



Estimación de la Demanda Agregada de Electricidad

Documento de Trabajo N° 4



Oficina de Estudios Económicos

OSINERG

Enero de 2004



OSINERG

Estimación de la Demanda Agregada de Electricidad

Documento de Trabajo N° 4, preparado por la Oficina de Estudios Económicos.

Está permitida la reproducción total o parcial de este documento por cualquier medio, siempre y cuando se cite la fuente.

Elaborado por José Gallardo, Luis Bendezu y Javier Coronado

Primera versión: Julio 2002

Última versión: Enero 2004.

Para comentarios o sugerencias dirigirse a:

OSINERG

Bernardo Monteagudo 222, Magdalena del Mar

Lima, Perú

Tel. (511) 219-3400, anexo 1057

Fax (511) 219-3413

<http://www.osinerg.gob.pe/osinerg/investigacion>

Correo electrónico: jgallardo@osinerg.gob.pe lbendezu@osinerg.gob.pe



Organismo Supervisor de la Inversión en Energía - OSINERG
Oficina de Estudios Económicos
Documento de Trabajo N° 4

Estimación de la Demanda Agregada de Electricidad

Resumen¹

La aplicación del esquema de regulación en el sector eléctrico peruano requiere de la estimación de proyecciones del nivel de la demanda agregada de energía eléctrica en el Sistema Interconectado Eléctrico Nacional (SEIN) considerando un horizonte de cuatro años. El modelo anual tradicionalmente utilizado para realizar las proyecciones por parte del Comité de Operación Económica del SEIN presenta tres importantes limitaciones, el uso de una metodología econométrica incorrecta, la forma funcional empleada en el modelo y la definición de la variable explicada. Más específicamente, se utiliza un modelo de mínimos cuadrados ordinarios con series no estacionarias, se emplea una especificación lineal y se considera únicamente una serie de demanda que no incluye las denominadas “cargas especiales e incorporadas” en la estimación y proyección econométrica, las cuales se adicionan por fuera del modelo. Esta metodología genera una subestimación de las predicciones del consumo no minero y predicciones sobreestimadas del consumo eléctrico agregado.

En esta perspectiva este documento tiene como principal objetivo plantear el uso de modelos econométricos alternativos para la realización de proyecciones de la demanda eléctrica, los cuales permitan mejorar la eficiencia y la bondad predictiva, así como reducir la discrecionalidad del procedimiento actual. En el estudio, utilizando información anual para el periodo 1970-2001, se estiman tres modelos econométricos, uno de series de tiempo, un modelo de corrección de error y un modelo que desagrega la demanda eléctrica en tres componentes (residencial, minero y el resto de la industria junto con el comercio). Asimismo, se estiman y evalúan tres modelos econométricos utilizando

¹. Documento elaborado por José Gallardo, Luis Bendezú y Javier Coronado. Los errores y omisiones son de absoluta responsabilidad de los autores. Se agradecen los comentarios de Arturo Vásquez. Comentarios y sugerencias a jgallardo@osinerg.gob.pe o lbendezu@osinerg.gob.pe.

información mensual para el período 1994-2001. Los modelos estimados son uno de series de tiempo, un modelo de corrección de errores en base al PBI agregado y un modelo de corrección de errores que distingue al PBI minero del PBI no minero. Los resultados muestran la importante superioridad de estos modelos alternativos a la metodología del COES-SEIN, tanto en la calidad de la predicción, como en la consistencia estadística.

TABLA DE CONTENIDO

1. Introducción.....	6
2. Revisión de la Literatura	11
2.1. Literatura Internacional sobre el estudio de la demanda eléctrica.....	12
2.2. Estimaciones anteriores para el caso peruano.....	15
3. Implementación Empírica	20
3.1 Presentación y evaluación de los datos utilizados	20
3.1.1 Información estadística y sus fuentes.....	20
3.1.2 Evaluación de las propiedades de los datos	26
3.2 Presentación y estimación de modelos seleccionados.....	30
3.2.1 Modelo de series de tiempo con datos mensuales.....	31
3.2.2 Modelo de corrección de error con datos mensuales	36
3.2.3 Modelo de Corrección del Error: Una aproximación alternativa	47
3.2.4 Modelos con datos anuales	52
4 Análisis Comparativo de los resultados.....	54
4.1 Indicadores de calidad de predicción	55
4.2 Proyecciones alternativas de los modelos estimados (2002-2006).....	66
5 Sensibilidad de los modelos estimados a cambios en los supuestos	76
5.1 Modelo con Datos Anuales	77
5.2 Modelo con Datos Mensuales	78
6 Conclusiones y comentarios finales.....	80
7 Bibliografía	84
Anexo N° 1. Presentación de la información estadística.....	89
Anexo N° 2. Estimaciones previas para el caso peruano	94
Anexo N° 3 Pruebas de los residuos del modelo de series de tiempo con datos mensuales	106
Anexo N° 4 Pruebas asociadas al modelo de corrección de errores (MCE) ..	108
Anexo N° 5 Prueba de exogeneidad débil en el MCE de la demanda eléctrica ...	111
Anexo N° 6 Pruebas asociadas al modelo de corrección de errores para el MCE con PBI desagregado (MCE-MIN).....	114
Anexo N° 7 Modelos econométricos estimados con datos anuales.....	117



Estimación de la Demanda Agregada de Electricidad

José Gallardo, Luis Bendezú y Javier Coronado

1. Introducción

De acuerdo al artículo 47° de la Ley de Concesiones Eléctricas (LCE)² el Comité de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional (COES)³, ente encargado de la coordinación del sistema eléctrico peruano, es el responsable de realizar cada seis meses una propuesta sustentada para la fijación de las tarifas en barra. Más específicamente, el COES debe presentar un estudio técnico-económico en los que se incluya la estimación de la demanda eléctrica del SEIN en los 48 meses siguientes a la fijación tarifaria, el programa de operaciones que optimiza económicamente el funcionamiento del SEIN y el cálculo de los costos marginales asociados a la operación. Utilizando, además, los factores de pérdida y los costos de transmisión correspondientes, el COES debe proponer los precios (“tarifas en barra de energía y potencia”).

². Decreto Ley N° 25844.

³. El COES puede ser definido como un centro de coordinación de despachos de cargas eléctricas que controla la operación del Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN). Su objetivo es coordinar la operación de las centrales de generación al mínimo costo, asegurando el suministro de energía y el adecuado aprovechamiento de los recursos energéticos relacionados a esta actividad. Hasta el año 2000, la red eléctrica nacional se dividía en dos subsistemas, el Sistema Interconectado Centro Norte (SICN) y el Sistema Interconectado Sur (SIS) cada uno de los cuales era operado por un COES independiente. A partir del 2001 los sistemas se interconectaron formando un gran sistema nacional gracias al tendido y puesta en funcionamiento de la red de transmisión principal de Mantaro-Socabaya. Existen, sin embargo, algunos sistemas locales aislados del SEIN que son de relativa importancia, como el operado por la empresa Electro Oriente S.A. que produce energía eléctrica para algunas localidades de la selva peruana.





En lo referente a la estimación de la demanda, en las pasadas regulaciones el COES ha utilizado un modelo para la estimación y proyección del consumo de electricidad que cuenta con dos componentes principales. El primer componente es un modelo econométrico lineal para el consumo residencial y comercial sin incluir cargas especiales e incorporadas⁴, el cual se estima por el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO). El segundo componente es una proyección de las mencionadas cargas basada en encuestas y opiniones sobre el consumo eléctrico a ser demandado en los grandes proyectos mineros, o que se derivará de las ampliaciones de las operaciones de estos proyectos o de la entrada de nuevos proyectos, todo ello en un horizonte de cuatro años. Una vez obtenidos los cálculos de estos dos componentes, se suman los resultados obteniendo proyecciones agregadas del consumo eléctrico futuro.



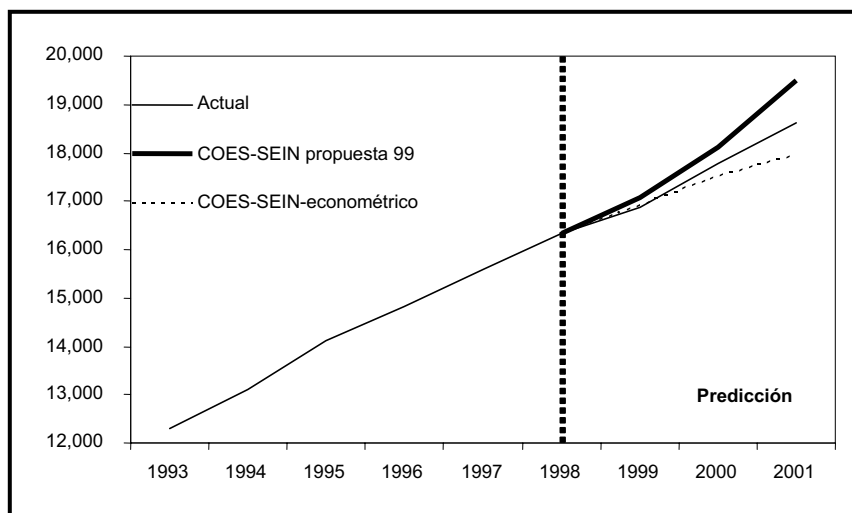
Los cálculos realizados en las pasadas regulaciones han tendido a sobrestimar consistentemente el consumo real observado *ex-post* como se puede observar en el Gráfico N° 1. Allí se muestra que la predicción econométrica del consumo no minero subestima los niveles observados, mientras que el consumo agregado, luego de que se añade el consumo minero a la estimación, sobrestima crecientemente el consumo observado. Debido al importante impacto de la sobrestimación de la demanda en las tarifas, el desajuste en la predicción del modelo del COES-SEIN sugiere la necesidad de analizar la metodología utilizada.



⁴. Las “cargas especiales” y “cargas incorporadas” comprenden el consumo de yacimientos mineros en operación, así como proyectos que se espera se incorporen a la demanda total de electricidad en los próximos cuatro años. Generalmente se asocia a este tipo de cargas con el consumo de unidades mineras.



Gráfico N° 1
Predicción dentro de la muestra del modelo COES-SEIN
(Demanda eléctrica SEIN en GWh.)



Fuente: Modelos estimados, Propuesta Tarifaria COES-SICN y SIS.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Existen dos aspectos que parecen ser centrales en esta discusión. Existe un primer problema con la metodología utilizada por el COES, que radica en la estimación por medio del método de Mínimos Cuadrados Ordinarios para la demanda sin cargas especiales ni incorporadas (primer componente). Esta metodología (MCO) requiere que las series sean estacionarias, característica no satisfecha por numerosas series económicas como el PBI, el consumo eléctrico, la población, entre otras. El resultado de la aplicación de la metodología en condiciones de no estacionariedad conducen al problema de la relación espuria, por el cual las variables independientes entre sí están estadísticamente muy relacionadas. Este problema no tiende a desaparecer, aún en el caso de muestras

grandes⁵. Debido a estas limitaciones el uso de MCO ha sido gradualmente dejado de lado con el desarrollo de metodologías de predicción superiores basadas en series de tiempo (desde la década de 1970) y por modelos estructurales con especificaciones de error menos restrictivas (desde la década de 1980). Esta última etapa ha conducido al uso de técnicas de cointegración, usualmente implementadas mediante modelos de corrección de error.

Un segundo problema con la metodología del COES-SEIN tiene que ver con el cálculo del crecimiento de la demanda minera (segundo componente) a través de encuestas y entrevistas. Más allá de la poca rigurosidad de este procedimiento, este esquema crea incentivos para que el COES proponga escenarios optimistas sobre el desarrollo futuro de la demanda de energía eléctrica, debido a que una mayor demanda eléctrica determina la programación en el despacho de centrales de generación menos económicas que incrementan el costo marginal de provisión y por ende la tarifa en barra⁶. Algunos ejercicios de simulación realizados por la Gerencia Adjunta de Regulación Tarifaria (GART) muestran que, considerando el parque de generación actual, un error de uno por ciento en la sobrestimación del nivel de la demanda para cada uno de los cuatro años del horizonte de proyección, se puede traducir en un

⁵. El problema de relación espuria fue estudiado inicialmente por Yule (1926). Para mayores detalles, consúltese Granger y Newbold (1974), Banerjee, Dolado, Galbraith y Hendry (1993) y Maddala y Kim (1998).

⁶. A modo de ejemplo, en la fijación tarifaria de Noviembre del 2002, la propuesta del COES contemplaba un crecimiento promedio de 15 por ciento en el consumo minero de electricidad en el escenario optimista, y de 10.4 por ciento en el escenario moderado. En nuestra opinión, el denominado escenario moderado es más bien un escenario bastante optimista dado que la demanda minera ha registrado crecimientos menores aún en los períodos de mayor expansión. Por ejemplo, entre 1996 y el 2001 la producción minera creció a una tasa de 11 por ciento anual, siendo la tasa anual de crecimiento del consumo eléctrico de este sector ligeramente inferior al 8 por ciento.



incremento adicional de aproximadamente cinco por ciento en el precio básico de la energía⁷.

La relevancia de los problemas de la metodología del COES-SEIN plantea la necesidad de contar con modelos que corrijan las deficiencias y permitan predicciones más precisas. En esta línea, el objetivo de este documento es desarrollar modelos econométricos más eficientes y confiables para la realización de proyecciones de la demanda agregada de electricidad. Dada la disponibilidad de la información, en el documento se han estimado dos grupos de modelos. Un primer grupo de modelos tiene como variable dependiente a las ventas mensuales de electricidad, y un segundo grupo considera como variable explicada a la cantidad producida anualmente en el SEIN⁸.

El documento está dividido en cuatro secciones. En la segunda sección se efectúa una breve revisión de la literatura sobre la estimación de modelos que utilizan datos agregados con el propósito de extraer algunas lecciones que serán útiles en el proceso de estimación y selección de nuestra herramienta de predicción. En el tercer apartado se efectúa una breve revisión de las estadísticas utilizadas para estimar los diferentes modelos, concluyendo que es preferible utilizar información mensual a partir de 1994, dada la mayor confiabilidad de los datos y extensión de la muestra. Se estimará un modelo de series de tiempo y dos basados en el método de corrección de errores propuesto por Engle y Granger (1987): uno utiliza el PBI agregado y otro está dividido

⁷. Estas simulaciones se realizaron con el modelo de optimización y estimación de costos marginales de generación eléctrica PERSEO, modelo que se utiliza a la fecha en cada proceso de reajuste tarifario.

⁸. Las ventas de electricidad se deducen de la producción agregada restando el consumo propio de las centrales de generación y las pérdidas de energía asociadas a la comercialización de la electricidad desde los generadores hasta el cliente final.



entre PBI minero y PBI resto. También se estiman tres modelos con datos anuales: un modelo de series de tiempo, uno de corrección de errores y un modelo de análisis sectorial, que divide el consumo eléctrico en tres componentes: residencial, minero y resto.

En la cuarta sección se realiza un análisis comparativo de los modelos seleccionados en base a su calidad predictiva. Asimismo, en esta sección se comparan proyecciones de los diferentes modelos desarrollados para el periodo 2002-2006.

2. Revisión de la Literatura

Las distintas metodologías de estimación de la demanda de energía pueden, en general, ser clasificadas en dos grandes grupos, aquellas que utilizan información desagregada al nivel de hogares o de las empresas, y aquellas que utilizan información agregada. Debido a que la disponibilidad de información en el país ha determinado en la práctica el uso de series de tiempo para la implementación de la normatividad vigente⁹, en este documento nos centraremos en el segundo grupo de estudios. Específicamente en esta sección se describe y comenta algunos de los estudios más importantes en la literatura de la estimación de demanda eléctrica, así como los estudios desarrollados en el caso peruano.

⁹ El Artículo N° 123 del reglamento de la LCE se establece que: “La proyección de la demanda a la que se refiere el artículo 47 de la Ley, se efectuará considerando la correlación de la demanda de electricidad con factores económicos y demográficos relevantes...”.

2.1. Literatura Internacional sobre el estudio de la demanda eléctrica

La demanda eléctrica agregada es caracterizada por su variación a lo largo de un día, una semana o un año. La demanda es inelástica como ha sido sugerido por diversos estudios (McFadden, Puig y Kirschner, 1977; Parti y Parti, 1981; Aigner y Hausman, 1981; Dubin y McFadden, 1984; Chang y Hsing, 1991; Reiss y White, 2001; Bushnell y Mansur, 2001, en el caso residencial y Wolak; 2001, en el caso agregado), y tiene un altísimo componente industrial y comercial. No obstante, desde sus inicios la literatura en el tópico priorizó al componente residencial, como ha sido señalado en su revisión de la literatura por Taylor (1975), o los estudios agregados.

Entre los estudios con información agregada puede señalarse a Engle, Granger, Rice y Weiss (1986), Engle, Granger y Hallman (1989) y Meentemehra (2002). A nivel de la región, destacan los estudios de Chumacero (1996) y Mateos, Rodríguez y Rossi (1999). Finalmente, en el caso peruano pueden señalarse los estudios de empresas de consultoría e instituciones de investigación como Monenco-Agra (1996), CISEPA (1998), S&Z Consultores (1999) y Macroconsult (2001).

En lo concerniente a estudios agregados, Meentemehra (2002) desarrolla un número de criterios para la estimación y proyección de la demanda de energía eléctrica. Entre estos criterios destaca la conveniencia en el uso de modelos de series de tiempo en las proyecciones de corto plazo, usualmente no mayores a cuatro años¹⁰. En el caso de proyecciones de largo plazo, el autor recomienda la

¹⁰. Es importante tomar en cuenta esta recomendación, ya que como se verá más adelante, la exploración de especificaciones y técnicas alternativas de estimación llevan a plantear un modelo de series de tiempo, que si bien constituye una buena explicación de las *tendencias locales* de la



utilización de modelos econométricos con especificaciones de corrección de error debido a que éstas incorporan relaciones causales que permiten el ajuste de las proyecciones según los distintos escenarios que se plantean.

Empleando una serie de criterios distintos, Engle, Granger, Rice y Weiss (1986) estiman la demanda por electricidad incorporando una especificación semiparamétrica. En particular, dada la presencia de una relación no lineal entre el clima y las ventas de electricidad, estos autores deciden incorporar la variable clima dentro de un componente no paramétrico, estimando la relación mediante procedimientos de diferenciación¹¹. El modelo emplea información mensual de las variables de interés, que son las ventas de electricidad, una *proxy* del nivel de actividad económica y la tarifa promedio.

En esta última línea, Engle, Granger y Hallman (1989) estiman la demanda eléctrica en el estado de Massachussets. De acuerdo con las contribuciones seminales de los propios autores en el análisis de series cointegradas (Engle y Granger, 1983, 1987), el estudio aplica una metodología que captura en una misma especificación tanto el comportamiento de largo como el de corto plazo del consumo. El modelo utiliza principalmente información mensual del número de clientes, la tasa de ocupación como indicador de la actividad

demanda eléctrica no representa una herramienta muy útil para la proposición de escenarios a futuro.

¹¹. El procedimiento de diferenciación para este tipo de especificaciones consiste en la remoción del componente no paramétrico mediante la ordenación de la base de datos de menor a mayor en función a la variable que será modelada no paramétricamente, para luego diferenciar todas las variables y estimar los coeficientes de la parte paramétrica mediante mínimos cuadrados ordinarios. Estas técnicas sirven de complemento a otras basadas en estimadores de *kernel* (Robinson, 1988) o de estimadores de series de Fourier (Andrews, 1991). Para mayores detalles sobre este procedimiento y algunas aplicaciones, véase Yatchew (2003).

económica de la región y variables *dummy*, cuya función es capturar la estacionalidad del consumo eléctrico.

Una característica particular del estudio es que variables como la población y la tarifa eléctrica no se toman en cuenta al momento de estimar la relación de largo plazo. Los autores señalan que un modelo dinámico con series mensuales debe utilizar variables explicativas que cambien –al igual que la demanda eléctrica– rápidamente, como un indicador del nivel de actividad económica y un indicador de las condiciones climáticas. En contraposición, un modelo con datos anuales debe incorporar en la relación de largo plazo variables que afectan al consumo eléctrico más lentamente, como la población y el PBI en el caso de los Estados Unidos. Como veremos más adelante, una importante implicancia del estudio de Engle et. al. para el caso peruano es que la normatividad puede imponer restricciones en la predicción del consumo eléctrico, al especificar variables cuya utilidad depende de la especificación escogida y del tipo de información utilizada.

Respecto a investigaciones similares desarrolladas en la región, se puede señalar los estudios de Chumacero (1996) y Mateos et. al. (1999). El primero ha estimado la demanda agregada de electricidad para la Zona Central de Chile en el contexto de la regulación tarifaria de ese país. A diferencia de otros estudios propone una forma funcional no lineal en la variable explicativa ingreso de modo que se obtenga una elasticidad variable a lo largo del tiempo y no constante como se suele imponer en especificaciones logarítmicas. Según el autor, la no linealidad de la relación estimada¹² permite evaluar la hipótesis de

¹². Chang y Hsing (1991) introducen especificaciones no lineales para estimar la demanda eléctrica residencial.

saturación de la demanda eléctrica, según la cual la elasticidad ingreso de la demanda eléctrica tiende a reducirse conforme se incrementa el nivel de ingresos¹³. Los resultados econométricos muestran que esta hipótesis se cumple en el caso chileno, aunque el mismo autor señala que esta premisa podría no ser del todo válida, debido a que se esperaría que en el mediano plazo la industria manufacturera se vuelva más intensiva en el uso de la energía eléctrica.

Por otro lado, Mateos et. al (1999) estiman un modelo estructural de equilibrio parcial del mercado eléctrico para el caso argentino. En tal sentido, los autores estiman la oferta y demanda de electricidad empleando un sistema de ecuaciones estimado por variables instrumentales. En este documento, se utilizan variables que afectan la curva de oferta para obtener mejores predicciones sobre el precio, como las condiciones hídricas de las cuencas relevantes para el sistema de generación, y los precios de los combustibles que afectan el costo de la generación térmica.

2.2. Estimaciones anteriores para el caso peruano

Los estudios desarrollados en el caso peruano han estado orientados a realizar estimaciones de demanda agregada de electricidad en el marco de los procesos de fijación tarifaria. Estos estudios se han realizado a solicitud de la Gerencia Adjunta de Regulación Tarifaria (GART), del Comité de Operación Económica de del Sistema Interconectado Centro Norte (COES-SICN hasta el año 2000) y

¹³. Chang y Hsing (1991) muestran que una forma funcional no lineal cambia radicalmente el resultado que se obtiene respecto a la elasticidad ingreso de la demanda eléctrica, en comparación con un modelo en logaritmos o una especificación aun más sencilla. En particular, sus resultados muestran que conforme el ingreso real de las familias en EE.UU. aumentó a lo largo de las décadas de 1950 y 1980, la elasticidad ingreso de la demanda eléctrica se fue reduciendo, aunque a una tasa decreciente.



Oficina de Estudios Económicos - OSINERG

del Comité de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional (COES-SEIN), siendo este último el que se utiliza actualmente en la propuesta tarifaria para el cálculo de la tarifa en barra. Entre los estudios encargados por la GART puede señalarse el estudio del CISEPA-PUCP (1998), el estudio de actualización de S&Z Consultores (1999) y el estudio de Macroconsult (2001). El estudio del COES-SEIN fue originalmente desarrollado para el COES-SICN por la consultora Monenco-Agra (1996), siendo el modelo que se utiliza en los distintos procesos de fijación de tarifas. La explicación detallada de cada uno de estos modelos se encuentra en el Anexo N° 2.

Modelo COES-SEIN

El modelo utilizado por el COES en los procesos de fijación tarifaria se compone de dos partes. La primera es un modelo econométrico cuya variable explicada son las ventas anuales de electricidad, sin incluir las llamadas “cargas especiales” y “cargas incorporadas”. La segunda calcula la demanda eléctrica de estas cargas sobre la base de encuestas e información provista por los inversionistas respecto de sus expectativas futuras de inversión. La proyección de la demanda de electricidad sin incluir las cargas fue originalmente desarrollada por la consultora Monenco-Agra para el COES del antiguo Sistema Interconectado Centro Norte (COES-SICN). Esa misma metodología ha sido utilizada por el actual COES-SEIN para estimar la demanda agregada del SICN y del antiguo Sistema Interconectado Sur (SIS) en un solo modelo. La estimación de los parámetros se realiza por el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO), con series en niveles.

Realizando un diagnóstico de las series se concluye que éstas no son estacionarias, llevando a un posible problema de relación espuria (Yule; 1926,

Granger y Newbold; 1974), tal como se verifica en el Anexo N° 3. De otra parte, se puede comprobar que la estimación en su conjunto posee cierta inestabilidad hacia el final de la muestra. Además, el modelo econométrico presenta un problema de composición en el crecimiento de la demanda eléctrica. Específicamente, se sobreestima el crecimiento de la demanda atribuido a la población. Finalmente, el reducido número de observaciones es insuficiente para obtener propiedades deseables en los estimadores MCO. Todos estos problemas sugieren que el modelo del COES-SEIN presenta limitaciones que lo hacen poco apropiado para efectuar proyecciones confiables de la demanda de electricidad. Esta debilidad es aun mayor cuando se incorpora el segundo componente, que consiste en el cálculo de la demanda minera.

Este componente se obtiene de la suma de dos factores: el primero consiste en una serie de encuestas realizadas a productores mineros sobre el consumo futuro de electricidad, mientras que el segundo estima qué proyectos intensivos en el uso de electricidad se incorporarán a la demanda en el futuro. Este método introduce un grado elevado de discrecionalidad, ya que en gran medida la inclusión de proyectos futuros que demanden energía eléctrica puede obedecer a opiniones subjetivas y no a una evaluación razonable de las condiciones futuras para el desarrollo de estos proyectos¹⁴. Además, el hecho que el modelo incluya cargas por fuera lleva a un problema de doble agregación ya que el PBI utilizado en el modelo incorpora la producción de dichas cargas.

¹⁴. Este problema se trata de corregir en cierta medida asignando una probabilidad de ocurrencia de 0.5 para estos proyectos mineros, lo que en la práctica lleva a considerar solo la mitad de la demanda eléctrica potencial.

Modelo CISEPA-PUCP (1998)

El modelo propuesto por el CISEPA (1998) de la Pontificia Universidad Católica del Perú incluye componentes dinámicos en el ajuste de la demanda de electricidad. La metodología de análisis se basa en la formulación de dos funciones de demanda, una denominada de ajuste instantáneo y otra de ajuste parcial. La ecuación de ajuste instantáneo estima las elasticidades precio e ingreso de largo plazo, asumiendo que las variables explicativas (consumo, ingreso y tarifa) se encuentran en equilibrio. De otro lado, la ecuación de ajuste parcial supone que existen divergencias entre el consumo y la demanda de energía eléctrica en el corto plazo. La proyección de la demanda se efectúa combinando ambas ecuaciones, complementándolas con variables *dummy*. El estudio del CISEPA estima demandas parciales para nueve categorías de usuarios¹⁵, agregándolas para estimar la demanda total. Una característica a notar en este estudio es la no inclusión de la variable población entre los regresores, así como la no significancia estadística de la tarifa en algunas de las ecuaciones estimadas.

