

# **Difusión de prácticas de consumo entre los hogares mexicanos (1992-2012)**

Ana Escoto & Landy Sánchez

CEDUA, El Colegio de México

Pese a la persistencia de la desigualdad en México, los hogares experimentaron incrementos en sus niveles medios de bienestar económico, así como un contexto de expansión del crédito y condiciones de vivienda que beneficiaron a segmentos más amplios de la población que en el pasado. Diversos trabajos apuntan a que dichas mejoras se tradujeron también en cambios en los bienes y servicios que los hogares consumen. En particular se señala que, pese a los ingresos bajos de los estratos pobres, estos han aumentado sus niveles de consumo material. En este trabajo examinamos en qué medida este es el caso y nos preguntamos por las implicaciones ambientales de la difusión de prácticas de consumo. Nos concentramos en examinar el cambio de consumo de bienes electrónicos y en qué medida hay una tendencia hacia la difusión de estos bienes a lo largo de los estratos sociales en el periodo 1992-2012. Para ello, construimos una serie armonizada de la Encuesta de Ingreso Gasto de los Hogares para dicho periodo, con características sociodemográficas, ingresos y un índice de bienes energéticos consumidos por los hogares comparables a través del tiempo. Empleando análisis de clases latentes comparamos el perfil de los hogares con consumo energético intensivo a lo largo del tiempo y hasta dónde se aprecia una difusión del equipamiento de los hogares y del consumo energético per cápita.

## **1. INTRODUCCIÓN Y CONTEXTO SOCIOECONÓMICO**

Para entender el consumo energético, en especial el eléctrico y su dinamismo, tenemos que comprender cómo los hogares demandan y consumen electricidad. La electricidad ha aumentado su participación en el consumo energético total del país. Según los datos del Sistema de Información Energética, en 1992, este rubro representaba un 16% de la energía de todas las fuentes en 1992, mientras que en 2012, se perfilaba como casi el 30%.<sup>1</sup> Además dentro de este sector, el consumo residencial es el fragmento más importante y además el más dinámico en las últimas décadas. La participación promedio residencial fue del 67.57%

---

<sup>1</sup> El resto de fuentes son: energía solar, leña, gas licuado, querosenos, diésel y gas seco

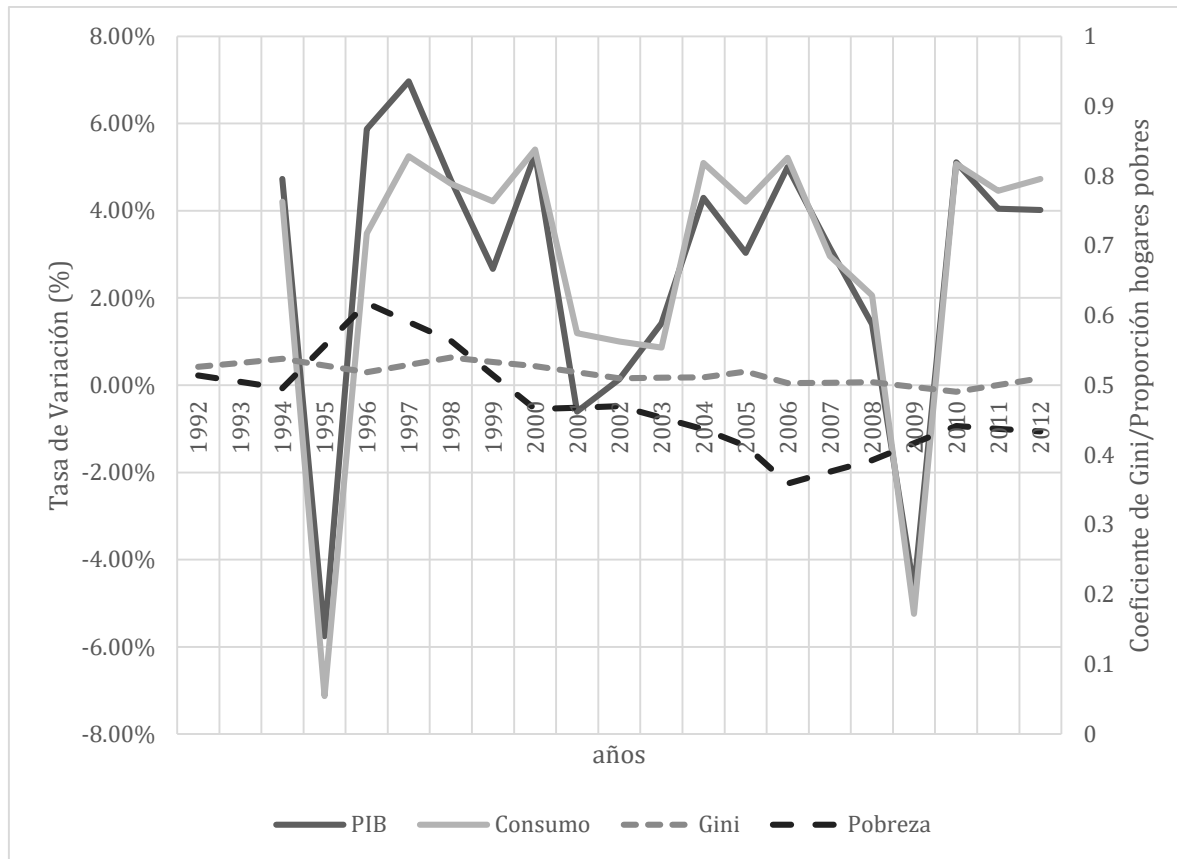
del consumo total de energía eléctrica durante estos veinte años; es decir que casi dos terceras partes provienen del consumo eléctrico de los hogares. El sector eléctrico residencial ha sido el más dinámico durante este periodo, pues ha crecido a un ritmo promedio anual de 4.37%, superando el crecimiento de los sectores comercial y público. Este crecimiento fue aún mayor en la década de los 90, cuando el promedio de crecimiento anual supero los 5 puntos porcentuales. (Cálculos propios según SENER, 2016).

Las condiciones macroeconómicas de México han tenido altibajos en las últimas décadas. Después de la crisis de diciembre de 1994, la recuperación desde 1996 se detuvo en 2001, cuando se aproximó la recesión nacida en la crisis financiera estadounidense. Después de ello, hubo un período de crecimiento entre 2002 y 2006, mismo que se detuvo en 2007 y se profundizó en 2008 y 2009, cuando una nueva crisis internacional volvió a presentarse. México es uno de los países que sufre más las crisis, transmitidas desde otros países como las de 2001 y 2008. En este sentido, es uno de los países que ha crecido más lentamente en América Latina en las últimas décadas (CEPAL, 2016).<sup>2</sup> El consumo representa más del 60% de la producción, y por tanto, el consumo total de bienes y servicios tiene un comportamiento muy similar al del Producto Interno Bruto (PIB). (Véase gráfico 1).

---

<sup>2</sup> Es el tercer país de más bajo crecimiento promedio entre 1990 y 2014 (2.9% promedio). Peores desempeños en el mismo período son reportados únicamente por Venezuela y Brasil. ( Cálculos propios con información de CEPAL, 2016)

GRÁFICO 1. TASA DE VARIACIÓN DE PRODUCTO INTERNO BRUTO Y EL CONSUMO (PRECIOS CONSTANTES DE 2008) Y EL NIVEL DEL COEFICIENTE DE GINI Y PROPORCIÓN DE HOGARES POBRES. MÉXICO, 1992-2012.



