.364.878,3	1.875.154,1	1.149.866,9
Octubre	15.805	91,51	0,59	0,63	3.286.314	341	744,0	172,7	230,3	19,9	1.281.777,2	1.918.884,5	1.135.894,5
Noviembre	16.127	96,49	0,60	0,64	3.286.314	330	720,0	167,1	222,9	19,9	1.360.576,8	1.916.483,0	1.163.007,7
Diciembre	16.437	93,25	0,60	0,64	3.286.314	341	744,0	176,3	226,7	20,0	1.338.995,8	1.902.313,4	1.150.320,1

			Consumo	CF por kwh	CF por kwh	CF por kwh	CF por kwh		personas	
	vtl por	cons MWh	Consumo en	en hs de	(VTL/Energia	(VTL/Energia	(VTL/Energia	(VTL/Energia	por	
	hogar		hs de ocio	ocio por	mensual)	mensual)	hs ocio)	hs ocio)	hogares	
			hogar	hogar	FU:1	FU:0,5	FU:0,5	FU:1	(miles)	
									hogar	
Enero	941,8	278.022,22	102.868,220	88,20	3,95	1,98	5,34	10,68	1.166	2,82
Febrero	978,0	241.497,20	89.353,965	76,61	4,72	2,36	6,38	12,76	1.166	2,82
Marzo	962,0	254.049,79	93.998,423	80,60	4,42	2,21	5,97	11,94	1.166	2,82
Abril	984,6	244.284,25	90.385,173	77,50	4,70	2,35	6,35	12,71	1.166	2,82
Mayo	1.028,1	268.101,75	99.197,648	85,05	4,47	2,24	6,04	12,09	1.166	2,82
Junio	1.021,8	293.601,42	108.632,525	93,14	4,06	2,03	5,49	10,97	1.166	2,82
Julio	1.029,4	318.874,01	117.983,384	101,16	3,76	1,88	5,09	10,18	1.166	2,82
Agosto	1.013,2	309.293,58	114.438,625	98,12	3,82	1,91	5,16	10,33	1.166	2,82
Septiembre	985,9	273.700,47	101.269,173	86,83	4,20	2,10	5,68	11,35	1.166	2,82
Octubre	973,9	260.571,62	96.411,500	82,66	4,36	2,18	5,89	11,78	1.166	2,82
Noviembre	997,2	247.999,99	91.759,996	78,68	4,69	2,34	6,34	12,67	1.166	2,82
Diciembre	986,3	267.639,02	99.026,437	84,91	4,30	2,15	5,81	11,62	1.166	2,82

ANEXO VII. Análisis de estacionariedad de las series.

Se presentan los test ADF aplicados a las series utilizadas en los modelos univariantes de REI y REM, y los multivariantes estimados para el cálculo de CdF (Tabla 6 – Resumen de resultados).

i) Series de consumo energía.

Se rechaza que REI tenga más de dos raíces unitarias.

Null Hypothesis: D(REI,2) has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 10 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-14.09782	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.576403	
5% level	-1.942399	
10% level	-1.615659	

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

Se rechaza que REI tenga más de una raíz unitaria.

Null Hypothesis: D(REI) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 11 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.520854	0.0084
Test critical values: 1% level	-3.462574	
5% level	-2.875608	
10% level	-2.574346	

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

Se acepta que REI tiene una raíz unitaria.

Null Hypothesis: REI has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 12 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.986805	0.6046
Test critical values: 1% level	-4.003902	
5% level	-3.432115	
10% level	-3.139793	

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

Se rechaza que REM tenga más de dos raíces unitarias.

Null Hypothesis: D(REM,2) has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 10 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-33.30740	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.576403	
5% level	-1.942399	
10% level	-1.615659	

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

Se rechaza que REM tenga más de una raíz unitaria.

Null Hypothesis: D(REM) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 11 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.697884	0.0001
Test critical values: 1% level	-3.462574	
5% level	-2.875608	
10% level	-2.574346	

Se acepta que REM tiene una raíz unitaria.

Null Hypothesis: REM has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 12 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.099911	0.5423
Test critical values: 1% level	-4.003902	
5% level	-3.432115	
10% level	-3.139793	

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

ii) Serie de precio de la energía eléctrica.

Se rechaza que PE2 REAL tenga más de dos raíces unitarias

Null Hypothesis: D(PE2_REAL_,2) has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 8 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.947372	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.574593	
5% level	-1.942147	
10% level	-1.615821	

Se rechaza que PE2 REAL tenga más de una raíz unitaria.

Null Hypothesis: D(PE2_REAL_) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-19.04433	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.456408	
5% level	-2.872904	
10% level	-2.572900	

Se acepta que PE2 REAL tiene una raíz unitaria.

Null Hypothesis: PE2_REAL_ has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.252056	0.0769
Test critical values: 1% level	-3.995040	
5% level	-3.427830	
10% level	-3.137268	

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

iii) Serie de turismo receptivo.

Se rechaza que TUR tenga más de dos raíces unitaria.

Null Hypothesis: D(TUR,2) has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 11 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-22.72394	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.574714	
5% level	-1.942164	
10% level	-1.615810	

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

Se rechaza que TUR tenga más de una raíz unitaria.

Null Hypothesis: D(TUR) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 12 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5.704136	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.457747	
5% level	-2.873492	
10% level	-2.573215	

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

Se acepta que TUR tiene una raíz unitaria.

Null Hypothesis: TUR has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 13 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0.559746	0.9801
Test critical values: 1% level	-3.997083	
5% level	-3.428819	
10% level	-3.137851	

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

iv) Serie de salario real

Se rechaza que ISR tenga más de dos raíces unitarias.

Null Hypothesis: D(ISR,2) has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 11 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-7.676679	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.574714	
5% level	-1.942164	
10% level	-1.615810	

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

Se rechaza que ISR tenga más de una raíz unitaria.

