



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FISICAS Y MATEMATICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA INDUSTRIAL

**“ESTIMACION DE LA DEMANDA RESIDENCIAL DE ELECTRICIDAD EN EL
PERU”**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGISTER EN ECONOMIA APLICADA

LUIS ALFONSO BENDEZU MEDINA

PROFESOR GUIA:

SOLEDAD ARELLANO SCHMIDT

MIEMBROS DE LA COMISION:

RONALD FISCHER BARKAN
CRISTOBAL HUNEEUS LAGO
ALEXANDER GALETOVIC POSTCH

SANTIAGO DE CHILE
2010

TABLA DE CONTENIDO

	Página
1. INTRODUCCIÓN.....	1
2. REVISIÓN DE LA LITERATURA.....	4
3. EL MODELO.....	9
3.1. Modelo Base.....	9
3.2. Estructura Tarifaria.....	10
3.3. Bienes Durables.....	14
4. IMPLEMENTACIÓN EMPÍRICA.....	16
4.1. Descripción y Construcción de la Base de Datos.....	16
4.2. Estrategia de Identificación.....	21
4.3. Metodología de Estimación.....	28
4.4. Resultados.....	31
5. CONCLUSIONES.....	37
6. REFERENCIAS.....	40
7. ANEXO.....	42
7.1. Anexo 1: Descripción de la Muestra.....	42
7.2. Anexo 2: Características Socioeconómicas de los Hogares Encuestados.....	44
7.3. Anexo 3: Estimación por Variables Instrumentales.....	53
7.4. Anexo 4: Regresiones Auxiliares de Máxima Verosimilitud.....	55
7.5. Anexo 5: Código del Programa usado para la estimación por Máxima Verosimilitud.....	56

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGISTER EN
ECONOMIA APLICADA
POR: LUIS ALFONSO BENDEZU MEDINA
FECHA: DICIEMBRE 2009
PROFESOR GUIA: SOLEDAD ARELLANO S.

ESTIMACION DE LA DEMANDA RESIDENCIAL DE ELECTRICIDAD EN EL PERU

Este trabajo realiza una estimación de la demanda residencial de electricidad en el Perú empleando información de una encuesta de hogares diseñada específicamente para este fin. Las características de esta base de datos permiten obtener el consumo físico de electricidad directamente de las empresas de distribución, solucionando así cualquier posible error de medición. Adicionalmente, la existencia de tarifas crecientes en bloque es abordada estimando el modelo utilizando el método de máxima verosimilitud. Para poder identificar correctamente las elasticidades precio e ingreso, la estrategia de identificación consiste en utilizar la variación exógena producida por la creación del subsidio a la electricidad en el año 2001, que implicó una reducción de hasta 50% de la tarifa para los hogares de menor consumo.

Los resultados de las estimaciones muestran que existe evidencia importante de que el hogar promedio en el Perú tiene una demanda inelástica tanto a nivel de precio como ingreso. No obstante, estos resultados esconden una importante heterogeneidad. En particular, la elasticidad precio tiene un valor promedio de -0.18 pero abarca un rango que se encuentra entre cero y -1.97, mientras que la elasticidad ingreso tiene un valor promedio de 0.11 pero varía entre cero y 1.9. Estimaciones realizadas con subconjuntos de la muestra para determinadas regiones no muestran mucha diferencia con las elasticidades obtenidas a nivel nacional. Un resultado adicional encontrado es la existencia de una relación directa entre las elasticidades precio e ingreso y el nivel de ingreso del hogar. Más específicamente, aquellos hogares con mayor nivel de ingresos son aquellos con mayor elasticidad ingreso, mientras que los hogares de menores ingresos son más sensibles ante variaciones en precios.

Palabras Clave: Demanda de electricidad, tarifas no lineales

Clasificación JEL: C25, L94, O54

1. INTRODUCCIÓN

Durante los últimos años, los altos precios de los combustibles y una mayor inestabilidad de los ciclos hidrológicos han generado una mayor volatilidad en las tarifas de electricidad en el Perú. En particular, puede verse que las fluctuaciones de la tarifa promedio a cliente final muestran variaciones anualizadas que abarcan un rango que va desde disminuciones del 10 % hasta incrementos del 10 %. Paralelamente, una característica adicional es la tendencia al alza de los precios, iniciada en el año 2004 y que ha ido acentuándose a partir de entonces. De otro lado, han surgido propuestas normativas para incrementar la transmisión de precios de los segmentos de generación y transmisión al de distribución, lo cual también contribuiría a incrementar la volatilidad de precios. Bajo este contexto, surge la siguiente pregunta: ¿cómo responderán los consumidores ante estas fluctuaciones?

Una mirada a los datos agregados muestra que, en principio, la sensibilidad ante los aumentos en precios no debiera ser mucha. En particular, el consumo de electricidad ha venido incrementándose, debido, en gran parte a una mejora en las condiciones económicas de la población (OSINERGMIN, 2008), así como a un incremento en la cobertura a clientes residenciales (que ha crecido en 10% en el período 2001-2008). En particular, el crecimiento anual de las ventas de electricidad ha sido de una tasa cercana al 6 % en el mismo período, no observándose signos de disminución frente al reciente incremento en los precios.

No obstante, es conocido que el análisis de datos agregados puede estar ocultando una importante heterogenidad. Es probable que distintos consumidores tengan elasticidades precio distintas (Reiss y White, 2005), lo cual podría justificar la aplicación de algún esquema tarifario diferenciado a la Ramsey. Más específicamente, de acuerdo a lo presentado por dichos autores, las características de los hogares (nivel de ingresos, número de miembros, tamaño del *stock* de electrodomésticos), debieran hacer que las respuestas del consumo ante una variación en los precios fueran distintas, tanto en el corto como en el largo plazo.

Para el caso peruano, esta hipótesis ha sido evaluada usando principalmente información agregada (Pontificia Universidad Católica del Perú, 1998; Macroconsult, 2001)¹. Este tipo de estudios no es completamente satisfactorio para analizar el problema en mención, puesto que la agregación de datos de consumidores residenciales, comerciales e

¹ En el caso latinoamericano pueden mencionarse los trabajos de Chumacero (1996), Mateos et. al. (1999) y Benavente et al (2004).

industriales lleva a que las elasticidades precio e ingreso tengan un sesgo positivo. En particular, los consumidores industriales tienen mayores posibilidades de sustitución en comparación con los residenciales. Este proceso de sustitución no es únicamente respecto a otras fuentes de energía (por ejemplo, sustitución por gas natural o diesel), sino también con respecto a cambiar producción entre horas punta y fuera de punta. Por consiguiente, es posible que las elasticidades precio de estos clientes reflejen este hecho y sean mayores que el resto de usuarios. En consecuencia, al momento de estimar elasticidades precio agrupando tanto a clientes residenciales, comerciales e industriales, la mayor elasticidad de este último tipo de consumidores influirá en el total, dando como resultado una mayor elasticidad que no necesariamente es representativa de los consumidores residenciales. Por otro lado, los estudios con información proveniente de encuestas de hogares también son escasos para países de América Latina². En particular, en el Perú sólo existe una estimación para el departamento de Puno (Mamani, 2005), mientras que Westley (1985) realizó una estimación con datos del Paraguay.

La estimación de la demanda residencial va más allá de la tradicional falta de información a nivel de hogares, tanto de características socioeconómicas como de consumo. La existencia de un esquema tarifario no lineal en el Perú plantea un desafío adicional. En efecto, desde el año 2001, el esquema tarifario incluye un descuento de cerca del 50% sobre la tarifa regulada residencial, que aplica a todos aquellos consumidores que durante el mes de facturación hayan tenido un consumo menor a 100 kWh/mes. Visto desde un punto de vista econométrico, esta forma de tarificación involucra una serie de desafíos para la modelación estructural, que pasa por la forma de la restricción presupuestaria que enfrenta ahora el consumidor. Específicamente, la existencia de precios crecientes en bloque hace que existan quiebres en la restricción presupuestaria, por lo que una regresión que no tome en cuenta esta característica daría como resultado elasticidades precio positivas (puesto que, ante un mayor nivel de consumo, el precio también se incrementa), por lo que existirá una relación directa entre ambas variables.

En este trabajo se estima la demanda residencial en Perú usando una fuente de información que permite combinar datos socioeconómicos de una muestra representativa de hogares con la información de consumo eléctrico que poseen las empresas de distribución. El desafío de la restricción presupuestaria no lineal se abordará mediante una estrategia basada en la literatura de fines de la década de 1970 sobre mercados laborales (Burtless y Hausman, 1978) y posteriormente aplicada en el caso del agua potable por Hanemann et al (2004). Para ello, se introducirá explícitamente la estructura tarifaria dentro de la función de demanda a fin de poder estimar los parámetros relevantes.

² Sin embargo, la literatura de demanda residencial en Norteamérica y Europa es bastante extensa. Por ejemplo, véase Parti y Parti (1980), Dubin y McFadden (1984), Reiss y White (2005).

Una característica particular de este último método es que permite calcular la distribución de las elasticidades para todos los individuos de la muestra, lo que permite verificar la hipótesis de homogeneidad de respuestas ante cambios en los precios³.

³ Si bien existen varias formas de identificar la función de demanda, el modelamiento explícito de la restricción presupuestaria sólo puede llevarse a cabo mediante el método aquí propuesto. Para fines de comparación, sin embargo, se planteará una estrategia adicional de identificación basada en el método de variables instrumentales.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Desde una perspectiva histórica, la mayoría de los trabajos de demanda de electricidad que utilizan información de hogares surgen durante la década de 1970, período que estuvo caracterizado por una mayor variabilidad en los precios debido a la crisis energética de 1973 y a la implementación de un nuevo esquema regulatorio en el sector eléctrico en los Estados Unidos⁴. Los trabajos de estimación de demanda residencial de electricidad, comenzando por Houthakker (1951) o la revisión de la literatura efectuada por Taylor (1976) han abordado dos problemas al momento de estimar la demanda usando información semi-agregada⁵ o desagregada:

a) Tratamiento de la estructura tarifaria.

b) Rol del *stock* de artefactos electrodomésticos al modelar la demanda de corto o largo plazo.

La estructura tarifaria ha sido tratada de distintas formas. Hasta antes que los esquemas tarifarios en dos partes fueran comunes, se solía incorporar el nivel de precios promedio como variable explicativa en la función de demanda. En aquellos casos en los que se contara con un esquema de tarifas no lineales (decrecientes en bloque), la discusión existente estaba entre introducir el precio promedio o el marginal (Houthakker, 1951; Fisher y Kaysen, 1967; Halvorsen, 1975). El trabajo de Taylor (1975), resume toda la literatura relacionada con la estimación de la demanda de electricidad previa a la crisis de 1973. Este autor menciona algunos problemas relacionados con la aproximación econométrica a la estimación de funciones de demanda cuando los hogares enfrentan restricciones presupuestarias no lineales. La presencia de este tipo de restricciones hace imposible identificar la demanda si no se emplea una medida adecuada del precio de electricidad. Por consiguiente, las elasticidades obtenidas tendrán sesgos. Para Taylor, los trabajos anteriores a 1975 que habían empleado como medidas de precio el precio marginal o distintas medidas de la cuenta típica de electricidad publicadas por la Federal Power Commission (Typical Electricity Bill - TEB) tenían una serie de problemas metodológicos. En primer lugar, la elasticidad precio estaría sesgada si, en un contexto donde el precio marginal se encuentra correlacionado positivamente con el precio promedio, la introducción de un precio en la regresión y no del otro llevaría a un sesgo positivo (en valor absoluto) en la elasticidad estimada⁶.

⁴ Una de las características más importantes del Public Utilities Regulatory Policy Act (PURPA) consistió en que las empresas de distribución podrían adquirir electricidad directamente de los generadores. Esto implicó una mayor transmisión de las fluctuaciones en precios hacia los usuarios residenciales (Hunt, 2001).

⁵ Los trabajos con información semi-agregada son aquellos que emplean datos a nivel regional o por rama industrial. Esto los diferencia de los estudios con información agregada, que comprenden a todos aquellos que utilizan información a nivel nacional.

⁶ No obstante, Taylor también afirma que el problema de la estimación de demanda cuando el hogar enfrenta una restricción presupuestaria no lineal tiene implicancias más teóricas que prácticas. Según este autor, si se tomaba en cuenta esta característica, no se podría estimar adecuadamente la demanda residencial al nivel del hogar. Dada la inexistencia de técnicas econométricas (en ese entonces) que permitan la estimación de demandas bajo precios no lineales, las estimaciones

Halvorsen (1975) había destacado la importancia de tener en cuenta la estructura tarifaria al momento de efectuar estimaciones y solucionar los problemas de identificación en la relación de demanda. Para abordar este problema, introduce una ecuación para el precio marginal de la energía, que depende de la cantidad y de un vector de variables exógenas que determina la forma y posición del esquema tarifario. Esta ecuación sería estimada junto con la ecuación tradicional de demanda, empleando mínimos cuadrados en dos etapas. La muestra empleada consistió en 48 estados para los años 1961 a 1969. Las elasticidades obtenidas sugieren que la demanda de electricidad en el largo plazo tiene -por lo menos- una elasticidad precio unitaria, mientras que la elasticidad ingreso se encuentra alrededor de 0.5.

La introducción de un nuevo esquema regulatorio en el sector eléctrico (PURPA) en 1978 implicó una mayor volatilidad en los precios de energía hacia clientes finales. Adicionalmente, se implementó en ciertas regiones de los EEUU un esquema tarifario consistente en precios diferenciados que dependen de la hora del día en la que se consumía. Según Lillard y Acton (1981), el PURPA requirió una evaluación para cada estado de los esquemas tarifarios vigentes, así como diversas alternativas. Entre el total de opciones (once en total), se encuentran el *time of day pricing* (TOD) y otros esquemas de tarifas no lineales. Adicionalmente, se introdujeron algunos programas de conservación de energía.

El esquema TOD fue objeto de algunos estudios, entre los que destacan Hausman et. al. (1979) y Aigner y Hausman (1980). Estos trabajos son los primeros que incorporan explícitamente elementos microeconómicos en la modelación de la demanda residencial de electricidad⁷. El primer trabajo asume que la electricidad en cada uno de los períodos del día es un bien distinto y trata de modelar la demanda teniendo en cuenta estas características. De otro lado, Aigner y Hausman (1980) estiman una demanda que toma en cuenta el problema de selección presente en dicho tipo de experimentos. Teniendo en cuenta este factor, estiman la demanda por electricidad de modo similar a Hausman et. al. (1979). En lo concerniente a conservación de energía y eficiencia en el consumo energético de parte de los hogares, puede mencionarse el trabajo de Dubin, Miedma y Chandran (1986), que emplean una combinación de

efectuadas hasta antes de 1975 permitieran ser válidas.

⁷ La aplicación de modelos microeconómicos a la demanda por electricidad se dio en un contexto en el que este tipo de modelos se destinó a otras aplicaciones, entre las cuales destaca la elección entre modos de transporte, lugar de vivienda y decisiones en el mercado laboral.

técnicas de ingeniería y econometría para estimar el efecto de introducción de sistemas eficientes de conservación sobre el consumo de los hogares⁸.

El modelo de Halvorsen sería criticado por McFadden, Puig y Kirschner (1977), quienes proponen una modificación al mismo⁹. Para estos autores, la utilización de instrumentos para corregir el problema de simultaneidad en los precios marginales otorga estimadores consistentes de los parámetros de la función de demanda, siempre y cuando la tenencia de artefactos sea considerada como exógena. En caso contrario, sugieren emplear como instrumentos las probabilidades de elección entre distintos portafolios de aparatos electrodomésticos. Adicionalmente, la especificación introducida permite estimar elasticidades precio para distintos portafolios de artefactos. Los resultados obtenidos por estos autores muestran que la elasticidad precio de la demanda es mayor cuando los hogares tienen artefactos de uso más intensivo de energía eléctrica. La introducción de la posibilidad de elección entre diversos portafolios de artefactos tendrá especial importancia en trabajos subsiguientes.

En esta misma línea, el trabajo de Parti y Parti (1980) modela el consumo de los hogares implementando un método que permite modelar adecuadamente el consumo por artefacto electrodoméstico. El stock total de artefactos es considerado una variable observable, pero el consumo eléctrico por artefacto es considerado como una variable latente. Mediante la estimación de un modelo que introduce un conjunto de *dummies* para cada artefacto, logran obtener elasticidades precio para el consumo de cada electrodoméstico. El método propuesto por estos autores permitirá medir el consumo de cada electrodoméstico y analizar los cambios en éste derivados de variaciones en las características del hogar o sus miembros, algo que los modelos de ingeniería no pueden hacer.

Por otro lado, algunos autores (Shin, 1985) mencionan que la discusión existente entre el uso de precios medios y marginales es irrelevante si es que los consumidores desconocen el precio marginal de la electricidad y únicamente responden al precio promedio. Borenstein (2008) muestra una forma sencilla de determinar si el hogar responde ante el precio marginal o el promedio. Finalmente, Reiss y White (2005) sugieren expresar el consumo del individuo como función de toda la estructura tarifaria que éste enfrenta.

⁸ De similar modo, Train (2003) emplea técnicas bayesianas para estimar la demanda de electricidad.

⁹ Los aspectos econométricos de esta propuesta se discutirán con mayor detalle en la sección metodológica.

Los posibles inconvenientes derivados de este tipo de modelamiento se facilitan luego de la introducción de técnicas que permiten estimar modelos con restricciones presupuestarias no lineales basados en la literatura de mercados laborales (Hausman, 1985), por lo que se cuentan con elementos adicionales para solucionar el problema de simultaneidad y así poder identificar la demanda. En cuanto al tratamiento del rol de los bienes durables en la demanda de electricidad, se han adoptado soluciones consistentes con el desarrollo de la teoría microeconómica.

No obstante, la principal limitación para este problema es la ausencia de datos que permitan contrastar especificaciones consistentes con la teoría del consumo, en particular con el de bienes durables. No obstante, algunos trabajos han adoptado los modelos de elección discreta y combinaciones de modelos continuo - discretos (McFadden, 1973, 1974; Heckman, 1974, 1979; Hanemann, 1984) a fin de introducir este componente en la estimación de demanda de electricidad, logrando en algunos casos estimar el consumo eléctrico para conjuntos de artefactos (Dubin y McFadden, 1984) o -en algunos casos- al nivel de cada artefacto (Reiss y White, 2005).

El trabajo de Dubin y McFadden (1984) sigue la línea de trabajos anteriores relacionados con modelos de elección discreto - continua, así como lo propuesto en McFadden et al (1977). En este contexto, derivan la demanda de electricidad de un proceso de maximización de utilidad. Al considerar a la demanda de electricidad como una demanda derivada de la tenencia de artefactos electrodomésticos, adoptan una metodología en dos etapas. La primera trata de recoger el proceso de elección del hogar entre distintos aparatos intensivos en el uso de energía, especialmente calentadores de agua y sistemas de calefacción teniendo en cuenta la posible sustitución entre tipos de energía (electricidad versus gas natural). De otro lado, la segunda etapa emplea las probabilidades predichas con el fin de estimar el consumo eléctrico al nivel del hogar¹⁰.

Salvo excepciones, los desarrollos teóricos de finales de la década de 1970 e inicios de 1980 marcaron las metodologías que serían empleadas en los demás estudios. Así, Belanger et. al. (1986) estiman un modelo de demanda de electricidad consistente con lo propuesto por Dubin y McFadden (1984) para la provincia de Québec, aunque empleando métodos de máxima verosimilitud simulada para estimar un probit multinomial. De otro lado, Pachauri (2002) estima un modelo de demanda residencial para la India, aunque sin la sofisticación de otros trabajos.

¹⁰ Una aproximación similar se realiza en Hanemann (1984), aunque en un nivel más teórico.

Sin embargo, el trabajo de Reiss y White (2005) merece especial mención. Estos autores presentan una innovación respecto a trabajos anteriores, en el sentido que efectúan una estimación por método generalizado de momentos en un contexto de tarifas no lineales. Para estos autores, la elección de un hogar de situarse en determinado segmento tarifario puede verse como un modelo de sesgo de selección (Heckman, 1979) en donde el censoramiento ocurre dentro de la distribución. Los estimadores obtenidos mediante este método no presentan los problemas de los trabajos de la década de 1970; específicamente, los relacionados con la identificación de la función de demanda y el dilema sobre el empleo de instrumentos adecuados. Este problema se estaría solucionando al incorporar toda la estructura tarifaria dentro de la expresión del consumo esperado del individuo, de tal modo que los problemas de simultaneidad (Taylor, 1976) y solución mediante precios marginales o variables instrumentales (Halvorsen, 1975; McFadden et al, 1977) sean superados.

Finalmente, en el caso latinoamericano, Westley (1983) estima la demanda de electricidad residencial para Paraguay, obteniendo menores elasticidades en comparación a trabajos hechos en países desarrollados. Una característica especial de este trabajo es que permite estimar el costo de las interrupciones en los hogares mediante la pérdida en el excedente del consumidor.