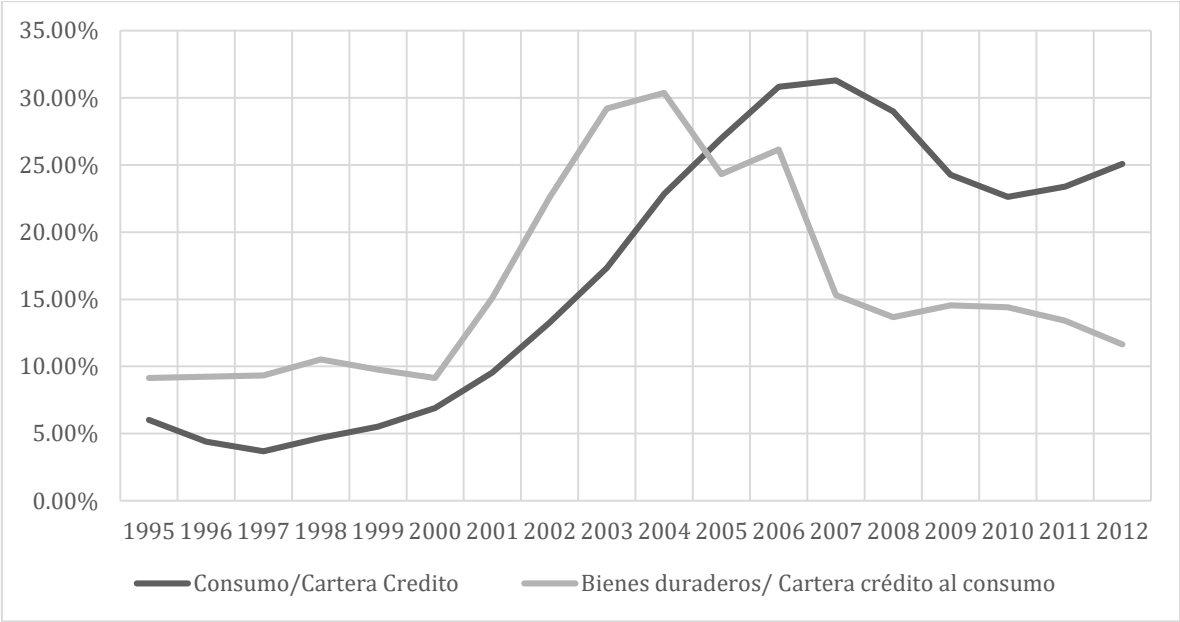
Fuente: PIB y Consumo se presentan desde 1994, Banxico (2016). Gini y pobreza, cálculos propios con la ENIGH, las observaciones son bianuales a excepción de 2005. La línea de pobreza se basó en las canastas de Coneval y el ingreso fue per cápita y escalado según los miembros del hogar, y se consideró el autoconsumo.

Simultáneamente a estos desempeños económicos, se ha presentado una ligera mejora en la equidad, aunque los niveles se siguen manteniendo altos; sobre todo, entre el periodo de 1998 a 2004 se presentó una disminución del coeficiente de Gini continúa. Mientras, la pobreza a partir de 1996 (año donde se presenta el nivel más alto) ha tendido a disminuir hasta 2006.

Además de estas condiciones que muestran el bienestar de los hogares, para los años de estudio también se observó una expansión del crédito, mismo que ha tenido una mayor participación en crédito hacia consumo de los hogares, y en específico hacia los bienes

duraderos<sup>3</sup>, tal como se muestra en el gráfico 2. Este gráfico resume la composición de la cartera de créditos vigentes como un promedio anual de sus estimados mensuales. Esta cartera de créditos vigentes fue destinada cada vez más a consumo a partir de 1997. Esta participación más amplia se mantuvo en laza hasta 2006, cuando representaba casi el 30% de los créditos vigentes. Mientras, dentro de los créditos vigentes otorgados para el consumo, los destinados al consumo específico de bienes duraderos se ampliaron, sobre todo desde 2000 y se mantuvieron creciendo hasta 2003.

GRÁFICO 2. RELACIÓN ENTRE DESTINO DE CRÉDITO Y CARTERA VIGENTE. MÉXICO 1995-2012. PROMEDIOS ANUALES DE LAS CARTERAS. PORCENTAJES.



Fuente: cálculos propios con información de (Banxico, 2016)

De tal modo que las mejoras en la distribución de ingresos y en la disminución de la pobreza medida podrían haber tenido un efecto en la demanda de los hogares, sobre todo en bienes duraderos como vehículos y electrodomésticos(Wolfram, Shelef y Gertler, 2012) Del mismo modo, (Parametria, 2006) estimó en la Encuesta Nacional de Vivienda que el crédito utilizado por los hogares entrevistados es sobre todo utilizado para comprar electrodomésticos (37% de los entrevistados) y ropa (15%). Lo que implica que estas condiciones, tanto de mejores

<sup>3</sup> Bienes duraderos refiere a vehículos y bienes dentro del hogar, como lo son los electrodomésticos.

desempeños sociales como de política monetaria, podrían haber creado un aumento de bienes duraderos, que implicaría un mayor consumo energético. En esta ponencia nos concentraremos en el consumo eléctrico, a partir de la difusión de consumo de electrodomésticos.

## 2. LOS ELECTRODOMÉSTICOS Y SU CONSUMO

### a. Consumo energético y hogares

Los hogares consumen energía, de manera directa e indirecta. De manera directa, refiere al consumo que desde los hogares se registra de las distintas fuentes de energía, las cuales llegan al consumo de los hogares en su forma secundaria. Indirectamente, los hogares también consumen energía de los diferentes bienes y servicios que mantienen diferentes intensidades de energía para su procesamiento (Pachauri, 2007). Nosotras nos concentraremos en este documento en el consumo de energía eléctrica *directa* que hacen los hogares.

Para estudiar el consumo residencial, existen dos enfoques, el *top-down* (de arriba hacia abajo) y el *bottom-up* (de abajo hacia arriba). Una reseña de estos dos enfoques se encuentra bien documentada en Swan y Ugursal(2009). Estos autores señalan que, para el primer enfoque, los modelos que se desarrollan son relativamente fáciles de estimar con la información proporcionada por los indicadores macroeconómicos como el precio y los ingresos, la tecnología ritmo de desarrollo, y el clima, este tipo de modelos se basan en gran medida en información histórica del consumo pasado. En este caso, los modelos tratan el sector residencial como un disipador de energía y se aplican factores que afectan al consumo para determinar las tendencias.

Del mismo modo, Swan y Ugursal(2009) señalan que el enfoque *bottom-up* (de abajo hacia arriba) fue desarrollado para identificar la contribución de cada uso final hacia el valor de consumo de energía total del stock de viviendas. Este tipo de enfoques provee mayor comprensión con distintos detalles asociados al consumo de energía. Dentro de este enfoque hay dos grandes ramas de investigaciones; las del corte estadístico y los modelos ingenieriles. Los modelos estadísticos toman muestras de las viviendas y utilizan diferentes tipos de regresión para establecer las relaciones entre el consumo y las características de unidades más pequeñas (en general, las viviendas o municipios). El estudio que presentamos es un

estudio *bottom-up*, que se basa en el consumo y comportamientos de los hogares registrados en la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH).

El consumo energético directo de los hogares está afectado por las características de los hogares, según diferentes revisiones. O'Neill y Chen(2002), establecen que el consumo energético puede ser diferencial según la edad del jefe de hogar, pues está sujeto a variaciones según el ciclo de vida y la cohorte; la composición demográfica de la unidad doméstica; el tamaño de hogar, que refiere a las economías de escala, las cuales se pierden con el envejecimiento y empequeñecimiento de los hogares. Asimismo, señalan el papel del ciclo de vida del hogar puede definir la demanda de energía y éste puede ser obtenido a través de una combinación del tamaño del hogar, el tipo de familia, la edad del jefe y su estado civil.