Null Hypothesis: D(ISR) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 12 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.801948	0.0595
Test critical values: 1% level	-3.457747	
5% level	-2.873492	
10% level	-2.573215	

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

Se acepta que ISR tiene una raíz unitaria.

Null Hypothesis: ISR has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 13 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.299207	0.8856
Test critical values: 1% level	-3.997083	
5% level	-3.428819	
10% level	-3.137851	

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

v) Exceso de frío y calor.

Se rechaza que LICALOR tenga más de dos raíces unitarias.

Null Hypothesis: D(LICALOR,2) has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 13 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13.69522	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.574797	
5% level	-1.942176	
10% level	-1.615803	

Se rechaza que LICALOR tenga más de una raíz unitaria.

Null Hypothesis: D(LICALOR) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 11 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.18825	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.457630	
5% level	-2.873440	
10% level	-2.573187	

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

Se acepta que LICALOR tiene una raíz unitaria

Null Hypothesis: LICALOR has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 12 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.137824	0.1000
Test critical values: 1% level	-3.996918	
5% level	-3.428739	
10% level	-3.137804	

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

Se rechaza que LFRIO tenga más de dos raíces unitarias.

Null Hypothesis: D(LFRIO,2) has a unit root
Exogenous: None
Lag Length: 13 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-14.19739	0.0000
Test critical values: 1% level	-2.574797	
5% level	-1.942176	
10% level	-1.615803	

Se rechaza que LFRIO tenga más de una raíz unitaria.

Null Hypothesis: D(LFRIO) has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 11 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11.74159	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.457630	
5% level	-2.873440	
10% level	-2.573187	

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

Se acepta que LFRIO tiene una raíz unitaria

Null Hypothesis: LFRIO has a unit root
Exogenous: Constant, Linear Trend
Lag Length: 12 (Automatic - based on SIC, maxlag=15)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.352406	0.0605
Test critical values:		
1% level	-3.996918	
5% level	-3.428739	
10% level	-3.137804	

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

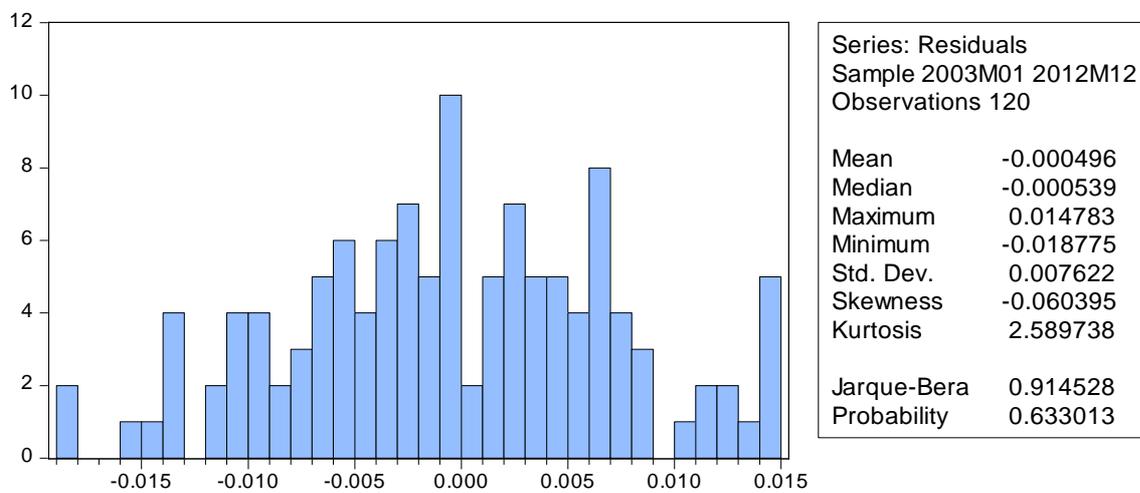
ANEXO VIII. Modelos multivariantes de demanda de energía eléctrica.

a. MODELO MVD REAL.

Dependent Variable: DLOG(REM)
 Method: Least Squares
 Date: 08/15/14 Time: 12:08
 Sample: 2003M01 2012M12
 Included observations: 120
 Convergence achieved after 21 iterations
 MA Backcast: 2002M11 2002M12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.001300	0.000371	-3.500737	0.0007
DS1	-0.053080	0.004866	-10.90806	0.0000
DS2	-0.027154	0.011281	-2.406955	0.0183
DS3	0.011948	0.006476	1.844979	0.0686
DS4	0.660401	0.093643	7.052336	0.0000
DS5	1.139678	0.089998	12.66343	0.0000
DS6	1.202234	0.090824	13.23697	0.0000
DS7	1.226085	0.090129	13.60364	0.0000
DS8	1.209967	0.090427	13.38061	0.0000
DS9	0.773690	0.094832	8.158510	0.0000
DS10	0.675991	0.093342	7.242088	0.0000
DS11	0.647820	0.094261	6.872624	0.0000
D(DLU)	0.004515	0.001824	2.475268	0.0153
D(DMA)	-0.004820	0.001783	-2.702980	0.0083
D(DMIE)	0.002205	0.001536	1.434989	0.1550
D(DJU)	-0.002284	0.001577	-1.448665	0.1512
D(DVIE)	0.001323	0.001358	0.974678	0.3325
D(DSA)	0.010343	0.001814	5.701439	0.0000
D(DMES)	0.032489	0.003818	8.509902	0.0000
DLOG(PE2_REAL_(-6))	-0.077201	0.035280	-2.188223	0.0314
DLOG(ISR(-6))	0.478057	0.094780	5.043845	0.0000
D(AHORRO)	-0.041640	0.006033	-6.902021	0.0000
D(TCB)	-0.039436	0.007944	-4.964035	0.0000
D(LCALOR)	0.204390	0.030715	6.654498	0.0000
D(LFRIO)	-0.148286	0.010860	-13.65407	0.0000
D(FE=200407)	-0.031835	0.007252	-4.389983	0.0000
D(FE>=200410)	0.034302	0.008721	3.933408	0.0002
D(FE=200601)	0.030943	0.006255	4.946628	0.0000
D(FE>=200703)	0.026524	0.008140	3.258240	0.0016
D(FE>=200801)	-0.028402	0.007849	-3.618786	0.0005
D(FE=200909)	-0.024393	0.005579	-4.371959	0.0000
D(FE>=201007)	0.020159	0.007298	2.762286	0.0070
D(FE=201106)	0.039880	0.005435	7.337897	0.0000
D(FE=201208)	-0.011858	0.005820	-2.037502	0.0447
AR(1)	0.181704	0.113758	1.597283	0.1140
MA(2)	-0.973266	0.009147	-106.3971	0.0000