Pese a haber empleado metodologías bastante disímiles, así como fuentes de información bastante heterogéneas, los resultados de los distintos trabajos muestran que, en general, la demanda eléctrica tiene una elasticidad precio menor a uno en valor absoluto, mientras que la elasticidad ingreso varía entre 0 y 0.83. Un breve resumen de estos trabajos se muestra en el Cuadro 1.

Cuadro N° 1: Elasticidades Precio e Ingreso Obtenidos en Trabajos Previos

Trabajo	País	Información Empleada	Elasticidades de Corto Plazo	
			Precio	Ingreso
Houthakker (1951)	Reino Unido	S	-0.89	1.17
Wilson (1970)	EEUU	S	-1.33	-0.46
Anderson (1972)	EEUU	S	-0.91	1.13
Halvorsen (1975)	EEUU	S	1.52 a 3.70	0.72 a 1.65
McFadden et.al. (1977)	EEUU (Washington)	D	-0.25 a -0.52	0.220
Murray et.al. (1978)	EEUU (Virginia)	S	-0.26 a -1.43	nd
Aigner y Hausman (1980)	EEUU (Arizona)	D	0.02 a -0.79	nd
Lillard y Acton (1980)	EEUU	D	-0.06	0.02
Parti y Parti (1980)	EEUU(California)	D	-0.28 a -1.24	0.13 a 0.17
Westley (1983)	Paraguay	D	-0.56	0.42
Dubin y McFadden (1984)	EEUU(California)	D	-0.254 a -0.31	0.008 a 0.01
Dubin et.al. (1986)	EEUU (Florida)	D	-0.07 a -0.84	-0.25 a 0.83
Bélangier et.al. (1996)	Canada	D	-0.02	0.08
Reiss y White (2001)	EEUU(California)	D	-0.39	0.00
Filippini y Pachauri (2002)	India	D	-0.16 a -0.39	0.65 a 0.69

3. EL MODELO

La presente sección muestra un sencillo modelo estructural que permite estimar una función de demanda a partir de supuestos sobre la función de utilidad indirecta de los consumidores, la tarificación de la electricidad y la distribución de los términos de error y la relación de éste con el resto de las variables del modelo. La principal razón de emplear una forma estructural es que permite analizar cómo las condiciones institucionales (variaciones en los esquemas regulatorios) y económicas (variaciones en las características de los consumidores) afectan la relación entre el consumo y el resto de variables del modelo (Reiss y Wolak, 2007).

3.1. Modelo Base

Para llegar a una especificación que sea empíricamente contrastable, utilizaremos una modificación de la función de utilidad indirecta propuesta por Dubin y McFadden (1984), cuya principal característica es que permite llegar rápidamente a una función de demanda lineal. Esta modificación consiste en introducir un componente de dependencia de consumo, basado en los aportes de Houthakker y Taylor (Houthakker, 1971; Taylor, 1975), quienes mencionan que el consumo de electricidad tiene cierta persistencia a lo largo del tiempo. Asumimos que existen dos bienes, siendo la electricidad el bien 1, mientras que el bien compuesto posee subíndice 2. En este sentido, definimos la siguiente función de utilidad indirecta para un individuo i en un período t :

$$v(p_{1it}, p_{2it}, y_{it}) = \left(\alpha_0 + \frac{\alpha_1}{\beta} + \alpha_1 p_{1it} + \beta y_{it} + \phi q_{it-1} + \gamma Z_{it} + \eta_i + \varepsilon_{it} \right) + \exp(-\beta p_{1it}) - \alpha_2 \ln p_{2it} \quad (1)$$

Donde p_{1it} es el precio de la electricidad en el período t , y_{it} es el ingreso del hogar, q_{it-1} es el consumo de electricidad en el período $t-1$, p_{2it} es el precio del bien compuesto, Z_{it} es una matriz que agrupa un conjunto de características del hogar, η_i es un error de optimización (Reiss y Wolak, 2007) y ε_{it} es un término de error con media igual a cero y varianza constante. Asumimos también que la correlación del término de error entre un individuo i y un individuo j es igual a cero. En cuanto al precio de la electricidad, asumimos (por el momento) que ésta se comercializa a un precio marginal constante (es decir, no existen tarifas no lineales).

A partir de la identidad de Roy, obtenemos la siguiente función de demanda:

$$q_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 p_{1it} + \beta y_{it} + \phi q_{it-1} + \gamma Z_{it} + \eta_i + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

No obstante, se debe considerar que la revisión de literatura realizada en el capítulo anterior mostraba que existen dos grandes temas al momento de modelar la demanda de electricidad. El primero de ellos es el tratamiento de las estructuras tarifarias, mientras que el segundo es la consideración de la demanda de electricidad como una demanda derivada de los distintos servicios que demanda el hogar. En lo relacionado con el primer aspecto, es conocido que, en un contexto de tarifas en bloque (ya sean estas crecientes o decrecientes), el proceso de maximización de utilidad del consumidor representativo tendrá una restricción presupuestaria en tramos (Gabor, 1955), pudiendo haber uno o más puntos de tangencia, dependiendo del esquema tarifario¹¹. Por otra parte, si la demanda de electricidad es considerada como una demanda derivada, es preciso incorporar en el análisis un componente que refleje los servicios adicionales que son brindados al hogar gracias al acceso a la electricidad. Generalmente, esto implica introducir el precio de los bienes durables que posee el hogar dentro del proceso de maximización. Un aspecto adicional relacionado con este último punto es que la introducción de bienes durables en el análisis de demanda eléctrica permite medir las variaciones en el consumo derivadas del cambio en las decisiones de uso del *stock* existente, así como las fluctuaciones originadas por las decisiones de reemplazo del *stock* de durables.

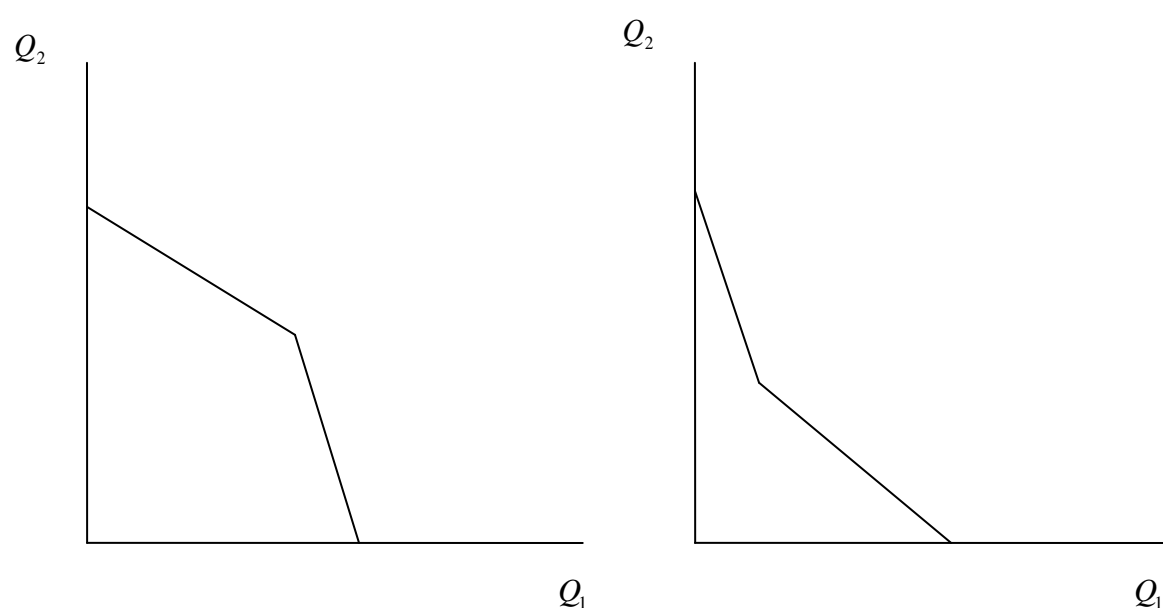
3.2. Estructura Tarifaria

La electricidad es un bien cuyo precio para el consumidor no necesariamente es independiente de la cantidad consumida. Taylor (1975) menciona que los esquemas de tarifas no lineales para el caso de la electricidad se aplican en los Estados Unidos al menos desde el período posterior a la Segunda Guerra Mundial. Los esquemas tarifarios basados en precios no lineales pueden ser de tarifas crecientes en bloque y tarifas decrecientes en bloque. El esquema de tarifas crecientes en bloque es empleado por la mayoría de países en desarrollo (incluyendo al Perú), básicamente para asegurar criterios de equidad en el acceso y al mismo tiempo financiar inversiones en infraestructura (Foster et al, 2005). El esquema de tarifas decrecientes en bloque fue usado principalmente en los Estados Unidos hasta antes de la primera liberalización del mercado ocurrida en la década de 1970.

¹¹ Este supuesto será válido bajo el supuesto de que la información sobre los distintos esquemas tarifarios está fácilmente disponible y los costos de procesarla por parte del consumidor son bajos. De lo contrario, la restricción presupuestaria dependería únicamente del precio promedio, calculado en este caso como la cantidad pagada mensualmente dividida entre el total consumido. Véase Shin (1985) para una discusión más detallada al respecto, así como para una evaluación empírica de esta hipótesis bajo un esquema de tarifas decrecientes en bloque.

Desde un punto de vista del proceso de maximización del consumidor, se tiene que en el primer caso, la restricción presupuestaria que enfrentaría un consumidor en caso de información perfecta viene dada por la parte izquierda del Gráfico 3, mientras que el segundo caso es mostrado en la parte derecha del mismo gráfico. De estos resultados es claro que en el primer caso se tiene un conjunto factible convexo que, bajo una función de utilidad bien comportada, da como resultado un único máximo, mientras que en el segundo caso se tiene un conjunto cóncavo en donde no se garantiza la unicidad de la solución (Hausman, 1985).

GRAFICO N° 3: Restricción presupuestaria bajo Tarifas No Lineales



Fuente: Basado en Moffitt (1990), Shin (1985) y Hausman (1985).

Las implicancias de la maximización con tarifas en bloque tienen diversas consecuencias en términos del modelo econométrico. En primer lugar, existe simultaneidad entre la cantidad consumida y el precio, puesto que el consumo de un individuo determinará también el segmento tarifario en el que éste se encuentre¹². En el Perú el esquema tarifario corresponde al primer caso, por lo que sólo nos concentraremos en él.

El modelamiento de demanda con restricciones presupuestarias derivadas de un esquema de tarifas crecientes en bloque puede hacerse principalmente de dos formas. La primera comprende a las metodologías de forma reducida, mientras que el segundo conjunto comprende los modelos que se derivan explícitamente del proceso de maximización de utilidad del individuo (también llamados estructurales)¹³.

¹²De otra parte, en el caso de tarifas decrecientes en bloque, la posible multiplicidad de soluciones impide identificar la demanda, por lo que es necesario incorporar información de la función indirecta de utilidad en el proceso de estimación (Hausman, 1985).

¹³Tal como se vio en la revisión de la literatura, el primer grupo de estudios correspondería a los trabajos realizados antes de 1980, mientras que el segundo conjunto de trabajos realizados a partir de esa fecha. Dentro de este primer grupo destaca el trabajo de McFadden, Puig y Kirschner (1977), mientras que en el segundo grupo podríamos mencionar el de Reiss y White (2006).

Hechas estas aclaraciones, el modelo presentado en el acápite anterior deberá modificarse para incorporar esta característica. En particular, asumiremos que la demanda del primer y del segundo bloque tarifarios puede representarse por dos ecuaciones. La ecuación del primer tramo tarifario viene dada por la ecuación (1), donde se reemplaza p_{1it} por el precio del primer segmento tarifario p_{1it}^L , mientras que la ecuación del segundo tramo puede obtenerse a partir de la siguiente función de utilidad indirecta:

$$v_{it}(p_{1t}, p_{2t}, y_{it}) = \left(\alpha_0 + \frac{\alpha_1}{\beta} + \alpha_2 p_{1it}^H + \beta \bar{y}_{it} + \phi q_{it-1} + \gamma Z_{it} + \eta_i + \varepsilon_{it} \right) \exp(-\beta p_{1it}^H) - \alpha_2 \ln p_{2t} \quad (3)$$

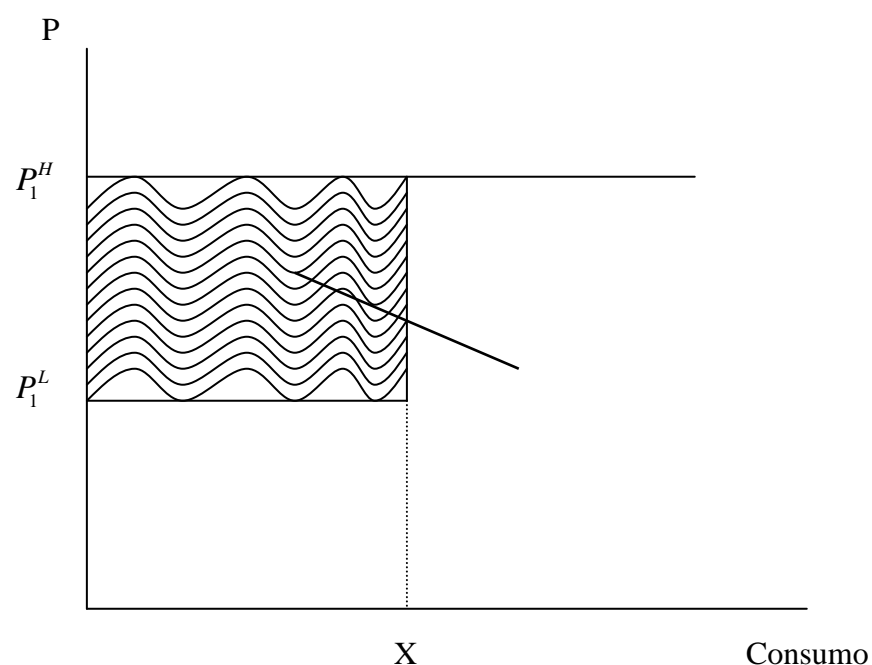
De esta función, puede derivarse la siguiente función de demanda:

$$q_{it} = \alpha_0 + \alpha_2 p_{1it}^H + \beta \bar{y}_{it} + \phi q_{it-1} + \gamma Z_{it} + \eta_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

La variable \bar{y}_{it} representa el premio por estructura tarifaria (*rate structure premium* - Shin, 1985) también llamado "ingreso virtual" por Burtless y Hausman (1978) para los hogares que enfrentan estructuras tarifarias en bloque. Además, p_{1it}^H es el precio del segundo segmento tarifario, donde $p_{1it}^H > p_{1it}^L$. En el ejemplo, la función de oferta sería como la que se presenta en el Gráfico 4.

De acuerdo al mismo, un usuario que consumiera una cantidad q_{1it} superior a un punto de corte \bar{q}_{1it} estaría pagando por ese consumo $p_{1it}^H(q_{1it} - \bar{q}_{1it}) + p_{1it}^L \bar{q}_{1it}$, si el mismo usuario hubiese tenido que pagar el precio p_{1it}^H por la totalidad de su consumo, entonces el pago total sería igual a $p_{1it}^H q_{1it}$. Puede notarse que existe una diferencia entre ambos pagos, igual a $-(p_{1it}^H - p_{1it}^L) \bar{q}_{1it}$. Esta diferencia podría interpretarse como una transferencia que debería agregarse al ingreso del consumidor.

Gráfico N° 4: Ingreso Virtual



Fuente: Basado en Hanemann y Stavins (2001).

En la siguiente ecuación se describe la demanda condicional bajo tarifas crecientes en bloque, con dos bloques y un punto de quiebre, donde q_{it} es el consumo, $q_{it}(p_{lit}^L, y_{it}, q_{it-1}, Z_{it})$ es la función de demanda en el interior del primer segmento, $q_{it}(p_{lit}^H, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it})$ función de demanda en el interior del segundo segmento, y \bar{q}_{it} es el consumo en el punto de corte.

$$q_{it} = \begin{cases} q_{it}(p_{lit}^L, y_{it}, q_{it-1}, Z_{it}) + \varepsilon_{it} & \text{si } -\infty < \eta_i < q_{it} - q_{it}(p_{lit}^L, y_{it}, q_{it-1}, Z_{it}) \\ \bar{q}_{it} + \varepsilon_{it} & \text{si } q_{it} - q_{it}(p_{lit}^L, y_{it}, q_{it-1}, Z_{it}) < \eta_i < q_{it} - q_{it}(p_{lit}^H, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it}) \\ q_{it}(p_{lit}^H, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it}) & \text{si } q_{it} - q_{it}(p_{lit}^H, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it}) < \eta_i < \infty \end{cases} \quad (5)$$

La probabilidad de que una observación de demanda de electricidad q_{it} , con una restricción presupuestaria con dos bloques y un punto de corte caiga en alguno de los segmentos se puede representar en la siguiente ecuación, donde $\omega_{it} = \eta_i + \varepsilon_{it}$:

$$\begin{aligned} q_{it} = & \Pr(\omega_{it} = q_{it} - q_{it}(p_{lit}^L, y_{it}, q_{it-1}, Z_{it}), -\infty < \eta_i < q_{it} - q_{it}(p_{lit}^L, y_{it}, q_{it-1}, Z_{it})) \\ & + \Pr(\varepsilon_{it} = q_{it} - \bar{q}_{it}, q_{it} - q_{it}(p_{lit}^L, y_{it}, q_{it-1}, Z_{it}) < \eta_i < q_{it} - q_{it}(p_{lit}^H, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it})) \quad (6) \\ & + \Pr(\omega_{it} = q_{it} - q_{it}(p_{lit}^H, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it}), q_{it} - q_{it}(p_{lit}^H, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it}) < \eta_i < \infty) \end{aligned}$$

La expresión anterior puede interpretarse como la suma de las probabilidades conjuntas de que cada individuo esté maximizando su utilidad en cada segmento o quiebre y que el valor observado del consumo es igual al máximo de $q_{it}(\bullet)$, para todo bloque tarifario. Adicionalmente se observa que, a diferencia de otros modelos de elección discreta, no puede existir separación en la muestra, por cuanto las decisiones de elección de cada uno de los quiebres no son

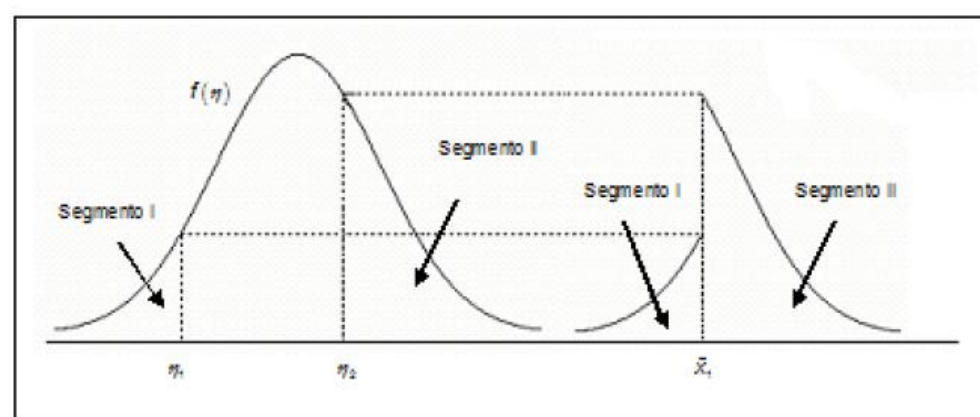
observables (Moffitt, 1986). Para poder estimar este modelo, deben hacerse una serie de supuestos respecto de la distribución de ambos errores con el fin de utilizar el método de máxima verosimilitud. Generalmente se asume que las distribuciones son normales con media igual a cero y varianza constante, es decir:

$$\eta \sim N(0, \sigma_{\eta}^2)$$

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma_{\varepsilon}^2)$$

En el caso de dos errores y dos segmentos, la distribución de éstos es similar a la observada en el Gráfico 5.

Gráfico N° 5: Distribución del Término de Heterogeneidad y el Consumo



Fuente: Moffitt (1986)

En este caso, la inconsistencia del método de mínimos cuadrados ordinarios es clara, en el sentido que los hogares con un valor de η más alto tenderán a situarse en un segmento superior, mientras que en el caso contrario el hogar se situará en el segmento inferior, con precios marginales e ingresos virtuales menores. En consecuencia el término de error estará positivamente correlacionado con los regresores. La probabilidad de elección de cada segmento se basa en valores particulares de v y rangos de η , los que requieren especificar una distribución conjunta $f(v, \eta)$ a fin de determinar la probabilidad de que una observación se encuentre en un segmento dado. De otro lado, la elección de un punto de quiebre dependerá de los valores de ε y rangos de η , los cuales requieren de la especificación de una distribución conjunta $g(\eta, \varepsilon)$. Para poder estimar el modelo, es necesario asumir distribuciones para ambas funciones, así como realizar supuestos sobre la correlación entre los distintos términos de error.

