

[Tesis de posgrado, disertaciones e informes de problemas](https://researchrepository.wvu.edu/etd)

1999

Previsión de la demanda de electricidad mediante regresión y simulación Monte Carlo en condiciones de datos insuficientes

Kathleen Ann Cullen

Universidad de Virginia Occidental

Sigue este y otros trabajos adicionales en: [https://researchrepository.wvu.edu/etd](https://researchrepository.wvu.edu/etd?utm_source=researchrepository.wvu.edu%2Fetd%2F974&utm_medium=PDF&utm_campaign=PDFCoverPages)

Cita recomendada

Cullen, Kathleen Ann, "Forecasting electricity demand using regression and Monte Carlo simulation under conditions of insufficient data" (1999). Tesis de posgrado, disertaciones e informes de problemas. 974. [https://researchrepository.wvu.edu/etd/974](https://researchrepository.wvu.edu/etd/974?utm_source=researchrepository.wvu.edu%2Fetd%2F974&utm_medium=PDF&utm_campaign=PDFCoverPages)

Esta Tesis está protegida por derechos de autor y/o derechos conexos. Ha sido traído a usted por The Research Repository @ WVU con el permiso de los titulares de derechos. Usted es libre de utilizar esta Tesis de cualquier manera que esté permitida por la legislación de derechos de autor y derechos relacionados que se aplica a su uso. Para otros,debe obtener el permiso del titular (s) de los derechos directamente, a menos que se indiquen derechos adicionales mediante una licencia Creative Commons en el registro y / o en la obra en sí. Esta tesis ha sido aceptada para su inclusión en la colección de tesis de posgrado, disertaciones e informes de problemas de WVU por un administrador autorizado de The Research Repository @ WVU. Para obtener más información, póngase en contacto con [researchrepository@mail.wvu.edu](mailto:researchrepository@mail.wvu.edu).

**Previsión de la demanda de electricidad mediante regresión y simulación**  de Monte Carlo  **en condiciones de datos insuficientes**

**Kathleen Ann Cullen**

**Tesis presentada a la**

**Facultad de Agricultura, Silvicultura y Ciencias del Consumidor de la Universidad de Virginia Occidental**

**En cumplimiento parcial de los requisitos para el grado de**

**Maestría en Ciencias en**

**Agricultura y Economía de los Recursos Naturales**

**Tomás F.**  **Torries, Ph.D., Presidente Peter V.**  **Schaeffer, Ph.D.**  **Gerard D'Souza, Ph.D.**

**División de Gestión de Recursos**

**Morgantown, Virginia Occidental 1999**

**Palabras clave: Energy Forecasting, Energy Demand Copyright 1999 Kathleen A.**  **Cullen**

# Abstracto

**Previsión de la demanda de electricidad mediante regresión y simulación**  de Monte Carlo  **en condiciones de datos insuficientes**

**Kathleen Ann Cullen**

El problema estudiado es el de un modelo de demanda de energía residencial máxima de verano para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental. Al restringir el pronóstico a una región más pequeña que el estado, se producen serios problemas de datos debido a la insuficiencia de datos para obtener pronósticos confiables.

El análisis de regresión y la simulación monte Carlo son los dos métodos utilizados para pronosticar la demanda de energía. Ambos métodos incorporan el riesgo en el análisis de diferentes maneras. El análisis de regresión arroja una medida de la fiabilidad de los coeficientes de las variables y de la fiabilidad de la previsión. El pronóstico resultante y los límites de confianza de los valores de pronóstico dan una indicación del riesgo utilizando el análisis de regresión y la simulación de Monte Carlo. Monte Carlo Simulation utiliza un rango probabilístico de valores de entrada en lugar de un solo valor discreto, lo que explica la incertidumbre futura para determinar el pico probabilístico futuro de verano.

# Reconocimientos

Me gustaría agradecer a mi comité, el Dr. Torries, el Dr. Schaeffer y el Dr. D'Souza por su apoyo, aliento y comprensión durante el largo proceso de tesis. Un agradecimiento especial al Dr. Torries por sus suaves empujones cuando lo necesito para asegurarme de terminar mi tesis y por toda su ayuda cuando más lo necesitaba.

Me gustaría agradecer a mi supervisor en la Comisión de Servicio Público de Virginia Occidental, Michael Fletcher, por el concepto de mi tesis, que es una expansión del trabajo que hice. La recopilación de datos y la investigación que hice allí durante el verano de 1996 ayudaron mucho con mi tesis.