R-squared	0.990205	Mean dependent var	-9.65E-05
Adjusted R-squared	0.986124	S.D. dependent var	0.077177
S.E. of regression	0.009091	Akaike info criterion	-6.319713
Sum squared resid	0.006942	Schwarz criterion	-5.483466
Log likelihood	415.1828	Hannan-Quinn criter.	-5.980109
F-statistic	242.6307	Durbin-Watson stat	1.856374
Prob(F-statistic)	0.000000		



Date: 08/18/14 Time: 22:12
Sample: 2003M01 2012M12
Included observations: 120
Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms and 33 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.050	0.050	0.3032	
		2	-0.092	-0.095	1.3583	
		3	-0.042	-0.033	1.5812	0.209
		4	-0.016	-0.021	1.6139	0.446
		5	0.000	-0.005	1.6139	0.656
		6	-0.139	-0.146	4.1126	0.391
		7	0.051	0.065	4.4458	0.487
		8	-0.110	-0.150	6.0369	0.419
		9	-0.097	-0.086	7.2879	0.400
		10	-0.102	-0.130	8.6765	0.370
		11	0.118	0.111	10.550	0.308
		12	-0.041	-0.131	10.782	0.375
		13	-0.125	-0.095	12.932	0.298
		14	-0.061	-0.127	13.451	0.337
		15	0.041	0.019	13.684	0.396
		16	0.041	-0.061	13.917	0.456
		17	0.091	0.120	15.094	0.445
		18	0.177	0.087	19.606	0.238
		19	-0.017	-0.018	19.648	0.293
		20	-0.052	-0.056	20.037	0.331
		21	-0.037	-0.008	20.239	0.380
		22	0.015	-0.067	20.272	0.441
		23	0.046	0.065	20.586	0.484
		24	-0.221	-0.239	28.042	0.174
		25	0.076	0.166	28.939	0.182
		26	0.049	-0.039	29.309	0.209
		27	-0.154	-0.124	33.059	0.130
		28	-0.044	-0.078	33.367	0.152
		29	0.058	0.076	33.903	0.169
		30	0.093	-0.011	35.318	0.161
		31	-0.117	-0.016	37.578	0.132
		32	-0.007	-0.056	37.586	0.161
		33	0.020	-0.030	37.655	0.191
		34	0.030	-0.077	37.810	0.221
		35	-0.026	-0.003	37.924	0.255
		36	0.058	-0.026	38.513	0.273

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

b. Modelo MVD Nominal.

Dependent Variable: DLOG(REM)