3.3. Bienes Durables

Una segunda vertiente en la estimación de modelos de demanda radica en la consideración del stock de bienes durables en el proceso de estimación. Es conocido que la demanda de electricidad es una demanda derivada de la tenencia y la utilización del *stock* de bienes durables, en el sentido que las decisiones de compra de éstos influyen en el consumo de electricidad. Por consiguiente, la decisión de compra de durables sería también endógena, al igual que

el precio y la cantidad demandada. En este caso, es de esperar que las elasticidades precio e ingreso también presenten sesgos, aunque es más probable que el sesgo se presente en la elasticidad ingreso, por cuanto aquellos hogares que disponen de un mayor *stock* de artefactos suelen ser aquellos que tienen un mayor nivel de ingreso. Sin embargo, en el corto plazo puede argumentarse que el ajuste del *stock* de durables no debería influir de un modo importante en el nivel de consumo, por lo que puede considerarse como exógeno en el corto plazo.

No obstante la reconocida importancia de incorporar la demanda de bienes durables en la demanda eléctrica, existen una serie de limitaciones relacionadas con la modelación conjunta de ambas variables. En particular, la dinámica del ajuste de bienes de capital es un proceso que suele darse únicamente en el largo plazo. La ausencia de mayor disponibilidad de información histórica tanto de compra de bienes durables como de niveles de consumo hace que este fenómeno no pueda ser recogido apropiadamente en este trabajo.

4. IMPLEMENTACIÓN EMPÍRICA

4.1. Descripción y Construcción de la Base de Datos

La información a ser empleada en las estimaciones de demanda eléctrica residencial fue obtenida de la Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía, aplicada durante el primer trimestre del 2003 a 10243 hogares situados en el territorio peruano. El tamaño de muestra, así como la representatividad de esta encuesta permiten efectuar inferencias a nivel de departamentos, ámbitos (urbano y rural) y en el caso de Lima Metropolitana, a nivel socioeconómico. En esta sección se describen las características de la encuesta y sus principales resultados. A partir de éstos, se ha caracterizado la tenencia de bienes y el patrón de consumo de electricidad a nivel departamental y estratos socioeconómicos en Lima Metropolitana¹⁴.

El cuestionario elaborado para la encuesta fue dividido en seis secciones, cuatro de las cuales se emplearon para efectuar las estimaciones. La primera parte se destinó a las preguntas relacionadas con las características demográficas de los miembros del hogar (sexo, edad, educación). En la segunda parte se recopila información socioeconómica concerniente a la situación laboral de los miembros del hogar, así como sus ingresos por distintas fuentes laborales y los gastos que éstos efectúan¹⁵. La tercera parte recoge información correspondiente a las características de la vivienda, enfatizando los aspectos relacionados con el tamaño y régimen de propiedad de la vivienda. Finalmente, la cuarta parte incluye preguntas sobre el uso y consumo de las distintas fuentes de energía. En esta última sección se solicitó a los hogares el número de suministro eléctrico que les fue asignado por la empresa de distribución, con el objetivo de solicitar a las empresas concesionarias el consumo eléctrico de los últimos cinco años, empezando en junio de 1998 y finalizando en abril del 2003¹⁶, así como el monto facturado por cada uno de estos hogares. En términos del trabajo de la firma encuestadora, la metodología empleada consistió en una entrevista directa a todos los miembros del hogar en las dos primeras secciones de la encuesta, mientras que la tercera y cuarta sección fueron respondidas por la persona mejor informada del hogar sobre el consumo de servicio eléctrico.

¹⁴ Se pueden encontrar mayores detalles sobre la distribución de la muestra por departamento en el Anexo 1.

¹⁵ Para el caso de los ingresos de cada hogar, la metodología consistió en efectuar preguntas a cada miembro del hogar mayor de 14 años sobre sus ingresos por fuente principal y secundaria. De otro lado, los gastos del hogar fueron calculados en base a ocho rubros.

¹⁶ La elección del período de recopilación de recibos de energía fue determinada principalmente por razones legales. Más específicamente, la normatividad vigente determina que las empresas de distribución deberán mantener un registro de la facturación y el consumo de los usuarios residenciales en un período de sesenta meses hacia atrás, salvo en el caso de empresas situadas fuera de Lima, en el que sólo fue posible obtener información a partir de 1999.

Toda esta información fue complementada con la información tarifaria provista por el regulador para clientes residenciales por sistema de distribución. Esto permitirá asegurar una varianza en precios lo suficientemente grande como para tener estimaciones confiables de las elasticidades precio e ingreso. Sin embargo, existió un problema al momento de asignar el esquema tarifario vigente para cada usuario, puesto que dichos sistemas no necesariamente coinciden con la división política entre departamentos, provincias y distritos. A fin de solucionar este problema, se empleó la información proveniente de los diagramas unifilares y sistemas de distribución para emparejar cada hogar con su esquema tarifario. En los casos que no pudo efectuarse dicho emparejamiento, se les asignó un precio promedio de acuerdo a la localización, características socioeconómicas del hogar encuestado y la clasificación de sectores típicos de distribución¹⁷.

Finalmente, la base construida alcanzó aproximadamente al 86 % del total de hogares con suministro eléctrico (6,200 hogares de un total de 7,190)¹⁸. El resultado obtenido se debe a que una parte de la población fue reticente a dar su número de suministro, así como a errores en la recolección de la información que hicieron imposible recoger la totalidad de códigos de cliente. Cabe señalar que los problemas de no respuesta fueron más severos en los departamentos de Puno y en algunas zonas de Lima Metropolitana pertenecientes a estratos socioeconómicos altos. Exceptuando estos dos casos, los errores en la recolección de información se encuentran distribuidos uniformemente en todo el territorio.

Debido a que existen 17 empresas de distribución en la muestra y cada una de éstas enfrenta distintos precios en cada sistema de distribución, es posible que exista una varianza suficiente para estimar la demanda eléctrica de modo adecuado.

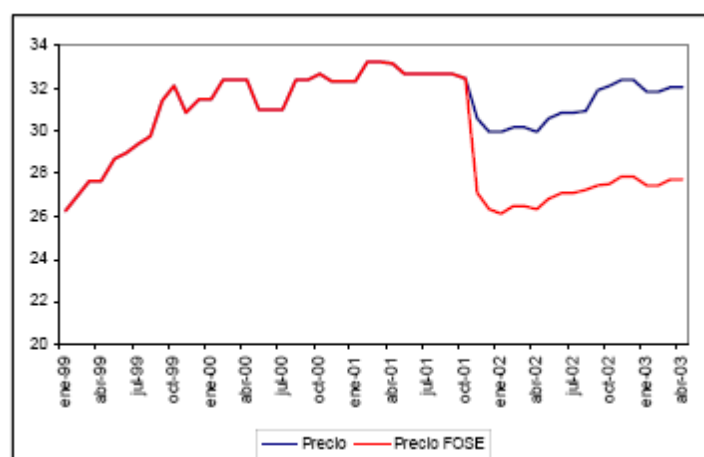
Al momento de analizar la estructura de los precios, puede verse que éstos poseen una tendencia creciente para el período que abarca nuestra muestra. En particular, el Gráfico 6 muestra que el precio promedio nacional sube desde un nivel de 26.2 céntimos de Nuevo Sol en enero de 1999 a uno cercano a 32 céntimos hacia octubre del 2001. A partir de la entrada en vigencia del FOSE, se puede observar que el gráfico se divide en dos: la línea roja corresponde al precio promedio del bloque para hogares con consumos menores a 100 kWh-mes, mientras que la línea azul

¹⁷El porcentaje de casos donde se tuvo que realizar esta corrección bordea el 4 %.

¹⁸ La diferencia con el estimado total de hogares con suministro eléctrico se debe a la existencia de hogares que cuentan con alumbrado eléctrico provisto por empresas municipales o por autogeneración. Asimismo, algunas empresas pequeñas de distribución no cuentan con registros históricos sobre el consumo de sus clientes, por lo que fue imposible obtener la información.

corresponde al precio promedio marginal para hogares cuyo consumo supere los 100 kWh-mes. En términos nominales, la entrada en vigencia del FOSE representó un retorno del precio a los niveles de enero de 1999.

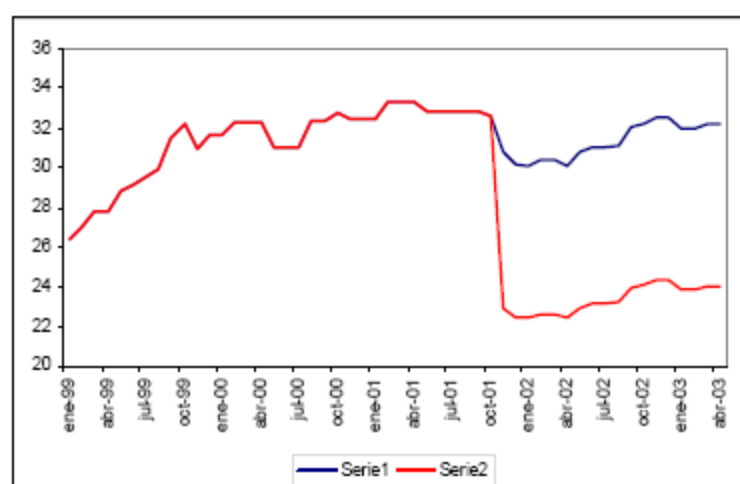
Gráfico N° 6: Evolución del Precio de Electricidad: Promedio Nacional
(Centimos de Nuevo Sol)



Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

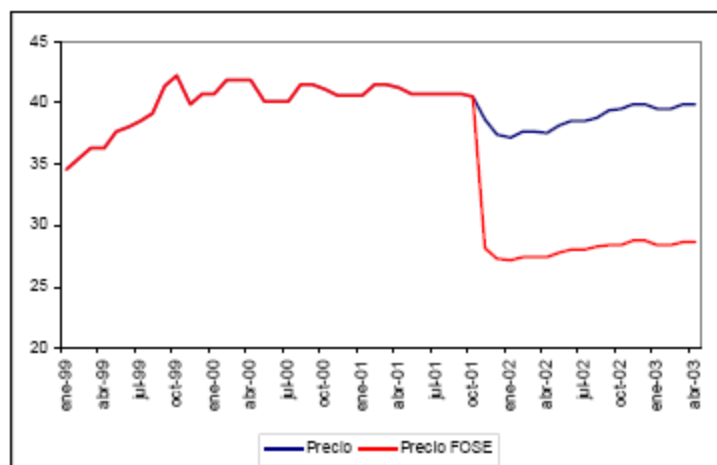
El análisis de los promedios nacionales esconde la heterogeneidad que existe en los sistemas de distribución peruanos. Dado que la estructura tarifaria de distribución se basa en gran parte en los costos de llevar la electricidad a los hogares, el precio para los clientes finales posee una varianza importante. Por ejemplo, áreas geográficas con mayor densidad poblacional son menos costosas de abastecer que áreas rurales o sistemas que no se encuentran interconectados a la red nacional de transmisión eléctrica. Por ello, resulta interesante analizar la evolución de los precios en tres ámbitos geográficos. En primer lugar, se analizará el caso de Lima, presentado en el Gráfico 7. Si bien el precio tenía una tendencia creciente al inicio del período de análisis, la entrada en vigencia del subsidio hace que el precio disminuya drásticamente, de cerca de 32 céntimos de Nuevo Sol a 22 céntimos, para que luego ambos precios siguieran con su tendencia ascendente.

Gráfico N° 7: Evolución del Precio de Electricidad: Lima
(Céntimos de Nuevo Sol)



Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003

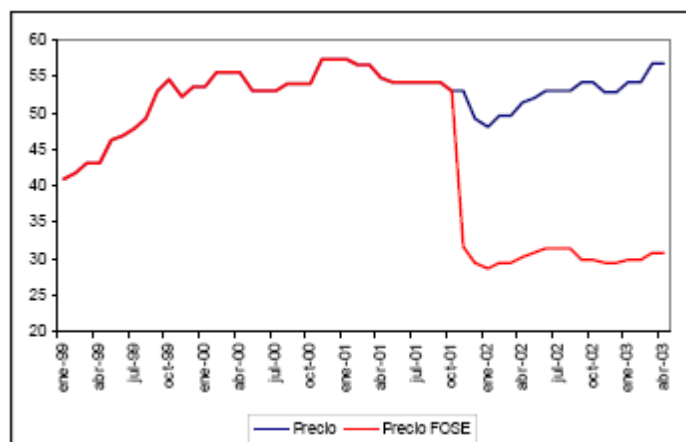
**Gráfico N° 8: Evolución del Precio de Electricidad: Resto del País
(Céntimos de Nuevo Sol)**



Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003

Se pueden observar resultados similares para el resto del país (Gráfico 8): el precio disminuye a partir de noviembre del 2001 para un grupo de usuarios para luego seguir la tendencia creciente del otro precio. Finalmente para la región de la selva (Gráfico 9), conformada mayoritariamente por sistemas de distribución aislados, se produjo un mayor porcentaje de descuento (casi 50 % versus el 22 % aplicado en otras regiones). Esto hizo que el precio disminuyera de casi 40 céntimos de Nuevo Sol a 25 céntimos. No obstante, en esta última región, los precios del primer bloque no tuvieron un crecimiento similar al del primero. La razón por la cual se considera la región selva por separado es porque es donde el descuento fue mayor.

Gráfico N° 9: Evolución del Precio de Electricidad: Selva (Céntimos de Nuevo Sol)



Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003

Adicionalmente, el Cuadro 2 muestra que las tarifas eléctricas promedio dentro de cada zona de concesión seleccionada en la muestra presentan cierta variación a lo largo del período posterior a la implementación del subsidio, lo cual facilitaría la identificación. Por otro lado, el mismo cuadro muestra la diferencia existente entre el precio del primer y segundo segmento por región del Perú. Los resultados muestran que la diferencia entre el precio del primer y el segundo segmento es del 33 %, mientras que la desviación estándar es bastante reducida, salvo en la región de la selva. Cabe señalar que el punto de corte que genera la distinción entre segmentos es el mismo para todos los hogares (100 kWh-mes).

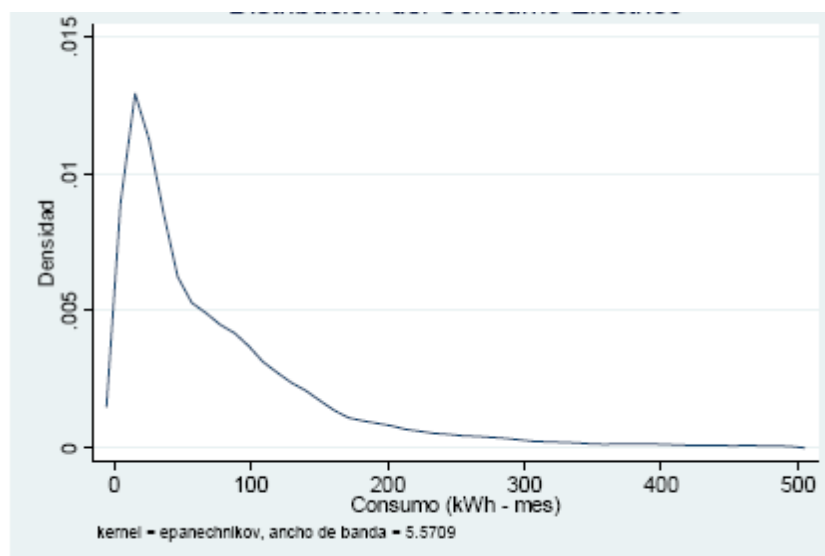
**Cuadro N° 2: Promedio y Variabilidad de los Precios Promedio por Región
(Centavos de Nuevo Sol)**

	Primer Bloque		Segundo Bloque		Diferencia	Diferencia (%)
	Promedio	Desv. Est.	Promedio	Desv. Est.		
Lima	23.491	1.957	31.321	2.610	7.830	33.3%
Norte	27.166	1.931	36.221	2.574	9.055	33.3%
Centro	27.889	2.905	37.186	3.873	9.296	33.3%
Sur	27.882	3.006	37.177	4.008	9.294	33.3%
Selva	30.273	3.783	49.640	9.083	19.367	64.0%
Total	27.117	3.441	37.307	6.867	10.189	37.6%

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía.

Por otro lado, si analizamos el consumo promedio, puede verse que éste tiene una distribución con una cola derecha muy ancha. Al respecto el Gráfico 10 muestra que la masa de probabilidad se encuentra concentrada en el primer tramo tarifario. El Cuadro 3 muestra con más detalle esta característica: cerca del 74 % de los individuos tiene consumos que los sitúan en el primer bloque.

Gráfico N° 10: Distribución del Consumo Eléctrico



Nota: Los consumos se truncaron en 500 kWh a fin de apreciar mejor el rango relevante de consumos.

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003

Cuadro N° 3: Porcentaje de Hogares por Tramo de Consumo y Consumo

Promedio

(kWh / mes)

Región	Primer Bloque			Segundo Bloque			Porcentaje Bloque 1
	Obs.	Promedio	Desv. Est.	Obs.	Promedio	Desv. Est.	
Lima	7598	55.674	27.235	10606	208.139	94.861	41.7%
Norte	18087	38.352	26.074	3891	161.771	69.13	82.3%
Centro	12037	41.822	26.069	3329	162.780	66.414	78.3%
Sur	23280	33.022	26.584	4209	166.886	73.376	84.7%
Selva	10666	35.428	26.950	3333	164.129	68.009	76.2%
Total	71668	38.605	27.317	25368	182.448	83.969	73.9%

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003

En este sentido, se empleará tanto la variabilidad de precios entre empresas en un mismo período de tiempo (corte transversal), así como la dimensión temporal presente en las tarifas de las mismas. Esto permitirá calcular de un modo adecuado las elasticidades precio e ingreso¹⁹.

¹⁹ Una descripción de las principales variables socioeconómicas se muestra en el Anexo 2

Además de los precios y consumo, se consideraron variables adicionales en la encuesta. Estas variables corresponden principalmente a características socioeconómicas de los hogares encuestados, y servirán como variables de control en las estimaciones a ser presentadas en la siguiente sección. Algunas variables a analizar son el ingreso de los hogares encuestados y algunas características de los miembros del hogar y la vivienda, en particular el número de miembros del hogar y el número de ambientes de la vivienda. El rol del ingreso al momento de explicar la demanda de cualquier bien es conocido, mientras que la influencia del número de ambientes y el de miembros del hogar en el consumo de energía es una característica ampliamente detallada en los estudios empíricos previos.

El Cuadro 4 muestra los estadísticos descriptivos de los hogares considerados en la muestra. Puede verse que el promedio de ingresos es mayor en Lima, seguido por el resto de áreas urbanas, mientras que el promedio de ingresos es menor en áreas rurales. La magnitud de la desviación estándar implica que existe una elevada dispersión en los niveles de ingreso.

Cuadro N° 4: Estadísticos descriptivos

Variable	Promedio	Desv. Estándar	Mínimo	Máximo
Ingreso del Hogar (Nuevos Soles)				
Total Nacional	1195.3	1099.8	6.2	23504.0
Lima Metropolitana	1859.1	1727.5	104.0	23504.0
Resto Urbano	1267.5	994.3	20.8	14768.0
Rural	834.4	726.2	6.2	15019.7
Selva	1009.0	721.3	68.6	9131.2
Número de Personas				
Total Nacional	4.61	2.00	1	19
Lima Metropolitana	4.50	1.97	1	15
Resto Urbano	4.57	1.96	1	19
Rural	4.70	2.08	1	15
Selva	4.64	2.04	1	12
Número de Ambientes en la Vivienda				
Total Nacional	3.49	1.79	1	20
Lima Metropolitana	4.06	1.85	1	14
Resto Urbano	3.70	1.84	1	20
Rural	2.96	1.55	1	18
Selva	3.12	1.62	1	12

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003

Por otra parte, el número de personas por hogar es relativamente estable entre las distintas regiones, siendo ligeramente mayor en las áreas rurales y la selva del país. Finalmente el número de ambientes en la vivienda es mayor en Lima y menor en áreas rurales, aunque también la dispersión es reducida entre las distintas regiones.

4.2. Estrategia de Identificación

Una de las principales críticas a la estimación empírica de los modelos de demanda radica en las dudas que existen sobre la apropiada identificación del modelo. Hasta antes del mes de noviembre del 2001, la estructura tarifaria en el

Perú constaba únicamente de un solo bloque. Posteriormente, la implementación del Fondo Social de Compensación Eléctrica (FOSE), que implicaba un descuento sustancial a todos los consumos menores a 100 kWh-mes, hizo que la estructura tarifaria constara ahora de dos partes. Esta medida de política permite obtener la suficiente variabilidad en precios como para poder identificar la ecuación de demanda, siempre y cuando la determinación del punto de quiebre de 100 kWh-mes sea exógena. Así, en esta sección se profundizará en la medida de política que permite obtener una suficiente variabilidad exógena en los precios y, por consiguiente, conlleva la posterior identificación del modelo.