Por otro lado, el consumo energético, como el consumo de cualquier otro bien, puede ser estudiado desde los estilos de vida y los comportamientos culturales. En esta perspectiva la clase social y el nivel de ingreso de las personas juegan un papel esencial en sus hábitos de consumo; y además también en la composición de las fuentes (renovables o no) y en el tipo de la tecnología asociada a éstas (Stephenson y otros, 2010; Cayla, Maizi y Marchand, 2011; Sovacool, 2011).

Los estudios de consumo eléctrico se concentran en los países desarrollados, sobre todo en Europa, Estados Unidos y China (Jones, Fuertes y Lomas, 2015). América Latina tiene un amplio camino que recorrer en este sentido, y sobre todo México. Para el caso mexicano, Sánchez Peña(2012) encontró que para los hogares urbanos los factores asociados al consumo energético total están fuertemente asociados a la demografía de los hogares, con énfasis en el ciclo de vida del hogar (medido por la edad del jefe); el arreglo familiar de residencia, así como el tamaño del hogar.

b. Características, clasificaciones de electrodomésticos y predictores del consumo eléctrico

Yust, Guerin y Coopet(2002) proponen un modelo de ecosistema humano con cuatro componentes interrelacionados para determinar el consumo energético general en los hogares. Ellas toman en cuenta (i)el entorno natural; que refiere a los componentes físicos y

biológicos; (ii) el organismo humano que son los individuos (ocupantes), familia u hogar; (iii) el entorno social que refieren a los comportamientos psicológicos y sociales de los ocupantes; y, (iv) el entorno diseñado que es todo lo que se construye o se construyó por los seres humanos. Para el consumo específico de energía eléctrica, Jones, Fuertes y Lomas (2015) en su amplia revisión, reconocen tres factores: los socioeconómicos, los de vivienda y los de electrodomésticos.

Tomando en cuenta estas propuestas y el resto de la revisión de literatura hemos agrupado en cuatro, los grandes determinantes del consumo energético eléctrico de los hogares: (i) los relacionados con las condiciones materiales, (ii) el equipamiento o activos, (iii) las características del hogar; y, finalmente, (iv) el componente espacial y climatológico. Cabe señalar, que muchos de estos factores también determinan el consumo energético en general.

El primero tiene que ver con las *condiciones materiales* de la vivienda o bienes inmuebles. En diferentes aproximaciones a lo largo del mundo, el consumo eléctrico está cercano a las condiciones de las viviendas en que habitan los hogares (número de cuartos, extensión, material de construcción y antigüedad de la propiedad) y estas variables son de especial interés para las investigaciones que desarrollan modelos de consumo a partir de la ingeniería.

El segundo tiene que ver con el *equipamiento o activos* de la vivienda, es decir, los bienes muebles. Esto refiere al perfil de electrodomésticos utilizados, sobre todo diferenciándose éstos por su finalidad de uso, y cuando hay información disponible de la frecuencia de uso, esta información también es incorporada en algunos modelos. Este último elemento es fundamental puesto que podríamos separar el efecto de la dotación de electrodomésticos en dos componentes. Hay un componente físico, como lo mencionan Mansouri, Newborough y Probert (1996), que proviene de una decisión pasada (la compra), pero también mantienen un componente de conducta que refiere al tipo de uso, sobre todo medido en tiempo y frecuencia, que se les da a los electrodomésticos. Este componente no se encuentra en los bienes muebles. Esta dualidad, los hace importante de estudiar y, sobre todo, de analizar a la luz de la difusión de patrones de consumo. Aún, a pesar de la escasa información del uso de los mismos en el caso mexicano.

La literatura establece que otro gran elemento predictor, que corresponden a las *características del hogar*, en algunas investigaciones llamadas características

socioeconómicas o bien del hogar. Algunas de estas características hacen referencia al consumo de energía eléctrica de acuerdo a elementos relacionados ocupantes en el hogar. Podríamos decir, que aquí se aglutinan las condiciones humanas del uso de electricidad. De acuerdo a la revisión de Jones, Fuertes y Lomas(2015) este tipo de factores puede ser agrupado en nueve categorías

“i) número de ocupantes; (ii) la composición de la familia, incluida la presencia de los niños, la presencia de los adolescentes, la presencia de los adultos, el número de adultos, y la presencia de personas de edad avanzada (mayores de 65 años); (iii) la edad de la persona responsable del hogar; (iv) la situación laboral de la persona responsable del hogar; (v) el nivel de educación de la persona responsable del hogar; (vi) socioeconómico clasificación de los hogares persona responsable; (vii) Tipo de tenencia; (viii) los ingresos familiares; y (ix) ingreso disponible.” (p.907)

La lógica es que distintas composiciones estarían asociadas a diferentes usos. Por ejemplo, el uso de los aparatos dentro de un hogar con miembros que todos salen a trabajar será menor que aquellos que no lo hacen. Del mismo modo, algunos elementos generales asociados al consumo energético presentados en el apartado anterior tendrían el mismo efecto para el consumo específico de la electricidad.

Finalmente, hace referencia a los elementos externos del hogar o vivienda, se trata del componente *espacial y climatológico*, como elementos a un nivel supra de las unidades domésticas. Ello obliga a diferentes perfiles de uso de electrodomésticos y también de construcción de las viviendas. Este tipo de enfoque, además, establece el uso de técnicas estadísticas de análisis multinivel, para establecer a los determinantes del consumo energético (Druckman y Jackson, 2008; Tso y Guan, 2014)

Como se puede observar estos elementos no son independientes en sí mismos y muchos están en relación unos con otros. Por ejemplo, el número de cuartos (elemento físico) puede estar asociado al uso de focos, que podríamos clasificar como de equipamiento. Por tanto, algunas de estos factores pueden estar fuertemente asociados entre sí

Esta ponencia se concentrará en el papel del equipamiento y las características del hogar, que refieren al componente demográfico del consumo energético. El equipamiento es un elemento esencial. De acuerdo a la revisión de Jones, Fuertes y Lomas(2015), la literatura sobre el consumo de electricidad residencial incluye 46 factores asociados a los electrodomésticos, de los cuales 37 han resultado ser significativos, lo que coloca al



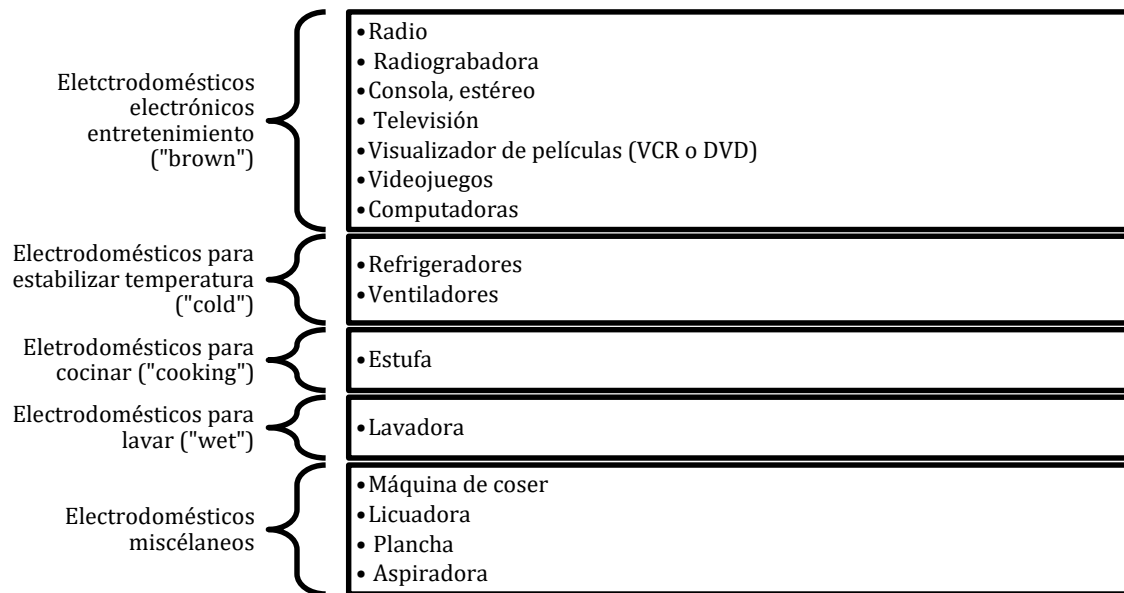
equipamiento del hogar al centro de la discusión del consumo eléctrico. Por ello, en esta ponencia nos concentraremos en patrón de consumo de electrodomésticos y sus vinculaciones como los cambios demográficos a lo largo del tiempo.