Me gustaría agradecer a mis supervisores en el Centro Nacional de Investigación para el Carbón y la Energía, Carl Irwin y Frank Saus, por su apoyo y por darme el tiempo para trabajar en mi tesis cuando lo necesitaba. También me gustaría agradecer a todos mis amigos y compañeros de trabajo en el Centro Nacional de Investigación para el Carbón y la Energía por su apoyo y aliento.

Muchas gracias a mis amigas Mary, Sarah, Beth, Dan y Elise por su ayuda y apoyo. Me mantuviste riendo y escuchaste mis problemas cuando lo necesitaba durante las pruebas de escribir mi tesis.

Un agradecimiento muy especial a mi familia por su constante apoyo, amor, comprensión y paciencia mientras escribía mi tesis. Su apoyo me ayudó cuando más lo necesitaba.

# Tabla de contenidos

[Resumen ii](#_TOC_250070)

[Agradecimientos iii](#_TOC_250069)

[Tabla de contenidos iv](#_TOC_250068)

[Lista de cuadros vii](#_TOC_250067)

[Lista de figuras ix](#_TOC_250066)

* 1. [Introducción 1](#_TOC_250065)
  2. [Planteamiento](#_TOC_250064)  del problema [2](#_TOC_250064)
  3. [Objetivos 4](#_TOC_250063)
  4. [Organización de la Tesis 5](#_TOC_250062)
  5. [Antecedentes 6](#_TOC_250061)
  6. [Historia 6](#_TOC_250060)
  7. [Importancia de la previsión de la demanda de](#_TOC_250059)  energía [7](#_TOC_250059)
  8. [Métodos de modelado de la demanda de energía](#_TOC_250058)  [9](#_TOC_250058) 
     1. [Método](#_TOC_250057)  Time-Trend [9](#_TOC_250057)
     2. [Método de series temporales 10](#_TOC_250056)
     3. [Método](#_TOC_250055)  de [opinión](#_TOC_250055)  experta/informada [11](#_TOC_250055)
     4. [Método](#_TOC_250054)  de identidad [11](#_TOC_250054)
     5. [Método de uso final 12](#_TOC_250053)
     6. [Econometri c Método 13](#_TOC_250052)
     7. [Método econométrico híbrido y de uso final 14](#_TOC_250051)
  9. [Tipos de pronósticos energéticos 16](#_TOC_250050) 
     1. [Pronósticos de picos de](#_TOC_250049)  invierno [y verano](#_TOC_250049)  [18](#_TOC_250049)
     2. [Corta Carrera Foreca sts 20](#_TOC_250048)
     3. [Previsiones](#_TOC_250047)  a medio plazo [22](#_TOC_250047)
     4. [Previsiones](#_TOC_250046)  a largo plazo [22](#_TOC_250046)
  10. [Revisión de la literatura 24](#_TOC_250045)
  11. [Primeros modelos de demanda](#_TOC_250044)  de [energía](#_TOC_250044)  [24](#_TOC_250044)
  12. [Modelos de demanda](#_TOC_250043)  de energía que  [utilizan el Método](#_TOC_250043)  Estadístico [25](#_TOC_250043)
  13. [Modelos de demanda](#_TOC_250042)  de energía  [que utilizan el Método Probabilístico 36](#_TOC_250042)
  14. [Teoría 38](#_TOC_250041)
  15. [Theoretica l Conceptos utilizados en la investigación 38](#_TOC_250040)
  16. [Riesgo 39](#_TOC_250039) 
      1. [Análisis de](#_TOC_250038)  riesgos [39](#_TOC_250038)
      2. [Probabilidad 39](#_TOC_250037)
      3. [Determinación de probabilidades 41](#_TOC_250036)
  17. [Análisis de](#_TOC_250035)  regresión [42](#_TOC_250035)
  18. [Análisis](#_TOC_250034)  de sensibilidad [52](#_TOC_250034)
  19. [Análisis de escenarios 52](#_TOC_250033)
  20. [Simulación](#_TOC_250032)  Monte Carlo [54](#_TOC_250032)
  21. [Preferenc e Teoría y Certeza Equivalencia 55](#_TOC_250031)
  22. [Pronóstico 56](#_TOC_250030)
  23. [Modelos](#_TOC_250029)  predictivos versus explicativos [59](#_TOC_250029)
  24. [Formulario](#_TOC_250028)  funcional [60](#_TOC_250028)
  25. [Índice](#_TOC_250027)  de [Precios](#_TOC_250027)  al Consumidor [62](#_TOC_250027)
  26. [Metodología 64](#_TOC_250026)
  27. [Desarrollo de modelos 64](#_TOC_250025)
  28. [Descripción de los datos 66](#_TOC_250024)
  29. [Variables 67](#_TOC_250023) 
      1. [Pico Verano kWh 68](#_TOC_250022)
      2. [Variable de](#_TOC_250021)  tendencia [68](#_TOC_250021)
      3. [Temperatura máxima.](#_TOC_250020)  [68](#_TOC_250020)
      4. [Días de grado de enfriamiento 68](#_TOC_250019)
      5. [El número de clientes residenciales 69](#_TOC_250018)
      6. [Población](#_TOC_250017)  total [70](#_TOC_250017)
      7. [Porcentaje población rural 70](#_TOC_250016)
      8. [Precio de la electricidad 7 1](#_TOC_250015)
      9. [Precio del Gas Natural](#_TOC_250014)  [71](#_TOC_250014)
      10. [Ingreso per cápita 72](#_TOC_250013)
      11. [Edad 72 años](#_TOC_250012)
      12. [Número](#_TOC_250011)  total  [de hogares 73](#_TOC_250011)
  30. [Método de análisis 73](#_TOC_250010)
  31. [Discusión de los resultados](#_TOC_250009)  de  [la regresión](#_TOC_250009)  [76](#_TOC_250009)
  32. [Discusión de los resultados](#_TOC_250008)  de  [la simulación probabilística](#_TOC_250008)  [79](#_TOC_250008)
  33. [Resumen y Conclusiones 93](#_TOC_250007)
  34. [Resumen 93](#_TOC_250006)
  35. [Implicaciones del análisis 95](#_TOC_250005)
  36. [Limitaciones e investigaciones complementarias 95](#_TOC_250004)