El Fondo Social de Compensación Eléctrica (FOSE) fue creado en Noviembre del 2001. Según su ley de creación, el objetivo de este subsidio era el de "favorecer el acceso y permanencia del servicio eléctrico. A todos aquellos usuarios residenciales cuyo consumo fuera menor a 100 kWh-mes. Originalmente, el subsidio estaba destinado a tener una duración de 30 meses, pero a partir del año 2004 se hizo de aplicación permanente.

Este subsidio se financia mediante un recargo en la facturación de los cargos tarifarios de potencia, energía y cargo fijo mensual de los usuarios regulados del servicio público de electricidad que no formaran parte del grupo objetivo del subsidio. En términos generales, el recargo se aplica a los usuarios de opciones tarifarias de media y alta tensión, así como todos los usuarios en baja tensión no residenciales y usuarios residenciales con consumos mayores a 100 kWh-mes. La magnitud del recargo es determinada mensualmente por el organismo regulador de la energía en el Perú (OSINERGMIN).

La aplicación del programa se realiza de la siguiente forma: para todos aquellos usuarios que tienen un consumo menor a 100 kWh-mes y pertenecen a sistemas interconectados, la disminución en la tarifa es del 25 %. Los usuarios pertenecientes a sistemas aislados tendrían un descuento del 50 %²⁰. En términos de la población beneficiada en cada categoría, tenemos que cerca del 90 % de los usuarios residenciales pertenece al primer grupo, mientras que el 10% vivía en zonas abastecidas por sistemas aislados.

La determinación del punto de quiebre a partir del cual un usuario comienza a pagar la tarifa completa es un tema del cual no se dispone de mucha información pública. Según el Ministerio de Energía y Minas, que fue el encargado de elaborar la ley y el reglamento que fijaban los criterios para que un suministro sea elegible para el subsidio, se

²⁰ Los sistemas aislados, como su nombre lo indica, son aquellos que no se encuentran interconectados a la red nacional de transmisión. Estos sistemas corresponden principalmente a áreas rurales y la región amazónica. De todos estos, el más importante es el de la ciudad de Iquitos, con más de 100000 habitantes.

definió un consumo mínimo de subsistencia (en base a lineamientos propuestos por el Banco Mundial). Para ello, se obtuvo a partir de los datos de las encuestas de hogares del Instituto Nacional de Estadísticas para los años 1999 y 2000 un perfil de la cantidad de artefactos electrodomésticos que tendría un hogar de bajos ingresos. Como resultado, se obtuvo que la mayoría de los hogares pertenecientes a este grupo poseían ampolletas, radio, televisor y refrigerador. Si se consideran, junto con los artefactos que determinarían el consumo mínimo para un hogar de bajos recursos, las estadísticas de potencia y horas de uso mensual promedio que se encuentran disponibles en la página Web del regulador de energía, el Cuadro 5 muestra que el consumo debiera encontrarse alrededor de 107 kWh-mes. Por consiguiente, dado el perfil de consumo mínimo, y la existencia de heterogeneidad en el *stock* de electrodomésticos y el nivel de utilización de los mismos, se optó por fijar el nivel de corte en 100 kWh-mes.

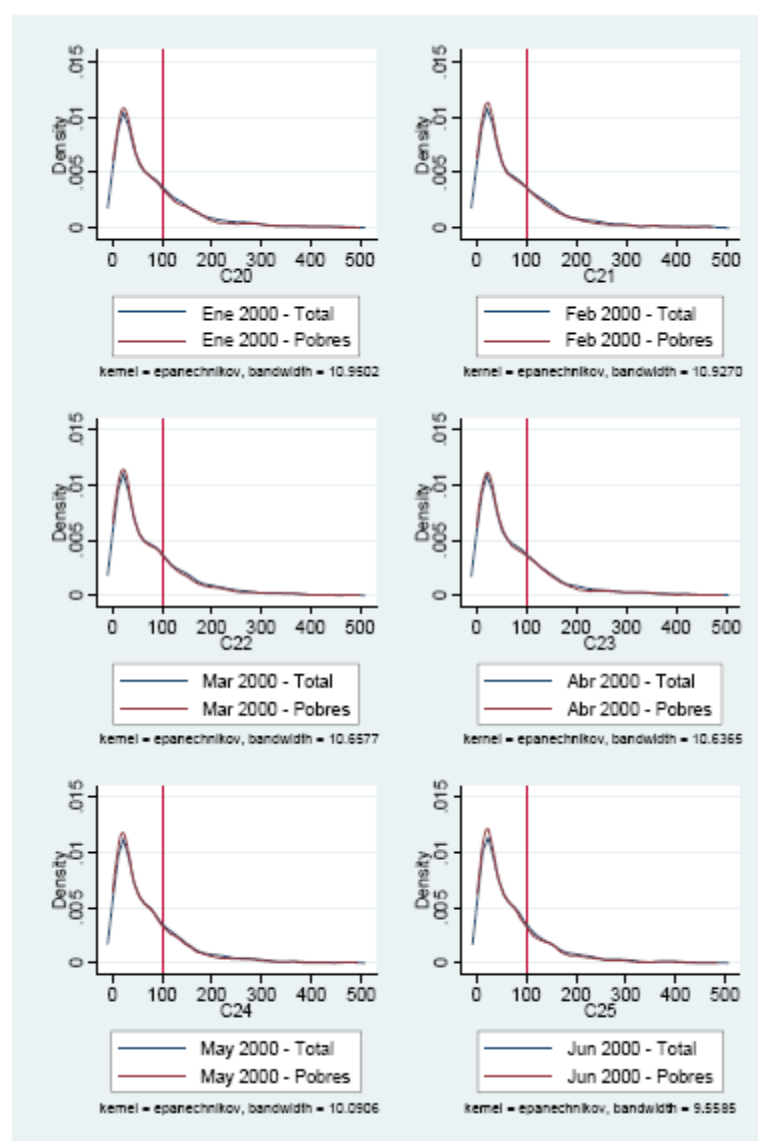
Cuadro N° 5: Determinación del Subsidio en Base a Bienes Durables

Artefacto	Potencia (W)	Número	Horas Uso (Mes)	Total (kWh-mes)
Ampolletas	60	4	150	36.0
Radio	30	1	120	3.6
Refrigerador (11 -12 pies cúbicos)	250	1	240	60.0
TV 14 pulgadas	50	1	150	7.5
Total (kWh-mes)				107.1

Fuente: Ministerio de Energía y Minas, OSINERGMIN.

De otra parte, si se analizan las distribuciones del consumo de electricidad, puede verse que este umbral de 100 kWh-mes no genera ningún quiebre en la distribución en etapas anteriores a la implementación del subsidio. Si se aprecia el Gráfico 11, puede verse que el consumo desde Enero de 2000 hasta Junio del 2000 (fechas en las que se realizó el estudio para determinar los criterios de elegibilidad) no se ve afectado por este hecho, incluso cuando se distingue entre hogares pobres y no pobres. Se puede apreciar un ligero quiebre a partir de niveles de consumo alrededor de 70 kWh-mes, pero no alrededor de 100 kWh-mes.

GRAFICO N° 11: Distribución del Consumo (Enero – Junio 2000)



Fuente: OSINERGMIN

Por consiguiente, la aplicación del subsidio, al haberse basado en criterios de tenencia promedio de artefactos y no en decisiones individuales de consumo, no estaría influyendo directamente en los niveles de consumo posteriores a la entrada en vigencia del programa en noviembre del 2001. Luego, existiría evidencia respecto de la exogeneidad de la medida de política respecto al comportamiento previo de los hogares.

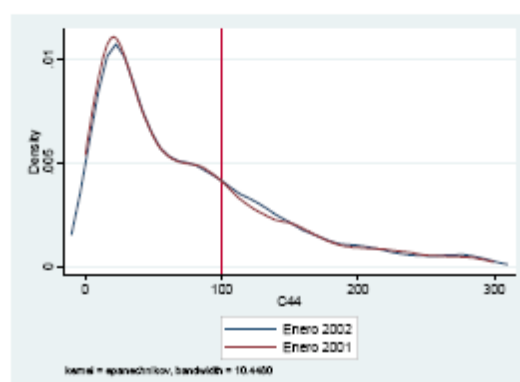
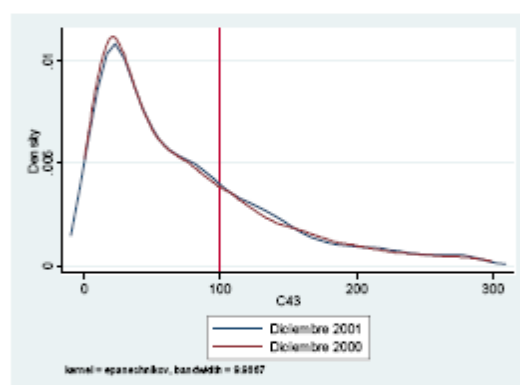
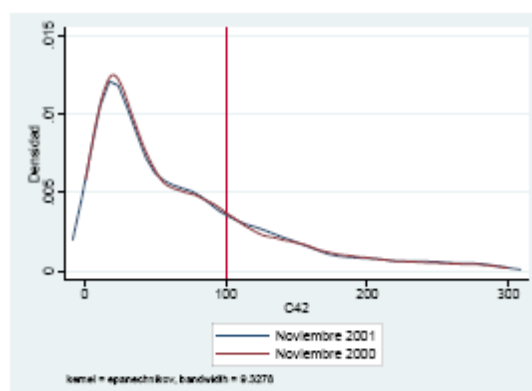
Luego de la implementación del programa, el nivel de consumo de los hogares comenzó a mostrar evidencias de respuesta ante variaciones en el precio. A fin de mostrar la magnitud de los impactos, se analizará la distribución del consumo antes y después de la implementación del subsidio. Para eliminar los efectos de una posible estacionalidad, se optó por realizar comparaciones con respecto al mismo mes del año anterior.

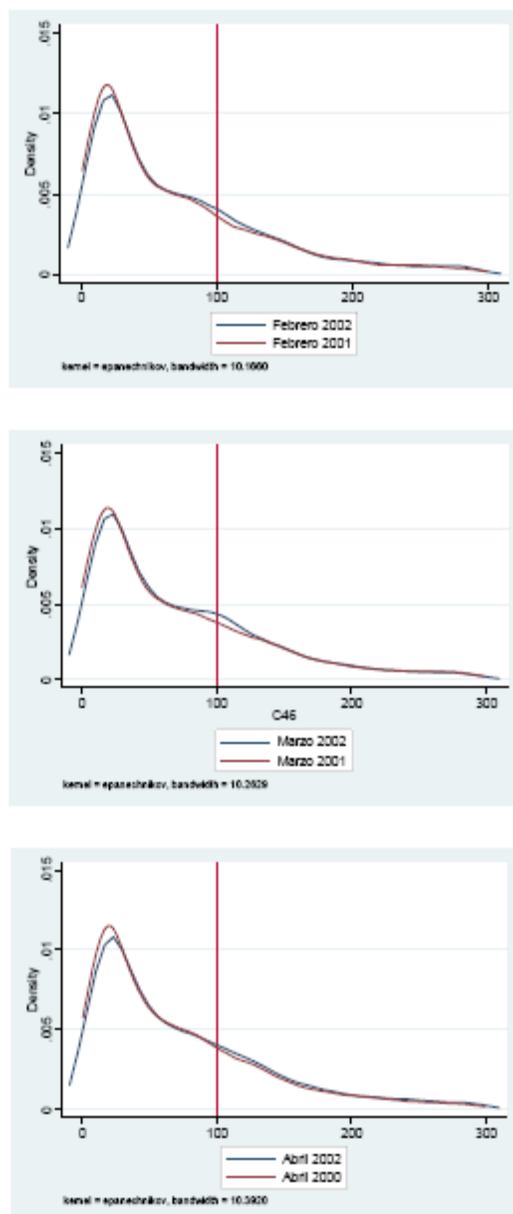
Los resultados de la distribución de consumo a nivel nacional se muestran en el Gráfico 12. En color azul se muestra la distribución consumo del mes posterior a la implementación del subsidio, mientras que el color rojo identifica la distribución del consumo en similar mes del año anterior a la implementación del mismo. Para poder analizar el efecto, se eligieron 6 meses luego de la entrada en vigencia de la nueva estructura tarifaria.

De estos gráficos, puede verse que, luego de la implementación del subsidio, existe un ligero movimiento de las distribuciones alrededor del nivel de consumo que otorga la elegibilidad del subsidio. En particular, alrededor del tramo de 100 a 150 kWh-mes se observa a un mayor número de individuos luego de la introducción del subsidio que en noviembre del año 2000. Una posible interpretación sería que los bajos precios del primer bloque llevaron a los usuarios a consumir más y situarse en el bloque de mayores precios.

El efecto alrededor del punto de corte (indicado en todos los gráficos con una línea vertical) parece acentuarse conforme transcurren los meses. Dicho efecto sería lógico, puesto que el grado de ajuste de los usuarios ante una variación del precio de la electricidad no sería inmediato, tal como ha mostrado evidencia con datos agregados para el caso peruano (Gallardo et al, 2004). Más específicamente, en los meses de diciembre y enero se puede observar que la cantidad de usuarios que pasan a consumir en el segundo tramo tarifario es mayor en comparación a noviembre. Adicionalmente, en el mes de diciembre el porcentaje de hogares que consume cerca del punto de corte de 100 kWh-mes pero por debajo del umbral también se incrementa. Esta tendencia se observa en los meses de febrero y marzo, para luego disminuir ligeramente en el mes de abril.

Gráficos N° 12: Distribución del Consumo – Total Nacional



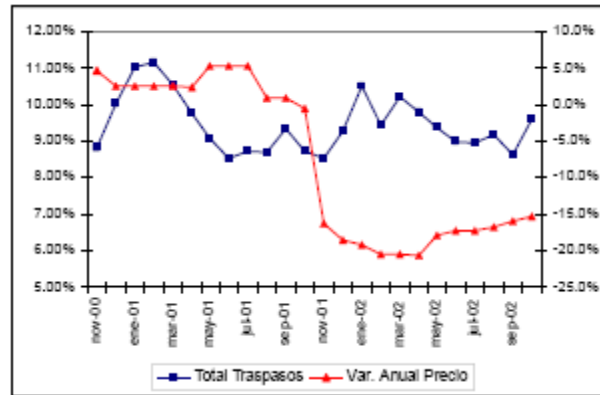


Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2008

En términos del número de hogares que se desplazan de un bloque a otro en un mes similar de distintos años, los resultados muestran que fluctúan alrededor de 450, lo cual representa aproximadamente 9% de la muestra empleada en las estimaciones. El consumo del resto de individuos fluctuaría dentro de cada bloque. Si se analiza con mayor detalle el porcentaje de hogares que cambió su consumo, el Gráfico 13 muestra que el porcentaje que cambia de bloque tarifario es relativamente constante (9.5 % de los hogares). No obstante, frente al cambio tarifario de noviembre, el porcentaje de hogares que cambió de bloque creció en dos puntos porcentuales, para luego tener una tendencia decreciente. Los Gráficos 11 y 15 muestran que, si bien el porcentaje de hogares que cambian de bloque tarifario es relativamente constante, no ocurre lo mismo con la dirección del cambio. Más específicamente, la proporción de individuos que pasan del primer al segundo bloque en un mes pasa del de un promedio de 4.6 % en el período de noviembre del 2000 a noviembre del 2001 a 5.4% luego del subsidio (diciembre 2001 a octubre 2002), mientras que el porcentaje de hogares que pasa del segundo al primer bloque disminuye del 4.9 % al 4.1 %. Estos resultados mostrarían evidencia preliminar de que existe cierto grado de respuesta ante la drástica variación en el precio ocurrida en noviembre del 2001.

Gráfico N° 13: Porcentaje de Hogares que Cambian de Bloque Tarifario – Total

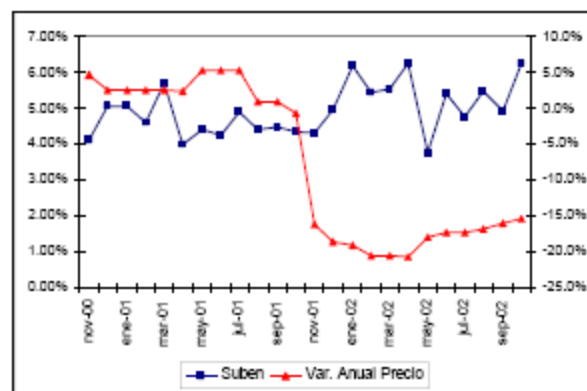
Nacional



Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2008

Gráfico N° 14: Porcentaje de Hogares que Pasan del Primer al Segundo Bloque

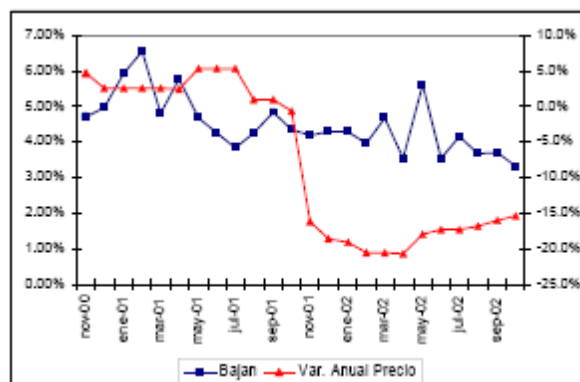
Total Nacional



Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2008

Gráfico N° 15: Porcentaje de Hogares que Pasan del Segundo al Primer Bloque

- Total Nacional



Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2008

Según la literatura sobre estimación de funciones de demanda con restricciones presupuestarias no lineales (Saez, 2002; Borenstein, 2008), se debería esperar que exista cierta aglomeración de consumidores alrededor de los puntos de quiebre de la restricción. En el caso particular de la estimación de demanda de electricidad (Borenstein, 2008), esto nos mostraría evidencia preliminar de que los consumidores responden ante los precios marginales y no a otra medida de precios (como el precio promedio de la facturación del mes anterior, por ejemplo).

En este caso, hay evidencia de que los consumidores se agrupan alrededor del quiebre de 100 kWh-mes, siendo esta agrupación mayor conforme pasa el tiempo luego de la implementación del subsidio, lo cual implicaría que la respuesta ante la nueva estructura tarifaria tuvo un carácter progresivo. No obstante, la magnitud de esta respuesta siempre sería reducida, puesto que la aglomeración de consumidores alrededor del punto de corte es relativamente reducida. Adicionalmente, según la evidencia empírica previa (Heckman, 1983; Saez, 2002), esta característica nos permite justificar la utilización de precios marginales en lugar de precios promedios²¹.

4.3. Metodología de Estimación

El método de máxima verosimilitud permite obtener estimaciones de parámetros que maximicen la probabilidad de observar la muestra que se analiza. Bajo el supuesto de que la distribución del término de error es similar al de la muestra analizada, los estimadores de máxima verosimilitud son insesgados, consistentes y poseen varianza mínima (Greene, 2003).

Consideremos el modelo definido por la ecuación (6) de la sección metodológica. Si asumimos que los dos términos de error son independientes y siguen una distribución normal, entonces $g(\eta, \varepsilon) = g(\eta)g(\varepsilon)$. Sin embargo, $f(v, \eta)$ es una distribución normal bivariada, por lo que será necesario definir la correlación entre ambos términos de error a fin de plantear la función de verosimilitud. Asumamos que la correlación entre v y r es igual a $p = \text{cov}(v, \eta)(\sigma_v + \sigma_\eta)^{-1}$, lo que puede simplificarse a $\frac{\sigma_\eta}{\sigma_v}$. Por consiguiente, la función de verosimilitud puede expresarse de la siguiente forma, donde Φ representa la distribución normal estándar acumulada:

$$\ln L = \sum_i \left[\begin{aligned} & \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{\exp(-s_1^2/2)}{\sigma_v} \right) (\Phi(r_1) - \Phi(n_1)) \\ & + \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{\exp(-u_1^2/2)}{\sigma_v} \right) (\Phi(m_1) - \Phi(t_1)) \\ & + \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{\exp(-s_2^2/2)}{\sigma_v} \right) (\Phi(r_2) - \Phi(n_2)) \end{aligned} \right] \quad (7)$$

Donde:

²¹ También se realizó una evaluación de los cambios en la distribución del consumo y porcentaje de hogares que cambian de tramo tarifario para algunas regiones por separado (Lima, resto del país y selva). Los resultados no muestran mayor variación con el promedio nacional.

$$\begin{aligned}
s_1 &= q_{it} - \left(\frac{q_{it}(p_{lit}^L, y_{it}, q_{it-1}, Z_{it})}{\sigma_v} \right) \\
s_2 &= q_{it} - \left(\frac{q_{it}(p_{lit}^H, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it})}{\sigma_v} \right) \\
u_1 &= q_{it} - \frac{\bar{q}_t}{\sigma_\varepsilon} \\
t_1 &= q_{it} - \left(\frac{q_{it}(p_{lit}^L, y_{it}, q_{it-1}, Z_{it})}{\sigma_\eta} \right) \\
m_1 &= q_{it} - \left(\frac{q_{it}(p_{lit}^H, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it})}{\sigma_v} \right) \\
r_k &= \frac{(t_k - \rho s_k)}{\sqrt{1 - \rho^2}} \quad k = 1, 2 \\
r_k &= \frac{(m_{k+1} - \rho s_k)}{\sqrt{1 - \rho^2}} \quad k = 1, 2
\end{aligned}$$

Un tema adicional que surge a partir de la estimación del modelo por máxima verosimilitud a partir de la forma funcional planteada anteriormente es la posible falta de identificación del modelo. La teoría menciona que, a fin de poder identificar apropiadamente los coeficientes del precio e ingreso es necesario incorporar restricciones adicionales, estimar la función de oferta simultáneamente con la de demanda o emplear instrumentos. En este caso, la demanda puede identificarse independientemente debido a tres factores, que precisamente dependen de la no linealidad en la restricción presupuestaria. El primero de ellos se debe a la implementación del FOSE descrita anteriormente. El segundo se debe a que, en cada segmento tarifario, los precios son constantes, mientras que el tercero es que la distribución condicional del término de error puede ser calculada dados los precios marginales. Intuitivamente, se podría emplear la variación en el consumo a través de todos los hogares en el mismo segmento tarifario para identificar los componentes de la demanda (a excepción del precio)²². En este contexto, el efecto del precio puede identificarse a partir de la diferencia entre el consumo promedio de hogares situados en diferentes segmentos tarifarios, menos la diferencia promedio en sus características no observables. Este último componente puede calcularse a partir de la distribución marginal del término de error y el esquema tarifario. Por consiguiente, gracias a este método se puede estimar la demanda incluso si existe poca variabilidad en los precios observados, aunque para ello hay que imponer ciertas restricciones en la distribución de ε .