### 3. DATOS Y MÉTODOS: CONSTRUCCIÓN DE UN ÍNDICE DE CONSUMO ENERGÉTICO

Para estudiar el caso mexicano, hemos utilizado la información proporcionada por Encuesta Nacional de Ingreso y Gasto de los Hogares (ENIGH), desde 1992 a 2012, de manera bianual. El gasto en electricidad fue transformado a su poder calórico (expresado en *gijajouls*), utilizando los factores de poder calórico y las series de precios de uso residencial de la electricidad.

Del mismo modo, se homologó la información correspondiente a la dotación de electrodomésticos de la ENIGH para ese periodo. Se tomó en cuenta únicamente los aparatos que podrían seguirse en el tiempo. En algunos casos se consolidó categorías; o bien, se tomó en cuenta la evolución de la tecnología (por ejemplo, el reproductor de VHS se transformó en reproductor de DVD). Así, se tienen 15 aparatos que se pueden seguir a lo largo del tiempo. Estos 15 aparatos fueron clasificados según su uso, utilizando la clasificación que muestra Yao y Steemers (2005). Ésta destaca por tener un número menor de grupos que otros estudios y por ello es más parsimoniosa, elemento muy importante para hacer un análisis en el tiempo, con muchos datos. En la ilustración 1, se puede observar el listado de los 15 aparatos y su clasificación.

ILUSTRACIÓN 1. DIAGRAMA DE CLASIFICACIÓN DE LOS ELECTRODOMÉSTICOS CONSTANTES EN LA ENIGH 1992-2002.



Fuente: elaboración propia, siguiendo a (Yao y Steemers, 2005).

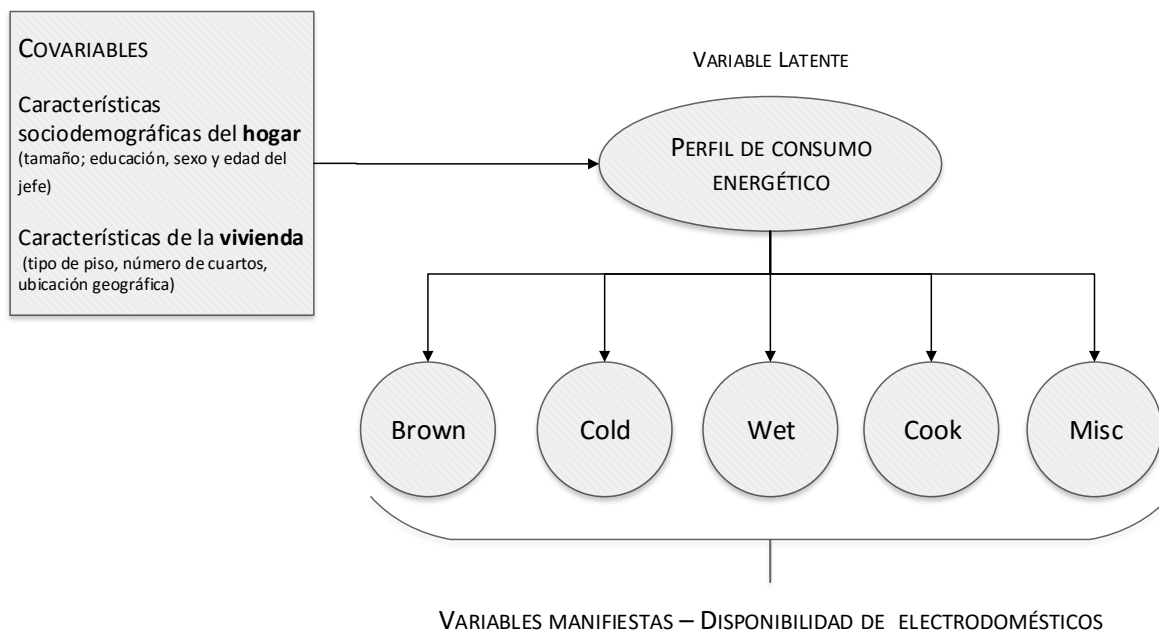
La presencia de cada tipo de electrodomésticos, como muestra la ilustración 1, se consideró una variable manifiesta de una variable categórica latente que perfila el consumo eléctrico de los hogares. Para aplicar el modelo de clases latentes se consideró tres escalas dentro de cada uno de los ítems de agrupamiento: no tiene electrodomésticos para ese uso, tiene uno, tiene más de uno (multiusuario).

En el modelo planteado también se incluyeron covariables que afectan a la clase latente, considerándose sobre todo las características del hogar (tamaño del hogar, educación, edad y sexo del responsable del hogar), y características de la vivienda (lugar de residencia, número de cuartos y tipo de piso). El número óptimo de clases para el perfil de dotación de aparatos fue de tres (ver anexos para la comparación de número de clases y bondad de ajuste, gráfico 7).

Como se muestra en la ilustración 2, el modelo establecido consiste en estimar la pertenencia a las clases latentes a través de las covariables individuales en términos de una función logística multinomial. Esto permite estimar el efecto de las variables sobre el mecanismo

subyacente de nuestra variable latente, el perfil energético. Una buena discusión de este método de análisis se encuentra en Bertrand y Hafner (2014).<sup>4</sup>