Estudio de S&Z Consultores (1999)

El estudio utiliza el modelo elaborado por el CISEPA-PUCP y sugiere que éste puede ser mejorado en dos aspectos, el primero se refiere a la introducción discrecional de variables *dummy* con el propósito de recoger la estacionalidad

¹⁵. Los autores dividieron a los usuarios en clientes libres y regulados y, dentro de este último, se diferenciaron entre consumidores domésticos y no domésticos. Esta división fue aplicada para tres ámbitos geográficos: Sistema Interconectado Centro Norte (sin considerar Lima), Lima Metropolitana y Sistema Interconectado Sur (SIS).



del consumo eléctrico, mientras que el segundo señala la existencia de inconsistencias en la información, tanto por tipo de usuarios como por sistema interconectado.

Para solucionar el primer problema, el estudio utiliza información trimestral con el propósito de suavizar la serie, mientras que en lo concerniente al segundo problema se optó por efectuar una mayor agregación de los datos, estimando sólo dos ecuaciones: la primera estima la demanda del Sistema Interconectado Centro Norte, y la segunda estima la demanda a nivel nacional. El principal problema de este estudio se centra en el empleo de datos trimestrales, ya que se reduce el tamaño de muestra a 18 observaciones.

Estudio de Macroconsult (2001)



Este trabajo estima la demanda de electricidad utilizando especificaciones que incluyen términos de corrección de error, empleando las mismas variables que el modelo del COES. Si bien el trabajo en mención supone una mejora en cuanto a la metodología empleada, debido a que es consistente con la no estacionariedad de las series empleadas, aun subsisten algunos aspectos de la misma susceptibles de ser perfeccionados, tales como la presencia de un problema de composición en el crecimiento de la demanda¹⁶, la exogeneidad de los regresores y el reducido número de observaciones (30 en total), que es insuficiente para obtener resultados confiables con el método de estimación empleado.



¹⁶. Al momento de estimar la ecuación de largo plazo, la elasticidad de la variable población sugiere que el crecimiento de ésta variable es el que posee mayor influencia en el crecimiento de la demanda eléctrica. Como se verá posteriormente, esta característica nos da indicios de una mala especificación econométrica.



3. Implementación Empírica

3.1 Presentación y evaluación de los datos utilizados

En el proceso de investigación y de la implementación empírica propiamente dicha, el primer paso llevado a cabo fue la recolección y evaluación de la información estadística disponible. Luego de realizado el análisis de los datos, las fuentes y las comparaciones respectivas, se ha llegado a la conclusión que el sector eléctrico peruano no cuenta con un sistema uniforme de estadísticas y, que los datos disponibles (salvo los más recientes) son inconsistentes y de escasa confiabilidad. Esto hace ver la necesidad de realizar esfuerzos conducentes a la implementación de bases de datos de mejor calidad, con el propósito de evaluar diferentes aspectos de la demanda eléctrica.

3.1.1 Información estadística y sus fuentes¹⁷

Producción y ventas de energía eléctrica

En lo concerniente a los datos sobre producción o ventas de energía, no existe una única entidad gubernamental que se encargue de recopilar dicha información, por lo que se debe tener especial consideración al momento de trabajar las series.

¹⁷. Toda la información estadística utilizada en la estimación de los diferentes modelos se presenta en el Anexo N° 1. En el primer cuadro se presenta información anual sobre la demanda eléctrica sectorial estimada para el SEIN, en el segundo cuadro se presenta información anual adicional sobre la demanda eléctrica a nivel nacional, en el tercer cuadro se muestra información estadística sobre el PBI y la población en frecuencia anual, y en el último cuadro se consigna la información de las series mensuales a ser utilizadas en el presente documento.

La serie de producción con frecuencia anual se elaboró en base a la información provista por el Ministerio de Energía y Minas (MEM). En particular, la Oficina Técnica de Energía (OTERG) de esta entidad proveyó datos para el período 1970-2000, mientras que la Dirección General de Electricidad (DGE) brindó información para el período 1980-2001. La primera serie se encuentra desagregada por sectores económicos y comprende, además, información sobre pérdidas por transmisión y distribución, así como datos sobre el consumo propio de las centrales de generación. Para construir la serie de producción anual en el período de estimación (1970-2001), se obtuvo la producción del SEIN para el período 1998-2001 en base a información de la GART, y se aplicó la tasa de crecimiento de la serie anual de la OTERG y la DGE hacia atrás. Esta información hace posible estimar modelos comparables con las proyecciones realizadas por el COES para la demanda agregada de electricidad del SEIN. Adicionalmente, se procuraron construir series de demanda eléctrica minera, residencial y del resto de la industria y del comercio para el SEIN. Para ello se tomó como referencia información sobre la demanda minera provista por la OTERG y la demanda residencial del SEIN provista por la GART y la DGE para el período 1970-2001.

En relación a los datos en frecuencia mensual, sólo ha sido posible encontrar información de las ventas mensuales de energía en GWh desde el año 1994. Esta serie de ventas incluye datos de sistemas aislados que no forman parte del SEIN. Dado que estos sistemas constituían sólo el 1.7 por ciento de las ventas totales para el año 2001, consideramos que las estimaciones realizadas utilizando esta variable pueden corregirse restando 1.7 por ciento de los valores estimados para obtener las ventas de electricidad del SEIN.

Una característica adicional de la serie de ventas mensual es el quiebre sufrido por la misma en 1997, año en el que tres grandes generadores que hasta aquel momento se encontraban aislados de los sistemas interconectados se incorporaron al SEIN¹⁸. A fin de solucionar dicho problema, se solicitó información a la Dirección de Promoción y Estadística de la DGE sobre el consumo de los principales autoprodutores de energía eléctrica, información que se obtiene a través de una encuesta mensual desde 1994. Con esta información se procedió a corregir la serie de ventas de energía de la GART sumando a los periodos anteriores a Julio de 1997 el consumo final de energía de estas unidades, logrando de esta manera obtener una serie mensual sin quiebres estructurales.

Para compatibilizar las proyecciones realizadas con los modelos en frecuencia anual con los de frecuencia mensual, fue necesario corregir los resultados de estos últimos por el consumo propio de las centrales de generación y las pérdidas por comercialización y las ventas de los sistemas aislados.

Precio Promedio de la Electricidad

Actualmente la GART publica información sobre los precios promedio de energía eléctrica a nivel nacional, dato que resulta de la división entre la facturación por las ventas finales de las empresas eléctricas en Nuevos Soles y

¹⁸. Estos generadores estaban vinculados a las empresas Shougang Hierro Perú, Southern Perú Copper Corporation y Centromín, las cuales hasta mediados de 1997 generaban electricidad para el consumo exclusivo de sus unidades mineras asociadas. En 1997, estas generadoras se independizaron adoptando los nombres de Shougesa, Enersur y Electroandes respectivamente, incorporándose a la serie de ventas.



el volumen de energía vendida en GWh¹⁹. Esta información está disponible para el periodo 1975 - 2000 (Macroconsult, 2001), mientras que para el año 2001 se consideró la información preliminar provista por la GART. Un problema de esta serie reside en el hecho que no incluye los precios por energía y potencia que cobraban los autoprodutores integrados al SEIN antes de 1997, lo cual puede traer inconsistencias en la estimación de la demanda agregada, considerando que en las series de ventas si se considera a estos productores.

De otro lado, la GART y el MEM tienen series de precios promedio de electricidad con frecuencia mensual desde 1995. Esta serie se construye de la misma forma que la serie anual. La información sobre la tarifa promedio de electricidad se completó para el año 1994 utilizando la tarifa promedio anual reportada por la GART y una serie mensual de la tarifa promedio de electricidad publicada por el Banco Central de Reserva del Perú²⁰.



Producto Bruto Interno (Soles constantes de 1994)

Si se desea tener un modelo que reproduzca correctamente el comportamiento de la demanda de electricidad en el SEIN, lo mejor sería tener una serie del PBI para el ámbito geográfico de dicho sistema, por lo que es necesario obtener el

¹⁹. El empleo de una serie de tarifas eléctricas promedio construidas de este modo puede llevar a sesgos en las estimaciones de las elasticidades precio, por cuanto las ventas de electricidad se encuentran en ambos lados de la especificación. Este problema ha sido ampliamente detallado en la literatura sobre estimación de demanda a nivel residencial (Taylor, 1975; McFadden, Puig y Kirschner, 1977, entre otros). No obstante, la mayoría de trabajos de demanda agregada emplean esta variable para las estimaciones, por cuanto no se dispone de información desagregada al respecto.

²⁰. El Banco Central de Reserva publica en su boletín semanal la evolución mensual de la tarifa eléctrica promedio residencial e industrial. Ambas tarifas se promediaron utilizando pesos para estos dos sectores en función al nivel relativo de las ventas de electricidad al mercado residencial y las ventas al mercado industrial y comercial, información que se obtuvo de los anuarios de la GART.





PBI departamental. Sin embargo, esta información dejó de publicarse el año 2000, no existiendo datos confiables para años recientes. Algunas instituciones²¹ han realizado estimaciones para dividir el PBI del Perú en 24 departamentos. Estas estimaciones difieren considerablemente entre sí, aun para departamentos de los cuales se posee importante cantidad de información²². Este factor, sumado al hecho de no poseer una serie extensa, llevó a la decisión de utilizar el PBI global de la economía peruana.

El indicador de actividad económica de mayor confiabilidad es el PBI con año base 1994, publicado por el Banco Central de Reserva del Perú (BCRP). Sin embargo, es probable que esta serie tenga un número de limitaciones derivadas del hecho que la serie para años anteriores a 1990 se ha construido sobre la base de las variaciones reales del antiguo PBI con base 1979. Esta serie se encuentra desagregada por sectores económicos desde 1970.

Por otro lado, existe una serie de frecuencia mensual del PBI real con base 1994²³. A diferencia de la anterior, esta serie se encuentra en números índices por lo que fue preciso transformarla a valores constantes en moneda nacional. Utilizando la información del PBI anual en millones de nuevos soles de 1994 y los índices mensuales referidos es posible aproximar el PBI mensual en millones de soles de 1994. A partir de estos datos se obtienen los valores para

²¹. Tales como el Instituto Cuanto y Apoyo Consultoría. Esta última institución efectuó el cálculo del PBI departamental en las últimas fijaciones tarifarias.

²². Por ejemplo, el PBI para el departamento de Lima estimado por Apoyo para el 2000 superior en cuatro por ciento aproximadamente al calculado por Cuanto, mientras que el PBI de Arequipa para el mismo año es un 26 por ciento inferior.

²³. Al respecto, existe una discrepancia sobre la medición del PBI mensual, dado que la mayor parte de la información empleada es medida de forma indirecta, lo cual podría llevar a errores de medición en esta variable. Sin embargo, es el único indicador disponible que puede servir para la evolución del nivel de actividad económica.

el periodo 1994-2001 aplicando la variación porcentual de doce meses —mes corriente frente al mismo mes del año anterior— que publica el BCRP en su portal de Internet.

Población

El Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) publica anualmente una serie de población que se construye a partir de las tasas de crecimiento inter-censal. Esta tasa es de 1.7 por ciento entre 1993 y el 2001. Con este dato, se procedió a estimar una serie de población mensual, calculando la tasa de crecimiento mensualizada. Respecto al nivel de población con frecuencia anual, el BCRP presenta en sus memorias anuales una serie construida a partir de información provista por el INEI para el periodo 1970-2001. Los Cuadros N° 1 y 2 muestran las variables con frecuencia mensual y anual a ser utilizadas en las estimaciones:

Cuadro N° 1
Nombre y definición de las variables mensuales

Abreviado	Definición	Variable
PBIR94:	PBI (mill. S/. 1994)	y_t
POBL:	Población total del Perú (miles de habitantes)	$pobl_t$
IPCM:	Índice de precios al consumidor mensual (1994=100)	ipc_t
VETOT	Ventas de electricidad totales (Gwh)	v_t
TEPROM	Tarifa electricidad promedio (Cts. S/. / Kwh.)	p_t

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° 2
Nombre y definición de las variables anuales

Abreviado	Definición	Variable
DE_SEIN:	Demanda Agregada del SEIN (GW.h.)	da_t
DE_MIN:	Demanda Eléctrica del Sector Minero (GW.h.)	$dmin_t$
DE_RESI:	Demanda Eléctrica Residencial (GW.h.)	$dresi_t$
DE_RESIPC:	Demanda Eléctrica Residencial Per Cápita (GW.h. / hab.)	$dresipc_t$
DE_RESTO:	Demanda Eléctrica del Resto de la Industria y Comercio	$dresto_t$
PBIRA:	PBI Global (mill. S/. 1994)	ya_t
PBIMIN:	PBI Minero Metálico (mill. S/. 1994)	yma_t
PBIRESTO:	PBI Resto de la Economía (mill. S/. 1994)	yra_t
POBLA:	Población total del Perú (miles de habitantes)	$pobl_t$
TARIFA:	Tarifa Electricidad Promedio (Cts. US\$ / Kwh.)	pa_t

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

3.1.2 Evaluación de las propiedades de los datos

Estadísticos representativos y algunos comentarios

En esta sección se proceden a evaluar las propiedades de las series. En el Cuadro N° 3 se presentan los principales estadísticos asociados a la información utilizada en las estimaciones en frecuencia mensual. Un segundo grupo de indicadores útiles para determinar la existencia de relaciones entre las variables son las correlaciones cruzadas, que se aprecian en los Cuadros N° 4 y 5. En el panel correspondiente a las correlaciones cruzadas de las variables en niveles se puede observar que todas las series están altamente correlacionadas con la variable que se desea explicar. Llama la atención la alta correlación (casi cercana a uno) entre las ventas totales de electricidad y la población. Es posible

que exista una relación espuria entre ambas variables (Yule; 1926)²⁴, por lo que introducir la población en el modelo de regresión conllevaría dificultades en la predicción.

Cuadro N° 3
Principales estadísticos de las variables mensuales

Estadístico	VETOT	PBIR94	TEPROM	POBL
Media	1,138.00	9,473.30	21.4	24,865.30
Mediana	1,137.90	9,607.20	21.2	24,846.50
Máximo	1,422.80	11,204.90	25.6	26,560.90
Mínimo	894	6,941.00	15.1	23,243.00
Desv. Estándar	145.7	753.7	2.9	972.9
Simetría	0.2	-0.62	-0.49	0.05
Curtosis	1.87	3.84	2.48	1.8
Jarque-Bera	5.68	9.06	5	5.77
Probabilidad	0.06	0.01	0.08	0.06
Observaciones	96	96	96	96

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Una manera práctica de determinar la presencia de una relación espuria es estimar la matriz de correlaciones cruzadas con las variables en primeras diferencias. Las primeras diferencias nos permiten visualizar el componente cíclico de corto plazo de una serie. Si existe causalidad entre ambas variables, las correlaciones cruzadas no deberían perder significancia. Nótese en el panel B de los Cuadros N° 4 y 5 que la correlación entre las ventas totales y la población se reduce considerablemente, hecho que valida las sospechas sobre una sobreestimación del impacto del nivel de la población sobre el consumo eléctrico en las estimaciones realizadas anteriormente para el caso peruano.

²⁴. Se debe recordar que esta es una de las principales críticas hechas al modelo estimado por COES-SEIN, el cual fue presentado líneas arriba.

Cuadro N° 4
Correlaciones cruzadas de las variables en frecuencia mensual

A. Series en niveles

	VETOT	PBIR94	TEPROM	POBL
VETOT	1.000	0.783	0.831	0.987
PBIR94	0.783	1.000	0.766	0.782
TEPROMR	0.831	0.766	1.000	0.870
POBL	0.987	0.782	0.870	1.000

B. Series en primeras diferencias

	D(VETOT)	D(PBIR94)	D(TEPROM)	D(POBL)
DVETOT	1.000	0.450	-0.256	0.039
DPBIR94	0.450	1.000	-0.173	-0.038
DTEPROMR	-0.256	-0.173	1.000	-0.195
DPOBL	0.039	-0.038	-0.195	1.000

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° 5
Correlaciones cruzadas de las variables en frecuencia anual

A. Series en niveles

	DE_SEIN	PBIRA	POBL	TARIFA
DE_SEIN	1.000	0.896	0.965	0.780
PBIRA	0.896	1.000	0.778	0.722
POBL	0.965	0.778	1.000	0.824
TARIFA	0.780	0.722	0.824	1.000

B. Series en primeras diferencias

	DE_SEIN	PBIRA	POBL	TARIFA
DE_SEIN	1.000	0.716	0.050	-0.120
PBIRA	0.716	1.000	-0.149	0.347
POBL	0.050	-0.149	1.000	-0.331
TARIFA	-0.120	0.347	-0.331	1.000

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Pruebas de raíz unitaria y orden de integración de las series

Un paso previo a las estimaciones de los modelos de series de tiempo es el conocer el orden de integración de las series, por cuanto las especificaciones empleadas dependerán de si las series poseen o no una raíz unitaria²⁵. Al respecto, existe una amplia discusión respecto de las propiedades de este tipo de pruebas (Maddala y Kim; 1998, Phillips y Xiao; 1998), aunque existe un relativo consenso respecto de los problemas de tamaño y poder de las pruebas de raíz unitaria como la de Dickey -Fuller. En este sentido, la verificación del orden de integración de las series debería de efectuarse mediante el empleo de pruebas robustas ante muestras pequeñas, como las propuestas por Elliot, Rothenberg y Stock (1996) o Perron y Ng (2001)²⁶. Los resultados de estas dos pruebas se muestran en el Cuadro N° 6.

Cuadro N° 6
Pruebas de Raíz Unitaria^{1/2/3}
(Series en Niveles)

Variable	DF-GLS	
	Intercepto	Intercepto y Tendencia
Ventas de Electricidad	0.947	-2.020
PBI Real	1.542	-1.257
PBI Minero	2.138	-1.794
PBI Resto	1.290	-1.203
Tarifa Promedio	-1.537	-2.101
Población	-1.588	-1.247

²⁵. Sin embargo, existen nuevas especificaciones que no dependen necesariamente del orden de integración de las series, como la propuesta por Pesaran y Shin (2000) y Pesaran, Shin y Smith (2001).

²⁶. La prueba de raíz unitaria de Elliott, Rothenberg y Stock (1996) se basa en una modificación a la prueba de Dickey y Fuller (DF), obteniendo una familia de pruebas. Estos autores muestran que la familia de pruebas obtenida carece de los problemas de tamaño y poder de la prueba DF, por lo cual su uso es más apropiado en muestras pequeñas. De otro lado, la prueba de Perron y Ng (2001) se basa en una modificación a las pruebas originales de Elliott et. al. (1996), introduciendo un componente no paramétrico basado en funciones de *kernel* para estimar las covarianzas.

Variable	Ng - Perron (Mza)		Ng - Perron (Mzt)	
	Intercepto	Intercepto y Tendencia	Intercepto	Intercepto y Tendencia
Ventas de Electricidad	1.762	-24.643	2.055	-3.482
PBI Real	0.818	-0.837	1.498	-0.540
PBI Minero	2.159	-10.807	2.364	-2.244
PBI Resto	0.662	-0.777	1.146	-0.503
Tarifa Promedio	-5.057	-8.175	-1.499	-2.021
Población	1.274	-2.974	1.135	-1.154

/1 Se rechaza la hipótesis de raíz unitaria: * 1% de significancia, ** 5% de significancia, *** 1% de significancia.

/2 El número óptimo de rezagos se obtuvo mediante el criterio de Schwartz.

/3 Los criterios Mza y Mzt son modificaciones de los estadísticos de Phillips y Perron (1988) que emplean series sin tendencia (*detrended*) en el sentido de Elliot, Rothenberg y Stock (1996).

Fuente: Estimaciones propias

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos - OSINERG

El proceso de evaluación de las pruebas de raíz unitaria para las series de frecuencia mensual sirvió para evaluar la presencia de tendencias lineales determinísticas y constante. En el caso de las series de frecuencia anual, la prueba se llevó a cabo considerando tendencia y constante para todos los casos. Los resultados de las pruebas indican que tanto las series mensuales como anuales no son estacionarias, excepto la población (utilizando en este caso una tendencia lineal). De otro lado, las pruebas realizadas a las series en primeras diferencias muestran que todas las series son integradas de orden uno²⁷. Por consiguiente, los modelos que se estimen deberán tomar en cuenta estos resultados.

3.2 Presentación y estimación de modelos seleccionados

Esta sección presenta estimaciones de la demanda de electricidad basadas en diversas metodologías. En primer término se presentan detalladamente tres

²⁷. Los resultados de estas pruebas se encuentran disponibles a solicitud de los lectores que así lo requieran

modelos desarrollados con datos mensuales. De otro lado, se describen brevemente los modelos estimados con datos anuales, poniendo especial énfasis en un modelo que desagrega la demanda eléctrica en tres sectores característicos.

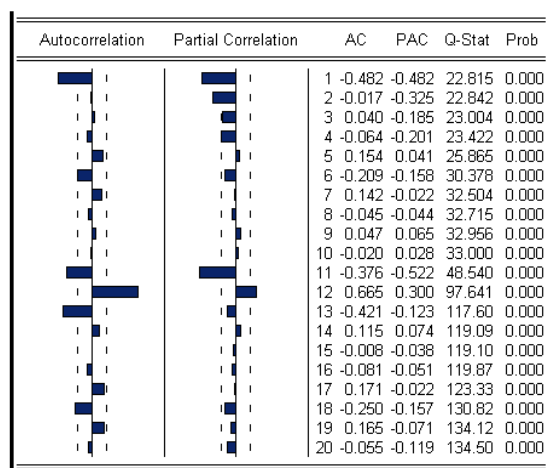
3.2.1 Modelo de series de tiempo con datos mensuales

En esta sección se procede a estimar un modelo de series de tiempo con datos mensuales para las ventas de electricidad. Para realizar la estimación del modelo, se seguirá el procedimiento de Box y Jenkins. En primer lugar, se identificará la variable a proyectar para luego realizar la estimación y evaluar los residuos.

En este primer paso, siguiendo la metodología propuesta por Box y Jenkins, ampliamente descrita en Harvey (1993), Hamilton (1994), Enders (1995) y Johnston y DiNardo (1997), se determinará el orden de integración de la serie. Como se mostró líneas arriba, la serie mensual de ventas de electricidad presenta una raíz unitaria. Puesto que la estimación de modelos de series de tiempo tiene como requisito la estacionariedad de la serie de ventas, se tomará la primera diferencia de la misma, para luego proceder a identificar su proceso generador de datos.

Como se puede observar en el correlograma de las primeras diferencias de la serie de ventas totales de electricidad, mostrado en el Gráfico N° 2, este proceso correspondería a uno de tipo ARMA(2,1). Sin embargo, dado que el coeficiente de autocorrelación sale de las bandas de confianza a partir del rezago 11, se consideró pertinente introducir un proceso MA de orden 12.

Gráfico N° 2
Correlograma total y parcial para las ventas totales de electricidad
(primeras diferencias)



Fuente: Estimaciones propias.
 Elaboración: Oficina de Estudios Económicos - OSINERG

En conclusión, el modelo general para aproximar el proceso generador de datos de las ventas de electricidad se puede resumir en una especificación del tipo ARIMA(2,1,1). Consistente con estas características de la serie, el modelo a estimar se puede expresar de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 \Delta v_t &= \beta + \rho_1 \Delta v_{t-1} + \rho_2 \Delta v_{t-2} + \varepsilon_t \\
 \varepsilon_t &= \mu_t + \theta_1 \mu_{t-1} + \theta_2 \mu_{t-2} \\
 \mu_t &\sim N(0, \sigma^2)
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

Donde:

v_t : Ventas de electricidad en GWh

ε_t : Residuo de la regresión

μ_t : Innovaciones con un proceso tipo *ruido blanco*.

Δ : Operador de primeras diferencias

Este modelo de series de tiempo fue complementado con variables *dummy* que capturan estacionalidades para algunos meses del año²⁸. Los resultados de la estimación se muestran en el Cuadro N° 7.

Cuadro N° 7
Resultados del Modelo de Series de Tiempo para las Ventas de Electricidad

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
Constante	15.2631	3.4108	4.4749	0.0000
Variación de Ventas (Rezago 1)	-0.8536	0.0973	-8.776	0.0000
Variación de Ventas (Rezago 2)	-0.5511	0.0829	-6.6452	0.0000
MA(1)	0.5679	0.0614	9.2431	0.0000
MA(12)	0.4323	0.0684	6.3192	0.0000
Febrero	-43.8748	9.636	-4.5532	0.0000
Mayo	31.2034	5.6635	5.5096	0.0000
Junio	-23.5528	6.5886	-3.5748	0.0006
Agosto	15.9086	6.6151	2.4049	0.0188
Dummy	35.8669	9.3391	3.8405	0.0003
R cuadrado	0.8272	Criterio de Información de Akaike		8.0376
R cuadrado ajustado	0.8053	Criterio de Información de Schwartz		8.3332
Estadístico F	37.7734	Probabilidad (Estadístico F)		0.0000

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos - OSINERG

Siguiendo el procedimiento de Box y Jenkins, se efectuaron una serie de pruebas a los residuos de la regresión, que se muestran en el Anexo N° 4, con el propósito de evaluar la veracidad de los supuestos que se hacen respecto al comportamiento de los mismos. El principal supuesto a evaluar es que éstos se encuentran idéntica e independientemente distribuidos, siguiendo una

²⁸. La inclusión de variables *dummy* estacionales agrega cierta estructura al modelo de series de tiempo, asumiendo un comportamiento estacional determinístico. Sin embargo, la introducción del concepto de "modelos estructurales de series de tiempo" (Harvey, 1993), se basa en el supuesto que componentes como tendencias y ciclos pueden estimarse mediante la introducción de procesos estocásticos, mejorando la aproximación al proceso generador de datos. Esta generalización de los modelos de la clase ARIMA es sumamente útil para el propósito de nuestro estudio, dado que el objetivo es obtener proyecciones confiables sobre las ventas de energía eléctrica.

distribución normal con media cero y varianza constante. En esta línea, el primer supuesto a evaluar es el de estacionariedad de los residuos. Con este propósito, se aplicó la prueba DF-GLS a los residuos de la estimación. Tal como se aprecia en el Cuadro N° A4.1, se verifica la estacionariedad de los mismos. Para comprobar si los mismos siguen una distribución normal, habitualmente se utiliza el estadístico de Jarque-Bera. El resultado de 0.94, mostrado en el Cuadro N° A4.2, sugiere que los residuos siguen una distribución normal.