[Lista de referencias 99](#_TOC_250003)

[Otras fuentes 105](#_TOC_250002)

[Apéndice A: Los datos 108](#_TOC_250001)

[Apéndice B: Los resultados 118](#_TOC_250000)

Cintura 136

# Lista de tablas

Tabla 1: Componentes del modelo ORNL 31

Tabla 2: Insumos exógenos del modelo REEPS 34

Tabla 3: Resultados del análisis de regresión 76

Tabla 4: Intervalos de confianza sobre los coeficientes estimados para la regresión 4... 83

Tabla 5: Intervalos de confianza sobre los coeficientes estimados para la regresión 2... 83

Tabla 6: Variables para la simulación de Monte Carlo para la regresión 4... 85

Tabla 7: Variables para la simulación de Monte Carlo para regresión 2... 85

Tabla 8: Resultados de la simulación de Monte Carlo para regresión 4... 86

Tabla 9: Resultados de la Simulación Monte Carlo para Regresión 2... 88

Tabla 10: Pronóstico para la Regresión 4 utilizando el Método Estadístico... 91

Tabla 11: Pronóstico para la Regresión 2 utilizando el Método Estadístico... 91

Cuadro 12: Los datos 108

Tabla 13: Los datos continuaron... 109

Tabla 14: Los datos continuaron... 110

Cuadro 15: Porcentajes del índice de precios de la electricidad y del gas natural (año de base = 1990) 111

Cuadro 16: Porcentajes del índice de precios al consumidor de Virginia Occidental para los ingresos (año base = 1990) 111

Tabla 17: Matriz de correlación 119

Cuadro 18: Los resultados estadísticos 120

Tabla 19: Los resultados estadísticos continuaron... 121

Tabla 20: Los resultados estadísticos continuaron... 122

Tabla 21: Regresión auxiliar con residencial de Appalachian Power Company

Precio de la electricidad para Virginia Occidental como variable dependiente 123

Tabla 22: Regresión auxiliar con temperatura máxima el día del pico de verano residencial de Virginia Occidental de Appalachian Power Company como variable dependiente 123

Tabla 23: Regresión auxiliar con ingreso per cápita para la energía de los Apalaches

El área de servicio de Virginia Occidental de la compañía como la variable dependiente 124

Tabla 24: Regresión auxiliar con población total para la potencia de los Apalaches

El área de servicio de Virginia Occidental de la compañía como la variable dependiente 124