Method: Least Squares

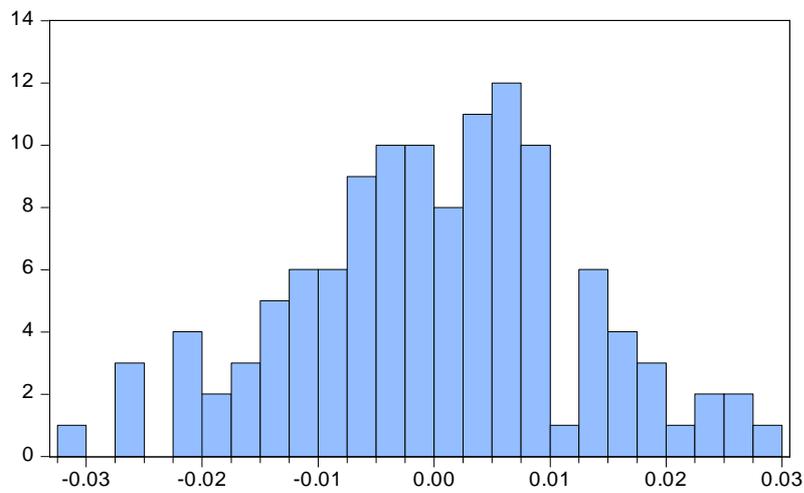
Date: 08/13/14 Time: 22:01

Sample: 2003M01 2012M12

Included observations: 120

Convergence achieved after 10 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.004329	0.001922	-2.251815	0.0267
DS1	-0.062336	0.009051	-6.887301	0.0000
DS2	-0.057617	0.019917	-2.892871	0.0048
DS3	-0.000117	0.008065	-0.014536	0.9884
DS4	0.426306	0.142431	2.993064	0.0036
DS5	0.853056	0.147318	5.790577	0.0000
DS6	0.913442	0.147463	6.194360	0.0000
DS7	0.944943	0.146245	6.461362	0.0000
DS8	0.927998	0.146651	6.327932	0.0000
DS9	0.534966	0.142921	3.743101	0.0003
DS10	0.451472	0.141733	3.185371	0.0020
DS11	0.415892	0.142743	2.913567	0.0045
D(DLU)	0.001917	0.002476	0.774287	0.4408
D(DMA)	0.000678	0.002285	0.296684	0.7674
D(DMIE)	-0.001224	0.002299	-0.532330	0.5958
D(DJU)	-0.003330	0.002442	-1.363685	0.1760
D(DVIE)	0.003193	0.002227	1.433759	0.1551
D(DSA)	0.006803	0.002590	2.626538	0.0101
D(DMES)	0.026289	0.006857	3.833664	0.0002
DLOG(PE2(-6))	-0.091234	0.053195	-1.715080	0.0897
DLOG(IMS)	0.504600	0.180240	2.799599	0.0062
D(AHORRO)	-0.028555	0.008069	-3.539014	0.0006
D(AHORROV2(2))	-0.029732	0.010526	-2.824662	0.0058
D(TCB)	-0.039068	0.014475	-2.698968	0.0083
D(LCALOR)	0.130450	0.046593	2.799756	0.0062
D(LFRIO)	-0.126172	0.016060	-7.856168	0.0000
D(FE>=201106)	0.047866	0.013875	3.449758	0.0009
D(FE>=201007)	0.044884	0.014217	3.157087	0.0022
AR(2)	-0.373319	0.103966	-3.590793	0.0005
R-squared	0.975633	Mean dependent var		-9.65E-05
Adjusted R-squared	0.968136	S.D. dependent var		0.077177
S.E. of regression	0.013777	Akaike info criterion		-5.525001
Sum squared resid	0.017271	Schwarz criterion		-4.851357
Log likelihood	360.5000	Hannan-Quinn criter.		-5.251431
F-statistic	130.1284	Durbin-Watson stat		2.083563
Prob(F-statistic)	0.000000			



Series: Residuals	
Sample 2003M01 2012M12	
Observations 120	
Mean	5.43e-15
Median	0.000740
Maximum	0.027806
Minimum	-0.030995
Std. Dev.	0.012047
Skewness	-0.065089
Kurtosis	2.879122
Jarque-Bera	0.157789
Probability	0.924137

Date: 08/18/14 Time: 22:22
Sample: 2003M01 2012M12
Included observations: 120
Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term and 27 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.053	-0.053	0.3501	
		2 0.004	0.001	0.3517	0.553
		3 -0.062	-0.061	0.8258	0.662
		4 0.008	0.001	0.8335	0.841
		5 -0.026	-0.025	0.9180	0.922
		6 -0.046	-0.053	1.1947	0.945
		7 0.045	0.041	1.4588	0.962
		8 -0.066	-0.065	2.0210	0.959
		9 -0.044	-0.058	2.2783	0.971
		10 -0.133	-0.136	4.6329	0.865
		11 0.077	0.052	5.4380	0.860
		12 0.084	0.086	6.3840	0.847
		13 -0.084	-0.095	7.3610	0.833
		14 0.014	0.002	7.3894	0.881
		15 0.112	0.123	9.1485	0.821
		16 -0.102	-0.119	10.615	0.779
		17 0.051	0.059	10.980	0.811
		18 0.060	0.067	11.497	0.830
		19 -0.039	-0.079	11.721	0.861
		20 -0.046	-0.030	12.026	0.885
		21 -0.125	-0.105	14.329	0.813
		22 -0.012	-0.039	14.349	0.854
		23 0.091	0.096	15.607	0.835
		24 -0.122	-0.150	17.891	0.763
		25 -0.030	-0.014	18.029	0.802
		26 0.120	0.111	20.274	0.732
		27 -0.059	-0.101	20.814	0.751
		28 0.028	0.088	20.941	0.789
		29 0.088	0.055	22.185	0.773
		30 0.103	0.032	23.903	0.734
		31 0.029	0.120	24.045	0.770
		32 0.042	0.019	24.343	0.796
		33 -0.038	-0.019	24.581	0.823
		34 -0.048	-0.035	24.974	0.841
		35 0.108	0.095	26.967	0.799
		36 -0.119	-0.025	29.454	0.733

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

c. Modelo Interior Real.

Dependent Variable: DLOG(REI)