Posteriormente, para evitar los problemas de ineficiencia en los estimadores, se procedió a verificar la presencia de autocorrelación y heterocedasticidad. En el primer caso se realizaron dos pruebas. La primera se basa en el multiplicador de Lagrange propuesto por Breusch y Godfrey. La segunda prueba, que se usa como alternativa a la anterior, consiste en la observación del correlograma de los residuos y la evaluación de la hipótesis de no autocorrelación utilizando como instrumento al estadístico Q²⁹. Por su parte, la hipótesis de heterocedasticidad de los errores fue contrastada con la prueba de White, y la prueba de heterocedasticidad condicional autoregresiva (ARCH). Los resultados de la prueba se presentan en el Cuadro N° A4.2 del Anexo N° 4, concluyéndose la inexistencia de autocorrelación en los residuos del modelo de series de tiempo para una especificación de la prueba que considera 12 rezagos. De igual modo, los resultados de los contrastes de heterocedasticidad sugieren que los residuos poseen una varianza constante.

²⁹. Para el reconocimiento de errores autocorrelacionados por medio de los correlogramas total y parcial, la regla práctica para determinar la no autocorrelación de los residuos es que los coeficientes de autocorrelación no presenten valores fuera de los intervalos de confianza. De igual modo, el estadístico Q, propuesto por Box-Pierce-Ljung, permite realizar pruebas sobre la hipótesis nula de no autocorrelación serial de los errores hasta el rezago $t = 1, \dots, k$. Para aceptar la hipótesis de no autocorrelación hasta el rezago t , todas las probabilidades asociadas el estadístico $Q(t)$ deben ser superiores a 0.05.

El diagnóstico realizado a los residuos del modelo de serie de tiempo planteado permite afirmar con un alto grado de seguridad que el proceso generador de los mismos sigue un ruido blanco gaussiano. Por esta razón el modelo resulta apropiado para realizar proyecciones sobre el nivel de las ventas de energía eléctrica. El siguiente paso en la evaluación del modelo de series de tiempo comprende el análisis de la bondad de ajuste y la estabilidad de la especificación.

Predicción ex-post del modelo y estabilidad

En esta sección se evaluará la confiabilidad del modelo al momento de realizar predicciones de la demanda de electricidad. El primer elemento de juicio para realizar este diagnóstico se basa en el valor del R^2 ajustado y los criterios de información de Akaike y Schwarz. Los coeficientes R^2 y R^2 ajustado del modelo de series de tiempo se encuentran alrededor de 0.8, lo cual indica un buen ajuste de la relación.

Un criterio adicional al R cuadrado consiste en verificar la estabilidad de los coeficientes estimados. Para medir esta propiedad se procedió a estimar el modelo (1) para tres tamaños muestrales distintos, realizando predicciones dentro de la muestra total y analizando los residuos resultantes. Para ello es preciso obtener la función de proyección de la función estimada:

$$dv_t = \hat{\rho}_1 dv_{t-1} + \hat{\rho}_2 dv_{t-2} + \mu_t + \hat{\theta}_1 \mu_{t-1} + \hat{\theta}_{12} \mu_{t-12} \quad (2)$$

Si se asume que toda la información relevante para realizar una proyección es conocida en el periodo t , es posible encontrar el valor proyectado de dv

(Enders, 1995). Actualizando la relación para un periodo futuro y tomando el valor esperado en (2), la función de proyección se reduce a:

$$E_t dv_{t+1} = \rho_1 dv_t + \rho_2 dv_{t-1} \quad (3)$$

Esta función se complementa con las variables dicotómicas que recogen la estacionalidad. El modelo ARIMA(2,1,1) fue re-estimado con las sub-muestras 1995-1997 y 1995-1999, prediciendo los valores fuera de estas sub-muestras y comparando dichos valores con los valores actuales de la serie observada para el periodo 1998-2001. La evidencia de estabilidad de muestra en el Cuadro N° 8. Específicamente, el incremento de mayor información no altera en gran medida el comportamiento de los errores.

Cuadro N° 8
Comparación de errores de predicción para el periodo 1998-2001
por sub-muestra

Indicador	1995-1997	1995-1999	1995-2001
Media (GW.h.)	-13.0	-9.0	-3.0
Desvíos Estándar	72.0	65.1	55.0
Coef. Variabilidad	-5.5	-7.2	-18.1
Máximo (GW.h.)	81.8	74.9	68.6
Mínimo (GW.h.)	21.8	19.3	25.8

Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

3.2.2 Modelo de corrección de error con datos mensuales

Para solucionar los problemas derivados del empleo de series no estacionarias se han desarrollado técnicas que permiten solucionar este problema. Más específicamente se han desarrollado técnicas de estimación de series

cointegradas, es decir, técnicas basadas en la estacionariedad de una combinación lineal de series no estacionarias (integradas). El concepto de cointegración es de especial relevancia porque permite describir la existencia de una relación de equilibrio (o relación estacionaria). En general, se puede decir que una relación no estacionaria de variables no estacionarias es simplemente una relación espuria o sin sentido. La intuición básica es que dos variables que participan en una relación económica deben mantener dicha relación en el largo plazo, aún cuando se trate de variables no estacionarias. Es decir, debe existir un equilibrio. Un estado de equilibrio entre dos o más variables se define como uno en el cual no existe una tendencia inherente al cambio (Banerjee, Dolado, Galbraith y Hendry, 1993)³⁰.

³⁰. Para ilustrar esta discusión, consideremos el siguiente ejemplo. Dos series $\{x_t\}$ e $\{y_t\}$ son integradas de orden 1 y evolucionan de acuerdo al siguiente proceso de generación de datos:

$$x_t + \beta y_t = u_t \quad (1)$$

$$x_t + \alpha y_t = e_t \quad (2)$$

$$u_t = u_{t-1} + \varepsilon_{1t} \quad (3)$$

$$e_t = \rho e_{t-1} + \varepsilon_{2t} \quad (4)$$

donde $(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t})'$ se distribuye iid normal bivariada con:

$$E(\varepsilon_{1t}) = E(\varepsilon_{2t}) = 0 \quad (5)$$

$$\text{var}(\varepsilon_{1t}) = \sigma_{11} \quad (6)$$

$$\text{var}(\varepsilon_{2t}) = \sigma_{22}$$

$$\text{cov}(\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}) = \sigma_{12}$$

Resolviendo para x_t e y_t para el sistema anterior, con $\alpha \neq \beta$, se obtiene que:

$$x_t = \alpha(\alpha - \beta)^{-1} u_t - \beta(\alpha - \beta)^{-1} e_t \quad (7)$$

$$y_t = -(\alpha - \beta)^{-1} u_t + (\alpha - \beta)^{-1} e_t \quad (8)$$

Dado que $\{u_t\}$ es un random walk y $\{x_t\}$ e $\{y_t\}$ dependen linealmente de $\{u_t\}$, ambas series pueden clasificarse como $I(1)$. Sin embargo, $\{x_t + \alpha y_t\}$ es $I(0)$, dado que e_t es estacionaria en (3). En este ejemplo, el vector $[1; \alpha]'$ es el vector de cointegración y $x + \alpha y$ es la relación de equilibrio. En el largo plazo, las variables se mueven hacia su nivel de equilibrio $x + \alpha y = 0$. Es importante notar que en el caso bivariado esta relación, de existir, es única (la prueba se encuentra

Existen por lo menos tres razones para considerar al concepto de cointegración como central para la modelación econométrica con variables integradas:

- a) El concepto de cointegración formaliza la idea de que una combinación lineal de dos variables integradas posee un menor orden de integración. Más específicamente, variables integradas de orden 1 pueden tener una combinación lineal estacionaria.
- b) Si cointegración se relaciona con equilibrio, se puede distinguir entre el concepto de “relaciones con sentido” y el de “relaciones espurias”.
- c) Las variables cointegradas poseen una representación de corrección de errores: reconciliación entre modelos de series de tiempo y modelos estructurales.

La relación entre modelos de corrección de errores y cointegración fue tratada por Granger (1981). Un estudio posterior (Granger; 1983) muestra que series cointegradas pueden representarse mediante modelos de corrección de errores³¹. El teorema de representación de Granger publicado posteriormente (Engle y Granger; 1987) muestra que un sistema de variables cointegradas puede representarse de tres formas: a través de vectores autoregresivos (VAR), a través de un modelo de corrección de error (VEC) y a través de un proceso de medias móviles (VMA). Estas representaciones son equivalentes, y el teorema establece las restricciones existentes entre las matrices en cada representación del proceso.

en el Anexo N° 5). En el caso multivariado, pueden existir hasta $n-1$ vectores de cointegración, donde n es el número de variables explicativas.

³¹. En general, si un vector \mathbf{X}_t es integrado de orden 1 y generado por un modelo de corrección de errores, entonces el mismo estará cointegrado.

Las representaciones de medias móviles y de corrección de errores se encuentran estrechamente relacionadas con los modelos de vectores autoregresivos. Sin embargo, cada una de ellas difiere de modo importante de las aplicaciones típicas del VAR. En particular, la representación de corrección de errores podría verse como un VAR en primeras diferencias en el cual también existe una relación en niveles que captura la relación de cointegración.

$$lv_t = \beta_0 + \beta_1 ly_t + \beta_2 lp_t + \beta_3 lpob_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Donde:

- v_t : Ventas de energía eléctrica
- y_t : PBI a precios constantes (desestacionalizado)³²
- p_t : Tarifa promedio de electricidad
- pob_t : Población

El Cuadro N° 9 presenta el resultado de la estimación de largo plazo en base a la ecuación (4), complementada con una variable *dummy*.

El análisis de los residuos de la estimación, desarrollado en el Anexo N° 5, muestra que estos tienen un comportamiento estacionario para diferentes especificaciones del test de DF-GLS. Por consiguiente, podemos decir que la ecuación de demanda agregada de electricidad está cointegrada.

³². El método de desestacionalización utilizado es el X12-ARIMA. La desestacionalización consiste en el proceso de identificar y remover el componente estacional de una serie de tiempo, dejando la tendencia y los componentes irregulares. El ARIMA X-12 divide la serie en una tendencia, un componente estacional y uno irregular. Si la serie está modelada de forma aditiva, al sumar las tres partes se obtiene la serie sin desestacionalizar. En cambio, si se modela de forma multiplicativa, la serie original es el producto de tres componentes. El componente estacional no puede hallarse sin conocer la tendencia de la serie, pero este componente tampoco puede hallarse si es que no se encuentra el componente estacional. Por lo tanto, el método efectúa una serie de iteraciones, obteniendo estimaciones de la tendencia y la estacionalidad. El programa ajusta un modelo ARIMA con los datos, utilizando predicciones un año hacia delante para mejorar la estimación de los factores estacionales en ambos extremos de la serie.

Cuadro N° 9
Estimación de Largo Plazo

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
Constante	-25.4604	0.6557	-38.8323	0.0000
PBI (Logaritmos)	0.2601	0.0652	3.9909	0.0001
Tarifa Promedio (Logaritmos)	-0.0579	0.0302	-1.9172	0.0583
Población (Logaritmos)	2.9666	0.1032	28.7546	0.0000
Dummy	0.0458	0.0088	5.1990	0.0000
R cuadrado	0.9829	Criterio de Información de Akaike		-5.2505
R cuadrado ajustado	0.9822	Criterio de Información de Schwartz		-5.1169
Estadístico F	1308.8490	Probabilidad (Estadístico F)		0.0000

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Siguiendo la metodología de estimación en dos etapas propuesta por Engle y Granger (1987), se debe verificar que el residuo de la expresión anterior sea estacionario para verificar la presencia de cointegración. Si este es el caso, el vector conformado por $(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3)$ será un vector de cointegración. Una vez determinada la estacionariedad de los residuos se procede a estimar un modelo de corrección de errores (MCE), determinado por un modelo de rezagos distribuidos³³ de la forma:

$$\Delta v_t = -\lambda [lv_{t-1} - \beta_1 ly_{t-1} - \beta_2 lp_{t-1} - \beta_3 lpobl_{t-1}] - \sum_{j=1}^{p-1} b_j \Delta v_{t-j} - \sum_{j=0}^{q-1} \gamma_{1j} \Delta ly_{t-j} - \sum_{j=0}^{r-1} \gamma_{2j} \Delta lp_{t-j} + \mu_t \quad (5)$$

$$\mu_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Donde:

- v_t : Ventas de energía eléctrica
- y_t : PBI a precios constantes
- p_t : Tarifa promedio de electricidad
- $pobl_t$: Población
- Δ : Operador de primeras diferencias

³³. Ver Johnston y Dinardo (1997) para una revisión de los modelos de rezagos distribuidos.

Nótese que el término entre corchetes en la ecuación (5) es el residuo de la estimación de largo plazo rezagado un periodo. Por otro lado, la expresión de la segunda línea que contiene la información relevante para el corto plazo no considera a la población, siguiendo la discusión presentada en la Sección 2 respecto a la relevancia de las variables que explican la volatilidad de las ventas de electricidad en el corto plazo. La estimación del MCE en (5) se complementó con variables *dummy* estacionales y las *dummies* DU1 y Duant.

La existencia de un equilibrio estable de largo plazo (estado estacionario) se determina evaluando la hipótesis $H_0: -\lambda < 0$, donde $-\lambda$ es a su vez significativamente distinto de cero. Dadas las características del MCE, las pruebas de hipótesis se realizan utilizando los estadísticos t estimados por MCO. En el Cuadro N° 9 se puede observar que ésta arroja un coeficiente de ajuste $-\lambda = -0.77$, con un t-estadístico asociado de -11.5 aproximadamente (se rechaza la hipótesis que sugiere $-\lambda = 0$), con lo cual se confirma la existencia de un equilibrio de largo plazo. En este caso particular, la estimación predice que cualquier perturbación que se observe en el equilibrio de largo plazo se corregirá en 77 por ciento cada periodo, indicando una convergencia relativamente rápida al estado estacionario.

La *dummy* Duant se incluyó para corregir el impacto sobre la demanda eléctrica de la puesta en funcionamiento de Antamina, proyecto que empezó a operar parcialmente en el año 2000, mientras que a mediados del 2001 entró en operación a un ritmo normal³⁴. Dado que la actividad minera extractiva es

³⁴. Ver la revista "En Cifras" editada por el Ministerio de Energía y Minas, No. 100. Abril 2002. La entrada en operaciones de Antamina se reflejó en tasas de crecimiento del PBI minero metálico cercanas a 20 por ciento en los primeros meses del 2002



intensiva en el uso de energía eléctrica, un modelo con datos agregados difícilmente podrá absorber adecuadamente cambios en la estructura económica como el mencionado. Por ello, la variable Duant busca recoger dicho impacto con la finalidad de poder replicar en el futuro la evolución aproximada de las ventas eléctricas.

Al igual que en el modelo de series de tiempo, se procedió a efectuar las pruebas estadísticas con el propósito de verificar el comportamiento de los residuos. Según los resultados, que se encuentran en el Anexo N° 4, los residuos no están autocorrelacionados, tienen una varianza constante, y se comprueba que tienen una distribución normal, lo que permite realizar inferencias y predicciones adecuadas.

Por otro lado, con la finalidad de evaluar la estabilidad de los coeficientes estimados, se aplicaron pruebas de Mínimos Cuadrados Recursivos (MCR)³⁵. Como se observa en el gráfico A.4.3, los residuos recursivos se encuentran regularmente dentro de las bandas propuestas, lo cual indica un buen grado de estabilidad del modelo. Adicionalmente, se llevó a cabo la prueba de Suma Acumulada de los Cuadrados de los Residuos o CUSUM cuadrado. En el

³⁵. Este tipo de pruebas se basa en estimaciones sucesivas del MCE utilizando cada vez subgrupos más amplios de la muestra total. Para efectos de la explicación de estos tests denotamos al tamaño de la muestra con la letra T y al número de regresores estimados con la letra k. En primer lugar se realizó un Test de Residuos Recursivos que consiste en estimar con las primeras k observaciones del total de la muestra T los k coeficientes que acompañan a los regresores en la ecuación (24). Con los resultados de esta primera inferencia se procede a realizar una predicción de la variable dependiente v para el periodo $k + 1$. Esta predicción se comparara con el valor actual de la serie en el periodo $k + 1$ y se computa el error de predicción. Seguidamente, la sub muestra inicial se expande para agregar una observación a la estimación, por lo que se estiman los k coeficientes con $k+1$ observaciones. Con esta nueva estimación se repite el proceso de predicción y así sucesivamente hasta llegar a utilizar las T observaciones que corresponden a toda la muestra.

Gráfico A4.4 se presenta evidencia de una estimación estable, por cuanto el estadístico se encuentra dentro de los intervalos de confianza propuestos.

Cuadro N° 10
Estimación del Modelo de Corrección de Errores

Variable	Coficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
Error de Largo Plazo (Rezago 1)	-0.76785	0.0631	-12.1712	0.0000
Variación de las Ventas (Rezago 2)	-0.14937	0.0481	-3.1024	0.0027
Variación de las Ventas (Rezago 3)	-0.22248	0.0711	-3.1283	0.0025
Variación del PBI	0.20096	0.0345	5.8242	0.0000
Enero	0.01311	0.0042	3.0921	0.0028
Febrero	-0.01701	0.0066	-2.5700	0.0122
Julio	0.02144	0.0042	5.1424	0.0000
Octubre	0.01466	0.0027	5.5197	0.0000
Dummy 1	-0.02535	0.0034	-7.5312	0.0000
Dummy Antamina	0.00618	0.0035	1.7847	0.0784
R cuadrado	0.83074	Criterio de Información de Akaike		-6.00957
R cuadrado ajustado	0.81016	Criterio de Información de Schwartz		-5.72019

Fuente: Estimaciones propias
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos - OSINERG

Con relación a las elasticidades estimadas de largo plazo (β_1 , β_2 y β_3), se puede inferir que el crecimiento vegetativo de la demanda de electricidad, es decir, el crecimiento asociado a la población, fue de 5 por ciento promedio al año entre 1995 y el 2001. Asimismo, el crecimiento asociado al crecimiento de la actividad productiva fue de 0.6 por ciento al año, y el crecimiento de las ventas eléctricas atribuible al precio promedio real fue de 0.1 por ciento. Sumando todos los componentes se obtiene una tasa de crecimiento efectiva anualizada de 5.72 por ciento de las ventas de electricidad para el período 1995-2001. Las elasticidades estimadas sugieren que el crecimiento poblacional es el principal factor que influye en el crecimiento de la demanda eléctrica, resultado que no es consistente con lo observado en los últimos años, puesto que el ingreso de las familias no ha crecido en una magnitud que pueda convalidar este resultado. Por otro lado, los estimados sugieren que, ante un escenario de nulo

crecimiento económico o saturación de la demanda respecto a los niveles de ingreso³⁶, el crecimiento de las ventas convergería a una tasa de 5.0 por ciento anual. Como se señaló anteriormente, la relación entre las ventas de electricidad con respecto a la población estaría siendo sobreestimada debido a la presencia de una relación espuria.

Exogeneidad débil

La metodología aplicada en el modelo estimado en la sección anterior ha asumido que la relación de largo plazo se encuentra determinada por la teoría económica. Sin embargo, es posible que existan relaciones estadísticas entre las variables explicativas y la dependiente que violen el supuesto de exogeneidad. Debido a esto, es probable que la aproximación uniecuacional al método de cointegración lleve a una pérdida importante de información, lo cual implicaría el empleo de métodos alternativos de estimación, como los planteados por Johansen y Juselius (1989, 1990). Para ello, se debe determinar si las variables explicativas son exógenas débilmente, es decir, que no poseen influencia mutua en el comportamiento de largo plazo³⁷. La presencia de exogeneidad débil permite efectuar inferencias válidas sobre los parámetros de la estimación (Engle, Hendry y Richard, 1983).

³⁶. La hipótesis de saturación de la demanda eléctrica respecto al nivel de ingresos se mencionó en la Sección 2.1, y como se recuerda postula que la elasticidad ingreso de la demanda eléctrica decrece ante incrementos en el nivel de ingresos (Chang y Hsing, 1991).

³⁷. Un concepto similar desde el punto de vista del investigador es el de Causalidad en el sentido de Granger. Granger (1969) desarrolló un método para probar qué variable mejora la predicción de otra y de esta forma establecer relaciones de causalidad estadística entre la variable dependiente de un modelo y las variables que se presumen independientes. Para una presentación formal del concepto de exogeneidad débil se sugiere consultar Engle, Hendry y Richard (1983).

El concepto de exogeneidad débil trae consigo importantes implicancias para nuestro trabajo. Específicamente, la aproximación uniecuacional a la evaluación de la hipótesis de cointegración es válida sólo si las variables del lado derecho de la ecuación de largo plazo (5) son exógenas débilmente (Hendry y Juselius, 2000b). Un modelo que incorpore variables explicativas es útil sólo si dichas variables explicativas son exógenas "...en el sentido que no están sujetas a algún grado de retroalimentación proveniente de los valores pasados de la variable explicada"³⁸.

Por lo tanto, es preciso determinar si el grupo de variables exógenas del modelo de largo plazo en (5) son en conjunto exógenas débilmente, en el sentido que la estimación del parámetro de ajuste no pierda consistencia por no incluir las relaciones de cointegración para el conjunto de variables exógenas $x_t = [y_t, P_t, Pob_t]$. Para ello, se realizará una prueba en la que se contraste la no existencia de una relación de cointegración para las variables asumidas como exógenas.

En tal sentido, el modelo dinámico que incluye todas las interrelaciones para el caso de la estimación de la demanda eléctrica vendría dado por el sistema de ecuaciones (en logaritmos):

³⁸. La estimación con una sola ecuación puede no incorporar toda la información sobre las causalidades inherentes a las series económicas incluidas, por lo que sería preciso mejorar la calidad de la estimación. Esta mejora se logra estimando todas las relaciones causales existentes entre las variables, por lo que se requiere la estimación de un sistema de ecuaciones. Sims (1980) consideró que el proceder de los economistas al intentar estimar modelos estructurales complejos con un gran número de restricciones los llevan constantemente a realizar estimaciones de una sola ecuación realizando una serie de supuestos respecto al resto de la estructura económica. En tal sentido, el autor argumenta que una forma de solucionar el problema es la estimación de modelos de ecuaciones simultáneas en forma reducida que trate a todas las variables como endógenas, de tal modo que no se complique el análisis incorporando una gran cantidad de restricciones, dando origen a los modelos de Vectores Autorregresivos (VAR).

$$\begin{bmatrix} \Delta v_t \\ \Delta x_t \end{bmatrix} = \sum_{j=1}^{q-1} \begin{bmatrix} \Gamma_{jv} \\ \Gamma_{jx} \end{bmatrix} \Delta z_{t-j} - \begin{bmatrix} \alpha_v \\ \alpha_x \end{bmatrix} \beta_i' z_{t-1} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{vt} \\ \varepsilon_{xt} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_i^2 I)$$

Donde:

- v_t : Ventas de energía eléctrica
- x_t : Conjunto de variables exógenas
- z_t : Conjunto de todas las variables del modelo
- Γ_i : Matrices que contienen los coeficientes asociados a la dinámica de corto plazo
- β_i : Define el espacio de cointegración
- α_i : Define el espacio de corrección del error o velocidades de convergencia
- Δ : Operador de primeras diferencias

Nótese que las relaciones de cointegración entre los conjuntos de variables vienen recogidas por el factor $\alpha_i \beta_i' = \Pi_i$. En el presente estudio, la ecuación correspondiente a v_t separada del modelo (6), bajo el supuesto que las variables exógenas $\{x_t\}$ se determinan en un modelo separable del modelo completo (Cristal y Mizen, 2001b).

En el Anexo N° 5 se implementa un test de exogeneidad débil para el conjunto de variables x_t por el cual se estima un modelo de ecuaciones simultáneas³⁹ compuesto por modelos de corrección del error para cada elemento del conjunto x_t . La exogeneidad débil se evalúa realizando una prueba de hipótesis conjunta de la forma $H_0: \Pi_x = 0$. Esta hipótesis se evaluó con un test de Wald que tiene una distribución asintótica Chi-cuadrado, resultando un estadístico de

³⁹. El sistema se estimó por el método de Regresiones Aparentemente No Relacionadas o SUR por sus siglas en inglés. Este método se recomienda cuando se asume que las variables que se encuentran al lado derecho del sistema son exógenas, y se presume que los errores de las ecuaciones que componen el sistema están correlacionados contemporáneamente entre sí (Johnston y DiNardo, 1997).



7.58 inferior al valor crítico de tabla correspondiente de 7.815, por lo que no se pudo rechazar la hipótesis nula de exogeneidad débil. En consecuencia, asegurada la exogeneidad débil de las variables del lado derecho de la ecuación (6), se puede afirmar que la estimación del MCE para las ventas de electricidad es suficiente para la evaluación de la hipótesis de cointegración⁴⁰.

3.2.3 Modelo de Corrección del Error: Una aproximación alternativa

Como se señaló anteriormente, el modelo COES-SEIN divide la demanda eléctrica en dos componentes: el primero emplea un modelo econométrico para proyectar el primer componente de la demanda, mientras que el segundo se proyecta en función a encuestas y opiniones sobre las expectativas futuras del consumo de electricidad de las principales unidades mineras y cierto número de nuevos proyectos. Si bien el procedimiento es discutible desde todo punto de vista, el origen del mismo proviene de una preocupación razonable.

Esta preocupación surge del hecho que en países como el Perú la estructura económica ha sufrido grandes cambios a lo largo del tiempo, alterando el patrón de consumo de electricidad. Estos quiebres en la producción (y en el consumo eléctrico) no pueden ser recogidos adecuadamente por un modelo agregado. Por ejemplo, en el caso del proyecto de Antamina el modelo de corrección de errores estimado en la sección anterior intenta corregir dicho problema mediante la introducción de una variable *dummy*. Esta aproximación es —hasta cierto punto— arbitraria, por cuanto el número de períodos que la entrada de este proyecto tendrá sobre el comportamiento de las ventas eléctricas

⁴⁰. Una aproximación alternativa radica en la evaluación del número de vectores de cointegración, mediante el procedimiento de Johansen. Los resultados, mostrados en el Anexo N° X, sugieren la existencia de un único vector de cointegración.

no es conocido *ex - ante*. De otro lado, el MCE-mensual estaría sobrestimando el impacto que el crecimiento de la población posee sobre el crecimiento de la demanda eléctrica, lo que implicaría una sobreestimación del consumo eléctrico residencial.

En esta sección se realiza una aproximación alternativa a la estimación de un modelo de demanda eléctrica con datos mensuales, que permite identificar el impacto del crecimiento del sector minero sobre la demanda eléctrica y procura corregir la sobreestimación del coeficiente de largo plazo de la población. El primer objetivo se logra dividiendo la serie del PBI en PBI minero metálico y PBI resto, y estimando un MCE siguiendo la metodología propuesta en la sección anterior. De esta forma se obtiene un instrumento que permite proyectar la demanda eléctrica recogiendo el impacto de la evolución esperada del PBI minero.