A diferencia del método de variables instrumentales, una ventaja adicional de este método es que, si se emplea una especificación empírica de una función de demanda que haya sido derivada de una función de utilidad (como es nuestro caso), la forma funcional del modelo permite indicar cómo los precios marginales individuales entran en la

²² Un supuesto clave alrededor de este punto es que se cumplan ciertas restricciones sobre las preferencias de los individuos. En el caso de un bien normal, esta restricción se traduce en que el efecto ingreso no sea tan elevado: es decir, que el efecto ingreso derivado de estar en el tramo inferior no domine al efecto sustitución derivado de pagar el precio del tramo superior.

decisión de demanda. Esto provee un marco en el que podrían evaluarse cambios en consumo bajo un esquema tarifario distinto.

Al momento de calcular las elasticidades precio e ingreso, Reiss y White mencionan que existen dos inconvenientes. En particular, la expresión convencional de las elasticidades debería variar si se toma en consideración la estructura tarifaria que enfrenta el hogar. Partiendo de la siguiente especificación para la ecuación de demanda:

$$q_{it}^* = q_{it}(p_{it}^*, \bar{y}_{it}, q_{it-1}, Z_{it}) \quad (8)$$

donde \bar{y}_{it} es el ingreso virtual y p_{it}^* es la disponibilidad marginal de pago del hogar por la última unidad de electricidad consumida (que puede ser distinta del precio marginal cuando se consume en el quiebre \bar{q}_{it} , que es donde el precio sube de p_{vit}^L a p_{vit}^H). Para tomar en cuenta esta característica, los autores plantean una descomposición basada en el siguiente supuesto: asumen que se produce un aumento en el precio del segmento tarifario específico en el que el hogar consume en un inicio. Si se denota el precio marginal inicial por mp y la disposición marginal a pagar inicial por $mdap$, el cambio en el consumo puede representarse como:

$$\frac{dq^*}{d(mp)} = \left[\frac{dq^*}{d(mdap)} + \frac{dq^*}{dy} \frac{d\Delta y}{d(mdap)} \right] \frac{d(mdap)}{d(mp)} \quad (9)$$

donde $\Delta y = \bar{q}_{it}(p_{vit}^* - p_{vit}^L)$. El primer término dentro de la expresión en corchetes representa la pendiente de la curva de demanda. El segundo término puede interpretarse como el efecto de variar el precio de los segmentos marginales inferiores al que está situado el hogar. Por otra parte, para un consumidor cualquiera, el término fuera de los corchetes será igual a cero si el consumo ocurre en el punto de corte \bar{q}_{it} e igual a uno en otro caso.

Puede verificarse que, para una especificación de demanda lineal y una tarifa en dos partes, la expresión toma la siguiente forma:

$$\frac{dq^*}{d(mp)} = \alpha_2 l(q_{it} \neq \bar{q}_{it}) + \beta \bar{q}_{it} l(q_{it} > \bar{q}_{it}) \quad (10)$$

donde $l(\bullet)$ es una función indicatriz, mientras que α_2 y β son los coeficientes de precio e ingreso de la ecuación

(2). Finalmente, la elasticidad precio mensual se define como:

$$\epsilon_{it}^p = \frac{dq^*}{d(mp)} \frac{(mp)_{it}}{q_{it}^*} \quad (11)$$

La elasticidad ingreso puede calcularse de forma similar. A diferencia del caso anterior, no existe un efecto precio

$$\frac{dq^*}{dy} = \beta l(q_{it} \neq \bar{q}_{it}) \quad (12)$$

derivado del cambio en la estructura tarifaria. Por consiguiente, se tiene que:

Y, en consecuencia:

$$\epsilon_{it}^y = \frac{dq^*}{dy} \frac{y_{it}}{q_{it}^*}$$

4.4. Resultados

La estimación por máxima verosimilitud se realizó teniendo en cuenta las especificaciones planteadas en la sección correspondiente. La programación de la función de verosimilitud se realizó en Matlab, mientras que el algoritmo de optimización empleado fue el de BHHH²³. Este proceso no estuvo exento de problemas. El principal de ellos fue que la función tiene regiones planas, por lo que la maximización tuvo que realizarse con distintos conjuntos de valores iniciales a fin de asegurar la convergencia a un máximo global.

Cuadro N° 6: Resultados de las Estimaciones – Máxima Verosimilitud

Variable	Coefficiente	Estadístico t
Precio Marginal [Nuevos Soles)	-12.45100	8.77
Consumo Rezagado un Mes (kWh - mes)	0.77262	66.17
Ingreso del Hogar (Nuevos Soles)	0.00272	9.52
Número de Miembros del Hogar	0.00747	2.58
Número de Habitaciones	0.01474	1.63
Terina eléctrica (1 si posee)	0.00952	9.78
Ducha eléctrica (1 si posee)	0.02909	5.28
Refrigeradora (1 si posee)	0.02473	9.38
Televisor (1 si posee)	0.02767	7.58
Lluvia (1 si posee)	0.00566	8.21
Plancha (1 si posee)	0.00945	11.54
Computador (1 si posee)	0.01589	2.74
Constante	0.00304	14.91
Dummy mensual	Si	
Sigma n	0.04870	
Sigma e	0.00707	

Fuente: Estimaciones propias.

²³El código se encuentra en el Anexo 3.

Analizando los resultados del Cuadro 6, puede verse que la mayoría de coeficientes son significativos y con el signo esperado. Existiría una elevada persistencia del consumo pasado al momento de explicar el consumo actual. Paralelamente, puede verse que existe una influencia positiva entre el número de miembros del hogar, el tamaño de la vivienda por el número de habitaciones), así como también existe una relación positiva entre la tenencia de ciertos artefactos electrodomésticos y el consumo de energía.

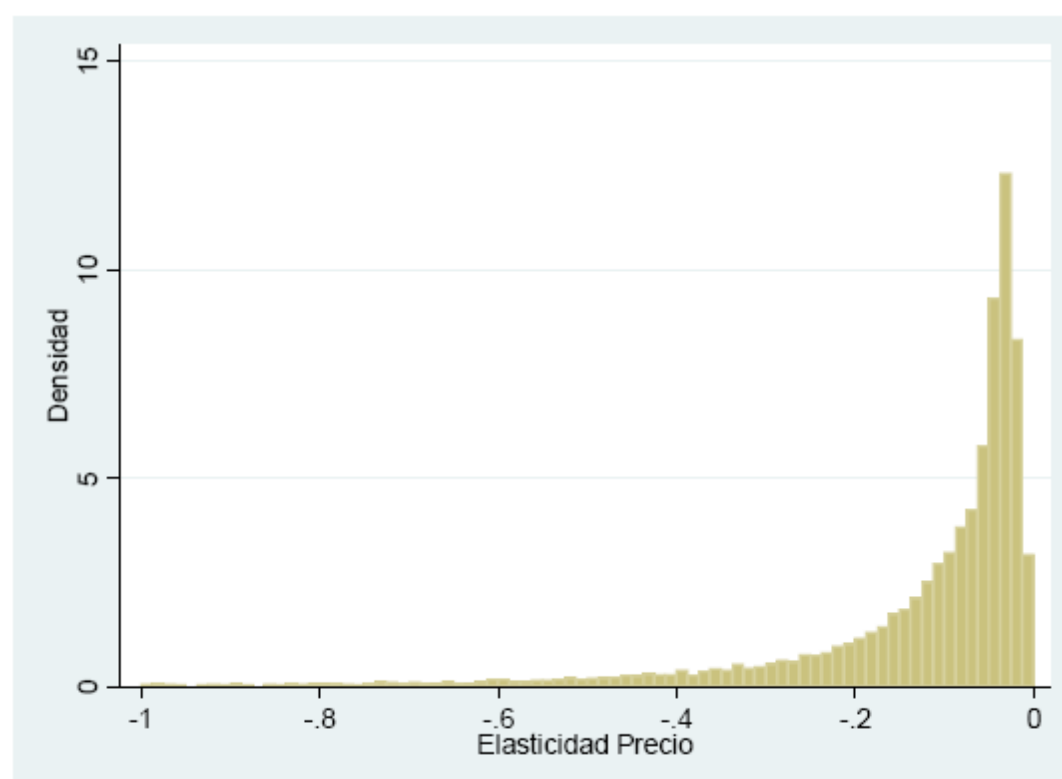
Sin embargo, los valores obtenidos en este procedimiento no corresponden a las elasticidades de demanda, debido a la no linealidad del modelo. Para poder calcular estas elasticidades, se recurrió al procedimiento descrito en la sección anterior. Los resultados, mostrados en el Cuadro 7 y los Gráficos 16 y 17, reflejan que existe una importante heterogeneidad en ambas elasticidades estimadas. En particular, detrás del valor promedio estimado de -0.18 y 0.13 para las elasticidades precio e ingreso, se encuentran valores máximos de hasta -1.97 y 1.99, respectivamente; mientras que los valores mínimos (en valor absoluto) se encontrarían en cero en ambos casos para la elasticidad precio e ingreso. La desviación estándar de ambas elasticidades es igual a 0.463 y 0.1765 para las elasticidades precio e ingreso respectivamente, lo cual es síntoma de la gran heterogeneidad presente. En este sentido, también puede ser interesante examinar las elasticidades medianas, que son de -0.068 para el precio y 0.059 para el ingreso.

Cuadro N° 7: Estadísticos Descriptivos de las Elasticidades Precio e Ingreso

	Promedio	Desv. Estándar	Mediana	Máximo	Mínimo
Elasticidad Precio	-0.182	0.463	-0.068	0.000	-1.972
Elasticidad Ingreso	0.114	0.177	0.06	1.998	0.000

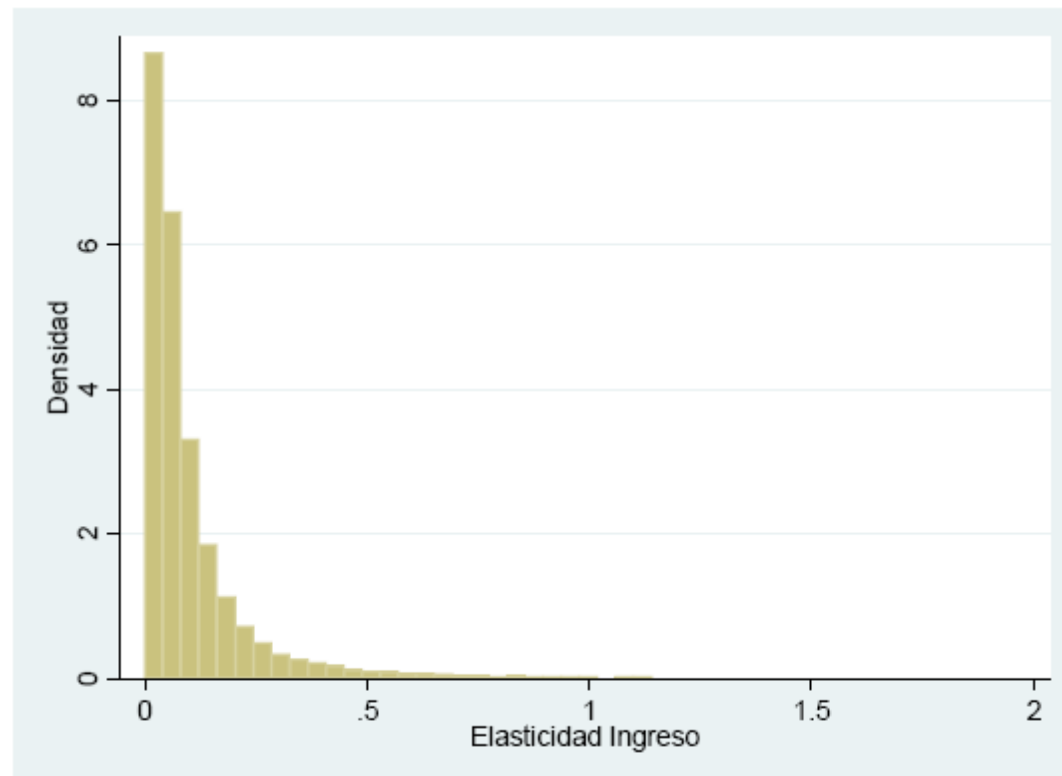
Fuente: Estimaciones Propias

Gráfico N° 16: Distribución de la Elasticidad Precio



Fuente: Estimaciones Propias

Gráfico N° 17: Distribución de la Elasticidad Ingreso



Fuente: Estimaciones Propias

También se realizaron estimaciones adicionales para asegurar la robustez de los resultados. Los cuadros, presentados en el Anexo, muestran que las elasticidades tienen cierta variación dependiendo de la submuestra considerada, aunque se mantienen en línea con los resultados obtenidos a nivel nacional.

Los resultados obtenidos son consistentes con la evidencia internacional. Si nos referimos a las elasticidades presentadas en el Cuadro 1 de la segunda sección, las elasticidades precio obtenidas en trabajos previos son menores a las obtenidas con las obtenidas por Dubin y McFadden (1984) o Reiss y White (2005). No obstante, se encuentran en línea con las elasticidades estimadas por Filippini y Pachauri (2002) para el caso de la India. Adicionalmente, la elasticidad ingreso es mayor a las obtenidas en países desarrollados, mientras que es menor a la obtenida en el caso de la India.

Una pregunta adicional radica en el hecho de qué individuos son los que tienen las elasticidades precio e ingreso más altas o más bajas. Al respecto, una primera vía de análisis pasaría por examinar la relación entre las elasticidades y el nivel de ingresos de los hogares encuestados. Para ello, se realizó una regresión localmente ponderada (*lowess*)²⁴.

²⁴El *lowess* es un tipo de regresión no paramétrica que, para cada par (x,y) de variables endógena y exógena x , realiza una regresión local, ponderando el resto de observaciones circundantes de acuerdo al ancho de banda. Una regresión por mínimos cuadrados ordinarios da un coeficiente de 0.11 para la elasticidad precio y 0.021 para la elasticidad ingreso

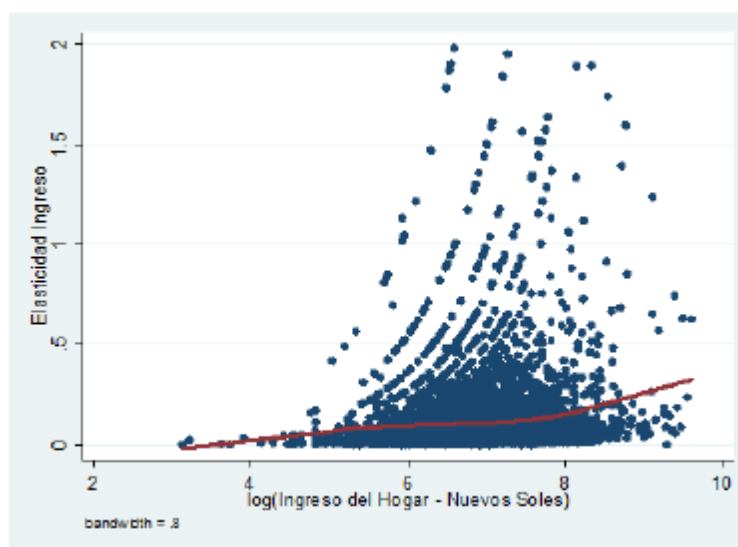
Los resultados, presentados en el Gráfico 18 y 19, muestran que existiría una relación positiva entre la elasticidad ingreso y el nivel de ingresos de los hogares, mientras que la relación sería inversa entre esta variable y la elasticidad precio. No obstante, puede verse que la magnitud de la relación entre la elasticidad ingreso y el nivel de ingreso es menor que la que se tiene con esta última variable y la elasticidad precio. También se realizó un ejercicio similar diferenciando entre Lima y el resto del país. En este caso los resultados muestran que la relación entre la elasticidad precio (en valor absoluto) y el ingreso sigue siendo negativa, aunque la magnitud de esta relación es bastante menor. Para el caso de la elasticidad ingreso al parecer no existiría relación estadísticamente significativa entre esta variable y el nivel de ingreso de los hogares situados en Lima. Asimismo, para los hogares situados en áreas rurales, la relación entre el ingreso y las elasticidades precio e ingreso sigue teniendo el mismo signo que en el total de la muestra, pero la magnitud de la misma es mayor.

Entre las principales razones de esta relación estarían el rol que juega la compra de bienes durables al momento de explicar la relación entre el nivel de ingreso y el consumo de energía. Al parecer, los resultados muestran evidencia de que, para un stock de artefactos dado, la demanda no sería tan sensible a fluctuaciones en el nivel de ingreso. Estos resultados estarían también reforzando la noción de que, conforme crece el ingreso, el consumo de electricidad aumenta en una proporción menor al incremento del ingreso.

Sin embargo, en el corto plazo, los precios representarían una señal para los consumidores. De estos, los hogares con menores ingresos son aquellos que, en promedio, tienen una mayor elasticidad precio. Este resultado reflejaría, entre otras cosas, dos aspectos importantes. El primero de ellos se relaciona con las posibilidades de sustitución. Más específicamente, los hogares con mayores ingresos tendrían menos posibilidades de sustitución puesto que el porcentaje de penetración de bienes durables es mayor, por lo que ante un incremento en los precios el ajuste en el consumo se daría únicamente mediante variaciones en los patrones de utilización. En cambio, en los hogares de menores ingresos las posibilidades de sustitución serían incluso mayores, puesto que junto con el ajuste mediante la utilización de los bienes durables, los hogares podrían llegar a desconectarse de la red y utilizar fuentes de energía alternativas si el aumento en precios es lo suficientemente grande²⁵.

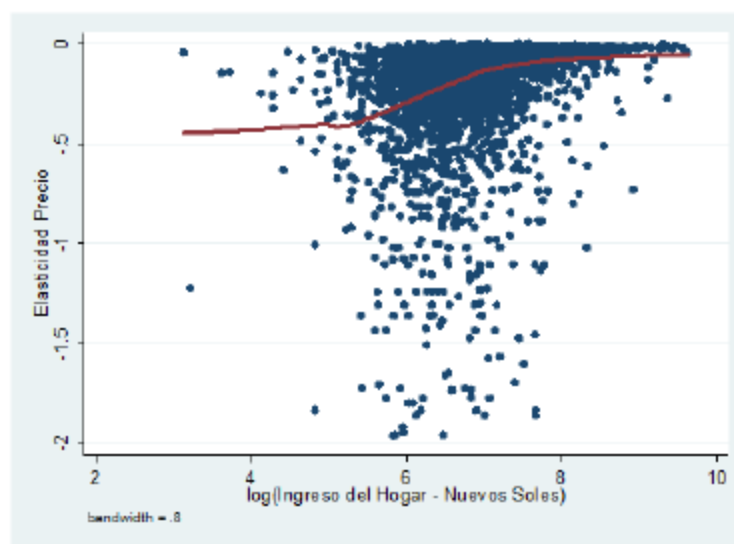
²⁵Existen casos en los que ciertos hogares conectados a la red dejaron de consumir electricidad. Según el panel de la Encuesta Nacional de Hogares (ENAH) 2002-2006, el 2 % de hogares que consumía electricidad en el 2002 pasó a consumir otro tipo de fuentes de energía cuatro años después

Gráfico N° 18: Relación entre la Elasticidad Precio y el Nivel de Ingreso



Fuente: Estimaciones propias.