Tabla 25: Regresión auxiliar con porcentaje de población rural para los Apalaches

El área de servicio de Virginia Occidental de Power Company como la variable dependiente 125

Tabla 26: Regresión auxiliar con edad promedio para la potencia de los Apalaches

Área de servicio de Virginia Occidental de la compañía como variable dependiente 125

Tabla 27: Ecuación de regresión utilizada para pronosticar la compañía de energía de los Apalaches

Precio de la electricidad residencial para Virginia Occidental 126

Tabla 28: Ecuación de regresión utilizada para pronosticar el ingreso per cápita para los Apalaches

Servicio 126 de Virginia Occidental de Power Company

Tabla 29: Ecuación de regresión utilizada para pronosticar el registro de clientes residenciales para

Servicio 127 de La Compañía de Energía de los Apalaches en Virginia Occidental

Tabla 30: Intervalos de confianza de los valores de pronóstico de variables exógenas utilizando

Ecuación de intervalo de confianza ( = 0,05) 130

Tabla 31: Intervalos de confianza de los valores de pronóstico de variables exógenas utilizando

Ecuación de intervalo de confianza ( = 0.05) Continuación... 131

Tabla 32: Intervalos de confianza mediante la extrapolación de tendencias simples 132

Tabla 33: Intervalos de confianza mediante extrapolación de tendencia simple continuada. 133

# Lista de figuras

Figura 1: Demanda de electricidad por hora del día 17

Figura 2: Demanda de electricidad para pronósticos de pico 20

Figura 3: Distribución triangular 54

Figura 4: Mapa del área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental 67

Figura 5: Distribución del precio de la electricidad residencial de appalachian Power Company

($/mWh) para Virginia Occidental mediante la extrapolación de tendencias 81

Figura 6: Distribución para el número de clientes residenciales para el área de servicio de Virginia Occidental de Appalachian Power Company utilizando la extrapolación de tendencias 81

Figura 7: Distribución del ingreso per cápita para las compañías eléctricas de los Apalaches

Área de servicio de Virginia Occidental utilizando la extrapolación de tendencias 82

Figura 8: Regresión 4: Demanda de electricidad residencial máxima de verano de Virginia Occidental

(mWh) para Appalachian Power Company para 2000... 87

Figura 9: Regresión 4: Demanda de electricidad residencial máxima de verano de Virginia Occidental

(mWh) para Appalachian Power Company para 2005... 87

Figura 10: Regresión 2: Demanda de electricidad residencial máxima de verano de Virginia Occidental

(mWh) para Appalachian Power Company para 2000... 89

Figura 11: Regresión 2: Demanda de electricidad residencial máxima de verano de Virginia Occidental

(mWh) para Appalachian Power Company para 2005... 89

Figura 12: Pico de verano residencial (mWh) de Virginia Occidental de Appalachian Power Company112

Figura 13: Temperatura máxima (grados Fahrenheit) el día del pico de verano residencial West Virginia de Appalachian Power Company... 112

Figura 14: Enfriamiento de los grados-días el día del pico de verano residencial de Virginia Occidental de Appalachian Power Company ... 113

Figura 15: Precio promedio de electricidad residencial de Appalachian Power Company

($/mWh) para Virginia Occidental en 1990 Dólares constantes 113

Figura 16: Precio del gas natural residencial ($/Btu) para Virginia Occidental en 1990 Dólares constantes114

Figura 17: Ingreso per cápita para Virginia Occidental de Appalachian Power Company

Área de Servicio en 1990 Dólares Constantes 114

Figura 18: Clientes residenciales de Appalachian Power Company en Virginia Occidental 115

Figura 19: Población total del área de servicio de Appalachian Power Company en

Virginia Occidental 115

Figura 20: Porcentaje de población rural para el área de servicio de Appalachian Power Company en

Virginia Occidental 116

Figura 21: Edad promedio para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental 116

Figura 22: Total de hogares para el servicio de Appalachian Power Company

Área en Virginia Occidental 117

Figura 23: Gráfico del precio de la electricidad residencial de Appalachian Power Company

($/mWh) para Virginia Occidental usando la Ecuación de Pronóstico 128

Figura 24 : Gráfico del ingreso per cápita para la energía de los Apalaches

Área de servicio de virginia occidental de la compañía utilizando la ecuación de pronóstico 128

Figura 25: Gráfico de los clientes residenciales de Appalachian Power Company en West