El segundo objetivo que se persigue en esta sección se alcanza introduciendo en la estimación de la relación de largo plazo una tendencia lineal, que permitirá filtrar del coeficiente de la variable población el efecto de la tendencia común que esta serie comparte con las ventas de electricidad. Se espera que esta tendencia permita estimar la tasa de crecimiento vegetativa de la demanda eléctrica no asociada al crecimiento poblacional.

La relación de largo plazo para las ventas de electricidad está representada por la siguiente expresión (en logaritmos):

$$lV_t = \beta_0 + \beta_1 lym_t + \beta_2 lyr_t + \beta_3 lp_t + \beta_4 lpob_t + \delta.T + \varepsilon_t \quad (7)$$
$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Donde:

- v_t : Ventas de energía eléctrica en GWh.
- ym_t : PBI minero a precios constantes de 1994.
- yr_t : PBI del resto de la economía a precios constantes de 1994.
- p_t : Tarifa promedio de electricidad en soles constantes por kWh.
- pob_t : Población.
- T: Tendencia lineal

La estimación de los parámetros de largo plazo se presenta en el Cuadro N° 11. Como se puede apreciar, la tendencia lineal es altamente significativa, mientras que el coeficiente de impacto de la variable población se ha reducido considerablemente respecto al MCE-mensual estimado en la sección anterior.

Cuadro N° 11
Estimación de Largo Plazo para el Modelo con Componente Minero

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
PBI Minero (Logaritmo)	0.1174	0.0322	3.6506	0.0004
PBI Resto				
Desestacionalizado (Logaritmo)	0.2402	0.0554	4.3362	0.0000
Tarifa Promedio (Logaritmo)	-0.0738	0.0271	-2.7221	0.0078
Población (Logaritmo)	0.3853	0.0538	7.1581	0.0000
Dummy 1	0.0419	0.0079	5.2827	0.0000
Dummy 2	-0.0565	0.0154	-3.6594	0.0004
Tendencia Lineal	0.0029	0.0002	12.6255	0.0000
R cuadrado	0.9867	Criterio de Información de Akaike		-5.4620
R cuadrado ajustado	0.9858	Criterio de Información de Schwartz		-5.2750

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Siguiendo el teorema de cointegración se procedió a evaluar las propiedades de estacionariedad de los residuos de la estimación de largo plazo. Los resultados de la prueba DF-GLS se presentan en el Cuadro N° A6.1 del Anexo N° 6, en el que se observa que los residuos de largo plazo son estacionarios. Por lo tanto, se puede afirmar que existe un equilibrio en la relación de largo plazo, pudiéndose estimar un modelo de corrección de error. Este nuevo modelo toma la forma general:

$$\Delta v_t = -\lambda [lv_{t-1} - \beta_0 - \beta_1 lym_t - \beta_2 lyr_t - \beta_3 lp_t - \beta_4 lpob_t - \beta_5 t] - \sum_{j=1}^{p-1} b_j \Delta v_{t-j} - \sum_{j=0}^{q-1} \gamma_{1j} \Delta lym_{t-j} - \sum_{j=0}^{r-1} \gamma_{2j} \Delta lyr_{t-j} - \sum_{j=0}^{w-1} \gamma_{3j} \Delta lp_{t-j} + \mu_t \quad (8)$$

$$\mu_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Donde:

- v_t : Ventas de energía eléctrica en GWh.
- ym_t : PBI minero a precios constantes de 1994.
- yr_t : PBI del resto de la economía a precios constantes de 1994.
- p_t : Tarifa promedio de electricidad en soles constantes por kWh.
- pob_t : Población.
- t : Tendencia lineal

Este modelo, al igual que el MCE-mensual, fue completado con variables *dummy* para los meses en los que se encontró la presencia de estacionalidad. El resultado de la estimación del nuevo modelo de corrección del error se presenta en el Cuadro N° 12. Cabe destacar que a diferencia del MCE-mensual, el componente de corto plazo del nuevo MCE no incluye a la tarifa como variable explicativa debido a que perdió significancia estadística.

El hecho de incorporar la elasticidad de corto plazo de las ventas eléctricas respecto a cambios en la producción minera, hace que este modelo (al que denominaremos MCE-MIN-mensual) sea una herramienta de análisis con mayor poder explicativo que el MCE-mensual. Por ello, se espera que este modelo recoja adecuadamente los *shocks* de demanda derivados de la puesta en marcha del proyecto Antamina.

La estimación del MCE-MIN-mensual se completa con una evaluación de los residuos de la estimación equivalente al desarrollado en secciones anteriores. Los resultados de las distintas pruebas, que se detallan en el Anexo N° 6,

muestran que los residuos son *ruido blanco* por lo que se puede utilizar el modelo para la realización de proyecciones.

Cuadro N° 12
Estimación del Modelo de Corrección de Errores para DLOG(VETOT)-
Minería

Variable	Coficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
Error de Largo Plazo (Rezago 1)	-0.7386	0.0844	-8.7462	0.0000
Variación de las Ventas (Rezago 2)	-0.1264	0.0573	-2.2077	0.0303
Variación de las Ventas (Rezago 11)	-0.2088	0.0763	-2.7347	0.0078
Variación del PBI Minero	0.1106	0.0373	2.9648	0.0041
Variación del PBI Resto	0.2312	0.0375	6.1666	0.0000
Enero	0.0157	0.0052	3.0385	0.0033
Febrero	-0.0106	0.0056	-1.8867	0.0631
Julio	0.0212	0.0039	5.4118	0.0000
Dummy	-0.0276	0.0041	-6.7172	0.0000
R cuadrado	0.7922	Criterio de Información de Akaike		-5.8283
R cuadrado ajustado	0.7701	Criterio de Información de Schwartz		-5.5679

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Según las elasticidades estimadas que se muestran en el Cuadro N° 11, el crecimiento del PBI minero explicó un crecimiento anual promedio de 1.2 por ciento en las ventas eléctricas, el PBI del resto de la economía contribuyó con un 0.6 por ciento, la población con 0.6 por ciento, la tarifa real sólo un 0.1 por ciento, mientras que el crecimiento tendencial de la demanda fue de aproximadamente 3.4 por ciento. Estos resultados sugieren que la tasa de crecimiento vegetativo de la demanda eléctrica se mantuvo alrededor de 4.0 por ciento anual entre 1995 y 2001. Este resultado contrasta con el obtenido con el MCE-mensual, en el que se obtuvo una tasa de crecimiento vegetativo de 5 por ciento. Este nuevo resultado parece bastante más razonable que el obtenido con el MCE-mensual. Por otro lado, es comparable hasta cierto punto con las conclusiones derivadas del trabajo de Chumacero (1996) para el caso chileno. Según las estimaciones realizadas por este investigador, el crecimiento de la

demanda eléctrica de Chile en la primera mitad de los noventa fue de 8.9 por ciento al año, siendo la tasa tendencial de 5.9 por ciento y el crecimiento asociado a la evolución del ingreso de 3.0 por ciento.

3.2.4 Modelos con datos anuales

La información estadística conformada por series con frecuencia anual permitirá replicar el modelo econométrico del COES-SEIN, en lo concerniente a su especificación y método de estimación, con datos que posteriormente sean comparables con los resultados de modelos con una mejor especificación de error. Ello permitirá apreciar el grado de sesgo que presenta el modelo econométrico que a la fecha aplica el COES-SEIN para estimar las ventas de electricidad del SEIN⁴¹.

Se estimaron cuatro modelos econométricos con datos anuales. En primer lugar se estimó el modelo econométrico empleado por el COES-SEIN en los procesos de fijación tarifaria; en segundo término se estimó un modelo de corrección de error; posteriormente, se estimó un modelo de series de tiempo. Finalmente, se estimó un modelo desagregado, al que llamamos Modelo de Análisis Sectorial (MAS) que analiza por separado el consumo residencial, el consumo del sector minero y el consumo del resto de la industria y el comercio. Este último modelo tiene un doble propósito: el primero consiste en comparar la calidad predictiva de modelos alternativos respecto al modelo COES. El segundo es el contar con una herramienta que permita evaluar la consistencia

⁴¹. Este tipo de modelos se emplea únicamente para propósitos de comparación, por cuanto el empleo de metodologías de estimación con un reducido número de datos (en muchos casos menores a treinta observaciones) hace que no se cumplan las propiedades de los estimadores de mínimos cuadrados ordinarios u otro tipo de estimadores que se basan en supuestos de la teoría asintótica.



de las proyecciones producidas por los diferentes modelos con datos mensuales y anuales. El MAS permite tener un análisis detallado sobre la evolución de la demanda agregada de electricidad e inclusive ayudará a evaluar el impacto del crecimiento del sector minero por separado del resto del consumo eléctrico, evitando con ello el ejercicio arbitrario de incorporar por fuera de los modelos econométricos cargas de electricidad de proyectos mineros futuros, práctica que se viene realizando en las propuestas del COES.

El modelo sectorial se construyó estimando tres relaciones por separado. En primer lugar, el consumo residencial per cápita se aproximó mediante un modelo de series de tiempo; en segundo lugar, mediante un modelo de corrección de errores se estimó la relación entre el consumo eléctrico minero y el PBI minero metálico; y en tercer lugar, se estimó la elasticidad del consumo del resto de la industria y el comercio respecto al PBI global (excepto la producción minera) con un modelo de corrección de errores. Una vez obtenidas las proyecciones para cada sector, se sumaron para obtener la evolución futura de la demanda agregada de electricidad.

En el Anexo N° 7 se presentan las estimaciones realizadas para los modelos econométricos con datos anuales. Respecto al modelo de corrección de errores para la demanda agregada (Cuadro N° A7.3) se puede apreciar que el coeficiente de ajuste es significativo y cercano a -0.57, con lo cual se asegura la existencia de una relación de cointegración. Asimismo, como se puede apreciar en el mismo cuadro, no se incluyó la tarifa eléctrica como variable explicativa al no presentar un nivel de significancia aceptable. Por su parte, los modelos de corrección de errores estimados para la demanda minera y la demanda del resto de la industria y el comercio muestran coeficientes de ajuste de -0.36 y -0.40 (Cuadros N° A7.4 B y C respectivamente), lo cual sostiene la hipótesis de

cointegración en las respectivas relaciones estimadas. En el Cuadro N° A7.5 del anexo mencionado se presentan pruebas de especificación de los residuos para los modelos COES-SEIN anual, MCE-anual y TSM-anual, y en el Cuadro N° A7.6 se presentan las mismas pruebas aplicadas a los residuos de los modelos que conforman el MAS. Es preciso mencionar que el MCE-anual y el modelo minero del MAS fueron corregidos introduciendo una *dummy* para los años 2001 y 2002, en los que la entrada en operaciones de Antamina tuvo un importante efecto. Adicionalmente a las pruebas de especificación de error para los modelos con datos anuales presentados en el Cuadro N° A7.5, se realizaron pruebas de estabilidad, para lo cual se utilizaron las pruebas de residuos recursivos y el CUSUM cuadrado —Gráficos N° A7.1 y A7.2.

4 Análisis Comparativo de los resultados

En esta sección se presenta un análisis comparativo de la calidad predictiva de los modelos estimados en el capítulo anterior y se muestran las proyecciones de cada modelo estimado para el periodo 2002-2006, período de proyección similar al realizado en un proceso de fijación tarifaria. En el Cuadro N° 13 se presenta un resumen de los modelos desarrollados a lo largo del presente documento, en el cual se incluye, adicionalmente, un modelo econométrico con datos mensuales estimado sobre la base de la especificación y método de estimación del modelo econométrico del COES.

Cuadro N° 13
Resumen de Modelos Estimados

Nombre del Modelo	Periodo de Estimación	Variable dependiente
COES anual	1975-2001	DE_SEIN
MAS anual	1970-2001	DE_SEIN
MCE anual	1970-2001	DE_SEIN
TSM anual	1970-2001	DE_SEIN
COES mensual	1994-2001	VETOT
TSM mensual	1994-2001	VETOT
MCE mensual	1994-2001	VETOT
MCE MIN mensual	1994-2001	VETOT

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

4.1 Indicadores de calidad de predicción

En esta sección se procederá a comparar la calidad de predicción de nuestros modelos con los resultados del modelo econométrico del COES. Se consideró comparar los estadísticos de los residuos de las predicciones en la muestra para el periodo 1999-2001. El Cuadro N° 14 resume los principales estadísticos de los residuos de las estimaciones realizadas, mostrando en las primeras cinco filas los modelos con datos anuales y en las cuatro siguientes los resultados de modelos econométricos con datos mensuales. Respecto a los resultados de estos últimos, se muestra entre paréntesis los estadísticos anualizados con la finalidad de hacer comparables las diferentes predicciones realizadas.

Para efectos de evaluar las predicciones del modelo del COES, se consideró conveniente analizar la bondad de ajuste de las proyecciones de la demanda agregada realizadas en el año 1999. La propuesta tarifaria que presentaron los operadores de ambos sistemas se realizó por separado, por lo que fue necesario

sumar las proyecciones de cada propuesta con la finalidad de obtener una simulación de lo que hubiese ocurrido si el sistema hubiera estado interconectado como lo está en la actualidad. A esta proyección se le denominó Modelo COES Propuesta 1999.

Cuadro N° 14
Comparación de estadísticos de los residuos de la predicción en la muestra 1999-2001^{1/}

Modelo	Frecuencia	Error Medio: EM	Error Cuadrático Medio: ECM	Desvíos Estándar: DE	Coef. Variabilidad: CVE
Propuesta 99 econométrico	Anual	485.63	320,776	356.95	0.74
	Anual	-887.99	936,798	444.63	-0.5
M.A.S	Anual	2.5	9,078	116.65	46.68
MCE	Anual	39.9	3,977	59.83	1.5
TSM	Anual	-86.25	26,164	167.6	-1.94
COES-SEIN	Mensual	-47.5	3,268	32.3	-0.7
		(-569.4)	(283707)	(284.6)	(-0.5)
TSM	Mensual	-2.4	499	22.5	-9.5
		(-28.5)	(1804.5)	(36.8)	(-1.4)
MCE	Mensual	-4.1	286	16.7	-4.1
		(-49.2)	(3116.0)	(36.1)	(-0.7)
MCE-MIN	Mensual	-5.3	283.9	16.4	-3.1
		(-60.6)	(3752.4)	(31.6)	(-0.5)

1/ Para los modelos mensuales se muestra entre paréntesis los estadísticos anualizados.

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Respecto a los modelos con datos anuales, en el Cuadro N° 14 se puede notar que la predicción en la muestra de la propuesta del COES para 1999 y del modelo econométrico utilizado a la fecha por el COES estimado con nuestros datos, son menos precisas a las predicciones de los modelos anuales desarrollados en este estudio, ya que tanto el error medio de predicción como el error cuadrático medio son superiores. Entre los modelos anuales desarrollados en el presente estudio, destaca el MAS que muestra el error medio de menor



magnitud, mientras que el MCE presenta el menor error cuadrático medio⁴². Esto sugiere que si bien el MAS predice mejor la media de la serie de demanda, no recoge adecuadamente la variabilidad de la misma, como sí lo hace el MCE. Con relación a los modelos desarrollados con datos mensuales, todos los modelos muestran un error medio bastante bajo, salvo el modelo econométrico que replica la especificación y el método de estimación del COES. Sin embargo, al emplear el error cuadrático medio como medida de ajuste, se muestra que los modelos de corrección de errores poseen un mejor ajuste.

No obstante los resultados del ejercicio de comparación descrito en el párrafo anterior nos brindan una idea gruesa de la bondad de ajuste de los modelos, es útil precisar las bondades de ajuste de los mismos utilizando estadísticos específicos para estos fines. Entre estos estadísticos destacan: la raíz cuadrada del error cuadrático promedio (RCECM), el promedio del valor absoluto de los errores (PVAE), el promedio del valor absoluto de los errores como porcentaje de los valores observados (PVAEPA) y el Coeficiente de Desigualdad de Theil (TIC). El resultado de estas pruebas se muestra en el Cuadro N° 15. Adicionalmente, se optó por introducir el criterio de exactitud de predicción propuesto por Diebold y Mariano (1994) para los modelos estimados con información mensual⁴³, el cual se presenta en el Cuadro N° 17. Este criterio se

⁴². El error cuadrático medio es un indicador de bondad de predicción dentro de la muestra que mide la diferencia entre los valores predichos y los observados. Específicamente, este estadístico es igual a la suma de las diferencias entre los valores predichos y observados elevadas al cuadrado. Un modelo con un menor error cuadrático medio es el que presentará un mejor ajuste.

⁴³. Este criterio no se ha calculado para los modelos con información anual por lo limitado del periodo de predicción así como las características de la prueba, que suelen tener problemas de tamaño y poder en muestras pequeñas.

basa en la aplicación de una función de pérdida que servirá para evaluar la igualdad de dos predicciones que compiten entre sí⁴⁴.

Con respecto al PVAE y el PVAEPA, se muestra que todos los modelos estimados son superiores al modelo econométrico del COES, ajustándose más a los datos observados. Entre los modelos anuales destacan el MAS y el MCE, mientras que entre los modelos mensuales el MCE-MIN mensual reproduce mejor el comportamiento de la serie de ventas. Asimismo, los resultados del modelo COES estimado con datos mensuales confirman que esta especificación ha sido superada por las herramientas alternativas propuestas en nuestro estudio.

Los resultados del Coeficiente de Desigualdad de Theil, permiten observar que entre los modelos con datos anuales destaca por su precisión el MCE, seguido del Modelo de Análisis Sectorial (MAS), y en menor medida el Modelo de Series de Tiempo. Por su parte, los coeficientes de desigualdad de Theil estimados para los modelos del COES, tanto con datos anuales como mensuales, presentan mayores indicadores de error. Por su parte, los modelos

⁴⁴. En términos más detallados, la prueba de Diebold y Mariano (1994) se basa en el siguiente criterio. Dado un vector de series de tiempo $\{(e_{1t}, e_{2t})\}_{t=1}^T$, definimos la calidad de la predicción mediante una función de pérdida $g(\bullet)$. En el caso de esta prueba, se define el diferencial en pérdidas mediante $d_t = g(e_{1t}) - g(e_{2t})$. Para este caso, la hipótesis nula de igualdad de predicciones viene dada por $H_0^{(1)} : E[d_t] = 0$, que puede interpretarse como que los errores asociados con ambas predicciones son, en promedio, iguales. Si la hipótesis nula es rechazada, el investigador deberá elegir aquella predicción que tenga la menor pérdida. En este sentido, dada una serie $\{d_t\}_{t=1}^T$ que representa un diferencial de pérdidas, una manera de verificar la hipótesis nula puede venir dada mediante el cálculo de la media de la serie. Diebold y Mariano (1994), basándose

mensuales que poseen mejor ajuste según los resultados del coeficiente de Theil, son el MCE-MIN mensual y el MCE-mensual, seguidos del TSM-mensual.

Cuadro N° 15
Comparación de indicadores de Bondad de Ajuste de la predicción 1999-2001

Modelo	Frecuencia	Raíz del ECM	Promedio Valor Absoluto del Error: PVAE	Promedio Valor Absoluto del Error como % del Actual: PVAEPA	Coefficiente de Desigualdad de Theil: TIC
COES-SEIN Propuesta 99	Anual	566.37	485.63	2.7	0.0157
COES-SEIN econométrico	Anual	967.88	887.99	5.01	0.0285
M.A.S	Anual	95.28	80.31	0.44	0.0027
MCE	Anual	63.06	58.96	0.33	0.0017
TSM	Anual	161.75	151.07	0.85	0.0045
COES-SEIN	Mensual	57.17	50.59	3.83	0.022
TSM	Mensual	22.34	18.01	1.4	0.0086
MCE	Mensual	16.92	14.15	1.09	0.0065
MCE-MIN	Mensual	16.85	13.59	1.05	0.0065

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Otro criterio para evaluar las cualidades predictivas de los modelos estimados proviene de la descomposición del error cuadrático medio (ECM) de la predicción, criterio que permite evaluar la eficiencia de los modelos para estimar tanto la media como la varianza de la serie explicada. Este estadístico se divide en tres componentes: la proporción de sesgo, la proporción de varianza y la proporción de covarianza. Los dos primeros comparan la media y la varianza de la serie observada con la serie predicha, mientras que la

en este criterio, construyen un estadístico que toma la siguiente forma: $DM = \bar{d} / \sqrt{\text{var}(\bar{d})}$, donde \bar{d} viene dado por $T^{-1} \sum_{t=1}^T d_t$. La varianza de \bar{d} se calcula mediante métodos no paramétricos.

proporción de covarianza recoge la fracción del error no relacionado con la estructura del modelo, razón por la cual se le denomina error no sistemático⁴⁵.

Cuadro N° 16
Descomposición del error cuadrático medio de la predicción en la muestra 1999-2001

Modelo	Frecuencia	Proporción de Sesgo	Proporción de Varianza	Proporción de Covarianza
COES-SEIN Propuesta 99	Anual	0.735	0.244	0.021
COES-SEIN econométrico	Anual	0.842	0.151	0.007
M.A.S	Anual	0.001	0.216	0.783
MCE	Anual	0.399	0.012	0.589
TSM	Anual	0.284	0.347	0.369
COES-SEIN	Mensual	0.689	0.180	0.131
TSM	Mensual	0.011	0.001	0.988
MCE	Mensual	0.016	0.081	0.903
MCE-MIN	Mensual	0.061	0.128	0.811

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

El Cuadro N° 16 contiene la descripción analítica de la descomposición del error cuadrático medio, así como los resultados numéricos para la predicción realizada en el periodo 1999-2001. Según estos cálculos, la propuesta del COES del año 1999 falló en estimar adecuadamente la media y varianza de la serie observada de demanda eléctrica. Además, la proporción del error que se determina fuera del modelo es muy cercana a cero, hecho que reduce la confiabilidad de las proyecciones realizadas con esta especificación. De otro lado, los modelos con datos anuales muestran resultados relativamente dispersos, siendo el MAS el de mayor ajuste. A diferencia de ello, tanto el TSM

⁴⁵ Si el modelo posee un buen ajuste, es de esperar que la mayor parte del error esté concentrado en la proporción de covarianza, ya que ello indica que el error de predicción es atribuible a elementos no modelables.

mensual como el MCE-mensual y el MCE-MIN mensual presentan un buen ajuste de la media y varianza de la serie explicada, hecho que se refleja en indicadores de proporción de covarianza cercanos a uno. Este resultado, en contraposición al de los modelos anuales, puede ser atribuido a la mayor estabilidad de la información estadística sobre las ventas de electricidad que se observó en el periodo 1994-2001.

Por otro lado, los resultados de la prueba de Diebold y Mariano (Cuadro N° 17) aplicada a los modelos estimados con información mensual evidencian características similares a las observadas mediante el empleo de los criterios de bondad de predicción mostrados anteriormente. Utilizando los criterios de error cuadrático medio y error medio en valor absoluto, se muestra que los mejores modelos en términos de predicción dentro de la muestra para el período 1999-2001 son el modelo de series de tiempo (TSM-Mensual) y el modelo de corrección de errores que incorpora el componente minero (MCE-MIN Mensual). Sin embargo, para nuestros tres modelos estimados, se llega a aceptar la hipótesis nula de igualdad de predicciones en comparación con la serie actual, lo cual indicaría que, en principio, nuestros tres modelos serían apropiados para realizar predicciones de demanda. En contraste, la especificación del COES con datos mensuales es la que presenta el desempeño menos favorable en comparación con el resto de modelos estimados.

Cuadro N° 17
Resultados de la Prueba de Mariano y Diebold para modelos con
información mensual /1

Cuadro N° 17.A /2

Criterio: Error Cuadrático Medio

	COES Mensual	MCE Mensual	MCE MIN Mensual	TSM Mensual
TSM Mensual	X	X	X	X
MCE MIN Mensual	X	X	X	
MCE Mensual	X	X		
COES Mensual	X			

Criterio: Error Medio en Valor Absoluto

	COES Mensual	MCE Mensual	MCE MIN Mensual	TSM Mensual
TSM Mensual	X	X	X	X
MCE MIN Mensual	X	X	X	
MCE Mensual	X	X		
COES Mensual	X			

Cuadro N° 17.B

Criterio: Error Cuadrático Medio

	MCE MIN Mensual	MCE Mensual	TSM Mensual	COES Mensual
MCE MIN Mensual		0.1299	0.1831	0.0000
MCE Mensual	0.1289		0.0555	0.0000
TSM Mensual	0.1831	0.0555		0.0000
COES Mensual	0.0000	0.0000	0.0000	

Criterio: Error Medio en Valor Absoluto

	MCE MIN Mensual	MCE Mensual	TSM Mensual	COES Mensual
MCE MIN Mensual		0.0744	0.8162	0.0000
MCE Mensual	0.0744		0.0350	0.0000
TSM Mensual	0.8162	0.0350		0.0000
COES Mensual	0.0000	0.0000	0.0000	

/1 La hipótesis nula de la prueba es la de igualdad de predicciones. Esta prueba se implementó mediante la utilización de un kernel del tipo Bartlett y número de rezagos estimado mediante el criterio de Schwert.

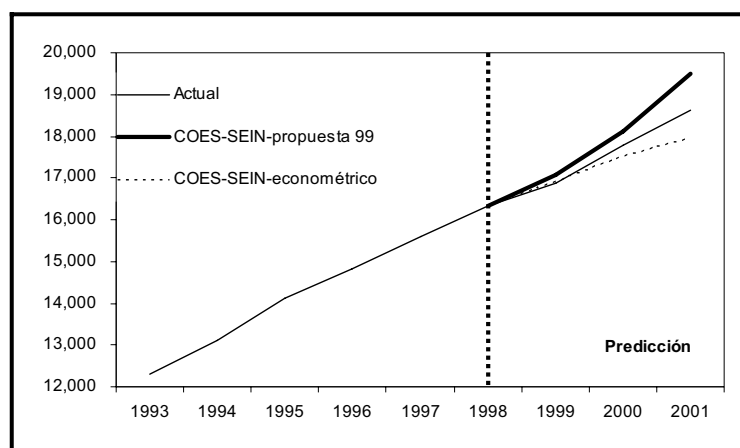
/2 Los espacios marcados con una "X" indican que el modelo de la primera columna es mejor que el modelo de la primera fila.