Gráfico N° 19: Relación entre la Elasticidad Precio y el Nivel de Ingreso



Fuente: Estimaciones propias.

Adicionalmente, estarían mostrando que, dadas las características de los hogares peruanos, la respuesta de éstos frente a variaciones en el precio no es del todo homogénea, sino que existe una importante variación en las mismas, relacionadas con el ingreso de los hogares. Estas cifras podrían servir de sustento a esquemas tarifarios diferenciados. Si los usuarios de menores ingresos son los que, en promedio, presentan mayor sensibilidad ante las variaciones en el precio, un posible esquema podría basarse en un subsidio apropiadamente focalizado en estos hogares.

Una característica adicional de este modelo es que nos permite obtener un estimado de las elasticidades de largo plazo. Si bien una apropiada caracterización de la demanda de largo plazo pasaría por modelar el rol de la compra de bienes durables conjuntamente con la demanda de energía, el asumir la existencia de un estado estacionario en la demanda de energía permite tener una primera aproximación al comportamiento de la demanda en el largo plazo²⁶.

²⁶ Para obtener las elasticidades de largo plazo, se dividió la elasticidad de corto plazo entre uno menos el coeficiente asociado al primer rezago del consumo de electricidad.

Los resultados muestran que las elasticidades precio e ingreso serían de -0.7916 y 0.5717. Es decir, la demanda es más elástica en el largo plazo (sin dejar de ser inelástica), lo cual también es consistente con la existencia de mayores posibilidades de sustitución existentes. Al ser estos valores una transformación de las elasticidades de corto plazo basada en la multiplicación por un factor constante, los resultados de la relación entre el ingreso y las elasticidades precio e ingreso se mantienen.

5. CONCLUSIONES

El presente trabajo ha estimado una función de demanda bajo tarifas crecientes en bloque utilizando una base de datos que permite combinar las características de una muestra representativa de hogares peruanos junto con información de consumo de electricidad de los mismos. Un aspecto fundamental de este trabajo es la estrategia de identificación de la demanda, la cual es posible gracias a la implementación exógena de un esquema de subsidios que genera un quiebre en la restricción presupuestaria e introduce suficiente variabilidad en los precios. El contar con esta medida de política representa un aspecto importante puesto que, al contar con tarifas reguladas cuya determinación descansa en criterios geográficos y de costos, la varianza de precios no es suficiente.

Un paso previo a la estimación de la función de demanda consistió en determinar la exogeneidad de la medida de política y analizar si el consumo de los hogares respondió ante las variaciones en el precio de la electricidad luego del subsidio. En primer lugar, se mostró que los criterios de determinación del subsidio fueron exógenos, puesto que se basaron en supuestos de tenencia y utilización de bienes durables que no necesariamente estaban relacionados con las características de los hogares. Adicionalmente, no se observa un punto de quiebre alrededor del punto de corte de 100 kWh-mes establecido en el subsidio, por lo que el criterio de elegibilidad no fue diseñado tomando en cuenta la distribución del consumo previo a la implementación del subsidio.

En segundo lugar, los resultados muestran que la respuesta ante la variación en precios fue incrementándose en los meses posteriores a la implementación de la medida de política, produciéndose una aglomeración en los consumidores alrededor del punto de quiebre. Según Borenstein (2008), esto daría evidencia adicional de que los usuarios responden al precio marginal de la electricidad y no al precio promedio. No obstante, la magnitud de la aglomeración es relativamente reducida, lo cual daría indicios de que la respuesta de los hogares ante cambios en precio podría ser de escasa magnitud.

Los resultados de las estimaciones muestran que existe evidencia importante de que el hogar promedio en el Perú tiene una demanda inelástica tanto a nivel de precio como ingreso. No obstante, estos resultados esconden una importante heterogeneidad. En particular, la elasticidad precio tiene un valor promedio de -0.18 pero abarca un rango

que se encuentra entre 0 y -1.97, mientras que la elasticidad ingreso tiene un valor promedio de 0.11 pero varía entre cero y 1.9. Estimaciones realizadas con subconjuntos de la muestra para determinadas regiones no muestran mucha diferencia con las elasticidades obtenidas a nivel nacional.

El hecho de contar con una elasticidad precio baja es totalmente consistente con la evidencia internacional. Llama la atención el hecho que la respuesta del consumo ante variaciones en el ingreso sea reducida. Sin embargo, la evidencia es consistente con algunos de los trabajos que utilizan metodologías basadas en modelos estructurales, como Dubin y McFadden (1984). Reiss y White (2005), quienes usando una especificación similar a la empleada en este documento obtienen elasticidades ingreso que se encuentran alrededor del cero.

Esto podría deberse a que el consumo es relativamente insensible ante variaciones del ingreso en el muy corto plazo. Los "saltos" de consumo se producen debido a la introducción de nuevos artefactos dentro del stock de durables que presenta el hogar. Lamentablemente, la encuesta no cuenta con información que nos permita modelar apropiadamente esta característica. Por consiguiente, la especificación recoge únicamente la elasticidad derivada de las variaciones en las decisiones de utilización del *stock* disponible.

Existe evidencia de que tanto la elasticidad precio e ingreso varían según el nivel de ingresos de los hogares. Específicamente, aquellos hogares con mayores ingresos tienen una mayor elasticidad ingreso, pero también una menor elasticidad precio. Paralelamente, los hogares con menores ingresos poseen una mayor elasticidad precio. Esta relación entre la heterogeneidad de las elasticidades y las características de los hogares justificarían la implementación de algún esquema de tarifas diferenciadas por tipo de consumidor.

Quedan algunos aspectos por considerar, que dependen de la información estadística disponible. Un primer aspecto pasa por determinar el posible sesgo en las elasticidades precio e ingreso derivadas del porcentaje de no respuesta de ciertos grupos de hogares. Si, como se presentó en los resultados, la magnitud de las elasticidades precio e ingreso depende del nivel de ingresos de los consumidores, es probable que la omisión de ciertos grupos de mayores o menores ingresos puedan estar sesgando las estimaciones.

Un segundo aspecto a considerar es la modelación de la demanda de electricidad conjuntamente con la de bienes durables. Si bien no podrían emplearse datos de panel, podrían emplearse los datos de la encuesta realizada por el regulador de energía peruano, que cuenta ya con cinco cortes transversales.

Por otro lado, si bien se encuentra evidencia preliminar de que los usuarios responden ante los precios dados por la estructura tarifaria, es preciso analizar con más detalle el comportamiento de los consumidores frente a esquemas de tarificación no lineales. En este sentido, estudios teóricos como el de Liebman y Zeckhauser (2004) o empíricos como el de Shin (1985), Bushnell y Mansur (2005) o Borenstein (2008) podrían servir de punto de partida para una mayor investigación al respecto.

6. REFERENCIAS

- [1] BORENSTEIN, S. (2008). "Equity Effects of Increasing-Block Electricity Pricing". CSEM Working Paper. Noviembre 2008.
- [2] BURTLESS, G. y J. HAUSMAN (1978). "The Effect of Taxation on Labor Supply: Evaluating the Gary Negative Income Tax Experiment". *The Journal of Political Economy*. 86 (6), 1103-1130.
- [3] BUSHNELL, J. y E. MANSUR (2005). "Consumption Under Noisy Price Signals: A Study of Electricity Retail Rate Deregulation in San Diego". *Journal of Industrial Economics*. 53(4): 493-513.
- [4] CAMERON, C. y TRIVEDI (2005). "Microeconometrics". MIT
- [5] DUBIN, J. y D. MCFADDEN (1984). "An Econometric Analysis of Residential Electric Appliance Holdings and Consumption". *Econometrica*. 52 (2), 345-362.
- [6] FLAIG, G. (1991). "Household Production and the Short and Long-Run Demand for Electricity". *Energy Economics*.
- [7] GABOR, A. (1955). "A Note on Block Tariffs". *Review of Economic Studies*. 23(1),32-41.
- [8] GREENE, W. (2002). *Econometric Analysis*. Prentice Hall.
- [9] HANEMANN, M. (1984). "Discrete/Continuous Models of Consumer Demand". *Econometrica*. 52(3), 541-561.
- [10] HANSEN, L. (1982). "Large Sample Properties of Generalized Method of Moments Estimators". *Econometrica*. 50, 1029-1054.
- [11] HAUSMAN, J. (1985). "The Econometrics of Nonlinear Budget Sets". *Econometrica*. 53(6), 1255-82.
- [12] HECKMAN, J. (1979). "Sample selection bias as a specification error". *Econometrica*. 47 (1), 153-161.
- [13] HECKMAN, J. (1983). "What has been learned about Labor Supply in the Past Twenty Years?". *American Economic Review*. 83, 116-121.
- [14] LIEBMAN, J. y R. ZECKHAUSER (2004): "Schmeduling". Universidad de Harvard. mimeo.
- [15] MCFADDEN, D., C. PUIG y D. KIRSCHNER (1977). "Determinants of the Long-Run Demand for Electricity". *Proceedings of the American Statistical Association*.
- [16] MOFFITT, R (1986). "The Econometrics of Piecewise-Linear Budget Constraints: A Survey and Exposition of the Maximum Likelihood Method". *Journal of Business and Economic Statistics*. 4(3): 317-328.

- [17] MOFFITT, R. (1990). "The econometrics of Kinked Budget Constraints". *Journal of Economic Perspectives*. 4(2): 119-139.
- [18] REISS, P. y M. WHITE (2005). "Residential Electricity Demand, Revisited". *The Review of Economics and Statistics*.
- [19] REISS, P. y F. WOLAK (2007). "Structural Econometric Modeling: Rationales and Examples from Industrial Organization". En *Handbook of Econometrics*. Vol. 6A. Amsterdam: North Holland.
- [20] SAEZ, E. (2002). "Do Taxpayers Bunch at Kink Points". Working Paper.
- [21] STOCK, J. y F. TREBBI (2003). "Who Invented Instrumental Variable Regression?". *Journal of Economic Perspectives*, 17(3), 177-194.
- [22] SHIN, Y. (1985). "Perception of the Price when information is costly: evidence from residential electricity demand". *The Review of Economics and Statistics*, 67 (4), 591-598.
- [23] TAYLOR, L. (1975). "The Demand for Electricity: A Survey". *The Bell Journal of Economics*. Vol. 6, No. 1, pp. 74-110.
- [24] TOBIN, J. (1958). "Estimation of Relationships for Limited Dependent Variables". *Econometrica*. 26(1), 24-36.
- [25] TRAIN, K. (2003). "Discrete Choice Models With Simulation". Cambridge University Press.
- [26] WOLD, H. (1974). "Causal Flows with Latent Variables: Partings of the Ways in the Lights of NIPALS Modeling". *European Economic Review*. 5, 67-86.

7. ANEXOS

7.1. Anexo 1: Descripción de la Muestra

La encuesta se aplicó a 10,243 hogares distribuidos en el territorio nacional en el primer trimestre del año 2003. El diseño muestral fue efectuado tomando en cuenta la información de la distribución del gasto de hogares en electricidad durante el año 2001 provista por el Instituto Nacional de Estadística e Informática del Perú (INEI) en su Encuesta Nacional de Hogares del cuarto trimestre del 2001. El hecho de contar con información previa de esta encuesta permitió obtener un tamaño muestral adecuado en a la varianza y el efecto de diseño presentes en la encuesta del INEI para cada uno de los niveles de inferencia deseados.

El Cuadro N° 1 permite apreciar el tamaño de muestra por departamento y ámbito, el Cuadro N° 2 muestra la distribución de la muestra por estrato socioeconómico en Lima Metropolitana, mientras que el Cuadro N° 3 muestra el número de hogares encuestados por empresa concesionaria. Cabe señalar que esta última cifra no coincide con el número total de hogares que cuentan con suministro eléctrico (7,680 versus 7,221 hogares), por cuanto un 6 % de hogares con electricidad la obtiene por fuentes distintas a una empresa de distribución, entre las que destacan las municipalidades distritales, comités de electrificación, entre otros. Adicionalmente, el tamaño de muestra y la técnica de muestreo empleada permiten obtener factores de expansión que hacen a la encuesta representativa de la población nacional en su conjunto. En líneas generales, el diseño muestral empleado fue estratificado, multietápico y por conglomerados.

Cuadro N° 1: Distribución de la Muestra por Departamento y Ámbito

Región	Urbano	Rural	Total
<u>Lima</u>	1,568	83	1,651
Callao	144	0	144
Lima	1,424	83	1,507
<u>Norte</u>	1,476	828	2,304
Cajamarca	154	350	504
La Libertad	395	145	540
Lambayeque	332	112	444
Piura	373	161	534
Tumbes	222	60	282
<u>Centro</u>	1,164	701	1,865
Ancash	194	213	407
Huanuco	187	167	354
Ica	324	72	396
Junin	292	140	432
Pasco	167	109	276
<u>Sur</u>	1,495	1,273	2,768
Apurimac	68	226	294
Arequipa	338	87	425
Ayacucho	142	158	300
Cusco	222	202	424
Huancavelica	118	206	324
Moquegua	191	73	264
Puno	174	269	443
Tacna	242	52	294
<u>Selva</u>	904	751	1,655
Amazonas	119	193	312
Loreto	213	177	390
Madre de Dios	189	81	270
San Martín	193	167	360
Ucayali	190	133	323
Total	6,607	3,636	10,243

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Cuadro N° 2: Distribución de la Muestra por Nivel Socioeconómico — Lima Metropolitana

Nivel Socioeconómico	Número	Porcentaje
A	100	7.1
B	155	11.0
C	378	26.8
D	564	39.9
E	215	15.2
Total	1,412	100.0

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Cuadro N° 3: Distribución de la Muestra por Empresa Distribuidora

Empresa	Hogares Encuestados (1)	Hogares con Suministro Eléctrico (2)	Porcentaje (2)/(1)
Edecañete	35	33	94.3
Edelnor	899	774	86.1
Electro Oriente	750	403	53.7
Electro Sur	558	475	85.1
Electro Sur Este	988	944	95.5
Electro Sur Medio	426	338	79.3
Electro Ucayali	251	128	51.0
Electrocentro	1,656	982	59.3
Electronorte	840	528	62.9
Electropuno	443	196	44.2
Emseu	48	35	72.9
ENOSA	816	590	72.3
Hidrandina	1,038	706	68.0
Luz del Sur	717	701	97.8
Oroya	48	42	87.5
Padre Abad	72	34	47.2
SEAL	425	312	73.4
Total	10,010	7,221	72.1

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

7.2.Anexo 2: Características Socioeconómicas de los Hogares Encuestados

Las características socioeconómicas de los hogares se pueden dividir en cinco secciones, teniendo en cuenta tanto el nivel departamental como los estratos socioeconómicos de Lima Metropolitana. En la primera sección se analizan la distribución y las diferencias de ingresos en las distintas regiones. La segunda, tercera y cuarta sección describen el nivel educativo del jefe de hogar, las características de la vivienda y de la familia. Finalmente, la quinta sección muestra la tenencia de bienes, efectuando una desagregación entre bienes durables y no durables. Esta última sección es de particular importancia para nuestras estimaciones, puesto que la introducción del proceso de adquisición de bienes durables da mayores luces respecto del consumo eléctrico de los usuarios residenciales (Taylor, 1975; McFadden et. al., 1977; Dubin y McFadden; 1984, Hausman; 1985, Reiss y White; 2005).

Ingresos y Gastos de los Hogares

El Cuadro 4 muestra el ingreso promedio real de los hogares a nivel departamental. Puede notarse una gran heterogeneidad entre departamentos, lo cual se evidencia en un coeficiente de variación superior al 60% en todos los segmentos de ingreso, excepto en el rango de 250 a 1,000 soles mensuales, que es donde se encuentra la gran mayoría de la población (54.3%). La región sur es la que presenta una mayor proporción de la población con menores ingresos (53.9%), mientras que Lima y Callao cuentan con un mayor porcentaje de la población con ingresos mayores a 2,000 soles (4.6%). Analizando con detalle cada uno de los departamentos, se observa que más del 60 % de la población situada en los departamentos de Huancavelica, Cajamarca, Puno y Amazonas percibe ingresos menores a 250 soles mensuales, mientras que en el departamento de Lima alrededor del 4 % de la población tiene ingresos mayores a 2,000 soles.

Cuadro N° 4: Estructura de Ingresos de la Población por Departamentos

	(Porcentajes)				
	Menor a 250	De 250 a 1000	De 1001a 2000	De 2001 a 3000	Mayor a 3000
Lima	12.5	74.7	9.2	2.3	1.3
Callao	16.7	75.3	6.7	1.0	0.3
Lima	12.0	74.7	9.4	2.4	1.4
Norte	45.4	49.9	3.8	0.6	0.1
Cajamarca	62.8	34.7	1.6	0.6	0.2
La Libertad	32.2	58.9	7.4	0.5	0.9
Lambayeque	44.9	50.9	3.8	0.4	-
Piura	42.5	54.0	2.6	0.7	0.1
Tumbes	31.0	64.5	3.0	1.2	0.4
Centro	45.3	50.7	3.0	0.3	-
Ancash	47.8	48.8	2.4	0.4	0.3
Huanuco	55.6	42.1	1.6	0.4	0.3
Ica	16.8	80.8	2.4	0.8	1.3
Junin	52.9	40.5	4.6	0.9	0.1
Pasco	45.7	50.6	3.4	-	-
Sur	53.9	42.6	2.3	0.3	-
Apurimac	53.2	44.6	1.8	1.6	1.6
Arequipa	33.6	59.4	5.2	1.0	-
Ayacucho	58.2	39.9	1.1	0.4	0.3
Cusco	42.8	49.8	3.3	0.2	-
Huancavelica	70.0	29.4	0.3	0.2	0.2
Moquegua	14.8	79.9	4.8	1.2	-
Puno	77.9	21.7	0.3	-	-
Tacna	20.5	76.8	2.5	3.8	3.0
Selva	36.4	59.8	3.2	0.3	-
Amazonas	65.2	33.0	1.2	0.2	0.1
Loreto	35.3	60.4	3.5	0.6	0.3
Madre de Dios	37.7	57.4	3.7	0.8	-
San Martin	31.1	64.6	3.4	0.6	0.8
Ucayali	19.5	76.6	3.8	0.1	-
Coefficiente Var.	0.527	0.362	0.649	1.144	1.930

Nota: Promedios Ponderados por factores de expansión.

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003

Efectuando un análisis a nivel de estratos socioeconómicos en Lima Metropolitana, el Cuadro 5 muestra que existe un alto porcentaje de la población (85.8%) que percibe ingresos menores a 1,000 soles mensuales. Conforme se incrementa el nivel socioeconómico de los hogares, se aprecia una distribución de los ingresos a favor de montos más elevados. Así, el 70 % del estrato alto percibe ingresos superiores a los 1,000 soles mensuales, siendo particularmente importante el porcentaje de hogares con ingresos mayores a 3000 soles, que representa el 10.5 % del total de hogares de ese estrato, pero el 0.5 % de la población de Lima Metropolitana. De similar forma, los hogares de los niveles

socioeconómicos D y E representan el 57% de la población de la ciudad, y el 91 % de los hogares situados en el rango de ingresos que va de 0 a 1000 nuevos soles mensuales. Esto evidencia una marcada desigualdad en lo concerniente a los niveles de ingreso.

Cuadro N° 5: Estructura de Ingresos de la Población – Lima Metropolitana

Estrato	Menos de 250	De 250 a 1000	De 1001 a 2000	De 2000 a 3000	Mas de 3000
A	2.0	28.3	38.8	20.4	10.5
B	6.5	50.7	27.7	7.6	7.2
C	13.8	77.4	7.1	1.4	0.3
D	12.8	79.9	6.6	0.4	0.1
E	16.6	80.6	2.6	0.2	0.0
Promedio	12.4	73.4	10.1	2.5	1.4

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003

Por otro lado, los gastos de los hogares presentan una mayor homogeneidad, lo cual se evidencia en un coeficiente de variación de 25.8%. Esto obedecería al hecho de que el gasto de los hogares suele tener un comportamiento más estable entre hogares con similares características socioeconómicas. El Cuadro 6 muestra que el gasto mediano real a nivel nacional es de 452 Nuevos Soles (expresado en Nuevos Soles de Diciembre del 2001). Si no se considera a Lima y el Callao, este valor se reduce a 421.7 Nuevos Soles. De este total, los departamentos situados en la región sur tienen un gasto mediano de 382.7 Nuevos Soles, mientras que los hogares situados en la región norte incurren en gastos mensuales por un monto de 479 Nuevos Soles. A nivel departamental, los hogares localizados en los departamentos de Huancavelica y Puno son los que tienen menores niveles de gasto (224.2 y 300 Nuevos Soles respectivamente), mientras que Lima-Callao y Tacna tienen los mayores niveles de gasto (650.2 y 588 Nuevos Soles respectivamente). Finalmente, el Cuadro 7 muestra el gasto mediano por nivel socioeconómico para Lima Metropolitana. Pueden observarse diferencias significativas entre los gastos de los distintos niveles socioeconómicos (coeficiente de variación de 44%). En particular, el gasto del nivel alto es mayor en 115 % comparado al gasto mediano de Lima Metropolitana (680.2 Nuevos Soles).