Virginia usando la ecuación de pronóstico 129

Figura 26: Gráfico del precio de la electricidad residencial de appalachian Power Company ($/mWh)

para el intervalo de confianza de Virginia Occidental mediante la ecuación de intervalo de confianza 134

Figura 27: Gráfico del intervalo de confianza para la temperatura máxima el día de

Pico de verano residencial de Virginia Occidental de Appalachian Power Company... 134

Figura 28: Gráfico del intervalo de confianza para el ingreso per cápita para el área de servicio de Virginia Occidental de Appalachian Power Company utilizando la ecuación de intervalo de confianza 135

Figura 29: Gráfico de los clientes residenciales de Appalachian Power Company

en Virginia Occidental usando la Ecuacióndel Intervalo de Confianza 135

* 1. **Introducción**

La previsión de la demanda de energía es una actividad esencial de los proveedores de electricidad. Sin una imagen precisa del futuro, que puede basarse en el pasado, el exceso de capacidad o la escasez de energía pueden producir altos costos inesperados. Un pronóstico preciso requiere datos adecuados, ya que sin ellos, los resultados del pronóstico no son confiables. Sin embargo, los datos disponibles para los estudios regionales de demanda de electricidad a menudo son insuficientes para satisfacer las necesidades del pronóstico. Esta falta de datos presenta una serie de procedimientos teóricos y prácticos.

**Baum** (1993) dice que los pronosticadores creen que la electricidad seguirá siendo uno de los sectores energéticos de más rápido crecimiento. Una gran parte del aumento de la demanda de electricidad se debe a un aumento de la demanda residencial. Con el aumento general de la demanda eléctrica en el sector residencial combinado con el mayor uso de electricidad para la refrigeración residencial durante los meses de verano, se necesita un modelo residencial de pico de verano para evitar futuras carencias o para determinar cuánta electricidad está disponible para la venta a otras empresas.

Un modelo para determinar la demanda máxima de electricidad residencial de verano es normalmente una función de variables que miden la temperatura, el precio de la electricidad, el precio de los sustitutos, como el precio del gas natural , el número de estomeros cúbicos y los indicadores económicos, como renta. Tal modelo para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental se desarrolla en esta investigación.

Los datos se recopilaron para identificar y probar la importancia de cada variable independiente que contribuye a la demanda de electricidad para el área de servicio de Virginia Occidental de Appalachian Power Company. Por varias razones, los datos son inadecuados para construir fácilmente un modelo de pronóstico estadísticamente riguroso. Por lo tanto, la previsión de la demanda de energía con datos insuficientes se analiza utilizando dos métodos de evaluación.

Se puede construir un modelo de pronóstico utilizando el análisis de regresión o la simulación de Monte Carlo. Ambos métodos llegan a respuestas similares, pero presentan los datos y los resultados de manera diferente. El análisis de regresión produce solo un valor esperado de la demanda futura con un error estándar correspondiente de la estimación que indica la precisión del pronóstico. Monte Carlo Simulation produce un rango de valores para la demanda futura basado en un rango de valores para las variables de entrada. Produce una imagen probabilística de la distribución de la demanda futura y las variables de entrada de una manera que a veces se oscurece en el análisis de regresión. Monte Carlo Simulation también proporciona un marco para la toma de decisiones que incorpora fácilmente la tolerancia al riesgo de los inversores, que luego establece una cierta equivalencia para la demanda de electricidad.

* 1. **Planteamiento** del problema

Según Bartels y Fiebig (1996), el sector residencial suele ser uno de los principales contribuyentes a los picos del sistema de generación eléctrica; el verano no es una excepción. El aumento de la demanda de electricidad durante los meses de verano está relacionado con el reciente aumento del uso de dispositivos de refrigeración en Virginia Occidental, como el aire acondicionado, para protegerse del calor de los meses de verano. Le (1983) afirma que el sistema neto de carga máxima de verano está fuertemente relacionado con la carga de aire acondicionado que es causada por el efecto climático de los meses de verano. Por lo tanto, un modelo de demanda de energía residencial máxima de verano es necesario para medir esta nueva tendencia en la demanda de energía.

Se necesita un modelo de pico de verano porque la demanda regional de verano e invierno en Virginia Occidental es bastante diferente. Un modelo de energía máxima de verano predice la energía utilizada en los días de mayor demanda durante los meses de verano, generalmente los días más cálidos. Pronosticar la demanda máxima de energía residencial ayudará a las compañías eléctricas a determinar qué cambios se necesitarán

ya se trate de la construcción de nuevas centrales eléctricas o de la institución de medidas de conservación. El pronóstico también ayudará a determinar cuánta energía estará disponible para la venta a otras compañías eléctricas.