ILUSTRACIÓN 2. MODELO DE CLASES LATENTES PARA EL PERFIL DE CONSUMO ENERGÉTICO



Fuente: elaboración propia

#### 4. RESULTADOS

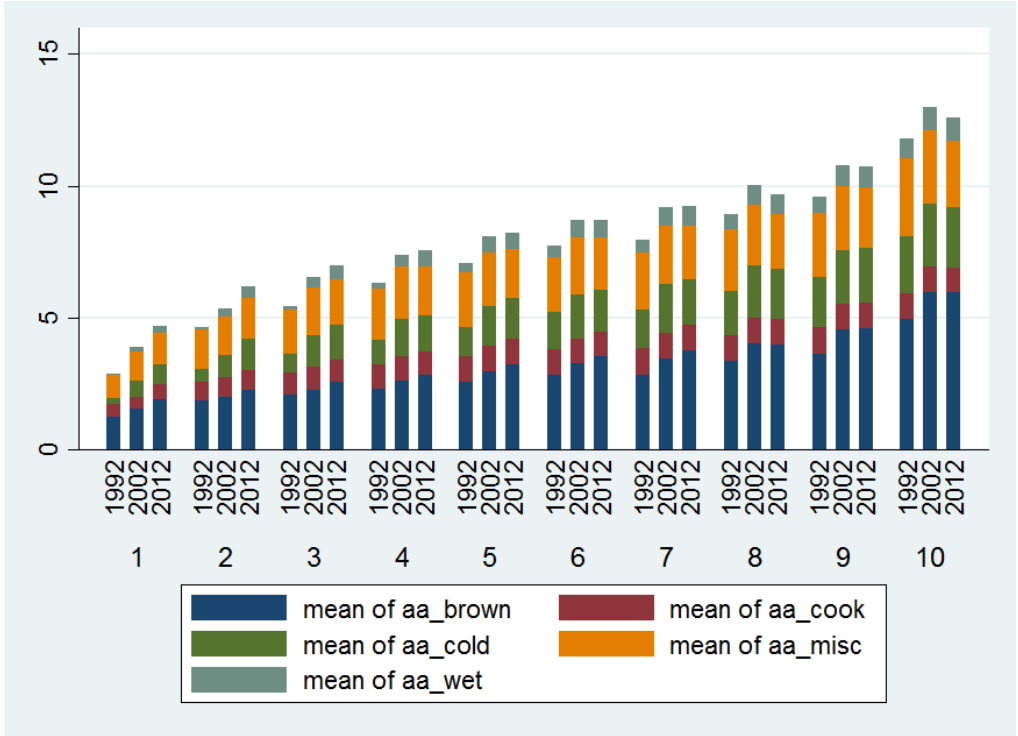
La dotación de electrodomésticos ha cambiado en el tiempo, y esto también se puede observar de acuerdo al ingreso de los hogares. En el gráfico 3 se observa el equipamiento de acuerdo a la clasificación propuesta en la ilustración 1. Se observa un claro aumento entre 1992 y 2002, en todos los deciles. Entre 2002 y 2012, observamos que solo los deciles más bajos presentan crecimientos (deciles del 1 a 4). A partir del decil 5, parece haber un crecimiento más lento o estancamiento en el número de electrodomésticos en el hogar. Incluso, en el último decil, se presenta una reducción del número de electrodomésticos. No obstante, todavía se mantiene una brecha entre los deciles bajos y lo más altos.

---

<sup>4</sup> Todos los modelos, intermedios y finales, fueron ajustados con un máximo de 3000 iteraciones y con 30 repeticiones para asegurar que los máximos no fueran locales.

También este gráfico nos permite ver qué tipo de electrodomésticos son los que están liderando el aumento de la dotación, observamos que sobre todo son los electrónicos destinados al entretenimiento. La evolución tecnológica de estos aparatos podría haber llevado a una consolidación de los mismo, y, por tanto, eso explicaría el estancamiento y reducción en la última década de los deciles medios y el decil más alto. En este sentido, estaríamos viendo en el gráfico 3 una difusión entre los deciles de ingresos, en término del número y tipo de uso de los electrodomésticos que poseen los hogares.

GRÁFICO 3. EQUIPAMIENTO EN LOS HOGARES SEGÚN DECILES DE INGRESO PER CÁPITA EN EL HOGAR Y USO DE LOS ELECTRODOMÉSTICOS. MÉXICO 1992, 2002 Y 2012.

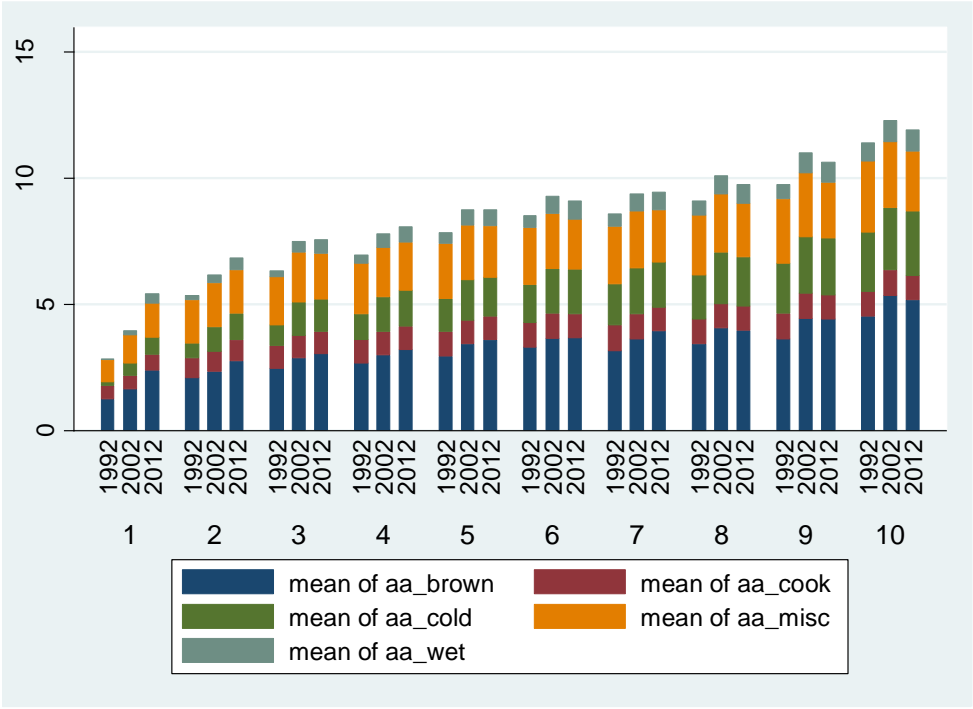


Fuente: elaboración propia con información de la ENIGH (1992-2012)

En el gráfico 4, se muestra un análisis análogo al gráfico 3, pero esta vez los deciles fueron contruidos en términos del consumo eléctrico per cápita. En efecto, hay una relación entre el número de electrodomésticos y el consumo eléctrico de los hogares. Hay una marcada estratificación del consumo eléctrico vinculada a los electrodomésticos y esta se ha mantenido en el tiempo, aunque es menos pronunciada que la del ingreso y ha disminuido su desigualdad en el tiempo. También, observamos que los deciles más bajos de consumo energético poseen cada vez más electrodomésticos. Se muestra un crecimiento entre 1992 y

2012, pero un estancamiento e incluso una reducción entre 2002 y 2012. De nuevo, parece haber un proceso de difusión, pero esta vez medido en términos del consumo energético de los hogares. En conjunto, los gráficos 3 y 4 nos evidencian una relación entre consumo eléctrico e ingreso, que simultáneamente se presenta con relación a los electrodomésticos.

GRÁFICO 4. EQUIPAMIENTO EN LOS HOGARES SEGÚN DECILES DE CONSUMO ELÉCTRICO PER CÁPITA EN EL HOGAR Y USO DE LOS ELECTRODOMÉSTICOS. MÉXICO 1992, 2002 Y 2012.



Fuente: elaboración propia con información de la ENIGH (1992-2012)

En el gráfico 5 podemos ver los resultados del análisis de clases latentes, a través de las probabilidades condicionadas de cada una de las variables de agrupación y sus tres categorías: (1) no tiene ningún electrodoméstico; (2) tiene un aparato y (3) es multiusuario, es decir tiene más de uno. Claramente el análisis nos arroja tres perfiles que pueden ser interpretados en términos de la intensidad de la disponibilidad de electrodomésticos.