Method: Least Squares

Date: 08/15/14 Time: 12:33

Sample: 2003M01 2012M12

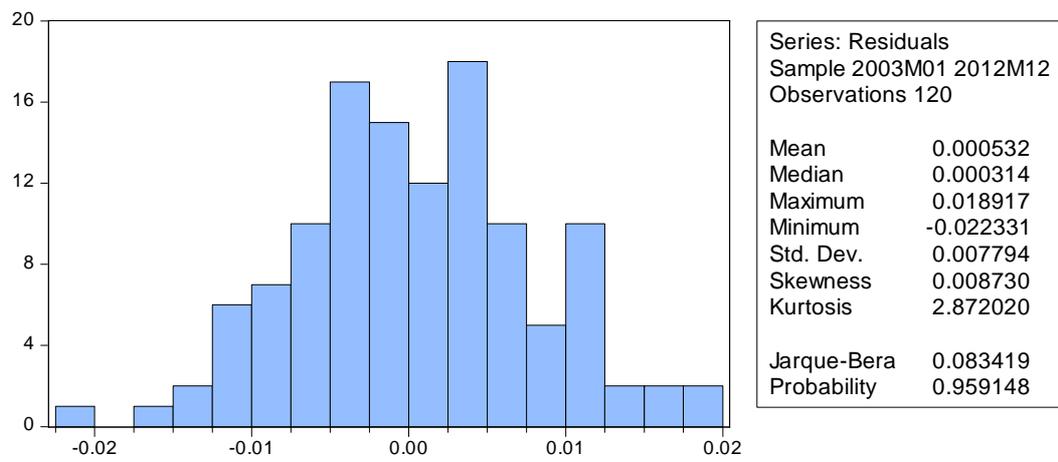
Included observations: 120

Convergence achieved after 17 iterations

MA Backcast: 2002M03 2002M12

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.001164	0.000417	2.788751	0.0065
DS1	0.059513	0.007163	8.308453	0.0000
DS2	0.023958	0.015399	1.555822	0.1234
DS3	-0.026620	0.011827	-2.250708	0.0269
DS4	0.350374	0.085601	4.093120	0.0001
DS5	0.618646	0.088069	7.024595	0.0000
DS6	0.667351	0.087308	7.643613	0.0000
DS7	0.666597	0.088095	7.566800	0.0000
DS8	0.649529	0.088645	7.327315	0.0000
DS9	0.371324	0.086143	4.310568	0.0000
DS10	0.324871	0.086173	3.769969	0.0003
DS11	0.345355	0.085113	4.057615	0.0001
D(DLU)	0.004566	0.001497	3.050681	0.0030
D(DMA)	-0.000321	0.001784	-0.180031	0.8575
D(DMIE)	0.000692	0.001537	0.450598	0.6534
D(DJU)	-0.004542	0.001563	-2.906213	0.0046
D(DVIE)	0.004216	0.001474	2.859857	0.0053
D(DSA)	0.005319	0.001587	3.352608	0.0012
D(DMES)	0.029855	0.004146	7.200863	0.0000
DLOG(PE2_REAL_(-10))	-0.093199	0.037997	-2.452805	0.0162
DLOG(ISR(-6))	0.487451	0.097429	5.003159	0.0000
D(AHORRO)	-0.045306	0.004578	-9.896532	0.0000
D(TCB)	-0.062370	0.007332	-8.506461	0.0000
D(LCALOR)	0.139038	0.027976	4.969823	0.0000
D(LFRIO)	-0.089673	0.006696	-13.39144	0.0000
DLOG(TUR)	0.031361	0.005457	5.746437	0.0000
D(PSC)	0.002293	0.000772	2.971597	0.0038
D(FE>=200801)	-0.033006	0.007343	-4.495025	0.0000
D(FE=200805)	0.018911	0.008641	2.188512	0.0313
D(FE>=201208)	-0.026542	0.007359	-3.606847	0.0005
AR(2)	-0.362223	0.071023	-5.100086	0.0000
AR(3)	-0.616415	0.072903	-8.455302	0.0000
MA(10)	-0.944188	0.016658	-56.68186	0.0000

R-squared	0.989460	Mean dependent var	0.001672
Adjusted R-squared	0.985583	S.D. dependent var	0.076090
S.E. of regression	0.009136	Akaike info criterion	-6.324720
Sum squared resid	0.007262	Schwarz criterion	-5.558160
Log likelihood	412.4832	Hannan-Quinn criter.	-6.013416
F-statistic	255.2229	Durbin-Watson stat	1.986353
Prob(F-statistic)	0.000000		



Date: 08/18/14 Time: 22:27

Sample: 2003M01 2012M12

Included observations: 120

Q-statistic probabilities adjusted for 3 ARMA terms and 29 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.002	-0.002	0.0003	
		2 0.089	0.089	0.9828	
		3 0.016	0.016	1.0132	
		4 0.001	-0.007	1.0134	0.314
		5 -0.061	-0.064	1.4796	0.477
		6 0.085	0.086	2.3983	0.494
		7 -0.198	-0.191	7.4931	0.112
		8 -0.000	-0.010	7.4931	0.186
		9 0.042	0.076	7.7288	0.259
		10 -0.006	-0.002	7.7329	0.357
		11 0.101	0.104	9.0899	0.335
		12 0.048	0.017	9.4043	0.401
		13 -0.036	-0.024	9.5857	0.478
		14 0.140	0.110	12.308	0.341
		15 0.013	-0.000	12.333	0.419
		16 0.047	0.065	12.649	0.475
		17 -0.061	-0.088	13.174	0.513
		18 0.021	0.044	13.240	0.584
		19 0.110	0.168	14.992	0.525
		20 -0.039	-0.107	15.211	0.580
		21 -0.146	-0.131	18.366	0.432
		22 0.061	0.070	18.916	0.462
		23 -0.038	-0.003	19.138	0.513
		24 -0.106	-0.144	20.849	0.468
		25 0.068	0.031	21.557	0.487
		26 0.002	0.090	21.558	0.547
		27 -0.056	-0.086	22.058	0.576
		28 -0.020	-0.136	22.123	0.629
		29 -0.032	0.024	22.291	0.673
		30 -0.012	-0.002	22.313	0.721
		31 0.078	0.033	23.307	0.718
		32 -0.047	-0.007	23.679	0.745
		33 0.006	0.001	23.685	0.786
		34 -0.002	-0.033	23.686	0.823
		35 0.063	0.115	24.364	0.831
		36 -0.129	-0.128	27.261	0.748

d. Modelo Interior Nominal

Dependent Variable: DLOG(REI)