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

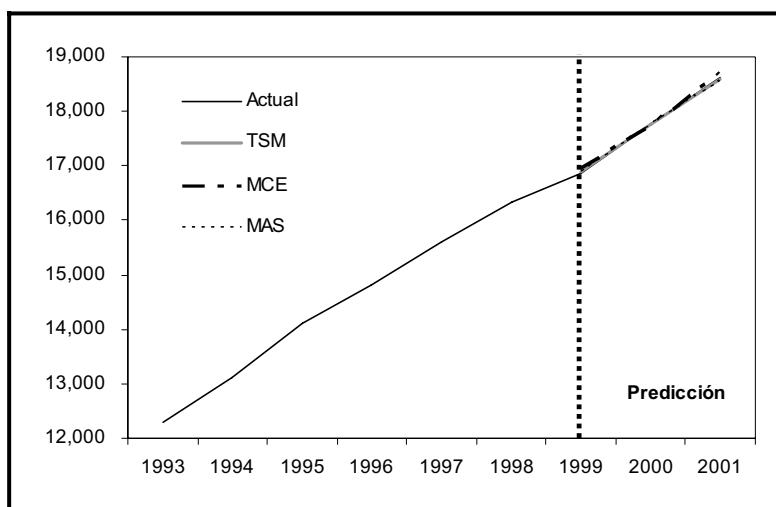
Es posible observar gráficamente la bondad de ajuste de los modelos estimados. En el Gráfico N° 3 se muestran los resultados de predicción para el periodo 1999-2001 de la propuesta del COES efectuada en 1999 y el modelo econométrico COES. Como se muestra, ambos modelos presentan serias deficiencias para predecir los valores reales de la demanda eléctrica denominada "Actual", incrementándose el margen de error en el último tramo del período de predicción. De otra parte, los modelos alternativos con datos anuales, presentados en el Gráfico N° 4, tienen un mejor ajuste, e inclusive llegan a superponerse a la serie "Actual". Finalmente, en el Gráfico N° 5 se puede observar que, en general, los modelos econométricos con datos mensuales predicen de manera adecuada los valores observados de las ventas de electricidad.

Gráfico N° 3
Predicción en la muestra de los modelos COES-SEIN
(Demanda eléctrica SEIN en GWh.)



Fuente: Propuesta Tarifaria COES-SICN y SIS; estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Gráfico N° 4
Predicción en la muestra de los modelos anuales desarrollados
(Demanda eléctrica SEIN en GWh)

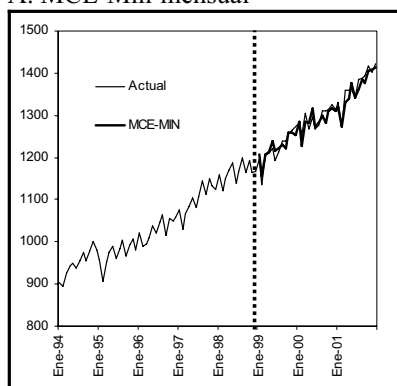


Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

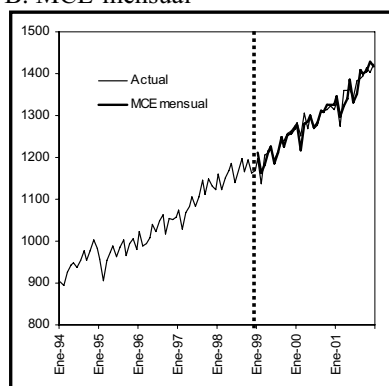
Del análisis anterior se puede concluir, en primer lugar, que todos los modelos desarrollados en el presente documento son superiores en términos de bondad de ajuste respecto al modelo econométrico utilizado a la fecha por el COES. Una segunda conclusión del análisis es que, a pesar de presentar resultados satisfactorios al momento de compararlos con el modelo del COES, los modelos con datos anuales presentan ciertos problemas al momento de capturar la media y la variabilidad de la serie. Una razón para ello podría ser el quiebre existente en la serie de producción de electricidad hacia 1992 que, aun introduciendo una *dummy*, puede seguir generando sesgos.

Gráfico 5
Predicción en la muestra de los modelos mensuales desarrollados
(Ventas eléctricas SEIN en GWh.)

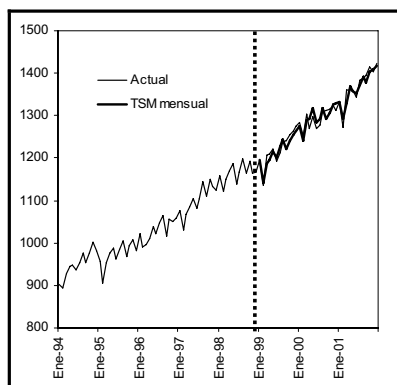
A. MCE-Min-mensual



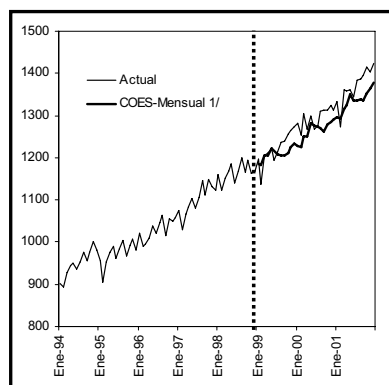
B. MCE-mensual



C. TSM-mensual



D. COES-Mensual



Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

En conclusión, los modelos con datos mensuales son los mejores predictores de la demanda de electricidad, ya que muestran menores indicadores de error respecto a los modelos anuales, prediciendo mejor la verdadera media y

varianza de la variable explicada. Dentro de este conjunto de modelos, destacan los que incorporan especificaciones de corrección de errores. Adicionalmente, el MCE mensual que estima el impacto del PBI minero sobre el consumo eléctrico, posee mayor consistencia que el MCE alternativo desarrollado, por lo que se considera como la mejor herramienta desarrollada para realizar proyecciones de mediano plazo.

4.2 Proyecciones alternativas de los modelos estimados (2002-2006)

El objetivo de esta sección es presentar un ejercicio de proyección de la demanda de energía eléctrica para el periodo 2002-2006, simulando escenarios para la fijación tarifaria con los modelos econométricos desarrollados. Para ello, se efectúan estimaciones para las variables exógenas de aquellos modelos que cuentan con estructura económica y se discuten brevemente las implicancias de las mismas. Posteriormente se proyecta la demanda de electricidad del SEIN para el periodo señalado, realizando los ajustes pertinentes a los resultados de los modelos mensuales de tal modo que sean compatibles con los modelos anuales.

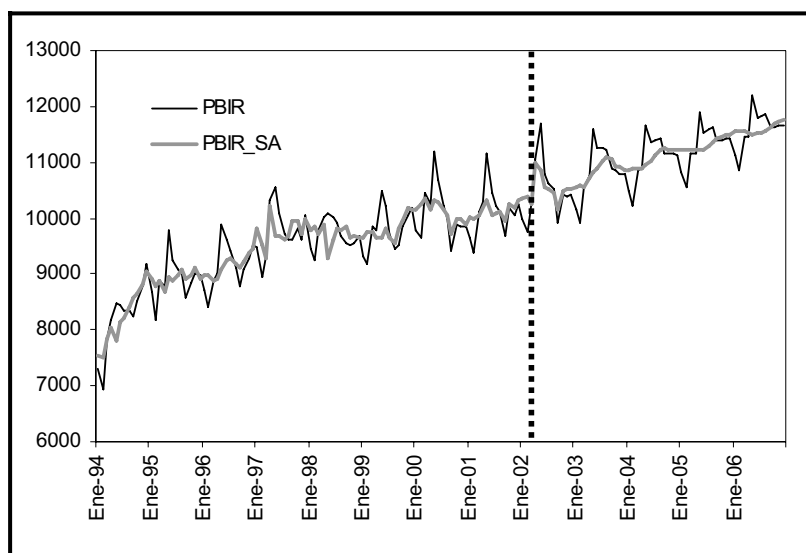
Proyección de variables exógenas

En relación al escenario futuro para las variables exógenas de los modelos anuales y mensuales, se optó por utilizar un modelo de series de tiempo para estimar la evolución del PBI⁴⁶. La proyección, que se muestra en el Gráfico N° 6, arroja una tasa de crecimiento promedio anual del PBI de 2.7 por ciento para

⁴⁶. Los resultados de las estimaciones de este modelo se encuentran a disposición de los lectores que lo requieran.

el periodo 2002-2006. Este resultado se considera razonable en tanto no se espera una gran recuperación de los ingresos que puedan asociarse a una expansión sostenida de la demanda interna.

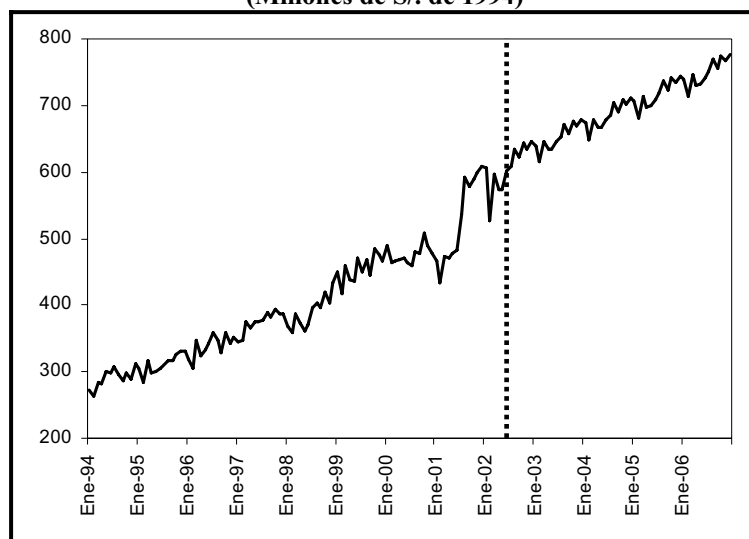
Gráfico N° 6
Proyección del PBI mensual ^{1/}
(Millones de S/. de 1994)



1/ Valores proyectados a partir de la línea vertical.
Fuente: BCRP, Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

De otra parte, con la finalidad de obtener proyecciones sobre la evolución del sector minero que recojan la evolución reciente del sector, se estimó un modelo de series de tiempo para el PBI minero, cuya proyección se muestra en el Gráfico N° 7. El crecimiento proyectado para el PBI minero en el año 2002 fue de 14.7 por ciento, mientras que el crecimiento promedio anual para todo el periodo de proyección se estimó en 7.0 por ciento.

Gráfico N° 7
Proyección del PBI minero metálico mensual^{1/}
(Millones de S/. de 1994)



1/ Valores proyectados a partir de la línea vertical

Fuente: BCRP, INEI y estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Respecto a los últimos cuatro años, el crecimiento del PBI global proyectado para el periodo 2002-2006 contrasta con una tasa de crecimiento promedio anual inferior al uno por ciento observada en el periodo 1998-2001. Por su parte, el supuesto realizado respecto al crecimiento promedio anual del PBI minero metálico refleja la desaceleración esperada debido a un escenario externo de lento crecimiento mundial, en comparación con un crecimiento de 9.1 por ciento en los últimos cuatro años.

En el caso de la variable población, se toman las proyecciones de crecimiento efectuadas por el INEI⁴⁷, institución que estima una tasa promedio anual de 1.53 por ciento. Esta tasa implica una desaceleración en el ritmo de crecimiento de la población, ya que en el período 1995-2000 el INEI reportó una tasa anual de crecimiento de la población de 1.7 por ciento. En el caso de la tarifa, se ha supuesto que esta variable se mantendrá inalterada en promedio para los próximos años. De otro lado, en el caso de los modelos econométricos que no cuentan con una relación de comportamiento para la demanda eléctrica del sector minero, se expandió el efecto de la entrada en operación de Antamina asignando el valor de uno a la variable *dummy* correspondiente para el 2002. Los resultados para todos los años se muestran en el Cuadro N° 18.

Cuadro N° 18
Proyección de las variables exógenas
(Tasas de crecimiento anual promedio)

Año	PBI	PBI Minero	PBI Resto de Industria y Comercio	Población
1998-2001	0.90%	9.10%	0.60%	1.70%
2001	0.20%	12.80%	-0.40%	1.70%
2002	3.60%	14.70%	3.00%	1.50%
2003	3.30%	6.30%	3.20%	1.50%
2004	2.10%	5.10%	2.00%	1.50%
2005	2.30%	4.80%	2.10%	1.50%
2006	2.40%	4.60%	2.20%	1.50%
2002-2006	2.70%	7.00%	2.50%	1.50%

Fuente: BCRP, INEI, y estimaciones propias.
 Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

⁴⁷. Véase <http://www.inei.gob.pe>, en Indicadores Demográficos cuadro titulado “Población Perú: 2001-2002”.



Resultados de las proyecciones con modelos alternativos

Debido a que los modelos mensuales tienen como variable dependiente a las ventas de electricidad, se deben efectuar tres ajustes con el propósito de hacer compatibles los resultados. En primer lugar, tal como se indicó en la Sección 3.1.1, se descontó de la serie de ventas proyectada un 1.7 por ciento asociado al consumo final de los sistemas aislados, tomando en cuenta su participación en las ventas totales de electricidad en el año 2001. En segundo lugar se sumaron a las ventas eléctricas anualizadas dos componentes: el consumo propio de las centrales de generación eléctrica y las pérdidas anuales por transmisión, transformación y distribución.

Con relación al primer punto, se consideró la información presentada por la GART en la fijación tarifaria de Mayo del 2002, la cual da cuenta de un nivel de consumo propio de las centrales que fluctuaría alrededor de 300 GWh al año, sin mostrar grandes variaciones periodo tras periodo. Este volumen es consistente con la información histórica provista por la OTERG—ver Cuadro N° A1.2 del Anexo N° 1. En lo concerniente a las pérdidas derivadas de la comercialización de la energía también fueron calculadas en base a la información provista por la GART en la última fijación tarifaria. Según esta información, en el año 2001 las pérdidas correspondieron a un 11.8 por ciento del total de la producción de energía del SEIN, y se estima que dicho porcentaje se irá reduciendo hasta alcanzar el 9.5 por ciento de la demanda agregada en el 2006. Este supuesto descansa en la observación de la tendencia decreciente que han seguido principalmente las pérdidas por distribución. Al respecto, en el informe del OSINERG-GART sobre las observaciones al estudio técnico económico del COES para la fijación tarifaria correspondiente a Mayo del 2002



se considera que las pérdidas por distribución se irán reduciendo gradualmente de 9.4 por ciento de las ventas finales a un 7.0 por ciento entre Enero del 2002 y Diciembre del 2006.

Las proyecciones se realizaron sobre la base de un ejercicio dinámico conocido como proyección *multi-step*. Este ejercicio se realiza automáticamente para el MCE-Anual, TSM-Anual, para los sectores residencial y minero del MAS, y para el TSM-mensual utilizando las opciones disponibles en el paquete econométrico EViews. Para el MCE-mensual, el MCE-MIN-mensual y el modelo del sector resto de la industria y comercio comprendido en el MAS, se programó un algoritmo que permite realizar la mencionada estimación dinámica.

Respecto a las proyecciones anuales del modelo del COES se consideró la propuesta que esta institución presentó en el estudio técnico económico para el proceso de fijación tarifaria de Mayo del 2002. Los datos proporcionados por el COES permiten calcular una serie proyectada de demanda de electricidad, que incluye los dos componentes del modelo. Asimismo, con la información provista en esta misma propuesta es posible inferir un escenario optimista, en el que se presume un mayor crecimiento del PBI y la entrada en funcionamiento al 100 por ciento de los proyectos mineros que se consideran en el escenario futuro.

En el Cuadro N° 19 se muestran los resultados de las diferentes proyecciones realizadas. Como se puede observar, los modelos desarrollados en el presente estudio proyectan una tasa de crecimiento de la demanda eléctrica del SEIN que se encuentra alrededor de 4.5 por ciento anual, siendo la proyección del TSM mensual la que más se aleja de dicho estimado. De otro lado, el MAS



proyecta una tasa de crecimiento de 4.6 por ciento en el período 2002-2006, dentro del cual la minería alcanzaría un crecimiento de 5 por ciento al año, en contraste al 6 por ciento del período anterior.

Por lo expuesto, y dada la eficiencia, estabilidad y bondad de los modelos mensuales, y en particular de los modelos de corrección del errores, se considera que las proyecciones realizadas con estos modelos son las más confiables. Asimismo, debido a que el MCE que desagrega el PBI minero del PBI global permite obtener un resultado más adecuado respecto al crecimiento vegetativo de la demanda eléctrica, se recomienda utilizar esta herramienta para la realización de proyecciones. Este modelo permite proyectar una tasa de crecimiento de la demanda eléctrica de 4.4 por ciento al año, siendo el crecimiento vegetativo del consumo eléctrico de 4.0 por ciento.



Los modelos estimados muestran mejores indicadores de bondad de predicción en comparación con el modelo del COES. Sin embargo, toda predicción se encuentra sujeta a un margen de error, siendo la predicción que muestra un menor error con respecto a la serie observada la que se puede emplear para las predicciones. En este sentido, ante un *shock* no anticipado que afecte a una de las variables explicativas y, por ende, tenga un impacto sobre la variable dependiente, el modelo que presente una predicción más cercana a la serie observada *ex post* será el empleado en las estimaciones.



Cuadro N° 19
Proyección de la demanda agregada de electricidad del SEIN por modelo, 2002 – 2006

Modelo	Frecuencia	2001	2002	2003	2004	2005	2006	Crecimiento Promedio 2002-2006
COES-SEIN Fijación Mayo 2002								
Escenario Moderado	Anual	18,611	19,735	20,831	21,738	22,996	24,214	5.40%
Escenario Optimista	Anual	18,611	19,948	21,291	22,598	24,491	26,352	7.20%
M.A.S	Anual	18,613	19,721	20,694	21,493	22,375	23,322	4.60%
MCE	Anual	18,611	19,664	20,564	21,468	22,323	23,208	4.50%
TSM	Anual	18,611	19,637	20,513	21,416	22,268	23,183	4.50%
TSM	Mensual	18,611	19,516	20,316	21,168	21,972	22,741	4.10%
MCE	Mensual	18,611	19,437	20,278	21,220	22,172	23,143	4.50%
MCE-MIN	Mensual	18,611	19,464	20,391	21,315	22,220	23,120	4.40%

Fuente: Estimaciones propias, Propuestas Tarifarias del COES de Mayo 2002.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° 20
Proyección de la demanda agregada eléctrica del SEIN por sectores:
M.A.S. 2002-2006

Año	DE_RESI (1)	DE_MIN (2)	DE_RESTO (3)	DE_SEIN (4)
2001	4,045	4,762	9,806	18,613
2002	4,143	5,193	10,385	19,721
2003	4,340	5,448	10,906	20,694
2004	4,448	5,618	11,428	21,493
2005	4,559	5,845	11,972	22,375
2006	4,695	6,077	12,549	23,322
Crecimiento Promedio 2002-2006	3.0%	5.0%	5.1%	4.6%

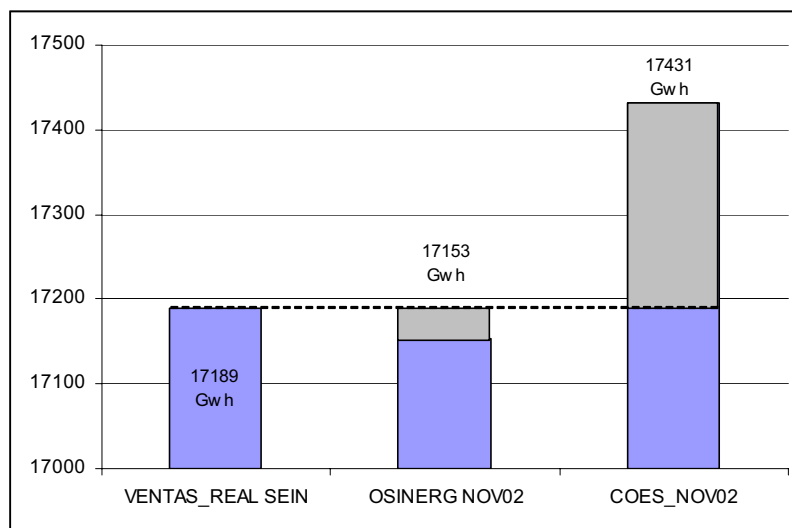
Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

A manera de ejemplo, durante el último trimestre del año 2002 se produjo un importante incremento en el nivel agregado de producción, con una tasa anual de 5.2 por ciento, que repercutió positivamente en la producción y las ventas de energía. Dado que este incremento no se contemplaba en las proyecciones de PBI para el año 2002 (las proyecciones bordeaban el 3.7 por ciento), la predicción de demanda se encontró a niveles inferiores a los observados. En particular, este salto no anticipado en el PBI hizo que la proyección de demanda (para ambos componentes) en el proceso anterior para el año 2002 fuera menor en 242 GWh a la observada. Así, durante el proceso de fijación tarifaria de Mayo del 2003, el COES afirmó que los modelos habían subestimado el crecimiento de la demanda para el año 2002, argumentando posteriormente que los modelos estimados no serían válidos para llevar a cabo predicciones de la demanda.

Las deficiencias observadas en la proyección para ese año se basarían en una subestimación de las variables explicativas que se emplearían para efectuar la misma. Esto implica que, de ser cierto el modelo, al introducir valores observados de las variables explicativas, la predicción sería inexacta. Sin embargo, incorporando valores observados para el PBI durante el año 2002, tal como se observa en el Gráfico N° 8, puede comprobarse que la predicción efectuada con los modelos planteados en este documento bordean en promedio los 17153 GWh, mientras que la proyección del modelo del COES (ambos componentes) llegaría a 17431 GWh. Dado que el consumo observado durante el año 2002 fue igual a 17189 GWh, esto implicaría una subestimación del consumo de 36 GWh (0.2 por ciento) para el caso de nuestros modelos y una sobreestimación de 242 GWh en el modelo del COES (1.4 por ciento).

Gráfico N° 8
Ventas totales del SEIN asumiendo una tasa de crecimiento del 4.9 por ciento



Fuente: Estimaciones propias.
 Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Estos resultados se encuentran en línea con lo observado en el ejercicio de predicción dentro de la muestra presentado en la sección anterior, en el sentido que el modelo del COES ha venido sobreestimando la demanda con un margen de error relativamente elevado.

5 Sensibilidad de los modelos estimados a cambios en los supuestos

Luego de haber estimado los modelos con datos mensuales y efectuado la proyección para el período 2002 – 2006, procederemos a verificar la sensibilidad de la demanda y la producción de electricidad. Con este propósito, se han elaborado una serie de escenarios para el crecimiento del PBI global y el PBI minero. En este sentido, se parte de un escenario base propuesto por el Ministerio de Economía y Finanzas, en el cual el producto bruto interno global presenta una tasa de crecimiento de 4.0 por ciento para el año 2003, valor similar al proyectado en el caso del PBI minero. Luego, se replanteó el mencionado escenario, planteando un rango de 0 a 8 por ciento de crecimiento para el siguiente año, con el propósito de calcular la respuesta de la demanda de electricidad a variaciones en el producto, de tal modo que se estime un valor aproximado de elasticidad ingreso⁴⁸. Este ejercicio se efectuará solo en el caso del MCE-MIN Mensual y el MCE Anual, dado que estos modelos mostraron mejor comportamiento en los procesos de inferencia y predicción. Es preciso mencionar que en todos los casos, se asume que la tarifa permanece constante en el nivel de Diciembre del 2002, y la población presenta una tasa de crecimiento constante de 1.5 por ciento anual.

⁴⁸. Si bien el cálculo de elasticidades ingreso y precio es más exacto si se emplean modelos con datos desagregados de corte transversal (encuestas de hogares), se puede obtener una aproximación bastante confiable en el caso de modelos con datos mensuales.

5.1 Modelo con Datos Anuales

En primer lugar, se procedió a actualizar la información disponible hasta el 2002, de tal modo que se efectúen proyecciones tanto para el año 2003 como para el período 2003-2006. Posteriormente, se estimó el modelo con la nueva información, variando los supuestos sobre el PBI tal como se explicó líneas arriba. Tal como puede deducirse del Cuadro N° 21, la elasticidad ingreso estimada por el MCE Anual es de 0.59⁴⁹. Sin embargo, la respuesta de la producción de electricidad frente a cambios mayores en el PBI indica la presencia de saturación en la demanda, producto de la utilización de una mayor capacidad instalada. De otro lado, la tasa de crecimiento vegetativo de la producción de electricidad, esto es, la tasa a la cual crece la demanda de electricidad asociada al crecimiento poblacional, es de 3.2 por ciento.

Cuadro N° 21
Escenarios para el Crecimiento del PBI: 2003

Tasa Crecimiento PBI 2003	PBI 2003 (Millones de Soles de 1994)	Producción de Electricidad 2003 (Gwh)	Tasa Crecimiento Producción de Electricidad 2003	Crecimiento (Gwh)
0.0%	127,464	19,914	3.2%	620.7
1.0%	128,739	20,030	3.8%	737.1
2.0%	130,013	20,146	4.4%	853.0
3.0%	131,288	20,262	5.0%	968.5
4.0%	132,563	20,377	5.6%	1083.6
5.0%	133,037	20,491	6.2%	1198.0
6.0%	135,112	20,605	6.8%	1312.2
7.0%	136,386	20,719	7.4%	1425.8
8.0%	137,661	20,832	8.0%	1539.0

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

⁴⁹. El valor obtenido puede ser comparable al promedio de elasticidades ingreso obtenidas para un conjunto de países Latinoamericanos, que fue de 0.65 (Westley, 1992). Esta elasticidad promedio

5.2 Modelos con Datos Mensuales

En el caso de este modelo, la desagregación del PBI en PBI minero y PBI resto hace que la tasa de crecimiento del componente minero pueda alterarse de tal modo que pueda explicarse el porcentaje de crecimiento de la demanda de electricidad causado por el crecimiento del consumo de ciertas unidades mineras. Al igual que en el modelo con datos anuales, se mantienen los supuestos de crecimiento tanto de la tarifa como de la población. Dado que en este caso se tienen dos componentes que explican el ingreso, se procederá a realizar el siguiente ejercicio: en primer lugar se asumirá que el PBI resto permanece constante, y se crearán escenarios para el PBI minero, y posteriormente se efectuará el ejercicio inverso: se modificarán los escenarios para el PBI resto, mientras que el PBI minero se asume constante. Los resultados obtenidos se muestran en los Cuadro N° 22 y 23. Del análisis se puede obtener una tasa de crecimiento vegetativa de 3.2 por ciento, tasa similar a la obtenida en la estimación del mejor modelo anual. Por otra parte, de los ejercicios realizados se puede estimar una elasticidad ingreso minera igual a 0.11, mientras que la elasticidad ingreso del “resto” es igual a 0.25. La obtención de este valor en la elasticidad ingreso minera se debe a la importancia del PBI minero en el total de la producción, el que se estima en 5.8 por ciento para el 2002.

fue obtenida empleando información basada en encuestas de hogares y establecimientos comerciales e industriales.