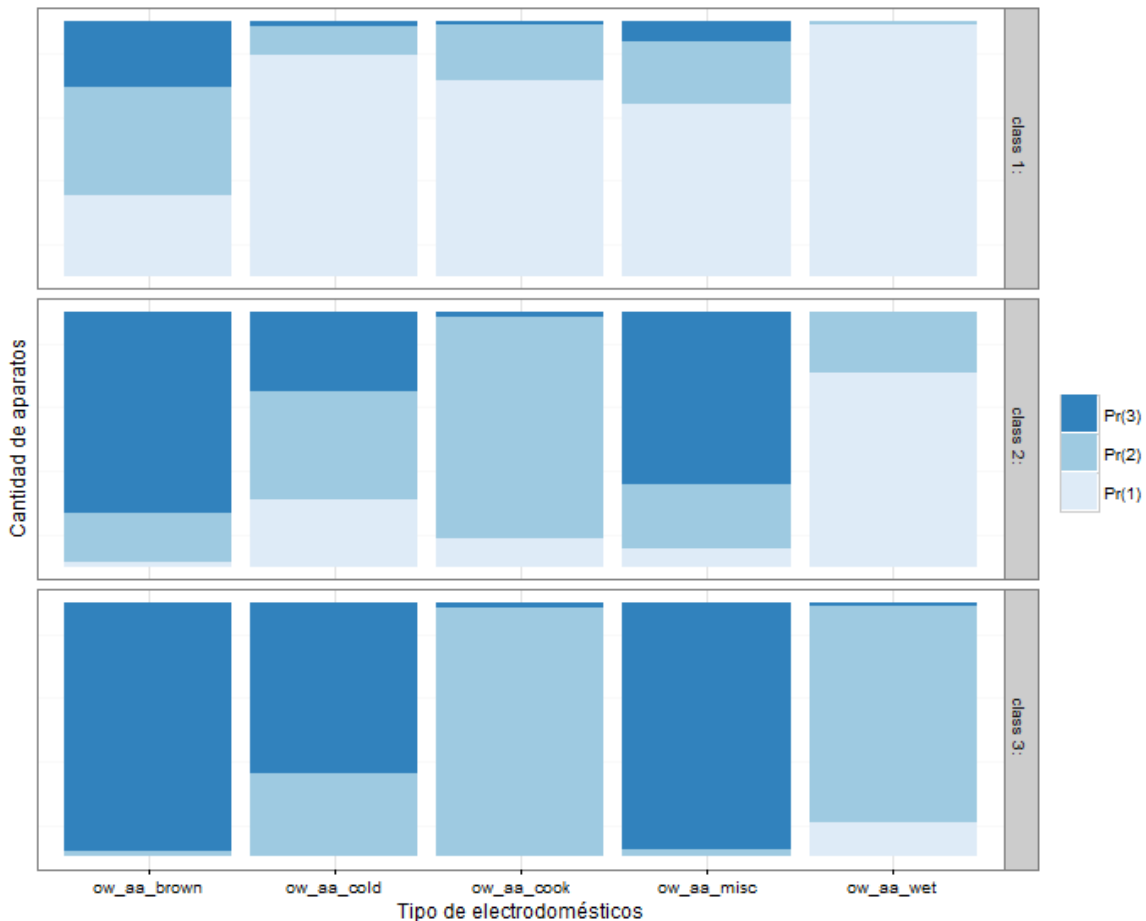
La clase 1 es la clase más pequeña y está asociada un *perfil mínimo* de electrodomésticos. Cualquiera de los hogares analizados tiene el 0.12 de probabilidad de estar en esta categoría. Esta clase está compuesta por hogares que en su mayoría no tienen electrodomésticos destinados a la lavandería, a cocinar e incluso para enfriar. No obstante, sí hay presencia,

aunque menor que en el resto de las clases de artículos de esparcimiento a través de los electrodomésticos, aunque hay pocos multiusuarios.

La segunda clase podríamos denominarla de *perfil medio*, la probabilidad que un hogar esté en ella es 0.34. Hay preminencia de multiusuarios de electrónicos de entretenimiento y de aparatos misceláneos, pero pocos multiusuarios de electrodomésticos para enfriar, así como poca presencia de lavadoras.

Finalmente, la clase 3 está asociada a un *perfil máximo* de uso. Este perfil corresponde a la mayor parte de las observaciones analizadas, un hogar tiene 0.54 de pertenecer a este perfil. La gran mayoría son multiusuarios de artículos de entretenimientos, misceláneos y son abundantes quienes tienen más de un electrodoméstico utilizado para enfriar. La probabilidad que un hogar no tenga lavadora en esta categoría es de 0.13 (datos no mostrados en los cuadros).

GRÁFICO 5. PROBABILIDADES CONDICIONADAS DE LA CLASIFICACIÓN DE LOS ELECTRODOMÉSTICOS EN LAS CLASES LATENTES.



Fuente: cálculos propios con el paquete poLCAy ggplot2 en R.

Las probabilidades de inserción a una clase están sujetas a un perfil sociodemográfico de los hogares, así como a las características de la vivienda, tal como se muestra en el cuadro 1. Con respecto a los hogares de perfil mínimo, el perfil medio está asociado a hogares más grandes ( $tam\_hog$ ), mayores niveles de escolaridad del jefe ( $educ\ 1$ , primaria;  $educ2$ , secundaria;  $educ3$ , terciaria o superior); los jefes de hogar son más jóvenes que los de la clase 1 y son más probables de ser mujeres que en los perfiles mínimos. Estos hogares son menos probables en áreas urbanas. Del mismo modo estos hogares están en viviendas que tienen pisos de cemento ( $x\_piso2$ ) y pisos de cerámica y otros acabados ( $x\_piso3$ ) que pisos de tierra ( $x\_piso1$ ). También estos perfiles están asociados a viviendas con mayor número de cuartos.

CUADRO 1. RESULTADO DEL AJUSTE DEL MODELO PARA LAS TRES CLASES LATENTES. COEFICIENTES DE LA PROBABILIDAD DE PERTENENCIA A LAS CLASES.

```

=====
Fit for 3 latent classes:
=====
2 / 1
      Coefficient  Std. error  t value  Pr(>|t|)
(Intercept)    -1.19972    0.05926  -20.247    0
tam_hog         0.01740    0.00491   3.545     0
edad           -0.00462    0.00073  -6.311     0
educ2           0.73816    0.02723  27.104     0
educ3           1.54960    0.04548  34.070     0
educ4           1.37833    0.06405  21.518     0
female          0.31445    0.03097  10.154     0
rural          -1.61141    0.02569 -62.714     0
x_piso2         1.68809    0.02615  64.554     0
x_piso3         1.82120    0.05321  34.228     0
cuart           0.69598    0.01318  52.799     0
=====
3 / 1
      Coefficient  Std. error  t value  Pr(>|t|)
(Intercept)    -6.77922    0.10120 -66.990     0
tam_hog         0.07007    0.00571  12.265     0
edad            0.01372    0.00087  15.713     0
educ2           1.74513    0.03744  46.616     0
educ3           3.29594    0.05374  61.330     0
educ4           3.69576    0.06850  53.951     0
female          0.22494    0.03453   6.515     0
rural          -2.50158    0.03002 -83.317     0
x_piso2         3.35085    0.06744  49.685     0
x_piso3         4.61320    0.08060  57.233     0
cuart           1.34683    0.01405  95.862     0
=====
number of observations: 178838
number of estimated parameters: 52
residual degrees of freedom: 190
maximum log-likelihood: -482748

AIC(3): 965600
BIC(3): 966124.9
X^2(3): 7244.365 (Chi-square goodness of fit)

```

Fuente: cálculos propios con el paquete poLCA en R.

La dirección de los efectos de las variables de los riesgos relativos de pertenecer a la clase 3 con respecto a la 1, se mantiene iguales que la 2 con respecto a la 1, a excepción de la edad. Los hogares de dotación mínima son más jóvenes que los hogares. El coeficiente relacionado a cuando una mujer es la jefa de hogar tiene la misma dirección, pero es de menor tamaño en los riesgos relativos del perfil medio.