Cuadro N° 6: Gasto por Departamento (Nuevos Soles)

Departamento	Gasto Promedio	Gasto Mediano
Amazonas	363.2	303.5
Ancash	567.3	424.7
Apurimac	457.9	338.9
Arequipa	642.9	527.2
Ayacucho	399.6	316.0
Cajamarca	556.9	402.1
Callao	710.0	615.1
Cusco	533.5	425.4
Huancavelica	269.9	224.2
Huanuco	400.4	339.1
Ica	485.8	442.3
Junin	467.5	376.5
La Libertad	634.7	485.5
Lambayeque	678.8	575.5
Lima	865.2	650.2
Loreto	471.8	404.2
Madre de Dios	724.0	615.4
Moquegua	499.0	413.4
Pasco	644.7	499.1
Piura	574.6	482.2
Puno	412.4	300.3
San Martin	436.1	315.9
Tacna	689.7	588.0
Tumbes	527.5	419.7
Ucayali	493.9	445.9
Total	576.5	452.0

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Cuadro N° 7: Gasto por NSE — Lima Metropolitana (Nuevos Soles)

Estrato	Gasto Promedio	Gasto Mediano
A	1,881.2	1,460.3
B	1,372.0	1,000.2
C	823.4	700.2
D	737.4	625.1
E	601.3	530.1
Total	890.4	680.2

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Nivel Educativo del Jefe de Hogar

El nivel educativo del jefe de hogar a nivel departamental se puede ver en el Cuadro 8. Al igual que en el caso del ingreso y el gasto, se observa una heterogeneidad importante entre los resultados. En promedio, más del 70 % de los jefes de hogar encuestados ha llegado sólo a cursar educación primaria o secundaria, siendo este porcentaje mayor en la selva y el centro del país. En los departamentos del norte y la selva, el porcentaje de jefes de hogar que ha llegado sólo a estudiar primaria supera en casi el doble a aquellos que alcanzaron a estudiar secundaria (46.3 versus 27.6 en el norte y 49.6 versus 29.5 en la selva). Adicionalmente, los departamentos de la región sur muestran en promedio el mayor porcentaje de hogares sin nivel educativo (11.7%), entre los cuales resaltan los departamentos de Ayacucho y Huancavelica (21.7% y 19.3% de jefes de hogar sin nivel educativo). De otro lado, los departamentos de Lima, Arequipa y Callao poseen los mayores porcentajes de jefes de hogar con educación superior universitaria (20 %, 18.1 % y 16.7 % respectivamente).

Cuadro N° 8: Nivel de Educación del Jefe de Hogar por Departamento (Porcentajes)

	Sin Nivel	Inicial	Primaria	Secundaria	Superior No Universitaria	Superior Universitaria
Lima	1.7	0.4	24.0	45.1	9.1	19.7
Callao	0.0	0.0	22.9	52.8	7.6	16.7
Lima	1.8	0.4	24.1	44.4	9.2	20.0
Norte	8.8	1.4	46.3	27.6	8.8	7.0
Cajamarca	13.3	1.4	55.4	17.0	7.3	5.6
La Libertad	6.7	1.3	45.5	30.4	8.2	7.9
Lambayeque	7.8	1.5	39.9	32.7	10.8	7.2
Piura	8.0	1.7	43.7	30.4	9.0	7.1
Tumbes	4.0	0.2	39.4	35.6	12.9	7.8
Centro	8.2	1.6	38.5	35.6	6.1	9.9
Ancash	9.8	3.5	46.0	27.0	8.6	5.1
Huanuco	12.0	0.6	45.1	30.3	3.4	8.6
Ica	2.7	0.0	26.2	48.9	6.9	15.4
Junin	7.6	0.7	37.0	39.2	4.9	10.7
Pasco	8.3	4.3	27.0	37.9	6.2	16.3
Sur	11.7	1.3	35.9	31.9	7.3	12.0
Apurimac	13.2	2.4	41.4	28.2	6.7	8.1
Arequipa	4.8	1.5	26.3	39.7	9.6	18.1
Ayacucho	21.7	1.1	35.9	27.1	6.9	7.4
Cusco	10.1	2.2	34.1	32.7	5.9	15.0
Huancavelica	19.3	0.4	55.9	19.7	2.4	2.5
Moquegua	1.9	0.0	32.1	41.2	12.1	12.8
Puno	12.8	0.9	37.0	30.2	7.2	11.8
Tacna	5.7	0.3	32.5	40.0	11.7	9.8
Selva	4.3	1.1	49.6	29.5	8.2	7.4
Amazonas	8.2	4.3	56.6	19.1	6.5	5.3
Loreto	2.3	0.3	47.1	34.9	8.5	6.9
Madre de Dios	4.1	0.3	36.3	38.4	9.0	11.9
SanMartin	5.2	0.8	49.8	26.2	10.4	7.6
Ucayali	2.2	0.0	48.5	34.9	5.2	9.2
Total	6.8	1.1	35.8	35.5	8.1	12.7

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Analizando el nivel socioeconómico de los jefes de hogar encuestados en el caso de Lima Metropolitana, presentado en el Cuadro 9, se observa que la correlación entre nivel educativo y posición social se hace más evidente. Específicamente, se puede ver que tres de cada cuatro hogares encuestados en el estrato alto poseen educación superior, mientras que casi nueve de cada diez hogares encuestados en el estrato bajo han llegado sólo hasta la educación secundaria. Así, la probabilidad condicional de que un hogar se encuentre en el NSE alto dado que el jefe de hogar tiene educación superior es de 24.8%, mientras que si el jefe de hogar alcanzó a cursar la secundaria, esta probabilidad disminuye a 1.8 %. Sin embargo, lo converso no es necesariamente cierto, puesto que uno de cada diez jefes de familia en el estrato medio bajo ha cursado algún estudio en una institución superior universitaria. Esto reflejaría la importante proporción de fuerza laboral subempleada presente en los principales centros urbanos.

Cuadro N° 9: Nivel de Educación del Jefe de Hogar por Nivel Socioeconómico— Lima Metropolitana (Porcentajes)

Estrato	Sin Nivel	Inicial	Primaria	Secundaria	Superior No Universitaria	Superior Universitaria
A	0.0	0.0	2.0	16.0	7.0	75.0
B	0.0	0.0	9.0	25.8	12.9	52.3
C	0.5	0.3	17.7	50.3	11.6	19.6
D	1.8	0.5	29.8	48.6	8.5	10.8
E	1.4	0.9	26.5	59.1	6.5	5.6
Total	1.1	0.4	21.8	45.8	9.4	21.5

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003

Características de la vivienda

Los Cuadros 10 y 11 muestran información sobre las características de la vivienda, dada su especial relevancia para explicar el consumo eléctrico de un hogar. Las variables incluidas son la propiedad de la vivienda, si ésta es independiente de otras viviendas, el número de habitaciones y el área promedio de la misma. La inclusión de estas variables se justifica en el sentido que un hogar que habita en una vivienda más grande es propensa a demandar una mayor cantidad de electricidad. De otro lado, la propiedad de la vivienda y el hecho que su suministro esté compartido con otras influye en el monto y la variabilidad del consumo.

Salvo el caso de Lima y Callao, los resultados muestran una marcada homogeneidad entre departamentos en lo concerniente a la propiedad y el tipo de vivienda. Esta homogeneidad se releja en el hecho que más del 70 % de los hogares situados en los departamentos del interior reportan ser propietarios del lugar que habitan, con la excepción de los departamentos de Piura y Pasco, donde este porcentaje disminuye a 67.8% y 61.1% respectivamente. En los departamentos de Lima y el Callao, el 69.8 y 54.9% de los encuestados reporta ser propietario del lugar que habita. De otro lado, el análisis muestra que el 95.3 % de los hogares del Perú vive en casas independientes. Este porcentaje es menor en el Callao y los departamentos de Pasco y Madre de Dios, que presentan tasas de 83.3, 81.1 y 77.6% respectivamente.

En cambio, si se analiza el área de la vivienda por miembro de hogar y el número de habitaciones promedio, se observa que existe una relación positiva entre el ingreso promedio de los hogares ubicados dentro del departamento y estas dos variables. En particular, los departamentos de Lima, Callao y La Libertad son los que cuentan con un mayor número de ambientes (más de cuatro ambientes por vivienda), mientras que los departamentos situados en la selva cuentan con el menor número de ambientes por persona que habita en el hogar (menos de tres ambientes). Al momento de analizar el área por individuo residente en la vivienda, la región Lima posee una mayor área por miembro del hogar (29.75 metros cuadrados), mientras que la región amazónica muestra valores inferiores al promedio nacional (17.68 metros cuadrados por miembro del hogar). Esta última cifra podría estar explicada por la mayor proporción de viviendas de una habitación en la selva, especialmente en zonas rurales.

Finalmente, efectuando un análisis por niveles socioeconómicos, pueden observarse diferencias importantes en el régimen de propiedad conforme se analizan menores niveles socioeconómicos. Por ejemplo, el 81 % de los hogares situados en el nivel alto declaran ser propietarios de su vivienda, mientras que en el estrato bajo este porcentaje disminuye al 55.8 %. Sin embargo, la relación se revierte al momento de ver si la casa es independiente de otras. En este sentido, el estrato alto muestra un porcentaje menor de hogares que habitan en viviendas independientes (80 %) en comparación al nivel socioeconómico D (95%) o el E (88.8%). Dichas diferencias se explicarían por el hecho que los hogares de estratos altos suelen vivir en distritos que poseen un mayor número de edificios de departamentos o condominios, mientras que los distritos en los cuales el estrato bajo es predominante suelen ser relativamente "planos", es decir, sin numerosas edificaciones de pisos altos.

Cuadro N° 10: Características de la Vivienda por Departamento

Región	Casa Propia	Casa Independiente	Area por Persona (metros cuadrados)	Número de Ambientes
Lima	68.5	89.7	29.75	4.03
Callao	54.9	83.3	23.45	4.25
Lima	69.8	90.3	30.36	4.01
Norte	74.6	98.9	23.27	3.54
Cajamarca	80.1	99.1	21.74	3.03
La Libertad	76.2	99.1	23.64	4.15
Lambayeque	74.2	98.6	24.21	3.69
Piura	67.8	98.9	21.82	3.34
Tumbes	75.8	98.8	26.61	3.42
Centro	75.5	95.3	22.72	3.50
Ancash	83.5	97.1	25.02	3.54
Huanuco	75.3	99.2	16.09	3.66
Ica	74.1	94.9	29.18	3.51
Junin	72.1	95.1	25.22	3.61
Pasco	61.1	81.1	14.68	3.08
Sur	79.9	95.7	24.56	3.33
Apurimac	81.6	98.6	23.86	3.09
Arequipa	68.2	92.5	24.73	3.48
Ayacucho	74.3	97.1	22.33	2.88
Cusco	81.4	90.3	26.96	3.58
Huancavelica	88.6	99.4	18.25	3.21
Moquegua	92.5	100.0	34.84	3.39
Puno	84.8	98.2	16.71	3.26
Tacna	79.9	98.9	33.43	3.65
Selva	87.6	97.7	17.68	3.12
Amazonas	80.9	95.2	21.27	2.71
Loreto	95.3	99.7	16.78	3.43
Madre de Dios	55.2	77.6	14.76	2.70
San Martin	88.8	98.4	22.76	3.65
Ucayali	84.8	99.7	12.10	2.92
Total	75.2	95.3	24.70	3.49

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Por otra parte, el área de la vivienda por persona se incrementa con el nivel socioeconómico. El nivel A tiene un área por persona de 74.3 metros cuadrados, que duplica al área por persona en el nivel inmediatamente inferior. Por otro lado, el nivel socioeconómico E tiene un área promedio por persona de 21.2 metros cuadrados, que resulta inferior al promedio observado en otros departamentos y es tres veces menor al área por persona observada en los niveles más altos. Finalmente, el número de ambientes por vivienda también guarda una relación directa con el nivel socioeconómico, dado que el número promedio de ambientes en el nivel alto (5.20) es superior en casi el doble al número observado en los niveles bajos (3.95 en el NSE D y 3.17 en el NSE E).

Cuadro N° 11: Características de la Vivienda — Lima Metropolitana

Nivel Socioeconómico	Casa Propia	Casa Independiente	Area por Persona (metros cuadrados)	Número de Ambientes
A	81.0	80.0	74.26	5.20
B	68.3	80.7	36.15	5.01
C	65.2	83.9	25.45	4.06
D	67.5	95.0	26.19	3.95
E	55.8	88.8	21.24	3.17
Total	66.1	88.5	29.74	4.06

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003. Características de la familia

En determinadas circunstancias, las características de los miembros del hogar juegan un papel importante al momento de caracterizar el consumo eléctrico del mismo. Por ejemplo, la presencia de un mayor porcentaje de miembros del hogar de una edad determinada o el número de personas que trabajan puede alterar de modo significativo el patrón de consumo eléctrico de este hogar. Los Cuadros 12 y 13 muestran las características a nivel departamental y por estratos socioeconómicos de Lima Metropolitana. Las variables consideradas fueron el número de miembros de la familia, el número de trabajadores en el hogar y variables demográficas como el número de niños menores de cinco años y el número de personas mayores de 65. Con respecto a la variable número de personas que trabajan se observa una similitud en los departamentos ubicados en las regiones Lima y Norte (1.7 versus 1.6 personas

por hogar). En contraste, se puede observar una elevada proporción de personas que no trabajan en los departamentos del sur del país, destacando los departamentos de Huancavelica, Apurímac y Amazonas, en donde el número de personas que trabajan por hogar es menor a uno.

Cuadro N° 12: Características de la Familia por Departamentos

	Personas que Trabajan	Personas en Total	Niños menores de 5 años	Personas mayores de 65
<u>Lima</u>	1.7	5.3	0.5	0.3
Callao	1.7	5.9	0.7	0.4
Lima	1.7	5.3	0.5	0.3
<u>Norte</u>	1.6	5.8	0.6	0.3
Cajamarca	1.5	5.8	0.7	0.2
La Libertad	1.7	5.7	0.7	0.3
Lambayeque	1.6	6.0	0.7	0.4
Piura	1.6	5.6	0.6	0.3
Tumbes	1.6	5.4	0.7	0.2
<u>Centro</u>	1.3	5.4	0.6	0.2
Ancash	1.1	5.4	0.6	0.3
Huanuco	1.4	5.6	0.7	0.2
Ica	1.5	5.2	0.4	0.2
Junin	1.4	5.2	0.5	0.2
Pasco	1.0	5.7	0.7	0.2
<u>Sur</u>	1.0	5.4	0.6	0.2
Apurimac	0.8	5.3	0.7	0.2
Arequipa	1.1	4.9	0.5	0.2
Ayacucho	0.9	5.9	0.8	0.2
Cusco	0.9	5.4	0.7	0.2
Huancavelica	0.4	6.0	0.9	0.2
Moquegua	1.4	4.3	0.3	0.2
Puno	1.1	5.5	0.5	0.2
Tacna	1.3	5.0	0.5	0.2
<u>Selva</u>	1.3	5.6	0.7	0.2
Amazonas	0.6	5.0	0.7	0.2
Loreto	1.9	6.2	0.8	0.3
Madre de Dios	1.0	5.2	0.7	0.1
San Martin	1.0	5.1	0.5	0.2
Ucayali	1.2	5.7	0.7	0.2
Total	1.4	5.5	0.6	0.3

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Cuadro N° 13: Características de la familia — Lima Metropolitana

Estrato	Personas que Trabajan	Personas en Total	Niños menores de 5 años	Personas mayores de 65
A	1.8	4.3	0.2	0.7
B	1.9	4.9	0.4	0.5
C	1.9	5.4	0.5	0.5
D	1.7	5.5	0.5	0.3
E	1.4	5.6	0.6	0.1
Total	1.7	5.4	0.5	0.3

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Si se analiza el número de personas por hogar, se observan mayores cifras en los departamentos de Lambayeque y Loreto (más de 6 personas por hogar), mientras que la menor densidad por hogar se observa en los departamentos de Arequipa y Moquegua (4.9 y 4.3 personas por hogar). Sin embargo, el promedio nacional se encuentra en 5.5 personas por hogar, por lo que la variabilidad es bastante baja (coeficiente de variación de 7.8 %). Finalmente, el número de personas menores de cinco años y el de mayores de 65 es importante al momento de estimar la demanda. Específicamente, las personas dentro de este rango de edades suele permanecer una mayor cantidad de tiempo dentro

del hogar, por lo que su consumo de energía será mayor. Los resultados muestran un mayor porcentaje de personas menores de cinco años en los departamentos de Huancavelica y Loreto (0.9 y 0.8 menores de cinco años por hogar), mientras que el promedio de personas mayores de 65 años es mayor en las regiones Lima y Norte, destacando el Callao y Lambayeque, con un 0.4 personas mayores de 65 años por hogar. Esto sugiere que la estructura poblacional se encuentra correlacionada con la educación y el nivel de ingresos, en el sentido que los departamentos de menor ingreso presentan una mayor cantidad de individuos menores de cinco años.

En cambio, el análisis a nivel de estratos socioeconómicos no muestra una relación clara entre nivel socioeconómico y número de personas que trabajan por hogar, puesto que el nivel alto cuenta con 1.8 personas que trabajan en promedio, versus 1.9 en los niveles medio y medio alto contra 1.4 en el estrato bajo. De otro lado, el número de personas que habitan en un mismo hogar guarda una relación inversa con el nivel socioeconómico, por cuanto las familias de estratos altos tienen -en promedio- un integrante menos que las familias de niveles bajos. Esta relación directa se repite en el caso de miembros menores de 5 años. En contraste, el número de personas mayores de 65 guarda una relación directa con el nivel socioeconómico, lo cual sugiere que la edad promedio de los hogares de estratos altos es mayor que la edad promedio en los estratos de menores ingresos.

Tenencia de Bienes

La influencia del stock de artefactos sobre la demanda de electricidad hace necesario obtener estimados detallados acerca del número y características de los artefactos electrodomésticos. Esto servirá para obtener estimados más precisos de los coeficientes de nuestro modelo. Siguiendo trabajos previos, el análisis sobre tenencia de bienes distinguirá entre bienes de consumo intensivo de energía y otros bienes.

Cuadro N° 14: Saturación de Bienes de Consumo intensivo en energía por Hogar — Departamentos (Porcentajes)

	Refrigeradora	Cocina Eléctrica	Lavadora	Secadora Eléctrica	Terma Eléctrica
Amazonas	12.5	0.9	0.4	-	-
Ancash	28.5	0.5	4.5	0.5	1.4
Apurímac	7.4	0.6	0.9	-	0.6
Arequipa	46.5	4.2	8.3	0.2	7.3
Ayacucho	6.6	0.3	0.6	-	0.6
Cajamarca	11.3	0.4	0.9	0.4	0.8
Callao	74.3	4.9	19.4	2.8	2.8
Cusco	15.4	1.1	2.9	0.2	1.5
Huancavelica	1.8	-	-	-	0.2
Huanuco	18.2	0.5	0.8	-	-
Ica	53.6	0.5	3.1	0.3	0.8
Junín	20.7	2.8	0.7	0.2	4.2
La Libertad	29.9	1.9	6.8	1.1	2.0
Lambayeque	43.4	2.1	3.4	-	0.7
Lima	66.2	3.4	17.0	2.1	7.1
Loreto	16.2	0.3	1.5	-	-
Madre de Dios	24.1	0.3	1.6	-	-
Moquegua	47.3	3.8	6.8	1.9	1.1
Pasco	16.9	2.6	1.1	-	1.1
Piura	27.5	1.1	2.4	1.3	0.2
Puno	2.3	-	0.2	-	0.2
San Martín	27.4	-	4.7	-	-
Tacna	45.5	3.4	5.3	0.7	6.0
Tumbes	40.8	0.4	2.8	0.8	0.2
Ucayali	23.3	1.0	4.1	-	-
Total	36.8	1.9	7.3	0.9	3.1

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

El Cuadro 14 muestra los resultados obtenidos para los bienes de consumo intensivo de energía. Esta clasificación incluye principalmente a las refrigeradoras, termas, cocinas y secadoras eléctricas. El porcentaje de saturación de los estos artefactos electrodomésticos muestra una varianza importante. Salvo en el caso de las refrigeradoras, el coeficiente de variación en los demás bienes durables supera al 100 %. Como era de esperarse, el porcentaje de saturación es bastante reducido en los departamentos de menor ingreso relativo, como Apurímac, Ayacucho, Huancavelica y Puno. En contraste, Lima y el Callao muestran un mayor porcentaje de saturación de artefactos de consumo intensivo. Los cuadros muestran, además, la posible influencia de factores como el clima en la decisión de adquirir ciertos artefactos. En este sentido, los departamentos situados en la región amazónica, Ica y Piura (con una

mayor temperatura promedio) presentan una saturación casi nula de calentadores de agua eléctricos y secadoras de ropa.