Cuadro N° 22
Escenarios para el crecimiento del PBI Minero 2003

Tasa Crecimiento PBI Minero 2003	PBI Minero 2003 (Millones de Soles de 1994)	Ventas Totales de Electricidad 2003 (Gwh)	Tasa Crecimiento Ventas de Electricidad 2003	Crecimiento (Gwh)
0.0%	7,396	18,042	3.2%	558.0
2.0%	7,544	18,081	3.4%	597.0
4.0%	7,692	18,119	3.6%	635.0
5.0%	7,766	18,139	3.7%	655.0
6.0%	7,840	18,158	3.9%	674.0
7.0%	7,914	18,177	4.0%	693.0
8.0%	7,988	18,195	4.1%	711.0
9.0%	8,062	18,213	4.2%	729.0
10.0%	8,136	18,232	4.3%	748.0

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° 23

Escenarios para el crecimiento del PBI del resto de la economía 2003

Tasa Crecimiento PBI Resto 2003	PBI Resto 2003 (Millones de Soles de 1994)	Ventas Totales de Electricidad 2003 (Gwh)	Tasa Crecimiento Ventas de Electricidad 2003	Crecimiento (Gwh)
0.0%	7,396	18,042	3.2%	558.0
1.0%	7,544	18,081	3.5%	597.0
2.0%	7,544	18,081	3.7%	597.0
3.0%	7,692	18,119	4.0%	635.0
4.0%	7,766	18,139	4.2%	655.0
5.0%	7,840	18,158	4.5%	674.0
6.0%	7,914	18,177	4.7%	693.0
7.0%	7,988	18,195	4.9%	711.0
8.0%	8,062	18,213	5.2%	729.0

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

En este último modelo (mostrado en el Cuadro N° 24), se decidió proponer escenarios para el crecimiento de la tarifa promedio, bajo el supuesto de que se produce un aumento de una sola vez y permanente de la tarifa, en un rango de 2

por ciento, siendo el máximo 16 por ciento de incremento para el año 2003. En este caso se obtiene una elasticidad precio de -0.11, valor similar al mencionado por Westley (1992) para el sector 4 de la industria colombiana. Sin embargo, el problema derivado de la agregación de datos hace que la elasticidad precio estimada mediante este modelo sea un aproximado⁵⁰.

Cuadro N° 24
Escenarios para la Tarifa 2003

Tasa Crecimiento PBI Resto 2003	Tarifa (Millones de Soles de 1994)	Ventas Totales de Electricidad 2003 (Gwh)	Tasa Crecimiento Ventas de Electricidad 2003	Crecimiento (Gwh)
0.0%	0.2340	18,042	3.2%	558.0
2.0%	0.2387	18,006	3.0%	522.0
4.0%	0.2434	17,970	2.8%	486.0
6.0%	0.2480	17,934	2.6%	450.0
8.0%	0.2527	17,899	2.4%	415.0
10.0%	0.2574	17,864	2.2%	380.0
12.0%	0.2621	17,828	2.0%	344.0
14.0%	0.2668	17,794	1.8%	310.0
16.0%	0.2714	17,760	1.6%	276.0

Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

6 Conclusiones y comentarios finales

El presente estudio surgió ante la necesidad de contar con herramientas que permitan realizar mejores proyecciones de la demanda agregada de electricidad en el Perú, por cuanto el modelo utilizado a la fecha para el proceso de fijación tarifaria posee un conjunto de deficiencias que llevan a proyecciones erróneas, las que tienen un fuerte impacto sobre las tarifas. En particular, una

⁵⁰. En los estudios mencionados por Westley (1992) el promedio de la elasticidad precio es igual a -0.48.

sobreestimación de uno por ciento en el nivel de la demanda eléctrica para cada año del periodo de proyección produce un incremento de cinco por ciento en el nivel de la tarifa regulada. El modelo utilizado a la fecha presenta serias limitaciones en sus dos componentes: el primero es resultado de una relación espuria, mientras que el segundo componente genera incentivos para actuar con arbitrariedad en el cálculo de proyecciones.

En el documento se estimaron modelos con datos anuales y mensuales, utilizando especificaciones basadas en la teoría econométrica moderna, los que presentan mejores indicadores de bondad de ajuste y exactitud en la proyección en comparación con el modelo del COES. Los modelos de series de tiempo presentan un mejor ajuste para proyecciones de corto plazo, mientras los que incorporan especificaciones de corrección de error son más apropiados para realizar proyecciones de mediano plazo, del tipo utilizado en los procesos de fijación tarifaria. Además, se estimó un modelo que desagrega el consumo residencial, el minero y el resto de la industria y el comercio, que sirve de *benchmark* para comparar las proyecciones de los otros modelos.

Entre los modelos de corrección de errores, se sugiere utilizar el modelo de corrección de errores mensual que incorpora por separado el componente minero, por cuanto contribuye a solucionar el problema de composición de crecimiento de la demanda eléctrica. Específicamente, al tomar un escenario en el que la tasa de crecimiento promedio anual del PBI global bordea el 2.7 por ciento, la tasa de crecimiento del PBI minero se encuentra alrededor de 7.0 por ciento, y la tasa de crecimiento anual de la población es de 1.5 por ciento, se obtiene un crecimiento anual promedio de la demanda de electricidad del SEIN de 4.4 por ciento utilizando el modelo minero mensual. De otra parte, este



modelo proyecta un crecimiento de la demanda vegetativa de la electricidad de alrededor de 4.0 por ciento, tasa a la cual se iría convergiendo en el largo plazo.

Antes de cerrar la discusión sobre los resultados de nuestro trabajo y su utilidad, creemos conveniente comentar sobre algunos aspectos de los datos, la estimación y los resultados obtenidos. En primer lugar, sugerimos abrir un debate en torno al horizonte de 48 meses sobre el cual se realizan las proyecciones de la demanda eléctrica, lo cual supone revisar el modelo de regulación eléctrica en el Perú vigente a la fecha. Un horizonte de esta magnitud incrementa la posibilidad de incurrir en errores de predicción, teniendo en cuenta la volatilidad de la economía peruana. Por ello, se considera que proyecciones de dos o tres años serían más adecuadas.

En segundo lugar, sería necesario contar con una norma que no limite el análisis de la demanda a modelos estructurales que incluyan factores económicos y demográficos (Art. 31 de la LCE). La econometría moderna provee técnicas que brindan proyecciones eficientes utilizando solo información pasada de la variable dependiente. La calidad de un modelo econométrico para hacer predicciones se mide exclusivamente por su poder predictivo y por la consistencia estadística que muestren los parámetros estimados.

En tercer lugar, la controversia sobre la introducción de cargas de consumo minero por fuera del modelo debe ser solucionada. La estimación de modelos dinámicos con datos agregados para el SEIN, que incorporan variables dicotómicas, representa una solución parcial al problema. En cambio, la estimación de modelos que incorporan la producción minera de forma



desagregada dentro del mismo⁵¹, hacen posible realizar proyecciones utilizando como *input* la evolución del PBI minero, que puede ser aproximada con un modelo de series de tiempo o uno que incorpore estructura económica.

Finalmente, se deben realizar esfuerzos para contar con una información más detallada sobre el consumo eléctrico. Una base de datos desagregados y confiables permitiría realizar estimaciones para obtener las tendencias del consumo eléctrico minero y el residencial, para luego proceder a una agregación que posea un mayor nivel de precisión. Si bien es cierto que el costo de realizar un esfuerzo de este tipo puede ser elevado, los beneficios de contar con mejores herramientas para el cálculo de las tarifas eléctricas compensan este costo.

Como agenda de investigación se propone continuar analizando formas funcionales que pueden mejorar la aproximación a la demanda agregada de electricidad. En particular, sería interesante evaluar la no linealidad del efecto de los ingresos sobre la demanda eléctrica al estilo de Chang y Hsing (1991), modelos no lineales del similares a los aplicados en finanzas o macroeconomía (Franses y Van Dijk, 2000; Tsay, 2002) o especificaciones semiparamétricas, en la línea de Engle, Granger, Rice y Weiss (1986). Algunas estimaciones preliminares nos han permitido observar el comportamiento de una especificación no lineal con resultados poco satisfactorios; sin embargo, parte del desarrollo de modelos para la estimación de la demanda eléctrica —sobre todo para el segmento residencial— en la literatura internacional se basan en fundamentos no lineales por lo que es preciso realizar un seguimiento al avance de estas investigaciones.

⁵¹. Tales como el modelo de análisis sectorial (MAS) anual y el modelo de corrección de errores con componente minero (MCE-MIN) mensual.

7 Bibliografía

Aigner, D. and J. Hausman (1980). "Correcting for truncation bias in the analysis of experiments in time-of-day pricing of electricity". *RAND Journal of Economics*: 11(1), 131-142.

Andrews, D.W.K. (1991). "Asymptotic Normality of Series Estimators for Nonparametric and Semiparametric Regression Models". *Econometrica*: 59(2), 307-345.

Banerjee, A., Dolado, J, Galbraith, J y Hendry, D. (1993) *Co-integration, Error Correction, and the Econometric Analysis of Non-Stationary Data*. Granger, C. y Mizon (eds.). Oxford: Oxford University Press.

Bewley, R. (1979). "The Direct Estimation of the Equilibrium Response in a Linear Dynamic Model". *Economic Letters*: 3, 357-361.

Bewley, R. (1999) *Controlling Spurious Drift in Macroeconomic forecasting Models*. University of New South Wales, Mimeo.

Bushnell, J. y E. Mansur (2001) "The Impact of Retail Rate Deregulation on Electricity Consumption in San Diego". Universidad de California en Berkeley. Mimeo.

Chang, H y Y. Hsing (1991). *Changes in Elasticities of Residential Electricity Demand: A Study Based on a General Functional Form*. Oak Ridge National Laboratory. Mimeo.

Chrystal, C. y P. Mizen (2001). *Consumption, money and lending: a joint model for the UK Household sector*. Working Paper. Bank of England.

Chrystal, C. y P. Mizen (2001b). *Other financial corporations: Cinderella of ugly sister of empirical monetary economics*. Working Paper. Bank of England.

Chumacero, R. (1996). *Estimación de la Demanda de Energía del Sistema Interconectado Central*. Consultoría para la Comisión Nacional de Energía de Chile.



CISEPA (1998). *Proyección del Consumo Mensual de Energía Eléctrica Jun.1997-Dic.2000*. Consultoría para Comisión de Tarifas de Energía. Informe Final

Diebold, F. y R. Mariano (1994). "Comparing Predictive Accuracy". NBER Working Paper N° T0169.

Dubin, J. and D. McFadden (1984): "An Econometric Analysis of Residential Electric Appliance Holdings and Consumption". *Econometrica*: 52 (2), 345-362.

Elliott, G., T. Rothenberg y J. Stock (1996). "Efficient Tests for an Autoregressive Unit Root". *Econometrica*: 66 (1), 149-158.

Enders, W. (1995). *Applied Econometric Time Series*. New York: Wiley & Sons.

Engle, R y Granger, C (1987). "Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing". *Econometrica*: 55, 251-276.

Engle, R., Granger, C y Hallman, J. (1989). "Merging Short- and Long-Run Forecasts, An Application of Seasonal Cointegration to Monthly Electricity Sales Forecasting". *Journal of Econometrics*: 40, 45-62.

Engle, R., Granger, C., Rice, J., y Weiss, A. (1986). "Semiparametric Estimates of the Relation Between Weather and Electricity Sales". *Journal of the American Statistical Association*: 81, 310-320.

Engle, R., Hendry, D y Richard, J. (1983). "Exogeneity". *Econometrica*: 51, (2), 277-304.

Franses, P. y D. van Dijk (2000). *Non-Linear Time Series Models in Empirical Finance*. Cambridge: Cambridge University Press.

Granger, C. (1969). "Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods". *Econometrica*: 37, 424-438.

Granger, C. y Newbold, P. (1974). "Spurious Regressions in Econometrics". *Journal of Econometrics*, 2, 111-120

Greene, W.H. (2002). *Econometric Analysis*. New Jersey: Prentice Hall.

Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton: Princeton University Press.

Harvey, A. (1993). *Time Series Models*. MIT Press.

Hendry, D. y Juselius, K. (2000). "Explaining Cointegration Analysis: Part I". *The Energy Journal*: 21 (1), 1-42.

Hendry, D. y Juselius, K. (2000b). "Explaining Cointegration Analysis: Part II". Universidad de Copenhague, mimeo.

Johnston, J. y J. DiNardo (1997). *Econometric Methods*. New York: McGraw-Hill.

Maddala, G. y Kim, I. (1998). *Unit Roots, Cointegration and Structural Change*. Cambridge: Cambridge University Press.

Mateos, F., M. Rodríguez Pardina y M. Rossi (1999). *Oferta y Demanda de Electricidad en Argentina: un Modelo de Ecuaciones Simultáneas*. UADE. Mimeo.

McFadden, D., C. Puig y D. Kirschner (1977): "Determinants of the Long-Run Demand for Electricity". *Proceedings of the American Statistical Association*.

Macroconsult (2001). *Desarrollo de un Modelo Económico de la Demanda de Energía para el Sistema Interconectado Nacional*. Consultoría para Comisión de Tarifas de Energía. Tomos I y II.

Macroconsult (2002). *R.E.M Conversatorio*. Exposiciones del conversatorio sobre situación económica y política de endeudamiento del Perú. Marzo 2002. Lima.

Meetamehra, A. (2002). "Demand Forecasting for Electricity". The Energy and Resources Institute. Mimeo.

Parti, M y C. Parti (1980): "The total and appliance-specific conditional demand for electricity in the household sector". *The Bell Journal of Economics*: 11(1), 309-321.



Perron, P. (1989) "The great crash, the oil price shock, and the unit root hypothesis". *Econometrica*: 57(6), 1361-1401.

Pesaran, M y Y. Shin (1999). "An Autoregressive Distributed Lag Modelling Approach to Cointegration Analysis". Cambridge University, Mimeo.

Pesaran, M., Y. Shin y R. Smith (2001). "Bounds Testing Approaches to the Analysis of Level Relationships". *Journal of Applied Econometrics*. 16, 289-326.

Phillips, P.C.B (1987) "Time Series Regression with a Unit Root". *Econometrica*: 55 (2), 277-301.

Phillips, P.C.B. y Xiao, Z. (1998). *A Primer on Unit Root Testing*. Yale University, Mimeo.

Phillips, P.C.B. y Ng, S. (2001). "PPP May not Hold After All: An Empirical Investigation". *Annals of Economics and Finance*, 3, 43-64.

Reiss, P. y M. White (2001). "Household Electricity Demand: Revisited". NBER Working Paper N° 8687.

Robinson, P. (1988). "Root-N-Consistent Semiparametric Regression". *Econometrica*, 59, 931-954.

Schimmelpfenning, A. (1999) "Applied Econometrics II". Mimeo. Kiel Institute of World Economics.

Sims, C. (1980) "Macroeconomics and Reality". *Econometrica*: 48(1), 1-48.

S&Z Consultores (1999). *Proyecciones para el Cálculo de las Tarifas en Barra*. Consultoría para Comisión de Tarifas de Energía. Informe Final. Volumen I.

Taylor, L. (1975). "The Demand for Electricity: A Survey". *The Bell Journal of Economics*: 6(1), 74-110.

Tsay, R. (2002). *Analysis of Financial Time Series*. New York: Wiley.

Yatchew, A. (2003). *Semiparametric Regression for the Applied Econometrician*. Cambridge: Cambridge University Press.

Yule, G. (1926). "Why do we Sometimes get Nonsense-Correlations Between Time Series?" *Journal of the Royal Statistical Society*: 84, 1-63.

Westley, G. (1992). *New Directions in Econometric Modeling of Energy Demand. With Applications to Latin America*. Inter American Development Bank. Washington: The John Hopkins University Press.

Zivot, E. y W. Andrews (1992). "Further Evidence on the Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypothesis". *Journal of Business and Economic Statistics*: 10 (3), 251-270.

Anexo N° 1
Presentación de la información estadística

Cuadro N° A1.1
Datos utilizados en los modelos de frecuencia anual

	DE_MIN (1)	Var % (1)	DE_RESTO (2)	Var % (2)	DE_RESI (3)	Var % (3)	DE_SEIN (4)	Var % (4)
1970	1,685		2,438		855		4,978	
1971	1,616	-4.10%	2,825	15.90%	910	6.40%	5,350	7.50%
1972	1,732	7.20%	2,918	3.30%	1,010	11.00%	5,660	5.80%
1973	1,767	2.00%	3,154	8.10%	1,067	5.60%	5,988	5.80%
1974	1,895	7.20%	3,456	9.60%	1,179	10.50%	6,530	9.10%
1975	1,860	-1.80%	3,618	4.70%	1,252	6.20%	6,730	3.10%
1976	1,953	5.00%	3,810	5.30%	1,354	8.10%	7,116	5.70%
1977	2,209	13.10%	3,962	4.00%	1,594	17.70%	7,764	9.10%
1978	2,336	5.80%	3,977	0.40%	1,566	-1.80%	7,879	1.50%
1979	2,336	0.00%	4,337	9.10%	1,655	5.70%	8,328	5.70%
1980	2,470	5.70%	4,800	10.70%	1,749	5.70%	9,019	8.30%
1981	2,662	7.80%	5,135	7.00%	1,884	7.70%	9,681	7.30%
1982	2,859	7.40%	5,362	4.40%	2,025	7.50%	10,246	5.80%
1983	2,662	-6.90%	4,836	-9.80%	2,143	5.80%	9,640	-5.90%
1984	2,999	12.70%	5,408	11.80%	2,198	2.60%	10,605	10.00%
1985	3,092	3.10%	5,610	3.70%	2,219	1.00%	10,920	3.00%
1986	3,185	3.00%	6,068	8.20%	2,366	6.60%	11,619	6.40%
1987	3,336	4.70%	6,240	2.80%	2,688	13.60%	12,264	5.60%
1988	2,464	-26.10%	6,789	8.80%	2,917	8.50%	12,170	-0.80%
1989	2,150	-12.70%	6,875	1.30%	2,875	-1.40%	11,900	-2.20%
1990	3,254	51.40%	5,343	-22.30%	3,020	5.00%	11,617	-2.40%
1991	3,208	-1.40%	5,685	6.40%	3,143	4.10%	12,036	3.60%
1992	2,848	-11.20%	5,351	-5.90%	2,928	-6.80%	11,126	-7.60%
1993	3,011	5.70%	6,216	16.20%	3,064	4.60%	12,291	10.50%
1994	3,138	4.20%	6,803	9.40%	3,185	3.90%	13,126	6.80%
1995	3,254	3.70%	7,704	13.20%	3,150	-1.10%	14,108	7.50%
1996	3,564	9.50%	8,064	4.70%	3,184	1.10%	14,813	5.00%
1997	3,749	5.20%	8,486	5.20%	3,357	5.40%	15,592	5.30%
1998	3,842	2.50%	8,857	4.40%	3,638	8.40%	16,337	4.80%
1999	4,166	8.40%	8,939	0.90%	3,766	3.50%	16,871	3.30%
2000	4,311	3.50%	9,526	6.60%	3,934	4.50%	17,770	5.30%
2001P	4,762	10.50%	9,804	2.90%	4,045	2.80%	18,611	4.70%

Cuadro N° A1.2
Otros datos en frecuencia anual disponibles

	CFN_Oterg (5)	Var % (5)	CPG_Oterg (6)	PDT_Oterg (7)	DEN_Oterg (8)	Var % (8)	CFN_DGE (9)	Var % (9)
1970	5,149	--	20	368	5,537	--	--	--
1971	5,382	4.50%	23	546	5,951	7.50%	--	--
1972	5,796	7.70%	23	476	6,295	5.80%	--	--
1973	5,997	3.50%	23	639	6,660	5.80%	--	--
1974	6,393	6.60%	22	848	7,263	9.10%	--	--
1975	6,707	4.90%	23	756	7,486	3.10%	--	--
1976	6,997	4.30%	35	883	7,916	5.70%	--	--
1977	7,648	9.30%	35	953	8,636	9.10%	--	--
1978	7,730	1.10%	35	999	8,764	1.50%	--	--
1979	8,101	4.80%	35	1,127	9,263	5.70%	--	--
1980	8,695	7.30%	35	1,302	10,032	8.30%	8,709	--
1981	9,392	8.00%	43	1,333	10,768	7.30%	9,348	7.30%
1982	10,054	7.10%	43	1,251	11,348	5.40%	9,894	5.80%
1983	9,624	-4.30%	46	1,011	10,681	-5.90%	9,309	-5.90%
1984	10,531	9.40%	58	1,174	11,763	10.10%	10,240	10.00%
1985	10,658	1.20%	46	1,418	12,123	3.10%	10,545	3.00%
1986	11,333	6.30%	58	1,558	12,948	6.80%	11,219	6.40%
1987	12,018	6.10%	136	1,856	14,011	8.20%	11,842	5.60%
1988	11,426	-4.90%	217	1,914	13,557	-3.20%	11,751	-0.80%
1989	10,751	-5.90%	233	1,894	12,878	-5.00%	11,491	-2.20%
1990	11,786	9.60%	139	1,883	13,808	7.20%	11,218	-2.40%
1991	12,658	7.40%	139	1,581	14,378	4.10%	11,622	3.60%
1992	10,507	-17.00%	233	2,301	13,041	-9.30%	10,744	-7.60%
1993	11,867	12.90%	256	2,519	14,642	12.30%	11,868	10.50%
1994	12,367	4.20%	233	3,266	15,865	8.40%	12,675	6.80%
1995	12,844	3.90%	279	3,010	16,133	1.70%	13,623	7.50%
1996	14,054	9.40%	337	2,882	17,273	7.10%	14,303	5.00%
1997	14,759	5.00%	279	2,882	17,920	3.70%	15,056	5.30%
1998	15,899	7.70%	284	2,393	18,576	3.70%	15,775	4.80%
1999	16,483	3.70%	263	2,294	19,040	2.50%	16,275	3.20%
2000	17,323	5.10%	304	2,287	19,914	4.60%	17,140	5.30%
2001P	--	--	--	--	--	--	18,110	5.70%

(5) Datos del Balance de Energía 2000, OTERG sobre el consumo final de electricidad a nivel nacional (CFN)

(6) Datos del Balance de Energía 2000, OTERG sobre el consumo propio de los generadores a nivel nacional (CPG)

Cuadro N° A1.3
Datos económicos y demográficos en frecuencia anual

	PBI Global (1)	Var % (1)	PBI Minero Metálico (2)	Var % (2)	PBI Resto (3) (3)	Var % (3)	Población (4)	Var % (4)
1970	62,022		1,321		60,701		13,193	
1971	64,627	4.20%	1,278	-3.20%	63,349	4.40%	13,567	2.80%
1972	66,501	2.90%	1,367	7.00%	65,134	2.80%	13,951	2.80%
1973	70,092	5.40%	1,398	2.20%	68,694	5.50%	14,345	2.80%
1974	76,611	9.30%	1,462	4.60%	75,149	9.40%	14,748	2.80%
1975	79,215	3.40%	1,335	-8.70%	77,880	3.60%	15,161	2.80%
1976	80,800	2.00%	1,415	6.00%	79,385	1.90%	15,582	2.80%
1977	81,123	0.40%	1,725	21.90%	79,398	0.00%	16,012	2.80%
1978	81,366	0.30%	2,071	20.10%	79,295	-0.10%	16,448	2.70%
1979	86,086	5.80%	2,355	13.70%	83,731	5.60%	16,886	2.70%
1980	90,562	5.20%	2,387	1.40%	88,175	5.30%	17,324	2.60%
1981	95,181	5.10%	2,353	-1.40%	92,828	5.30%	17,762	2.50%
1982	94,610	-0.60%	2,501	6.30%	92,109	-0.80%	18,198	2.50%
1983	83,446	-11.80%	2,474	-1.10%	80,972	-12.10%	18,632	2.40%
1984	87,785	5.20%	2,550	3.10%	85,235	5.30%	19,064	2.30%
1985	90,243	2.80%	2,760	8.30%	87,483	2.60%	19,492	2.20%
1986	99,267	10.00%	2,785	0.90%	96,482	10.30%	19,916	2.20%
1987	107,208	8.00%	2,912	4.50%	104,296	8.10%	20,337	2.10%
1988	97,881	-8.70%	2,388	-18.00%	95,493	-8.40%	20,752	2.00%
1989	86,429	-11.70%	2,705	13.30%	83,724	-12.30%	21,163	2.00%
1990	81,893	-5.20%	2,720	0.50%	79,173	-5.40%	21,569	1.90%
1991	83,760	2.30%	2,711	-0.30%	81,049	2.40%	21,971	1.90%
1992	83,401	-0.40%	2,732	0.80%	80,669	-0.50%	22,369	1.80%
1993	87,375	4.80%	3,031	10.90%	84,344	4.60%	22,762	1.80%
1994	98,577	12.80%	3,491	15.20%	95,086	12.70%	23,150	1.70%
1995	107,039	8.60%	3,718	6.50%	103,321	8.70%	23,532	1.70%
1996	109,709	2.50%	3,990	7.30%	105,719	2.30%	23,947	1.80%
1997	117,110	6.70%	4,419	10.80%	112,691	6.60%	24,371	1.80%
1998	116,485	-0.50%	4,590	3.90%	111,895	-0.70%	24,801	1.80%
1999	117,590	0.90%	5,368	16.90%	112,222	0.30%	25,232	1.70%
2000	121,267	3.10%	5,552	3.40%	115,715	3.10%	25,662	1.70%
2001	121,513	0.20%	6,263	12.80%	115,251	-0.40%	26,098	1.70%

(1) Banco Central de Reserva del Perú, Memoria Anual y Boletín Semanal. Millones de Nuevos Soles de 1994

(2) Banco Central de Reserva del Perú, Memoria Anual y Boletín Semanal. Millones de Nuevos Soles de 1994

(3) Banco Central de Reserva del Perú, Memoria Anual y Boletín Semanal. Diferencia entre (1) y (2)

(4) Banco Central de Reserva del Perú, Instituto Nacional de Estadística e Informática. Miles de habitantes