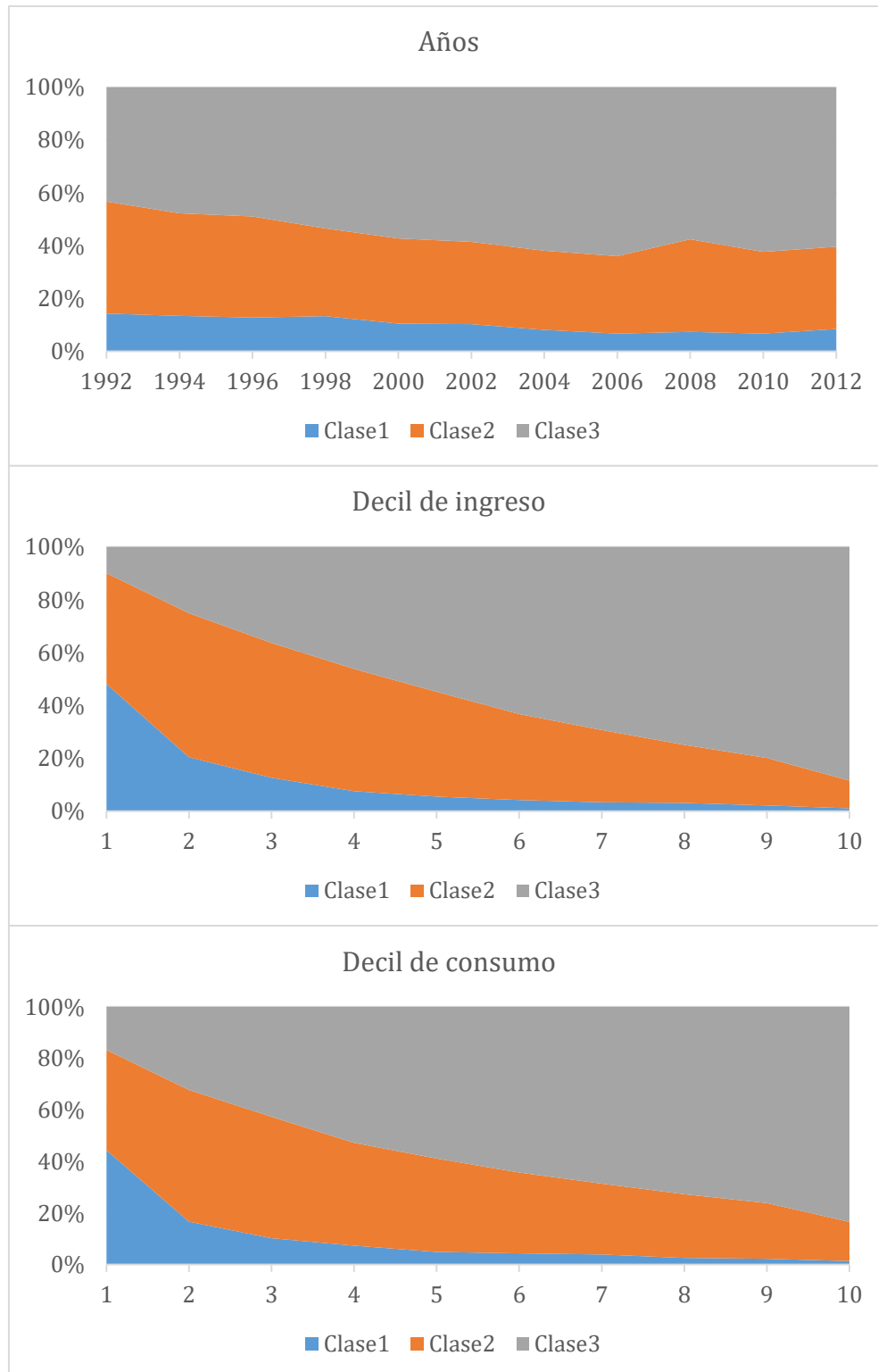
El riesgo relativo en el resto de variables tiene un coeficiente en el mismo sentido, pero de mayor magnitud. Lo que implica que los hogares que tienen una dotación de electrodoméstica más intensiva superan en niveles educativos, tienen mayor participación urbana y tienen más cuartos y mejores condiciones de los pisos de la vivienda que los perfiles medios y mínimos. Las diferencias entre las clases 2(perfil medio) y la clase 3(perfil máximo) podría estar asociado al ciclo de vida de los hogares, puesto que los hogares de la clase 2 son de menor tamaño y con jefes más jóvenes que los segundos.

Finalmente, en el gráfico 6 mostramos cómo las clases se distribuyen de manera diferenciada a lo largo del tiempo, los deciles de ingresos y los deciles de consumo eléctrico. Como observamos, las clases no se distribuyen equitativamente a lo largo de estas tres variables. La tendencia de las clases nos muestra que cada vez son más comunes los hogares que tiene un perfil máximo, mientras que en los últimos años los hogares con perfiles mínimos están casi extintos, lo que implica una mayor difusión en el consumo de electrodomésticos. Mientras, como era de esperarse los deciles más altos de consumo e ingreso están asociados con la clase de mayor uso de electrodomésticos.

A manera de conclusión podemos señalar que pese que se mantiene la desigualdad y las brechas entre los deciles de ingreso, parece que hay evidencia de una difusión de las prácticas de consumo, asociadas con el uso de electrodomésticos. Es evidente que los perfiles menos intensivos en sus prácticas de dotación de electrodomésticos han disminuido su participación en el tiempo. Por otro lado, no se puede cuestionar que las prácticas más intensivas están asociadas a mayores niveles de ingreso y además a mayores niveles de consumo energético.

Estos hallazgos plantean desafíos frente a una difusión en el consumo de los hogares, que aún está en proceso. En la medida que los perfiles menos intensivos vayan disminuyendo como producto de esta difusión, habrá más hogares con mayor equipamiento y, por tanto, seguramente con mayores niveles de consumo. Es necesario, diseñar políticas sobre el uso en términos de tiempo de este equipamiento y de las posibles mejoras en eficiencia energética de los aparatos, la cual debiera gestionarse para llegar a todos los estratos de consumo e ingreso.

GRÁFICO 6. DISTRIBUCIÓN PORCENTUAL DE LAS CLASES LATENTES EN CADA AÑO, DECIL DE INGRESO Y DECIL DE CONSUMO. MÉXICO 1992-2012.



Fuente: elaboración propia con base en el cuadro 1 e información de la ENIGH (1992-2012). Distribución para valores ponderados de los hogares.

## TRABAJOS CITADOS

- Banxico (2016), «Estadísticas», [en línea] <<http://www.banxico.org.mx/estadisticas/index.html>> [fecha de consulta: 3 de mayo de 2016].
- Bertrand, Aurélie ME y Christian M Hafner (2014), «On heterogeneous latent class models with applications to the analysis of rating scores», *Computational Statistics*, vol. 29, No. 1-2.
- Cayla, Jean-Michel, Nadia Maizi y Christophe Marchand (2011), «The role of income in energy consumption behaviour: Evidence from French households data», *Energy Policy*, vol. 39, No. 12, diciembre.
- CEPAL, División de Estadísticas (2016), «CEPALSTAT: Estadísticas e Indicadores Demográficos y Sociales. América Latina», [base de datos] <<http://websie.eclac.cl/infest/ajax/cepalstat.asp?carpeta=estadisticas>> [fecha de consulta: 4 de abril de 2016].
- Druckman, A. y T. Jackson (2008), «Household energy consumption in the UK: A highly geographically and socio-economically disaggregated model», *Energy Policy*, vol. 36, No. 8, agosto.
- Jones, Rory V., Alba Fuertes y Kevin J. Lomas (2015), «The socio-economic, dwelling and appliance related factors affecting electricity consumption in domestic buildings», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 43.
- Linzer, Drew A., Jeffrey B Lewis y others (2011), «poLCA: An R package for polytomous variable latent class analysis», *Journal of Statistical Software*, vol. 42, No. 10.
- Mansouri, Iman, Marcus Newborough y Douglas Probert (1996), «Energy consumption in UK households: impact of domestic electrical appliances», *Applied Energy*, vol. 54, No. 3.