Method: Least Squares

Date: 08/15/14 Time: 15:14

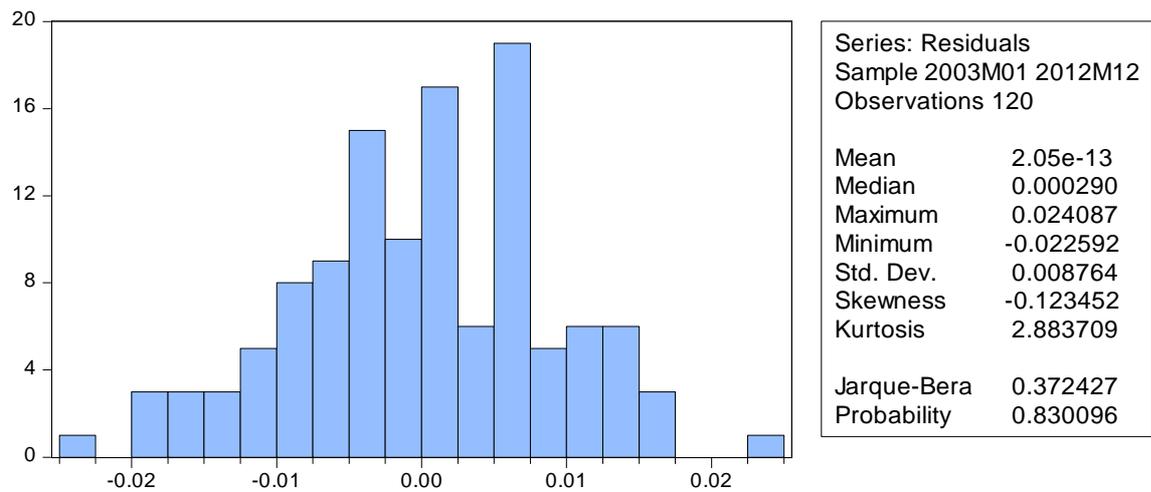
Sample (adjusted): 2003M01 2012M12

Included observations: 120 after adjustments

Convergence achieved after 10 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.001127	0.001573	-0.716054	0.4759
DS1	0.057921	0.007199	8.045208	0.0000
DS2	0.021664	0.017033	1.271842	0.2069
DS3	-0.026493	0.009225	-2.871795	0.0052
DS4	0.345293	0.109578	3.151127	0.0023
DS5	0.587577	0.112827	5.207744	0.0000
DS6	0.631439	0.111906	5.642577	0.0000
DS7	0.645241	0.112610	5.729893	0.0000
DS8	0.627672	0.112716	5.568626	0.0000
DS9	0.377433	0.109982	3.431774	0.0009
DS10	0.335403	0.110083	3.046807	0.0031
DS11	0.345188	0.109560	3.150676	0.0023
DLOG(PE2(-4))	-0.107346	0.038280	-2.804247	0.0063
DLOG(PE2(-10))	-0.096663	0.034792	-2.778344	0.0067
D(DLU)	0.001263	0.001741	0.725816	0.4700
D(DMA)	-0.004437	0.001600	-2.772814	0.0068
D(DMIE)	-0.000545	0.001779	-0.306466	0.7600
D(DJU)	0.001932	0.001891	1.021648	0.3099
D(DVIE)	0.001327	0.001877	0.706926	0.4816
D(DSA)	-9.22E-05	0.001959	-0.047076	0.9626
D(DMES)	0.029063	0.005526	5.259081	0.0000
DLOG(IMS(-3))	0.322193	0.144819	2.224801	0.0288
DLOG(IMS(-6))	0.241502	0.144070	1.676276	0.0974
D(AHORRO)	-0.034148	0.005710	-5.980420	0.0000
D(TCB)	-0.065825	0.009976	-6.598362	0.0000
D(LCALOR)	0.141210	0.036370	3.882649	0.0002
D(LFRIO)	-0.080550	0.010960	-7.349640	0.0000
D(TUR)	2.03E-07	5.61E-08	3.617058	0.0005
D(FE>=201106)	0.036652	0.009896	3.703783	0.0004
D(FE>=200403)	0.038900	0.011808	3.294401	0.0014
D(FE>=200405)	-0.025067	0.010612	-2.362257	0.0205
D(FE>=201110)	-0.034833	0.010073	-3.458092	0.0009
D(FE=201208)	-0.016791	0.007266	-2.311028	0.0233
D(FE>=200801)	-0.034324	0.010697	-3.208619	0.0019
AR(3)	-0.574584	0.092599	-6.205064	0.0000
AR(2)	-0.159508	0.091337	-1.746355	0.0844
R-squared	0.986734	Mean dependent var		0.001672
Adjusted R-squared	0.981207	S.D. dependent var		0.076090
S.E. of regression	0.010431	Akaike info criterion		-6.044719

Sum squared resid	0.009140	Schwarz criterion	-5.208472
Log likelihood	398.6832	Hannan-Quinn criter.	-5.705115
F-statistic	178.5153	Durbin-Watson stat	1.799602
Prob(F-statistic)	0.000000		



Date: 08/18/14 Time: 22:35
 Sample: 2003M01 2013M12
 Included observations: 120
 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms and 33 dynamic regressors

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.078	0.078	0.7548	
		2	-0.064	-0.070	1.2605	
		3	0.010	0.022	1.2742	0.259
		4	-0.065	-0.073	1.8149	0.404
		5	-0.018	-0.004	1.8545	0.603
		6	0.004	-0.004	1.8566	0.762
		7	-0.198	-0.200	6.9244	0.226
		8	0.031	0.064	7.0470	0.317
		9	-0.025	-0.068	7.1268	0.416
		10	-0.295	-0.293	18.733	0.016
		11	0.082	0.118	19.633	0.020
		12	-0.037	-0.121	19.824	0.031
		13	-0.052	-0.040	20.199	0.043
		14	0.156	0.105	23.549	0.023
		15	0.061	0.030	24.067	0.031
		16	-0.043	-0.062	24.323	0.042
		17	0.219	0.158	31.110	0.008
		18	0.090	0.138	32.271	0.009
		19	0.032	-0.023	32.416	0.013
		20	0.046	-0.009	32.726	0.018
		21	-0.249	-0.146	41.859	0.002
		22	0.013	0.031	41.885	0.003
		23	0.107	0.073	43.603	0.003
		24	-0.187	-0.105	48.914	0.001
		25	0.047	0.130	49.247	0.001
		26	0.140	0.118	52.285	0.001
		27	-0.086	0.007	53.462	0.001
		28	0.049	0.048	53.851	0.001
		29	-0.002	0.034	53.852	0.002
		30	-0.005	0.058	53.856	0.002
		31	0.150	-0.031	57.567	0.001
		32	-0.057	-0.020	58.112	0.002
		33	0.008	0.092	58.123	0.002
		34	0.024	-0.166	58.225	0.003
		35	0.024	0.202	58.324	0.004
		36	-0.001	0.029	58.324	0.006

e. Demanda TRS total país

Dependent Variable: DLOG(RESTOT)