Cuadro N° A1.4
Datos utilizados en los modelos de frecuencia mensual

	PBIR94	POBL	VETOT	TEPROM	IPCM	TCMP	VELIB	VEREG
Ene-94	7,319	23,243	903	15.17	58.8	2.18	392	511
Feb-94	6,941	23,275	894	15.42	59.9	2.18	396	498
Mar-94	7,829	23,308	927	15.65	61.2	2.17	430	497
Abr-94	8,174	23,341	944	15.29	62.1	2.18	419	525
May-94	8,494	23,374	949	15.26	62.9	2.19	422	527
Jun-94	8,461	23,406	937	15.11	63.6	2.19	423	513
Jul-94	8,330	23,439	954	16.15	64.2	2.2	437	517
Ago-94	8,346	23,472	976	15.74	65.2	2.23	438	538
Sep-94	8,231	23,505	955	16.69	65.5	2.26	434	521
Oct-94	8,510	23,538	977	17.2	65.7	2.24	444	532
Nov-94	8,782	23,571	1,002	17.77	66.5	2.2	460	542
Dic-94	9,176	23,605	982	17.87	66.9	2.14	459	523
Ene-95	8,667	23,638	957	17.66	67.2	2.19	431	526
Feb-95	8,190	23,671	906	18.52	67.9	2.22	394	512
Mar-95	8,880	23,704	953	17.85	68.8	2.26	442	511
Abr-95	8,782	23,738	976	18.01	69.5	2.26	436	539
May-95	9,776	23,771	988	18.47	70.1	2.25	447	542
Jun-95	9,242	23,804	962	18.93	70.7	2.25	434	528
Jul-95	9,094	23,838	985	18.97	71.1	2.24	453	532
Ago-95	9,003	23,871	1,004	19.22	71.8	2.24	450	553
Sep-95	8,584	23,905	967	19.76	72.1	2.25	431	535
Oct-95	8,847	23,939	993	19.57	72.5	2.26	446	547
Nov-95	9,003	23,972	1,007	19.74	73.4	2.32	450	557
Dic-95	8,979	24,006	981	20.09	73.7	2.33	443	538
Ene-96	8,724	24,040	1,022	19.74	74.6	2.35	467	555
Feb-96	8,395	24,073	989	20.67	75.8	2.36	435	554
Mar-96	8,880	24,107	995	20.45	76.8	2.36	453	542
Abr-96	9,020	24,141	1,010	20.76	77.5	2.37	449	561
May-96	9,891	24,175	1,039	20.72	78	2.412	476	563
Jun-96	9,611	24,209	1,022	20.47	78.4	2.44	472	550
Jul-96	9,414	24,243	1,048	21.16	79.5	2.45	477	571
Ago-96	9,102	24,277	1,064	21.6	80.2	2.47	475	589
Sep-96	8,782	24,311	1,016	21.47	80.5	2.5	447	569
Oct-96	9,094	24,345	1,055	22.08	81	2.56	480	575
Nov-96	9,283	24,380	1,050	22.77	81.4	2.59	463	587
Dic-96	9,529	24,414	1,058	22.95	82.4	2.59	488	570
Ene-97	9,496	24,448	1,075	23.89	82.8	2.63	478	597
Feb-97	8,938	24,483	1,030	23.25	82.9	2.64	462	567
Mar-97	9,324	24,517	1,067	23.51	84	2.64	489	578
Abr-97	10,318	24,552	1,083	23.17	84.3	2.67	461	622
May-97	10,556	24,586	1,105	22.29	85	2.67	479	626
Jun-97	10,071	24,621	1,081	22.08	85.9	2.66	474	607
Jul-97	9,726	24,655	1,106	20.56	86.6	2.65	512	594
Ago-97	9,603	24,690	1,145	20.49	86.8	2.66	521	624
Sep-97	9,611	24,725	1,111	20.7	87.1	2.65	507	604

(Continua en la página siguiente)

Oficina de Estudios Económicos - OSINERG

(Continuación)

	PBIR94	POBL	VETOT	TEPROM	IPCM	TCMP	VELIB	VEREG
Oct-97	9,817	24,759	1,149	20.85	87.2	2.67	525	625
Nov-97	9,611	24,794	1,133	20.84	87.3	2.72	499	634
Dic-97	10,038	24,829	1,124	21.79	87.8	2.72	514	609
Ene-98	9,447	24,864	1,160	21.03	88.6	2.746	509	650
Feb-98	9,258	24,899	1,123	21.09	89.7	2.801	485	638
Mar-98	9,784	24,934	1,151	20.57	90.8	2.81	514	637
Abr-98	10,006	24,969	1,169	20.64	91.4	2.822	509	660
May-98	10,079	25,004	1,186	20.23	91.9	2.846	531	655
Jun-98	10,022	25,039	1,139	20.17	92.4	2.909	511	628
Jul-98	9,907	25,074	1,168	20.3	93	2.922	534	634
Ago-98	9,693	25,110	1,198	20.86	93.3	2.964	542	656
Sep-98	9,546	25,145	1,166	20.74	92.8	3.045	517	648
Oct-98	9,529	25,180	1,194	20.65	92.4	3.053	542	652
Nov-98	9,554	25,216	1,164	21.12	92.5	3.096	516	648
Dic-98	9,677	25,251	1,167	21.23	93.1	3.139	523	644
Ene-99	9,316	25,287	1,196	21.1	93.1	3.248	524	672
Feb-99	9,192	25,322	1,136	21.58	93.4	3.395	488	649
Mar-99	9,858	25,358	1,206	21.16	93.9	3.379	551	655
Abr-99	9,776	25,393	1,211	21.92	94.5	3.348	526	686
May-99	10,474	25,429	1,221	22.09	94.9	3.331	559	662
Jun-99	10,219	25,465	1,193	23	95.1	3.338	538	655
Jul-99	9,718	25,501	1,213	23.36	95.3	3.323	548	666
Ago-99	9,447	25,536	1,238	23.55	95.5	3.361	569	669
Sep-99	9,529	25,572	1,240	24.57	95.9	3.418	556	684
Oct-99	9,849	25,608	1,256	25.31	95.8	3.472	569	687
Nov-99	10,047	25,644	1,264	24.81	96.1	3.482	579	685
Dic-99	10,170	25,680	1,274	24.68	96.5	3.484	586	688
Ene-00	9,800	25,716	1,283	25.06	96.6	3.499	589	694
Feb-00	9,636	25,753	1,253	25.49	97	3.456	566	687
Mar-00	10,466	25,789	1,304	25.34	97.6	3.443	598	707
Abr-00	10,268	25,825	1,269	25.62	98.1	3.479	571	697
May-00	11,205	25,861	1,298	24.57	98.1	3.503	600	698
Jun-00	10,704	25,898	1,268	24.63	98.2	3.487	570	699
Jul-00	10,236	25,934	1,277	24.56	98.7	3.48	586	691
Ago-00	9,981	25,971	1,310	24.96	99.1	3.478	614	697
Sep-00	9,422	26,007	1,312	25.36	99.7	3.485	600	712
Oct-00	9,891	26,044	1,314	24.99	99.9	3.5	617	697
Nov-00	9,849	26,080	1,324	24.89	100	3.528	602	722
Dic-00	9,849	26,117	1,314	24.71	100.1	3.52	608	705
Ene-01	9,660	26,154	1,332	23.91	100.3	3.523	611	721
Feb-01	9,382	26,190	1,273	24.34	100.6	3.528	566	707
Mar-01	10,128	26,227	1,360	24.27	101.1	3.52	621	739
Abr-01	10,276	26,264	1,359	24.21	100.7	3.559	647	712
May-01	11,163	26,301	1,362	24.01	100.7	3.6	634	728
Jun-01	10,464	26,338	1,343	24.76	100.6	3.531	633	710
Jul-01	10,206	26,375	1,384	24.69	100.8	3.503	662	721
Ago-01	10,109	26,412	1,388	24.63	100.5	3.492	666	721
Sep-01	9,680	26,449	1,395	24.48	100.5	3.49	674	721
Oct-01	10,171	26,486	1,416	24.05	100.6	3.46	697	718
Nov-01	10,060	26,524	1,403	23	100.1	3.44	680	723
Dic-01	10,258	26,561	1,423	22.2	100	3.435	692	731

Fuentes: INEI, BCRP, OSINERG-GART, DEG-MEM.

Anexo N° 2

Estimaciones previas para el caso peruano

A2.1 Modelo COES-SEIN

El modelo econométrico del modelo COES se basa en la estimación de una función de demanda agregada de electricidad de la forma:

$$DE_t = \alpha + \beta_1 Y_t + \beta_2 Pob_t + \beta_3 P_t + \varepsilon_t \quad (A2.1)$$

Donde:

- DE_t : Ventas de energía eléctrica SINAC sin “cargas especiales”
- Y_t : PBI de los departamentos en el ámbito del SEIN
- Pob_t : Población contenida en el ámbito del SEIN
- P_t : Tarifa promedio de electricidad GART

La estimación de los parámetros se realiza por el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios, con series en niveles. La relación estimada por COES-SEIN, en su actualización de Septiembre del 2002, es la siguiente (los estadísticos t se encuentran entre paréntesis):

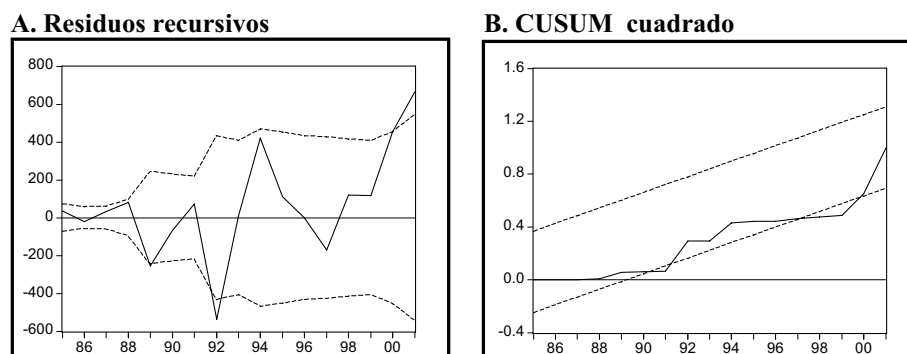
$$\text{VENTAS} = -9721.83 + 0.62707 \cdot \text{POB} + 0.067605 \cdot \text{PBI} - 148.1644 \cdot \text{TARIFA}$$

$$(-15.325) \quad (13.985) \quad (10.214) \quad (-2.944)$$

Los parámetros estimados son consistentes solamente si las series utilizadas son estacionarias. Sin embargo, el resultado de una prueba de raíz unitaria (Dickey Fuller Aumentado) indicaría que las series utilizadas en la regresión no son estacionarias. El problema de la no estacionariedad de las series implica la posible estimación de una relación espuria, en el sentido que la relación no posee consistencia económica a pesar de tener un elevado coeficiente de correlación.

El uso de series no estacionarias puede originar un segundo problema consistente en la inestabilidad de parámetros a lo largo de la muestra. Utilizando pruebas recursivas, se puede observar cómo en el último segmento de la muestra, los resultados salen de las bandas de confianza (Gráficos N° A.2.1A y A.2.1.B). Estas pruebas muestran que el modelo econométrico del COES presenta deficiencias para predecir los valores la serie de ventas de electricidad hacia el final de la muestra, lo que origina errores en la proyección de la demanda.

Gráfico N° A2.1
Tests de estabilidad del modelo econométrico del COES



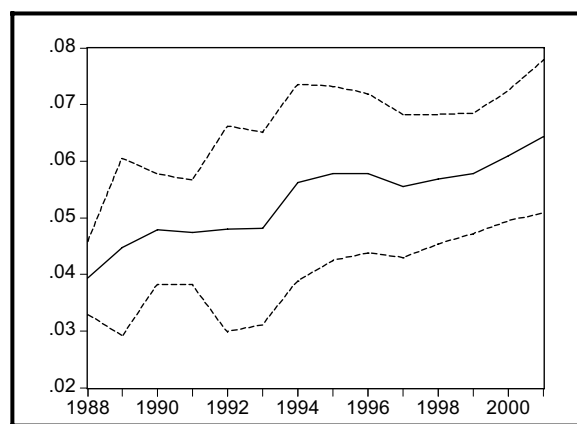
Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Para determinar la estabilidad de la estimación a nivel de coeficientes, se realizó una estimación recursiva del coeficiente asociado al PBI⁵². Tal como se puede comprobar en el Gráfico N° A2.2, el coeficiente no tiende a un valor estable conforme se incrementa el número de observaciones, lo que da

⁵² Se efectuó la prueba a este coeficiente dado que explica aproximadamente la mitad del crecimiento total de las ventas.

evidencias adicionales sobre la inadecuada metodología de este modelo econométrico.

Gráfico N° A2.2
Test de coeficiente recursivo del coeficiente del PBI del modelo econométrico del COES



Fuente: Estimaciones Propias
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Un tercer problema asociado al modelo econométrico es que éste utiliza un conjunto de información para veinte años, es decir, veinte observaciones por cada variable. Este número de observaciones puede ser insuficiente para obtener propiedades deseables en los estimadores MCO. Todos estos problemas metodológicos sugieren que el modelo del COES-SEIN es poco apropiado para efectuar proyecciones confiables de la demanda de electricidad. Esta debilidad es aún mayor cuando se incorpora el segundo componente, la proyección de las cargas especiales e incorporadas.

Como se mencionó anteriormente, el segundo componente se construye en base a entrevistas y encuestas efectuadas a los principales productores mineros,

efectuando una proyección del consumo de electricidad de las mencionadas unidades. Por otro lado, se incluye una serie de proyectos que se espera entrarán en funcionamiento en los cuatro años que abarca el período de proyección. Este consumo es sumado al resultado del modelo econométrico para obtener la demanda total del SEIN. El elevado grado de discrecionalidad de este procedimiento reduce la confiabilidad de las cantidades proyectadas.

A2.2 Modelo CISEPA-PUCP (1998)

El modelo propuesto por el CISEPA (1998) de la Pontificia Universidad Católica del Perú incluye componentes dinámicos en el ajuste de la demanda de electricidad. La metodología de análisis se basa en la formulación de dos funciones de demanda, una denominada de ajuste instantáneo y otra de ajuste parcial. La ecuación de ajuste instantáneo estima las elasticidades precio e ingreso de largo plazo, y está dada por la siguiente relación (en logaritmos):

$$\ln X^i = a_{0i} + a_{1i} \ln Y^i + a_{2i} \ln p^i, \quad a_{1i} > 0, a_{2i} < 0 \quad (A2.3)$$

$$\forall i = 1, \dots, 9$$

Donde:

- X^i : Demanda por energía eléctrica del grupo i
- Y^i : Ingreso real de la economía o del grupo i ,
- p^i : Tarifa media real del grupo consumidor i ,

Por su parte, la función de ajuste parcial supone que existen divergencias entre el consumo y la demanda de energía eléctrica en el corto plazo. En este caso, la función de demanda está contenida en la siguiente expresión:

$$\ln X^i - \ln X_{-1}^i = \theta_i \left[\ln X^{i*} - \ln X_{-1}^i \right] \quad (A2.4)$$

$$\theta_i \in < 0, 1 >$$

Donde:

X^i : Consumo efectivo

X^{i*} : Demanda

De esta manera, la función de la demanda (en logaritmos) queda especificada como sigue:

$$\ln X^{i*} = a_{1i} \ln Y + a_{2i} \ln p^i, \quad a_{1i} > 0, a_{2i} < 0 \quad (A2.5)$$

$$\forall i = 1, \dots, 9$$

Donde:

X^i : Demanda por energía eléctrica del grupo consumidor i

Y^i : Ingreso real de la economía o del grupo consumidor i ,

p^i : Tarifa media real del grupo consumidor i ,

Combinando la relación de “ajuste parcial” con la demanda se obtiene:

$$\ln X^i = \bar{\theta}_i \bar{a}_{0i} + \bar{\theta}_i \bar{a}_{1i} \ln Y + \bar{\theta}_i \bar{a}_{2i} \ln p^i + (1 - \bar{\theta}_i) \ln X_{-1}^i \quad (A2.6)$$

Los parámetros θ_i a_{ji} que se estiman en esta ecuación corresponden a las elasticidades de corto plazo. Las elasticidades de corto plazo a_{ji} pueden ser obtenidas despejando el valor de θ_i del último miembro de (A2.6). De otro lado, expandiendo la ecuación se puede obtener los rezagos promedio de respuesta de la demanda de energía ante cambios en las variables explicativas.

El estudio del CISEPA considera estimar demandas parciales para cada grupo de usuarios, agregándolas para estimar la demanda final. El estudio argumenta que este es el procedimiento más aconsejable, ya que una estimación agregada puede no tomar en cuenta diferentes dimensiones de las respuestas de los grupos que componen el consumo total. Los autores dividieron a los usuarios en clientes libres y regulados y, dentro de este último, se diferencié entre

consumidores domésticos y no domésticos. Esta división fue aplicada para tres ámbitos geográficos: Sistema Interconectado Centro Norte (sin considerar Lima), Lima Metropolitana y Sistema Interconectado Sur (SIS), por lo que estimaron nueve ecuaciones de comportamiento en total.

El estudio utiliza un PBI distinto para cada tipo de consumidor —aunque no se determina la forma del cálculo—, tarifas promedio reales y ventas de energía para cada tipo de consumo, las cuales fueron provistas por la GART. Asimismo, el modelo se estima con series en frecuencia mensual para el periodo correspondiente a los meses de enero de 1994 y junio de 1998. La estimación se completa con variables *dummy* que capturan la estacionalidad de las ventas de energía eléctrica y otras variables ficticias que absorben *shocks* o cambios estructurales en las series.

En el Cuadro N° A2.2 se presentan los resultados de las estimaciones de las nueve ecuaciones de comportamiento del modelo de demanda del CISEPA. Como se puede observar, estas ecuaciones de comportamiento no incluyen a la variable población entre los regresores, a diferencia de la estimación del COES, pero no se indica una explicación sobre esta decisión. En algunas ecuaciones se puede comprobar que la tarifa no es significativa para la determinación del consumo eléctrico.

Cuadro N° A2.2
Elasticidades estimadas por CISEPA-PUCP /1

Variable	SICN					
	Consumo Libre		Consumo Doméstico		Consumo No Doméstico	
	Lima	Resto	Lima	Resto	Lima	Resto
PBI	0.259	0.255	0.334	0.179	0.666	0.183
(Logaritmos)	[5.256]	[-5.679]	[4.575]	[2.357]	[7.382]	[2.530]
Precio	-0.084	-0.654	0.044	-0.222	-0.24	-0.237
(Logaritmos)	[-1.605]	[-5.240]	[-0.645]	[-2.714]	[-2.887]	[-2.389]
Demanda	0.709	0.774	0.555	0.698	0.576	.07841
(Log - Rezago 1)	[13.084]	[15.715]	[6.469]	[6.715]	[8.348]	[12.580]
Elasticidad Ingreso:	0.890	1.128	0.751	0.593	1.571	0.848

Variable	SIS		
	Consumo Libre	Consumo Doméstico	Consumo No Doméstico
PBI	0.332	0.0613	0.1098
(Logaritmos)	[3.138]	[1.151]	[2.595]
Precio	0.055	-0.066	0.029
(Logaritmos)	[-0.949]	[1.644]	[0.248]
Demanda	0.928	0.1814	0.8725
(Log - Rezago 1)	[42.936]	[2.2179]	[19.618]
Elasticidad Ingreso:	4.611	0.075	0.861

Nota: Estadístico t entre corchetes.
Fuente: Estudio CISEPA – PUCP.

A2.3 Estudio de S&Z consultores (1999)

El estudio utiliza el modelo del CIESPA-PUCP y sugiere que éste puede ser mejorado en dos aspectos, el primero se refiere a la introducción discrecional de variables dicotómicas con el propósito de recoger la estacionalidad del consumo eléctrico, mientras que la segunda señala la presencia de inconsistencias en la información empleada. Para solucionar el primer problema, el estudio utiliza información trimestral con el propósito de suavizar la serie. En el caso del segundo problema se agregaron las series de consumo

por tipo de usuario y se estimó la demanda del SICN sin incluir a los clientes libres. El consumo del SIS se obtiene mediante la diferencia entre la demanda nacional y la del SICN. Finalmente, el modelo se completa mediante la agregación del consumo de los clientes libres, además de la estimación del consumo del SIS.

En cuanto a la metodología, el modelo S&Z consultores mantiene el componente autoregresivo que se introduce por primera vez en el modelo de la PUCP, debido a que, de no hacerlo, los coeficientes estimados pierden significancia estadística. Los resultados de los modelos estimados se presentan en el Cuadro N° A2.3, con los estadísticos t entre paréntesis.

La principal objeción al estudio de S&Z se centra en el manejo de los datos: la trimestralización de las series contrae la muestra a 18 observaciones. Como se señaló anteriormente, la utilización del método MCO para estimar los parámetros contando con menos de veinte observaciones reduce la confiabilidad de los resultados, debido a la reducción de grados de libertad utilizados para estimar los coeficientes del modelo.

Cuadro N° A2.3
Elasticidades estimadas por S&Z Consultores

Variable	SICN	SICN + SIS ¹
PBI	0.56	0.55
(Logaritmos)	[2.68]	[2.72]
Precio	-0.20	-0.20
(Logaritmos)	[-2.21]	[-2.24]
Demanda	0.53	0.50
(Log - Rezago 1)	[3.03]	[2.77]
Elasticidad Ingreso:	1.19	1.10

/1 La proyección de demanda del SIS fue estimada por diferencia entre los resultados de estos dos modelos.
Fuente: Estudio S&Z Consultores.

A2.4 Estudio de Macroconsult (2001)

El modelo y la estimación presentada por la consultora Macroconsult (2001) para el OSINERG-GART, se basa en fundamentos de econometría moderna que incluyen el manejo de especificaciones que incorporan especificaciones de corrección de errores. El estudio procede a determinar la estacionariedad o estabilidad de las series involucradas en la estimación. Este primer paso se realiza a través del test de raíz unitaria de Phillips-Perron, encontrándose que todas las series son no estacionarias.

Los resultados del test de raíz unitaria hacen necesario implementar un enfoque de estimación apropiado para series no estacionarias. Por esta razón, se opta por el método de *cointegración*. Según este enfoque, es preciso determinar si la relación o modelo de largo plazo, mostrado en (A2.7), está en equilibrio. Esta propiedad se muestra evaluando si la combinación lineal de series no estacionarias puede dar como resultado una serie estacionaria. La existencia de la relación de largo plazo se obtiene estimando (A1.7) por MCO y evaluando la estacionariedad del error de estimación ε_t a través de un test de raíz unitaria.

$$\ln v = c + a_1 \ln y + a_2 \ln pob + a_3 \ln p + \varepsilon_t \quad (A2.7)$$

Donde:

- v : Ventas de energía del SEIN
- y : PBI Nacional
- pob : Población Nacional
- p : Tarifa media nacional
- a_i : Elasticidades precio, ingreso, población según corresponda.

En este caso, la combinación lineal de las variables Ventas, PBI, Tarifa y Población da como resultado una serie estacionaria, lo cual implica la existencia de un equilibrio de largo plazo o de estado estacionario.

La existencia de este equilibrio no asegura que efectivamente éste se alcance en el largo plazo. Por ello, es necesario realizar inferencias respecto a la estabilidad del equilibrio. Para evaluar la convergencia de la relación al equilibrio, el estudio propone la estimación por MCO de un modelo que sintetice el largo plazo y el corto plazo, conocido como modelo de corrección de los errores (MCE), el cual está representado por la siguiente forma general:

$$\Delta \ln v = d + b_1 error_{t-1} + b_{2i} \sum_{i=1}^k \Delta \ln v_{t-i} + b_{3i} \sum_{i=1}^k \Delta \ln y_{t-i} + b_{4i} \sum_{i=1}^k \Delta \ln pob_{t-i} + b_{5i} \sum_{i=1}^k \Delta \ln p_{t-i} + u_t \quad (A2.8)$$

Como se puede apreciar, la primera diferencia de las ventas depende de los rezagos distribuidos de las primeras diferencias de las variables explicativas, y de un término que recoge el error de estimación de la relación de largo plazo (A1.7), siendo los rezagos distribuidos de las primeras diferencias de las variables explicativas de la especificación de corto plazo de la relación. La estabilidad del equilibrio se asegura siempre que el coeficiente de la variable *error(-1)* se encuentre entre -1 y 0 .

Respecto a las elasticidades de largo plazo, mostradas en el Cuadro N° A2.4, se ve que todas tienen los signos esperados, sin embargo, llama la atención el valor de la elasticidad de la variable población, que es similar al del modelo

econométrico del COES, lo cual da indicios de un problema de composición en el crecimiento de la demanda.

Cuadro N° A2.4
Resultados de la estimación de Macroconsult

Variable	Elasticidad	Estadístico t
Constante	0.01	0.60
Error de Largo Plazo (Rezago 1)	-0.68	-4.44
PBI (Variación Porcentual)	0.60	8.11
Población (Variación Porcentual - Rezago 1)	-13.90	-2.55
Población (Variación Porcentual - Rezago 3)	14.12	2.75
Tarifa (Variación Porcentual)	-0.06	-2.78
Modelo de Largo Plazo:		
Constante	-12.70	-16.53
PBI (Logaritmos)	0.59	8.50
Población (Logaritmos)	1.55	21.12
Tarifa (Logaritmos)	-0.10	-3.45

Fuente: Macroconsult (2001).

Si bien el trabajo realizado por Macroconsult supone una mejora respecto a las estimaciones realizadas en estudios previos para el caso peruano, subsisten algunos aspectos de la metodología que deben ser perfeccionados. El análisis de la consultora se centra en la estimación de la demanda de electricidad sin evaluar la exogeneidad de los regresores. La literatura especializada indica que una estimación de una sola ecuación es válida siempre que los parámetros estimados sean independientes del proceso generador de datos de los regresores y viceversa. De no ser así, será preciso que dichos procesos sean incorporados en la estimación de la demanda eléctrica usando como herramienta un sistema de ecuaciones.

Por otro lado, el modelo estimado incluye dentro de la especificación de corto plazo rezagos de la primera diferencia de la variable población. Esto implica que la volatilidad de la población explica las fluctuaciones de las ventas de

electricidad. Los factores demográficos suelen estar asociados al crecimiento vegetativo de la demanda eléctrica en el largo plazo, y no a las fluctuaciones de corto plazo, por lo que consideramos que la introducción de ese componente es discutible. Engle, et. al. (1989) sugieren que el componente de corto plazo de un modelo de corrección de errores debe contener variables explicativas que cambien rápidamente, más aun si se trata de explicar el consumo eléctrico.

Anexo N° 3
Pruebas de los residuos del modelo de series de tiempo con datos mensuales

A3.1 Pruebas de raíz unitaria aplicadas a los residuos del modelo ^{/1/2}

Prueba	Especificación	Estadístico
DF-GLS	Intercepto	-9.2935 ***
	Intercepto y Tendencia	-9.8668 ***
Ng-Perron (Mza)	Intercepto	-45.9487 ***
	Intercepto y Tendencia	-45.9298 ***
Ng-Perron (Mzt)	Intercepto	-4.7728 ***
	Intercepto y Tendencia	-4.7892 ***

/1 Se rechaza la hipótesis de raíz unitaria: * 10% de significancia, ** 5% de significancia, *** 1% de significancia.

/2 El número óptimo de rezagos se obtuvo mediante el criterio de Schwartz.