En lo concerniente a otros artefactos, el Cuadro 16 muestra que en el caso de las radios, el porcentaje de saturación es similar en todos los departamentos, con un promedio de 76.7 % y un coeficiente de variación de 16.5 %. Puede comprobarse que la dispersión entre departamentos se va incrementando conforme se incrementa la sofisticación de los artefactos. Así, mientras que el coeficiente de variación en el caso del televisor a color es de 44.5%, para un horno microondas se incrementa a 128.9%.

Cuadro N° 15: Saturación de Bienes de Consumo intensivo en energía por Hogar — Lima Metropolitana (Porcentajes)

Nivel Socioeconómico	Refrigeradora	Cocina Eléctrica	Lavadora	Secadora Eléctrica	Terma Eléctrica
A	95.7	21	66	8	42
B	88.7	7.1	49	12.9	29.7
C	87.1	3.7	21.7	0.5	3.4
D	66.1	1.4	7.6	1.1	1.6
E	53.5	-	4.2	-	-
Total	70.8	3.8	19.5	2.5	7.8

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Cuadro N° 16: Saturación de otros Bienes — Departamentos (Porcentajes)

	Radio	Televisor Color	Equipo / Tocadiscos	VCR	Computadora	Microondas
Amazonas	79.0	19.1	9.5	1.4	1.1	1.2
Ancash	74.5	40.7	20.8	5.5	3.8	1.6
Apurímac	82.0	19.4	6.5	2.5	0.6	0.6
Arequipa	89.2	57.4	24.4	15.5	9.9	5.8
Ayacucho	77.3	20.1	4.2	1.3	1.5	1.2
Cajamarca	87.2	20.8	10.9	2.6	2.8	0.9
Callao	68.8	84.7	37.5	13.9	6.9	12.5
Cusco	92.9	34.0	11.6	5.2	4.2	0.9
Huancavelica	79.3	14.1	1.1	2.1	1.8	0.2
Huanuco	86.4	32.3	9.8	2.8	1.4	0.3
Ica	78.0	53.9	14.0	5.9	1.3	1.3
Junín	91.9	49.0	27.9	10.5	4.0	4.2
La Libertad	85.4	43.0	21.9	8.3	3.1	2.4
Lambayeque	77.0	50.5	25.9	5.0	2.4	1.7
Lima	70.7	73.5	36.9	16.5	11.1	12.5
Loreto	51.8	33.9	8.5	1.0	0.8	2.6
Madre de Dios	82.2	39.6	3.2	0.3	2.4	0.3
Moquegua	92.4	54.8	23.3	16.1	7.1	2.2
Pasco	90.6	41.2	23.8	9.4	7.5	1.5
Piura	56.9	41.5	28.0	4.5	1.9	1.7
Puno	86.2	14.1	2.3	2.0	2.7	0.2
San Martín	52.6	35.9	18.4	3.2	2.6	1.2
Tacna	91.0	58.6	18.1	7.0	6.0	6.3
Tumbes	62.0	64.2	31.1	7.4	2.8	1.2
Ucayali	58.4	34.0	5.4	-	0.7	0.7
Total	76.7	48.3	22.6	8.8	5.5	5.2

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Cuadro N° 17: Saturación de Otros Bienes — Lima Metropolitana (Porcentajes)

Nivel Socioeconómico	Radio	Televisor Color	Equipo / Tocadiscos	VCR	Computadora	Microondas
A	50.0	90.0	71.0	43.0	64.5	65.0
B	58.1	85.8	61.3	33.5	55.2	38.1
C	68.5	84.1	46.3	20.4	17.4	13.2
D	78.5	74.1	31.4	12.4	5.3	4.3
E	79.1	63.7	24.2	5.1	2.8	1.4
Total	71.7	77.6	40.4	17.9	12.0	14.2

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

De otro lado, analizando el porcentaje de hogares que cuentan con artefactos electrodomésticos en Lima Metropolitana, se observa una relación positiva entre el nivel socioeconómico del hogar y la saturación de los artefactos. Llama especial atención el porcentaje de uso de cocinas eléctricas dentro del estrato alto (uno de cada cinco hogares) en comparación con el nivel socioeconómico D (uno de cada cien hogares). Ocurre lo mismo para otros artefactos, tales como las lavadoras, termas eléctricas y bombas de agua, en los cuales el porcentaje de saturación en el estrato alto supera en 20 % en promedio al estrato inmediato inferior. Como veremos posteriormente, el mayor porcentaje de saturación en artefactos eléctricos guarda una relación directa con el gasto de los hogares por concepto de consumo eléctrico.

La notoria diferencia entre estratos para el caso de los bienes con consumo intensivo de energía se disipa levemente cuando se analiza la tenencia de otros bienes. Algunos, como es el caso de las radios o televisores, presentan una

distribución similar en todos los estratos, con tasas ligeramente mayores de saturación en los estratos altos, especialmente en el caso de los televisores. En el resto de artefactos, se observan los mismos patrones que para los bienes de consumo intensivo, es decir, existe una gran diferencia entre el porcentaje de hogares en el estrato alto que tienen acceso en comparación con el estrato más bajo. Sin embargo, no se observan diferencias significativas entre el estrato más alto y el nivel inmediato inferior.

La caracterización de tenencia de artefactos electrodomésticos muestra una marcada diferencia en lo concerniente a ratios de penetración entre Lima y provincias. Esto permitirá establecer una tipología sobre los artefactos más empleados en cada región, con el objetivo de obtener una especificación más rica del consumo de hogares.

7.3. Anexo 3: Estimación por Variables Instrumentales

La determinación conjunta de la cantidad consumida y el precio en un esquema de tarifas crecientes en bloque hace que el precio esté determinado endógenamente. Por consiguiente, una regresión por mínimos cuadrados ordinarios entre la cantidad demandada, el precio y un conjunto de variables explicativas daría estimaciones inconsistentes, dado que el término de error estaría correlacionado con el precio²⁷. McFadden, Puig y Kirschner (1977) proponen la instrumentalización del precio a fin de corregir este aspecto. Más específicamente, los autores proponen que el precio promedio pagado por el hogar debería instrumentalizarse con todos los precios vigentes en los otros bloques, independientemente si el hogar consume o no en cada uno de ellos. En un escenario donde existen tarifas crecientes, el número de instrumentos será mayor a la variable a instrumentalizar, por lo que una forma de realizar la estimación es mediante mínimos cuadrados en dos etapas.

No obstante, los instrumentos propuestos por McFadden et al (1977) obedecen principalmente a una limitación de información disponible. Como se verá en la siguiente sección, la disponibilidad de información en nuestro caso es bastante más detallada que la empleada por estos autores. Por consiguiente, se pueden emplear otros instrumentos a fin de obtener estimaciones consistentes y eficientes de las elasticidades precio e ingreso.

Elección de Instrumentos Si bien la información disponible permite realizar las estimaciones propuestas por McFadden et al, la base de datos contiene información que permite emplear otros instrumentos. En particular, nuestra base de datos permite observar los precios marginales enfrentados por cada hogar, así como el consumo, para un período de tiempo relativamente largo (cuatro años en frecuencia mensual, de 1999 al 2003). La información disponible de precios contiene además un aspecto interesante que nos podría ayudar a instrumentalizar el precio que enfrenta el hogar en un mes dado. En Noviembre del año 2001, el Ministerio de Energía y Minas del Perú estableció el Fondo Social de Compensación Eléctrica, que consiste en un descuento para los consumidores residenciales que consumen menos de 100 kWh al mes. Dicho descuento dio origen a la estructura tarifaria en dos partes que se analiza en este documento.

Por consiguiente, a partir de Noviembre del 2001, se tiene una estructura tarifaria que podría ser instrumentalizada con los precios anteriores a la vigencia del subsidio. A fin de eliminar los posibles efectos estacionales, se elegirán niveles de precios de dos y tres años, respectivamente. Estos precios rezagados están correlacionados con los niveles de precios actuales. Específicamente, los criterios de fijación de precios vienen dados por el Valor Agregado de Distribución (VAD), que suele depender de las condiciones técnicas vigentes dentro del área de distribución eléctrica. En el período considerado, las características de la red permanecen relativamente constantes, por lo que un nivel de precios alto seguirá siéndolo luego de dos o tres años.

En segundo lugar, es poco probable que el precio de dos o tres años atrás influya en el consumo mensual mediante un efecto directo en el consumo. No obstante, puede existir un efecto indirecto: si el nivel de precios fue elevado en el pasado, esto puede haber ocasionado que los consumidores hayan podido postergar sus decisiones de compra de bienes durables, por lo que el consumo observado actualmente sería inferior al nivel de consumo potencial que pudo haberse dado si es que los consumidores tenían bienes durables. Al respecto, cabe señalar que los precios han permanecido en niveles relativamente estables a lo largo del período de análisis. Por otra parte, si bien no podemos analizar las compras potenciales de bienes durables a fin de determinar si el consumo pudo haber sido mayor al observado, se puede analizar la compra de durables en ese período para analizar si precios bajos pudieron haber impulsado la demanda por este tipo de bienes y así influenciar positivamente en el consumo actual. Los resultados para los bienes de mayor potencia, mostrados en el Cuadro 1, muestran que el porcentaje de hogares con acceso al servicio que declaró comprar algún artefacto es pequeño, sin exceder en casi todos los casos el 7 %. Por consiguiente, podríamos afirmar que los instrumentos a ser empleados en las estimaciones de la siguiente sección pueden contribuir a identificar la demanda de una forma apropiada.

²⁷ Stock (2003) presenta una interesante discusión sobre el origen del método de variables instrumentales.

Cuadro N° 25: Compra de Bienes Durables (Porcentaje)

Bien	Porcentaje
Televisor a Color	4.8
Refrigeradora	2.0
Lavadora	0.8
Secadora	0.1
Computadora	0.8
Horno Microondas	0.7
Plancha	7.0

Fuente: Encuesta Residencial de Consumo y Usos de Energía 2003.

Las estimaciones se basan en la especificación empírica producto del reemplazo de la función de utilidad indirecta de Dubin y McFadden (1984) con la función de ajuste parcial de Houthakker-Taylor. Los instrumentos usados fueron el precio rezagado a 24 meses. Se estimaron distintas especificaciones. Las dos primeras representan el modelo base, que no incluye más variables explicativas que el precio, el ingreso y el desarrollo de alguna actividad económica dentro del hogar, además de dummies por mes, que servirían para controlar posibles efectos estacionales. Dadas las posibles diferencias entre el consumo de electricidad de zonas urbanas y rurales, también se optó por incluir una variable dicotómica que controle por estas características.

A fin de determinar la influencia del stock de bienes durables, algunas especificaciones también incluyen tanto la posesión como la compra de este tipo de bienes. Finalmente, se introdujo un efecto de interacción entre la dummy de compra y el nivel de ingreso, a fin de determinar la influencia de esta característica sobre la elasticidad ingreso.

Los resultados, mostrados en el Cuadro 5, relejan que la mayoría de efectos son significativos. En particular, la elasticidad precio toma valores menores que se sitúan entre .02 y 0.3 en valor absoluto, mientras que la elasticidad ingreso tiene valores muy bajos (entre 0.008 y 0.1). Estos resultados son relativamente poco sensibles ante la introducción de dummies de compra de bienes durables, o al uso de otras variables de control como las usadas en las especificaciones que no corresponden a la especificación base.

En cuanto al resto de variables, se tiene que tanto el hecho de que el hogar se sitúe en zonas rurales como el que desarrolle alguna actividad económica dentro del hogar influyen negativamente en el consumo. Asimismo, puede verse que la dummy de compra de bienes durables no es significativa, pero sí lo es cuando se encuentra interactuando con el nivel de ingreso. No obstante, el signo de esta interacción es negativo, lo cual nos estaría indicando que aquellos hogares que compraron artefactos tendrían una menor elasticidad ingreso. Este resultado merece, sin lugar a dudas, mayor análisis. Por último, cabe señalar que en todas las especificaciones, se puede rechazar la hipótesis nula de que los instrumentos sean débiles.

Cuadro N° 26: Resultados de las Estimaciones — Variables Instrumentales

Variable	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5
Precio marginal rezagado 1 mes (logaritmos)	-0.2611 ***	-0.2412 ***	-0.2472 ***	-0.2403 ***	-0.2537 ***
Consumo rezagado 1 mes (logaritmos)	1.0539 ***	1.0401 ***	1.0411 ***	1.0398 ***	1.05 ***
Ingreso del hogar (logaritmos)	0.0081	0.0092 ***	0.0082 ***	0.0097 ***	0.0072 ***
Compra artefacto		-0.0153 ***	-0.0164 ***	-0.0152 ***	
Compra artefacto * Ingreso				-0.0033	
Rural (1 si reside en área rural)					-0.0097 *
Constante	0.41 ***	0.4056 ***	0.4280 ***	0.4026 ***	0.4148 ***
Dummy mensual	Si	Si	Si	Si	Si
Dummy tenencia de artefactos	No	No	Si	No	No
Observaciones	54043	44323	44323	44323	54043
R cuadrado	0.8815	0.8818	0.8813	0.8819	0.8825
Estadístico F primera etapa	660.001	626.266	418.256	629.795	569.784
valor crítico al 5%	16.38	16.38	16.38	16.38	16.38

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

Fuente: Estimaciones propias.

Un inconveniente de la estimación realizada es que la especificación utilizada implica una elasticidad constante para todos los hogares de la muestra. Por consiguiente, no se puede calcular la heterogeneidad de las respuestas ante variaciones en el precio. Otra limitación de esta metodología radica en el hecho de que no considera explícitamente la existencia de un esquema de tarifas crecientes en bloque. Sin embargo, al realizar una comparación con las elasticidades obtenidas vía máxima verosimilitud, tenemos que los valores asociados a la elasticidad precio de corto plazo son menores en valor absoluto (-0.25 versus -0.18), mientras que la elasticidad ingreso es mayor (0.008 en variables instrumentales versus 0.13 en máxima verosimilitud). Esta diferencia podría deberse a que el método de variables instrumentales no estaría identificando apropiadamente la elección entre los distintos tramos tarifarios.

7.4. Anexo 4: Regresiones Auxiliares de Máxima Verosimilitud

A fin de examinar la robustez de los resultados, se procedió a estimar el modelo de demanda para tres ámbitos. El primero de ellos es la selva, el segundo Lima Metropolitana y el tercero el resto del país. Los resultados muestran que no existe mayor diferencia entre los coeficientes estimados para el total nacional y el resto del país. Las mayores diferencias en los coeficientes estimados radican en los asociados a la elasticidad precio, lo cual estaría mostrando que en algunos casos la sensibilidad es mayor, como en el caso de la selva y el resto del país, que tienen un porcentaje positivo de sistemas aislados (que fueron beneficiados con un mayor descuento en la introducción del subsidio del año 2001).

Cuadro N° 27: Resultados para distintos ámbitos

Variable	Selva	Lima Metropolitana	Resto del País (Incluye Selva)
Precio Marginal (Nuevos Soles)	-14.97094 ***	-7.38856 ***	-13.92676 ***
Consumo Rezagado del mes anterior (kWh-mes)	0.79764 ***	0.69776 ***	0.82538 ***
Ingreso del hogar (Nuevos Soles)	0.00174 ***	0.00153 ***	0.00282 ***
Número de Miembros del Hogar	0.01361 **	0.00661 ***	0.01386 ***
Número de Habitaciones	0.00917 *	0.02295 **	0.00945 **
Terma eléctrica (1 si posee)	0.00890	0.01165 ***	0.01737 **
Ducha eléctrica (1 si posee)		0.05417 **	0.05397 *
Refrigeradora (1 si posee)	0.04678 ***	0.03555 ***	0.04773 ***
Televisor (1 si posee)	0.03271 **	0.03092 **	0.02261 ***
Licuadora (1 si posee)	0.00617 *	0.00781 **	0.00930 *
Plancha (1 si posee)	0.01682 **	0.01262 **	0.01385 **
Computador (1 si posee)	0.01200 *	0.02714 **	0.02141 *
Constante	0.00340 ***	0.00484 ***	0.00507 ***
Dummy mensual	Si	Si	Si
Sigma n	0.05472	0.09636	0.03058
Sigma e	0.01018	0.00779	0.00876

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

Fuente: Estimaciones propias

7.5. Anexo 5: Código del Programa usado para la estimación por Máxima Verosimilitud

Parte 1: Carga de Datos, Optimización y Presentación de Resultados

```

[n,k]=size(x11);
beta=x0(1:k);
res = ols(ener,x11); b = res.beta; sige = res.sige;
res = ols(ener,x12); b = res.beta; sige = res.sige;
g1=x11*beta;
g2=x12*beta;
for i=1:n,
D1=0;
D2=0;
end;
for i=1:n,
if (k2(i,1)-(g1(i,1)+errorn(i,1)))>0, D1=1; else D1=0;
end;end;
for i=1:n,
if ((g2(i,1)+errorn(i,1))-k2(i,1))>0, D2=1;
else D2=0;
end;end;
errore=(ener(i,1)-(D1.*(g1(i,1)+errorn(i,1))+D2.*(g2(i,1)+errorn(i,1)))+(1-D1-D2).*k2);
sigmae=sqrt((errore'*errore)./(n-k))
sigma1=[sigmae; sige];
param=[x0
sigma1];
info.maxit = 1000;
% solve using maxlik routine
info2.method = 'bhhh';
result=maxlik(@moffitt2,param,info2,ener,x11,x12,k1,k2,k4);
% formatting information for mprint routine
cnames = strvcat('fprf','dfp','powell','bfgs'); in.fmt = '%8.4f';
fprintf(1,'comparison of estimates \n');
rnames = strvcat('parameters');
for i=1:k;
bstring = ['b' num2str(i)];
rnames = strvcat(rnames,bstring);
end;
rnames = strvcat(rnames,'sigma');
in.cnames = cnames;
in.rnames = rnames;
in3.fmt = '%8.2f';
fprintf('Time taken by maxlik routine: %9.6f', result.time); disp("");
fprintf(1,'maxlik hessian'); mprint(result.hess,in3);
beta=result.b; hess=result.hess; he1=hess;
std=sqrt(diag(inv(he1(1:k,1:k))));
tstat=beta(1:k,1)./std;
pvalue=1-tcdf(abs(tstat),n-1);
result=real([beta(1:k,1) std tstat pvalue]);
[n1,n2]=size(result);
disp("");
disp('Results of Electricity Demand Model (Reiss & White)')
disp(' ----- ');
disp(' Coefficient Std. Dev. T-stat P-value
');
disp(' ----- ');
for i=1:n1;
disp([' b ' num2str(i) ' '
num2str(result(i,:))]); end
disp(' ----- ');
for i=k+1:k+3;
disp([' b ' num2str(i) ' ' num2str(result(i,:))]);

```

```

end
disp('-----');

```

Parte 2: Función de Verosimilitud

```

function like=moffitt2(x0,ener,x11,x12,k1,k2,k4);
[n,k]=size(x11);
if nargin<3, error('wrong of argument to function');end;
beta=real(x0(1:k));
h=0.000001;
g1=x11*beta;
g2=x12*beta;
errorn=ener-g1;
errorn=ener-g2;
for i=1:n,
D1=0;
D2=0;
end;
for i=1:n,
if (k2(i,1)-(g1(i,1)+errorn(i,1)))>0, D1=1;
else D1=0;
end;end;
for i=1:n,
if ((g2(i,1)+errorn(i,1))-k2(i,1))>0, D2=1;
else D2=0;
end;end;
errore=(ener(i,1)-(D1.*(g1(i,1)+errorn(i,1))+D2.*(g2(i,1)+errorn(i,1)))+(1-D1-D2).*k2);
sigmae=sqrt((errore'*errore)/(n-k))
sigman=sqrt((errorn'*errorn)/(n-k))
sigmav=sqrt(sigman.^2+sigmae.^2);
rho=(sigman)/sigmav;
s1=(ener-x11*beta)/(sigmae+sigman);
s2=(ener-x12*beta)/(sigmae+sigman);
u1=(ener-k2)/sigmae;
t1=(k2-x11*beta)/(sigman);
t2=(k4-x12*beta)/(sigman);
r1=(t1-rho.*s1)/(sigman);
r2=(t2-rho.*s2)/(sigman);
m0=(k1-11*beta)/(sigman);
m1=(k2-12*beta)/(sigman);
n1=(m0-rho.*s1)/sqrt(1-rho.^2);
n2=(m1-rho.*s2)/sqrt(1-rho.^2);
LogL1=(0.5*(1/sqrt(2*pi))*((exp(-s1).^2)/(sigman+sigmae))).*(normcdf(r1)-normcdf(n1));
LogL2=(0.5*(1/sqrt(2*pi))*((exp(-s2).^2)/(sigman+sigmae))).*(normcdf(r2)-normcdf(n2));
LogL3=(0.5*(1/sqrt(2*pi))*((exp(-u1).^2)/(sigman+sigmae))).*(normcdf(m1)-normcdf(t1));
like=-sum(log(LogL1+LogL2+LogL3));

```