Method: Least Squares

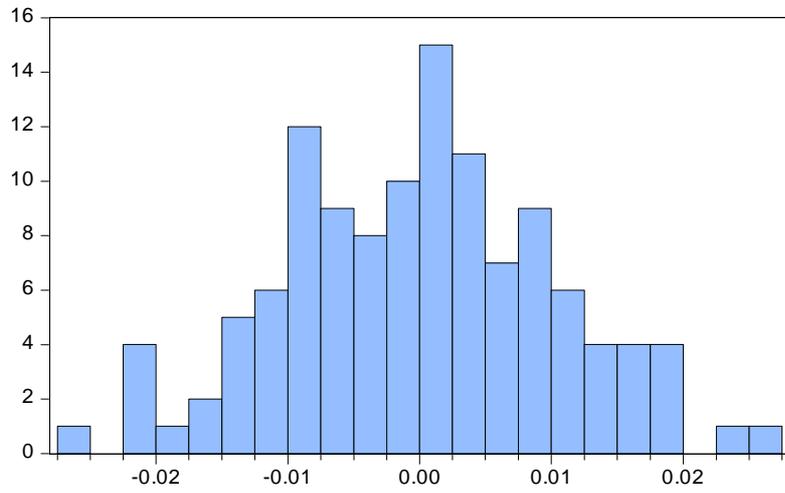
Date: 08/19/14 Time: 20:23

Sample: 2003M01 2012M12

Included observations: 120

Convergence achieved after 8 iterations

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000421	0.000669	0.629475	0.5306
DS1	0.011618	0.006998	1.660192	0.1004
DS2	-0.011475	0.017292	-0.663570	0.5087
DS3	-0.006175	0.009163	-0.673887	0.5021
DS4	0.473134	0.120831	3.915653	0.0002
DS5	0.806903	0.125014	6.454524	0.0000
DS6	0.857101	0.124313	6.894689	0.0000
DS7	0.873357	0.124208	7.031397	0.0000
DS8	0.858491	0.124550	6.892723	0.0000
DS9	0.535023	0.121235	4.413100	0.0000
DS10	0.468673	0.120966	3.874415	0.0002
DS11	0.457070	0.120702	3.786753	0.0003
D(DLU)	0.005126	0.001888	2.715283	0.0079
D(DMA)	-0.005272	0.001761	-2.994372	0.0036
D(DMIE)	-2.58E-05	0.001942	-0.013295	0.9894
D(DJU)	-0.000331	0.002036	-0.162483	0.8713
D(DVIE)	0.002587	0.001955	1.323728	0.1889
D(DSA)	0.003775	0.002217	1.702623	0.0921
D(DMES)	0.026110	0.005738	4.550543	0.0000
DLOG(PE2_REAL_(-10))	-0.079728	0.044512	-1.791171	0.0766
DLOG(ISR(-6))	0.324028	0.081192	3.990866	0.0001
D(AHORRO)	-0.038146	0.006605	-5.775023	0.0000
D(TCB)	-0.057451	0.011329	-5.071218	0.0000
D(LCALOR)	0.161960	0.039767	4.072690	0.0001
D(LFRIO)	-0.103442	0.012740	-8.119484	0.0000
DLOG(TUR)	0.019012	0.007545	2.519786	0.0135
D(FE>=201106)	0.031340	0.011588	2.704513	0.0082
D(FE=201208)	-0.028411	0.008394	-3.384811	0.0011
AR(2)	-0.199078	0.091508	-2.175531	0.0322
AR(3)	-0.501561	0.091516	-5.480558	0.0000
R-squared	0.977315	Mean dependent var		0.000903
Adjusted R-squared	0.970006	S.D. dependent var		0.068447
S.E. of regression	0.011854	Akaike info criterion		-5.819930
Sum squared resid	0.012647	Schwarz criterion		-5.123057
Log likelihood	379.1958	Hannan-Quinn criter.		-5.536926
F-statistic	133.7040	Durbin-Watson stat		2.119816
Prob(F-statistic)	0.000000			



Series: Residuals	
Sample 2003M01 2012M12	
Observations 120	
Mean	4.84e-15
Median	0.000884
Maximum	0.027410
Minimum	-0.025623
Std. Dev.	0.010309
Skewness	0.046587
Kurtosis	2.757133
Jarque-Bera	0.338330
Probability	0.844370

Date: 08/19/14 Time: 20:45
 Sample: 2003M01 2012M12
 Included observations: 120
 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms and 27 dynamic regressors

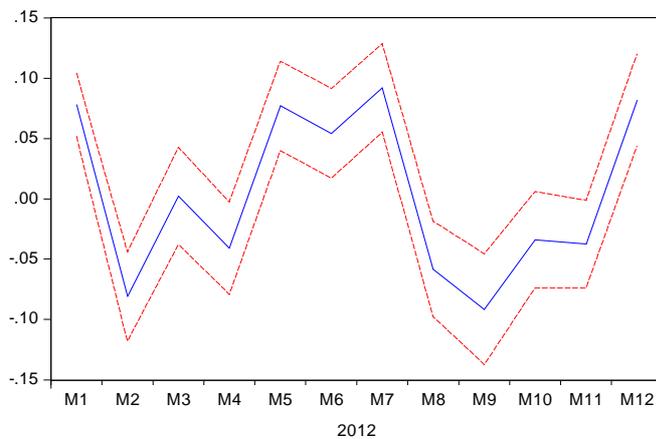
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 -0.061	-0.061	0.4627	
		2 -0.048	-0.052	0.7474	
		3 0.064	0.058	1.2601	0.262
		4 -0.016	-0.010	1.2906	0.524
		5 -0.011	-0.007	1.3067	0.728
		6 0.011	0.005	1.3225	0.858
		7 -0.015	-0.014	1.3532	0.929
		8 -0.076	-0.077	2.1058	0.910
		9 -0.121	-0.135	4.0318	0.776
		10 -0.373	-0.409	22.579	0.004
		11 0.168	0.108	26.361	0.002
		12 0.027	0.023	26.463	0.003
		13 -0.172	-0.139	30.521	0.001
		14 0.136	0.114	33.077	0.001
		15 0.092	0.115	34.267	0.001
		16 -0.110	-0.101	35.962	0.001
		17 0.088	0.053	37.058	0.001
		18 0.168	0.108	41.096	0.001
		19 0.131	0.102	43.596	0.000
		20 -0.001	-0.116	43.596	0.001
		21 -0.187	-0.141	48.779	0.000
		22 0.047	0.013	49.113	0.000
		23 0.052	-0.034	49.518	0.000
		24 -0.169	-0.062	53.864	0.000
		25 -0.057	-0.047	54.364	0.000
		26 0.153	0.105	58.011	0.000
		27 -0.126	0.073	60.504	0.000
		28 -0.049	0.084	60.894	0.000
		29 0.033	0.004	61.069	0.000
		30 0.055	0.016	61.552	0.000
		31 0.068	0.019	62.304	0.000
		32 -0.085	-0.103	63.502	0.000
		33 0.050	-0.070	63.931	0.000
		34 0.069	-0.047	64.749	0.001
		35 -0.052	-0.007	65.219	0.001
		36 -0.029	0.036	65.364	0.001