Appalachian Power Company suministra energía a la parte sur de Virginia Occidental. Esta tesis desarrolla un modelo de demanda residencial de pico de verano para el uso de energía por parte del área de servicio de Appalachian Power Company. Teniendo en cuenta que solo la parte sur de Virginia Occidental presentaba serios problemas de recopilación de datos. Los datos regionales fueron limitados, y los datos a nivel estatal más abundante a menudo fueron inapropiados para su uso en el modelo de pronóstico.

Virginia Occidental también está desarrollando su plan para la desregulación del sector de generación de la industria eléctrica, lo que agrega un elemento adicional de incertidumbre a las previsiones.

La desregulación hace que la necesidad de pronósticos precisos a largo plazo sea aún mayor.

El período de pronóstico considerado en este documento es de diez años, lo que se considera un pronóstico a largo plazo. Según Kher, Sioshansi y Sorooshian (1987), "la energía es una industria intensiva en capital y de largo plazo, de ahí el ávido interés en la previsión y planificación a largo plazo" (p. 133).

El análisis del modelo de demanda máxima de energía de verano a largo plazo para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental se realiza mediante el uso de análisis de regresión y simulación de Monte Carlo. Ambos métodos de previsión de la demanda de energía alcanzan el mismo objetivo, pero los métodos utilizan diferentes medios para lograr el mismo objetivo. El análisis de regresión consiste en el desarrollo de un modelo que estudia el impacto de las variables independientes sobre la variable dependiente. El modelo inicial para la demanda máxima de energía en verano incluye todas las variables que teóricamente deberían tener un impacto en la demanda de energía: temperatura, precio de la electricidad, precio de los sustitutos e indicadores económicos. Aquellas variables que no tienen ningún efecto sobre la demanda de energía se identifican y se omiten de los modelos futuros según corresponda.

El análisis de regresión arroja una medida de la fiabilidad de los coeficientes de las variables y la fiabilidad de la previsión. El pronóstico resultante y los límites de confianza sobre los valores pronosticados dan una indicación del riesgo involucrado en el uso de estos pronósticos. Sin embargo, el análisis de regresión presenta solo una visión del riesgo, mientras que el análisis probabilístico presenta otra visión.

Monte Carlo Simulation se logra mediante el uso de riesgo comercial ysoftware de álisis. Con el análisis probabilístico se consideran simultáneamente todas las combinaciones posibles de variaciones de las variables de entrada y los resultados posteriores. Por lo tanto, se utiliza un rango probabilístico de valores de entrada para determinar el nivel probabilístico future del pico de verano. La razón de este uso de un rango de valores es que el futuro es incierto, y el uso de un rango de valores en lugar de un valor único discreto explica esta incertidumbre.

* 1. **Objetivos**

El objetivo de esta tesis es desarrollar un modelo de demanda de energía residencial máxima de verano para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental utilizando datos disponibles pero en gran medida insuficientes. El análisis de regresión y la simulación Monte Carlo se utilizarán para probar el modelo. Las pruebas se llevan a cabo para determinar cómo los datos insuficientes afectan el pronóstico mediante la comparación de los resultados del análisis de regresión y la simulación de Monte Carlo. Por ello, los objetivos de la tesis son:

1.) Desarrollar un modelo de suma r pico residencial aplicable al área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental.

2.) Utilice el análisis de regresión para analizar el modelo de pico de verano

3.) Utilice la simulación de Monte Carlo para analizar el modelo de pico de verano.

4.) Comparar y contrastar los supuestos de los resultados del análisis de regresión y la Simulación monte carlo.

* 1. **Organización de la tesis**

El capítulo 2 analiza la historia y el desarrollo de la previsión de la demanda de energía, resume los diferentes tipos de previsiones de energía y proporciona una revisión de la literatura de los modelos de previsión de la energía. Los conceptos teóricos utilizados en el pronóstico, los términos funcionales para el modelado energético, el análisis de regresión, el análisis probabilístico, el análisis de riesgos y el uso del índice de precios al consumidor se discuten en el Capítulo 3. El capítulo 4 presenta la metodología para el desarrollo del pronóstico de picos de verano y una descripción de las variables de datos utilizadas para el pronóstico.