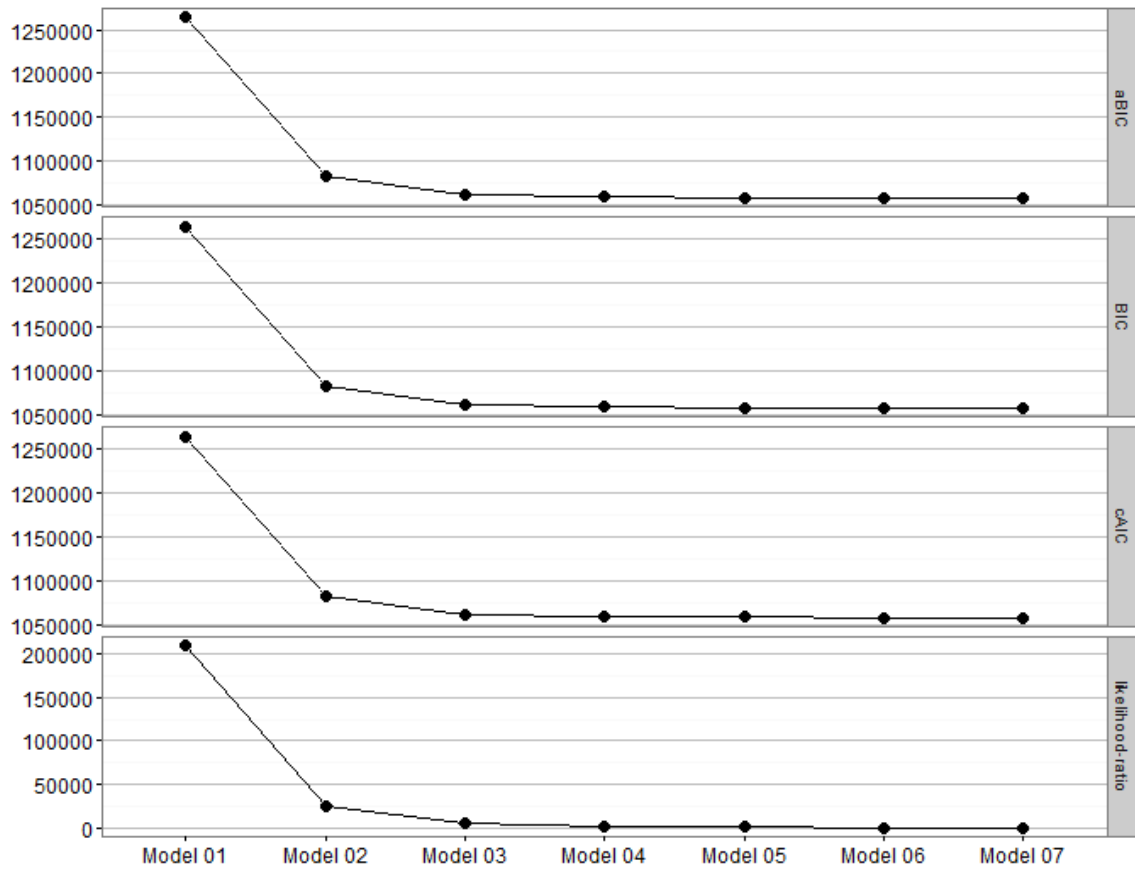
- O'Neill, Brian C. y Belinda S. Chen (2002), «Demographic Determinants of Household Energy Use in the United States», *Population and Development Review*, vol. 28.
- Pachauri, Shonali (2007), «Total and Average Household Energy Requirements», *An energy analysis of household consumption: changing patterns of direct and indirect use in India*, Alliance for global sustainability bookseries, Dordrecht, Springer, pp. 85-108.
- Parametria (2006), «Las fronteras del consumo a crédito entre los mexicanos», *El Excelsior*, México, 18 de diciembre.
- Sánchez Peña, Landy (2012), «Hogares y consumo energético en México», *Revista Digital Universitaria*, vol. 13, No. 10, 1 de octubre.
- SENER, Secretaría de Energía (2016), «Sistema de Información Energética (SIE)», [base de datos] <<http://sie.energia.gob.mx/>> [fecha de consulta: 4 de abril de 2016].
- Sovacool, Benjamin K. (2011), «Conceptualizing urban household energy use: Climbing the “Energy Services Ladder”,» *Energy Policy*, vol. 39, No. 3, marzo.
- Stephenson, Janet y otros (2010), «Energy cultures: A framework for understanding energy behaviours», *Energy policy*, vol. 38, No. 10.
- Swan, Lukas G. y V. Ismet Ugursal (2009), «Modeling of end-use energy consumption in the residential sector: A review of modeling techniques», *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, No. 8.
- Tso, Geoffrey K.F. y Jingjing Guan (2014), «A multilevel regression approach to understand effects of environment indicators and household features on residential energy consumption», *Energy*, vol. 66, marzo.
- Wolfram, Catherine, Orié Shelef y Paul J. Gertler (2012), «How Will Energy Demand Develop in the Developing World?», *The Journal of Economic Perspectives*, vol. 26, No. 1.

Yao, Runming y Koen Steemers (2005), «A method of formulating energy load profile for domestic buildings in the UK», *Energy and Buildings*, vol. 37, No. 6.

Yust, Becky L., Denise A. Guerin y Julie G. Coopet (2002), «Residential Energy Consumption: 1987 to 1997», *Family and Consumer Sciences Research Journal*, vol. 30, No. 3, 1 de marzo.

## 5. ANEXOS

GRÁFICO 7. BONDAD DE AJUSTE DE LOS MODELOS DE CLASES LATENTES SEGÚN NÚMERO DE CLASES. MODELOS SIN COVARIABLES.



Fuente: elaboración propia con el paquete poLCA en R. El número del modelo refiere al número de clases estimadas. Se escogió el modelo 4 como óptimo porque a partir de este modelo las ganancias en la bondad de ajuste son mínimas.

CUADRO 2. PROBABILIDADES CONDICIONALES DE PERTENECER A LAS CLASES LATENTES.

Conditional item response (column) probabilities,  
by outcome variable, for each class (row)

\$ow\_aa\_brown

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)
class 1:	0.3199	0.4232	0.2569
class 2:	0.0176	0.1890	0.7933
class 3:	0.0007	0.0200	0.9793

\$ow\_aa\_cook

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)
class 1:	0.7697	0.2200	0.0104
class 2:	0.1094	0.8721	0.0185
class 3:	0.0052	0.9750	0.0198

\$ow\_aa\_cold

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)
class 1:	0.8684	0.1134	0.0182
class 2:	0.2648	0.4241	0.3111
class 3:	0.0030	0.3274	0.6696

\$ow\_aa\_wet

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)
class 1:	0.9854	0.0146	0.0000
class 2:	0.7615	0.2380	0.0006
class 3:	0.1371	0.8475	0.0154

\$ow\_aa\_misc

	Pr(1)	Pr(2)	Pr(3)
class 1:	0.6770	0.2416	0.0814
class 2:	0.0715	0.2521	0.6764
class 3:	0.0008	0.0293	0.9700

Estimated class population shares

0.1227 0.3424 0.5349

Predicted class memberships (by modal posterior prob.)

0.12 0.3344 0.5457

Fuente: elaboración propia con el paquete poLCA en R