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

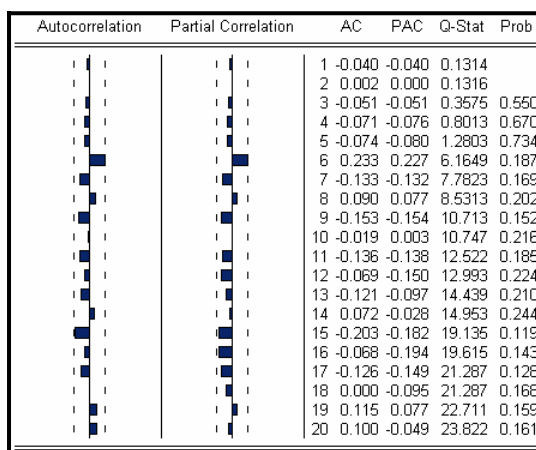
A3.2 Pruebas aplicadas a los residuos del modelo

Prueba	Distribución	Estadístico	Probabilidad
Breusch-Godfrey (12 rezagos)	Estadístico F	1.065	0.4022
	Chi Cuadrado	12.043	0.2822
White (Términos Cruzados)	Estadístico F	0.895	0.5151
	Chi Cuadrado	6.405	0.4934
ARCH-LM (12 rezagos)	Estadístico F	1.375	0.1920
	Chi Cuadrado	24.847	0.2073
Jarque Bera	Chi Cuadrado	0.121	0.9414

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

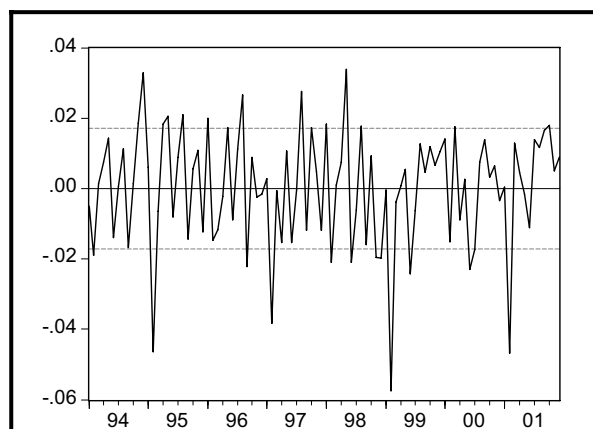
A3.3 Correlograma de los residuos y Ljung-Box Q-statistic



Fuente: Estimaciones propias.
 Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Anexo N° 4
Pruebas asociadas al modelo de corrección de errores (MCE)

Gráfico A4.1
Residuos de la relación de largo plazo para LOG(VETOT)



Fuente: Estimaciones propias.
 Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° A4.1
Pruebas de raíz unitaria aplicadas a los residuos de la relación de largo plazo^{/1 /2}

Prueba	Especificación	Estadístico
DF-GLS	Intercepto	-9.6874 ***
	Intercepto y Tendencia	-10.3998 ***
Ng-Perron (Mza)	Intercepto	-51.8762 ***
	Intercepto y Tendencia	-51.9520 ***
Ng-Perron (Mzt)	Intercepto	-5.0929 ***
	Intercepto y Tendencia	-5.0925 ***

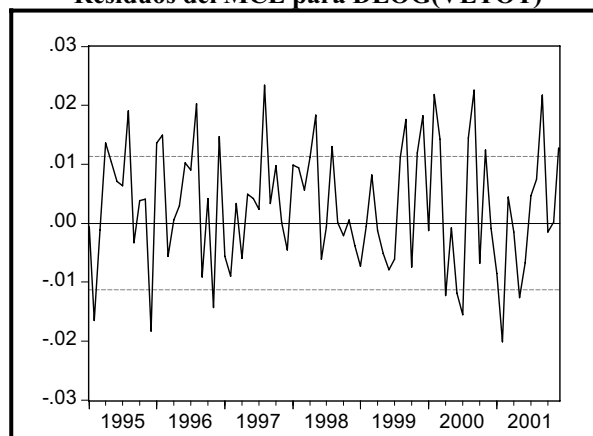
/1 Se rechaza la hipótesis de raíz unitaria: * 10% de significancia, ** 5% de significancia, *** 1% de significancia.

/2 El número óptimo de rezagos se obtuvo mediante el criterio de Schwartz.

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Gráfico A4.2
Residuos del MCE para DLOG(VETOT)



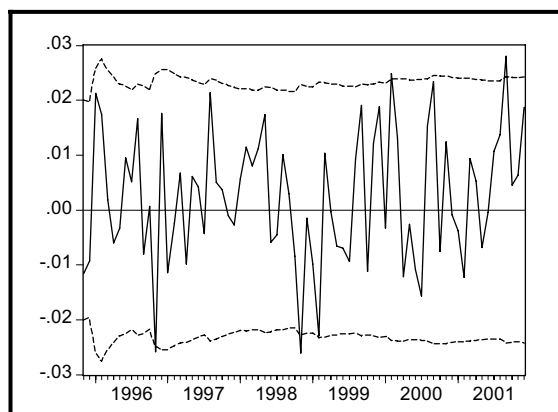
Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° A4.2
Pruebas aplicadas a los residuos del MCE

Prueba	Distribución	Estadístico	Probabilidad
Breusch-Godfrey (12 rezagos)	Estadístico F Chi Cuadrado	0.769 5.476	0.6790 0.9402
White (Términos Cruzados)	Estadístico F Chi Cuadrado	1.320 51.228	0.1916 0.2426
ARCH-LM (12 rezagos)	Estadístico F Chi Cuadrado	1.195 14.081	0.3079 0.2955
Jarque Bera	Chi Cuadrado	1.450	0.4843

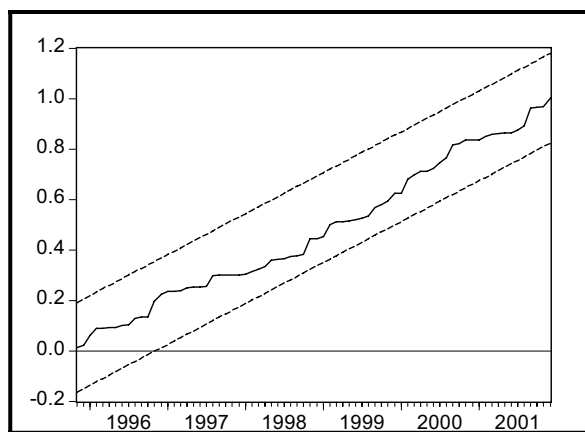
Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Gráfico A4.3
Test de estabilidad de Residuos Recursivos



Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Gráfico A4.4
Test de estabilidad CUSUM del MCE para DLOG(VETOT)



Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Anexo N° 5

Prueba de exogeneidad débil en el MCE de la demanda eléctrica

A6.1 Modelo Marginal para la Estimación de las Variables Exógenas

Dada la relación de largo plazo entre las variables:

$$[V_t \quad x_t] \Pi_X = z_t \quad (A5.1)$$

El modelo marginal donde se determinan las variables exógenas está dado por:

$$\Delta x_t = \sum_{j=1}^{q-1} \Gamma_{jx} \Delta z_{t-j} - \Pi_x z'_{t-1} + \varepsilon_{xt} \quad (A5.2)$$

Donde:

- x_t : Vector de variables exógenas
- z_t : Vector que contiene combinaciones lineales de V_t y x_t
- Γ_{jx} : Matrices de parámetros de corto plazo
- Π : Vector de parámetros de cointegración o relación de largo plazo
- ε_{xt} : Vector de perturbaciones

En nuestro caso, el vector Π tiene tres elementos que están asociados al residuo de la estimación de largo plazo para cada variable exógena de la ecuación de demanda de electricidad. Es decir:

$$\Pi_X = [\pi_Y \quad \pi_P \quad \pi_{Pob}] \quad (A5.3)$$

En consecuencia, se procedió a estimar el sistema de ecuaciones mediante el método de Regresiones Aparentemente no relacionadas o SUR, cuyo resultado se muestra en el Cuadro N° A5.1.

Cuadro N° A5.1
Resultados de la Estimación del Sistema (A5.1) por SUR

Ecuación 1 (PBI)		Ecuación 2 (Precio)		Ecuación 3 (Población)	
Variable	Coefficiente	Variable	Coefficiente	Variable	Coefficiente
Error Largo Plazo PBI	-0.0499	Error Largo Plazo Tarifa	-0.1046 ***	Error Largo Plazo Población	-0.0001
Var. PBI (Rezagó 1)	-0.1197	Var. Tarifa (Rezagó 1)	0.1618	Var. Población (Rezagó 1)	-0.1287 *
Var. PBI (Rezagó 2)	-0.1951 *	Var. Tarifa (Rezagó 2)	0.2739 ***	Var. Población (Rezagó 2)	0.2037 ***
Var. PBI (Rezagó 3)	-0.2472 **	Var. Tarifa (Rezagó 3)	0.2608 **	Var. Población (Rezagó 3)	0.3321 ***
Var. PBI (Rezagó 4)	-0.4680 ***	Var. Tarifa (Rezagó 4)	0.0094	Var. Población (Rezagó 4)	0.5937 ***
Var. PBI (Rezagó 5)	-0.0092	Var. Tarifa (Rezagó 5)	-0.1307	Var. PBI (Rezagó 1)	0.0000
Var. PBI (Rezagó 6)	-0.1870 *	Var. Tarifa (Rezagó 6)	-0.0392	Var. PBI (Rezagó 2)	0.0000
Var. PBI (Rezagó 7)	-0.1276	Var. Tarifa (Rezagó 7)	-0.0105	Var. PBI (Rezagó 3)	0.0000
Var. PBI (Rezagó 8)	-0.2549 ***	Var. Tarifa (Rezagó 8)	0.2110 **	Var. PBI (Rezagó 4)	0.0000
Var. PBI (Rezagó 9)	-0.3254 ***	Var. Tarifa (Rezagó 9)	0.0799	Var. Ventas (Rezagó 1)	0.0000
Var. PBI (Rezagó 10)	-0.2816 ***	Var. Tarifa (Rezagó 10)	0.0624	Var. Ventas (Rezagó 2)	0.0000
Var. Tarifa (Rezagó 1)	-0.1227	Var. PBI (Rezagó 1)	-0.0533	Var. Ventas (Rezagó 3)	0.0000
Var. Tarifa (Rezagó 2)	-0.0171	Var. PBI (Rezagó 2)	-0.0045	Var. Ventas (Rezagó 4)	0.0000
Var. Tarifa (Rezagó 3)	0.2623 *	Var. PBI (Rezagó 3)	-0.0575	Var. Tarifa (Rezagó 1)	0.0000
Var. Tarifa (Rezagó 4)	-0.1271	Var. PBI (Rezagó 4)	0.1376 **	Var. Tarifa (Rezagó 2)	0.0000
Var. Ventas (Rezagó 1)	-0.5868 ***	Var. Ventas (Rezagó 1)	0.3107 ***	Var. Tarifa (Rezagó 3)	0.0001
Var. Ventas (Rezagó 2)	-0.3105	Var. Ventas (Rezagó 2)	0.0078	Var. Tarifa (Rezagó 4)	0.0001 ***
Var. Ventas (Rezagó 3)	-0.6940 ***	Var. Ventas (Rezagó 3)	0.1132		
Var. Ventas (Rezagó 4)	-0.1073	Var. Ventas (Rezagó 4)	-0.2147 *		
R cuadrado	0.6393		0.4302		0.2638
R cuadrado ajustado	0.5113		0.228		0.1046
Error estándar	0.0297		0.0199		0.0000
Durbin-Watson	2.0420		2.0365		1.9644

/1 Se rechaza la hipótesis nula de no significancia: * 10% de significancia, ** 5% de significancia, *** 1% de significancia.

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG

A6.2 Test de Wald para la hipótesis de exogeneidad débil

El modelo de ecuaciones simultáneas estimado consta de tres ecuaciones, una para cada variable exógena. La hipótesis nula de exogeneidad débil se contrasta con un test de Wald para tres restricciones de modo que $\Pi_x = 0$, cuyo resultado se expone en el Cuadro N° A5.2. El estadístico del test es inferior al estadístico de tabla para una distribución Chi-cuadrado con 3 grados de libertad al 95 por ciento de confianza, por lo que se acepta la hipótesis nula.

Cuadro N° A5.2
Test de Wald para la Hipótesis de Exogeneidad Débil

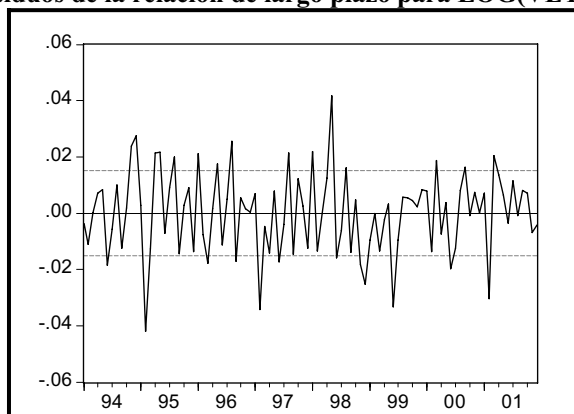
Hipótesis Nula:	
Los Tres Coeficientes de Largo Plazo (PBI, Tarifa y Población) son iguales a cero	
Chi Cuadrado	7.5828
Probabilidad	0.0555

Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

A pesar de que no es posible rechazar la hipótesis de exogeneidad débil, la robustez de la prueba no es claramente significativa. Este resultado puede deberse debido a la probable existencia de simultaneidad en la determinación de la tarifa de electricidad promedio en relación al nivel de la demanda. Pruebas adicionales realizadas sin la tarifa promedio incrementan la robustez de la hipótesis de exogeneidad débil, por lo que se presume que el uso de la tarifa promedio como variable explicativa podría estar generando problemas de omisión de información respecto a la relación bidireccional entre ésta variable y la demanda eléctrica.

Anexo N° 6
Pruebas asociadas al modelo de corrección de errores para el MCE con PBI desagregado (MCE-MIN).

Gráfico A6.1
Residuos de la relación de largo plazo para LOG(VETOT)



Fuente: Estimaciones propias.
 Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° A6.1
Pruebas de raíz unitaria aplicadas a los residuos de la relación de largo plazo^{/1 /2}

Prueba	Especificación	Estadístico
DF-GLS	Intercepto	-9.5251 ***
	Intercepto y Tendencia	-10.0625 ***
Ng-Perron (Mza)	Intercepto	-51.7879 ***
	Intercepto y Tendencia	-51.9845 ***
Ng-Perron (Mzt)	Intercepto	-5.0860 ***
	Intercepto y Tendencia	-5.0894 ***

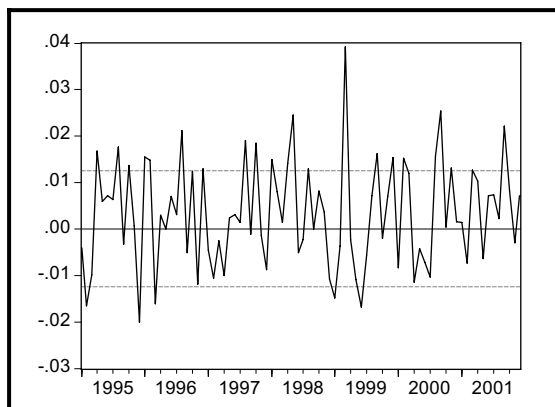
/1 Se rechaza la hipótesis de raíz unitaria: * 1% de significancia, ** 5% de significancia, *** 1% de significancia.

/2 El número óptimo de rezagos se obtuvo mediante el criterio de Schwartz.

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Gráfico A6.2
Residuos del MCE para DLOG(VETOT)



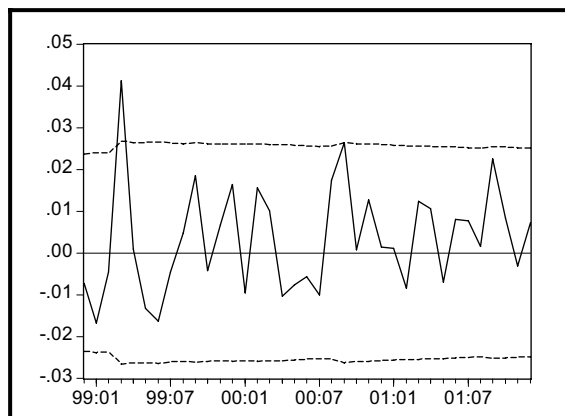
Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° A6.2
Pruebas aplicadas a los residuos del MCE

Prueba	Distribución	Estadístico	Probabilidad
Breusch-Godfrey (12 rezagos)	Estadístico F Chi Cuadrado	1.082 8.334	0.3900 0.7585
White (Términos Cruzados)	Estadístico F Chi Cuadrado	0.880 12.725	0.5831 0.5483
ARCH-LM (12 rezagos)	Estadístico F Chi Cuadrado	0.521 6.899	0.8927 0.8642
Jarque Bera	Chi Cuadrado	1.246	0.5364

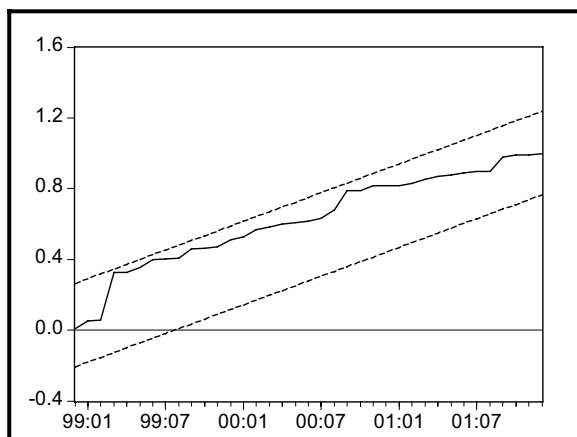
Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Gráfico A6.3
Test de estabilidad de Residuos Recursivos



Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos - OSINERG.

Gráfico A6.4
Test de estabilidad CUSUM del MCE para DLOG(VETOT)



Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos - OSINERG.

Anexo N° 7
Modelos econométricos estimados con datos anuales

A7.1 Modelo COES-SEIN con datos construidos

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
PBI	0.0792	0.0077	10.222	0.0000
Población	0.7175	0.0356	20.1772	0.0000
Tarifa	-16.5972	5.6146	-2.9561	0.0081
Constante	-9822.845	726.7418	-13.5163	0.0000
R cuadrado	0.9883	Criterio de Información de Akaike		14.2535
R cuadrado ajustado	0.9864	Criterio de Información de Schwartz		14.4510
Estadístico F	534.1417	Probabilidad		0.0000

Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

A7.2 Modelo de Series de Tiempo (TSM-Anual) para DE_SEIN

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
Variación de las Ventas (Rezago 1)	-0.2283	0.1083	-2.1079	0.0467
Dummy 1	-0.1297	0.0151	-8.5981	0.0000
Dummy 2	0.0225	0.0223	1.0136	0.3218
Constante	0.0513	0.0083	6.1456	0.0000
MA (5)	-0.3811	0.1719	-2.2176	0.0372
MA (8)	-0.6012	0.142	-4.2336	0.0003
R cuadrado	0.8194	Criterio de Información de Akaike		-4.6987
R cuadrado ajustado	0.7701	Criterio de Información de Schwartz		-4.3687
Estadístico F	16.634	Probabilidad		0.0000

Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

A7.3 Modelo de Corrección del Error (MCE-Anual) para DLOG(DE_SEIN)

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
Constante	-5.8760	0.6240	-9.4169	0.0000
Demanda (Rezago 1 del Logaritmo)	-0.5729	0.0636	-9.0151	0.0000
PBI (Rezago 1 del Logaritmo)	0.5529	0.0428	12.9217	0.0000
Población (Rezago 1 del Logaritmo)	0.4935	0.0843	5.8545	0.0000
Variación del PBI	0.5598	0.0368	15.2140	0.0000
Variación de la Demanda (Rezago 1)	-0.4800	0.0516	-9.2943	0.0000
Dummy 1	0.0303	0.0058	5.2554	0.0000
Dummy 2	0.0438	0.0048	9.1413	0.0000
R cuadrado	0.9633	Criterio de Información de Akaike	-6.2711	
R cuadrado ajustado	0.9516	Criterio de Información de Schwartz	-5.8975	
Estadístico F	824.724	Probabilidad	0.0000	

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

A7.4 Modelo de Análisis Sectorial

A. Sector Residencial: Modelo de Series de Tiempo DE_RESIPC

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
Constante	0.0040	0.0010	4.0025	0.0009
Variación de Demanda (Rezago 2)	-0.2233	-0.2233	-2.1141	0.0496
Variación de Demanda (Rezago 8)	-0.3970	-0.3970	-3.4343	0.0032
Dummy 1	-0.0137	-0.0137	-5.0242	0.0001
Dummy 2	0.0110	0.0110	4.0185	0.0009
MA (8)	0.8823	0.8823	17.6952	0.0000
R cuadrado	0.8482	Criterio de Información de Akaike	-9.1363	
R cuadrado ajustado	0.8036	Criterio de Información de Schwartz	-8.8401	
Estadístico F	18.999	Probabilidad	0.0000	

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

B. Modelo de Corrección de Error para la DE_MIN

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
Demanda Minera (Rezago 1 del Logaritmo)	-0.3587	0.1156	-3.1040	0.0056
PBI Minero (Rezago 1 del Logaritmo)	0.2286	0.0754	3.0296	0.0066
Variación del PBI Minero (Rezago 1)	0.3131	0.0968	3.2333	0.0042
Var. Demanda Minera (Rezago 2)	-0.2098	0.1045	-2.0068	0.0585
Dummy 1	-0.1779	0.0764	-2.3300	0.0304
Dummy 2	-0.2482	0.0325	-7.6377	0.0000
Dummy 3	0.2453	0.0562	4.3632	0.0003
Constante	0.0287	0.0421	0.6818	0.5032
	1.0859	0.3791	2.8642	0.0096
R cuadrado	0.9226	Criterio de Información de Akaike		-3.4897
R cuadrado ajustado	0.8917	Criterio de Información de Schwartz		-3.0653
Estadístico F	29.8066	Probabilidad		0.0000

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

C. Modelo de Corrección de Error para DE_RESTO

Variable	Coefficiente	Error Estándar	Estadístico t	Probabilidad
Error de Largo Plazo (Rezago 1)	-0.4032	0.1846	-2.1843	0.0410
Var. Demanda Resto (Rezago 1)	-0.1421	0.0704	-2.0185	0.0572
Var. Demanda Resto (Rezago 2)	0.1320	0.0722	1.8293	0.0823
Variación del PBI Resto	0.8428	0.1165	7.2319	0.0000
Dummy 1	0.0948	0.0279	3.3961	0.0029
Dummy 2	-0.2191	0.0328	-6.6830	0.0000
Dummy 3	-0.0241	0.0298	-0.8072	0.4290
Constante	0.0280	0.0139	2.0145	0.0576
Tendencia Lineal	0.0000	0.0007	0.0013	0.9990
R cuadrado	0.9047	Criterio de Información de Akaike		-4.0822
R cuadrado ajustado	0.8666	Criterio de Información de Schwartz		-3.6578
Estadístico F	23.7387	Probabilidad		0.0000

Fuente: Estimaciones propias.

Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° A7.5
Pruebas de especificación de los residuos de los modelos econométricos con datos anuales

Prueba	Distribución	COES-SEIN Anual		TSM Anual		MCE Anual	
		Estadístico	Probabilidad	Estadístico	Probabilidad	Estadístico	Probabilidad
Jarque Bera	Chi Cuadrado	0.1078	0.9475	1.6977	0.4279	0.1677	0.9196
Breusch-Godfrey (4 Rezagos)	F	1.8738	0.1675	2.3725	0.0909	1.2416	0.3287
ARCH (2 Rezagos)	Chi Cuadrado	7.6633	0.1047	9.8027	0.0439	6.4875	0.1656
White	F	0.0429	0.9581	2.3441	0.1175	1.0792	0.3552
	F	1.8404	0.1542	0.5783	0.6812	1.1231	0.4030

Fuente: Estimaciones propias.
 Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Cuadro N° A7.6
Pruebas de especificación de los residuos de los modelos componentes del M.A.S.

Prueba	Distribución	Residencial		Minero		Resto Industria y Comercio	
		Estadístico	Probabilidad	Estadístico	Probabilidad	Estadístico	Probabilidad
Jarque Bera	Chi Cuadrado	1.1943	0.5503	0.2935	0.8634	0.2694	0.8739
Breusch-Godfrey (4 Rezagos)	F	2.0938	0.1565	0.8170	0.4571	0.7374	0.4922
ARCH (2 Rezagos)	Chi Cuadrado	7.6484	0.1012	2.4158	0.2988	2.1963	0.3334
White	F	0.1850	0.8334	0.7516	0.4823	0.1599	0.8530
	F	1.9999	0.1586	0.4356	0.9299	1.2012	0.3633

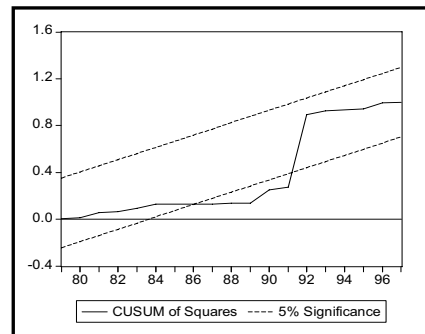
Fuente: Estimaciones propias.
 Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Gráfico A7.1
Test de estabilidad del modelo COES-SEIN-anual

A. Residuos recursivos



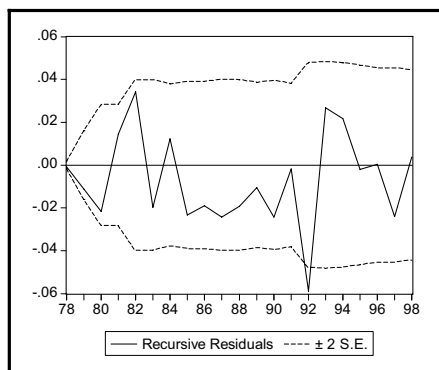
B. CUSUM Cuadrado



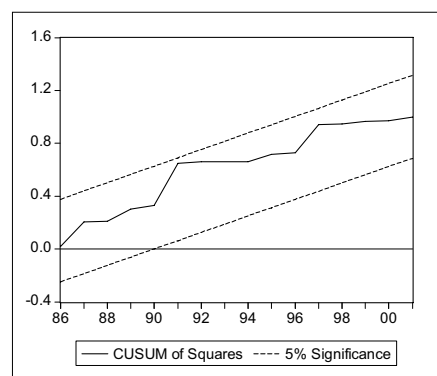
Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Gráfico A7.2
Test de estabilidad del MCE-anual

A. Residuos recursivos



B. CUSUM Cuadrado



Fuente: Estimaciones propias.
Elaboración: Oficina de Estudios Económicos – OSINERG.

Organismo Supervisor de la Inversión en Energía - OSINERG
Oficina de Estudios Económicos - 2004

Equipo de Trabajo

José Gallardo Ku Gerente de Estudios Económicos.

Especialistas:

Raúl Pérez-Reyes Espejo	Economista Principal.
Raúl García Carpio	Especialista en Regulación Económica. Sector Eléctrico.
Arturo Vásquez Cordano	Especialista en Organización Industrial. Sector Hidrocarburos.
Luis Bendezú Medina	Especialista en Econometría.
Lennin Quiso Córdova	Especialista en Supervisión. Sector Eléctrico.

Asistente Administrativo:

Clelia Bandini Malpartida.