*Probabilities may not be valid for this equation specification.

ANEXO IX. Evaluación de la capacidad predictiva de los modelos de demanda residencial.

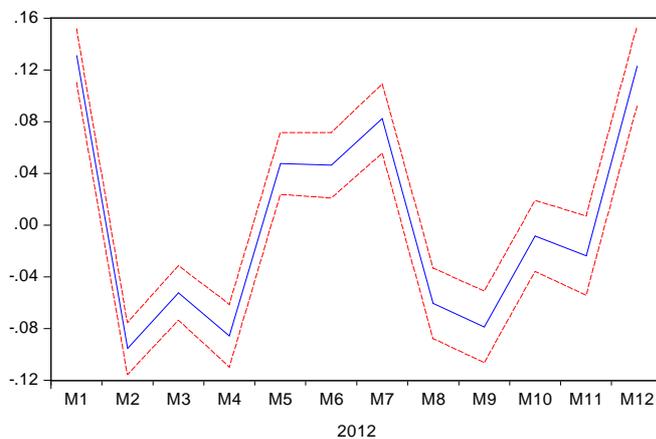
En este anexo se presentan los resultados de la capacidad predictiva de los modelos TRS MVD, TRS INT, y TRS total, para cerrar la validación de éstos de acuerdo a metodología Box-Jenkins.

Se eligió realizar una evaluación intramuestra debido a que cuando se estimó un modelo 2003-2013 se encontró un número importante de valores atípicos en el último año, lo que podría resultar en errores de predicción importantes.



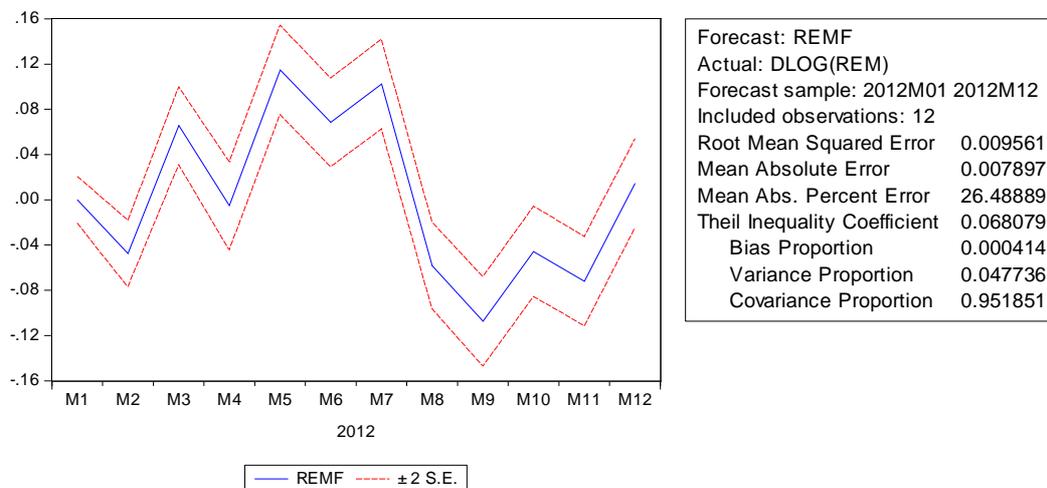
Forecast:	RESTOTF
Actual:	DLOG(RESTOT)
Forecast sample:	2012M01 2012M12
Included observations:	12
Root Mean Squared Error	0.008830
Mean Absolute Error	0.007999
Mean Abs. Percent Error	25.38601
Theil Inequality Coefficient	0.065893
Bias Proportion	0.002649
Variance Proportion	0.027885
Covariance Proportion	0.969466

— RESTOTF — ± 2 S.E.



Forecast:	REIF
Actual:	DLOG(REI)
Forecast sample:	2012M01 2012M12
Included observations:	12
Root Mean Squared Error	0.008217
Mean Absolute Error	0.005593
Mean Abs. Percent Error	80.31540
Theil Inequality Coefficient	0.052685
Bias Proportion	0.035942
Variance Proportion	0.002850
Covariance Proportion	0.961208

— REIF — ± 2 S.E.



Los resultados obtenidos de Error Absoluto Medio (ECM) y Raíz del ECM de REM (Montevideo), REI (Interior) y RES TOT (País) son del orden de los obtenidos en Lanzilotta y Rosá (2012).

Los valores de Covariance Proportion son todos cercanos a 1.

Los resultados obtenidos en capacidad predictiva de los modelos estimados validan la elección realizada para la estimación del costo de falla.