El capítulo 5 presenta los resultados y sus implicaciones, y el capítulo 6 presenta las conclusiones, las implicaciones políticas y las limitaciones de la investigación.

* 1. **Fondo**

La previsión de la demanda de energía se ha desarrollado con el tiempo de un ejercicio muy básico y simplista a un procedimiento complejo. Se han desarrollado numerosos métodos a lo largo de la historia de la previsión energética.

* 1. **Historia**

La necesidad de pronósticos de energía precisos comenzó durante la revolución industrial cuando la energía humana y animal fueron reemplazadas por maquinaria y el uso eficiente de la energía (Burns, 1984). Antes de la década de 1970, la demanda de electricidad era muy predecible; por lo tanto, la previsión de energía era un proceso simplista. Se lograron previsiones fiables mediante la extrapolación simple de tendencias (ver sección 2.3.1). La "regla del 7%" también se utilizó para pronosticar la demanda de energía. La "regla del 7%" suponía que el consumo de electricidad se duplicaba cada diez años (Crow, Robinson y Squitieri, 1981). El pronóstico no se percibió como complejo, porque los pronosticadores pensaban que era inmune a las leyes de la oferta y la demanda (Burns, 1984).

De repente, este sueño de pronóstico simplista se hizo añicos debido al aumento de los precios de la energía como resultado de la crisis del petróleo de la década de 1970, la severa recesión de 1974-75, el crecimiento de la conservación de la energía, la desaceleración del crecimiento económico y el cambio de los usos finales. Estos eventos hicieron que el pronóstico de la demanda de energía fuera mucho más incierto y complejo. La volatilidad de los precios de la energía tras el embargo petrolero de 1973 y la inesperada elasticidad de la demanda a precios más altos tomaron por sorpresa a la mayoría de los pronosticadores de energía (Leung y Miklius, 1994).

El pronóstico de la demanda de energía cobró prominencia durante la crisis energética de la década de 1970. Durante este período de tiempo, los cambios en el mercado y la agitación política provocaron la necesidad de pronósticos de electricidad. "La convergencia de la teoría económica mejorada y los datos electrónicos

La capacidad de procesamiento en la década de 1970 dio lugar al heyday de modelos que representaban pasos importantes en la comprensión de las complejas interrelaciones entre la energía y la teoría económica" (Burns, 1984, p. 1438). La crisis energética también produjo una situación en la que "no solo era difícil predecir las tasas de crecimiento a largo plazo, sino que era difícil saber si alguna vez habría algún crecimiento" (Crow *et al.* , 1981, p. 2). En otras palabras, la situación durante la crisis energética de 1970 era tan incierta que los pronosticadores ni siquiera podían pronosticar la demanda de energía a largo plazo, y mucho menos estar seguros de que alguna vez podría haber algún crecimiento.

Una vez que comenzó la crisis del petróleo de la década de 1970, el pronóstico de energía se convirtió en un proceso complejo y lento. La demanda de energía ahora se considera un bien económico que sigue las leyes de la oferta y la demanda. La previsión moderna de la demanda requiere más análisis, pensamiento y juicio informado. El pronóstico de energía moderno difiere en muchos aspectos de los métodos anteriores, porque existen datos y estadísticas más completos que brindan a los profesionales una mejor comprensión del pasado reciente (Burns, 1984).

* 1. **Importancia de la previsión de la demanda de** energía

La previsión de la demanda de electricidad es importante porque el futuro es incierto. Además, la previsión de electricidad intenta predecir cuál será la demanda futura de electricidad. La previsión de la demanda de electricidad ayuda a determinar si habrá escasez de electricidad, y la necesidad de nuevas centrales eléctricas o la implementación de medidas de conservación, o una sobreabundancia de electricidad y la necesidad de cerrar algunas de las centrales eléctricas. Por lo tanto, "el exceso de pronóstico puede conducir a una década de exceso de capacidad. Bajo pronóstico puede significar un período largo y explosivo mientras la capacidad se pone al día con las cargas" (Charles River Associates, 1986, p. 1).

Otra razón importante para el modelado de la demanda de energía son los costos. "Si las previsiones son demasiado bajas, pueden desarrollarse carencias energéticas cuyos costes suelen ser un múltiplo grande del volumen de energía no suministrada; pero si los pronósticos son demasiado altos, los costos de oportunidad podrían estar inútilmente atados durante largos períodos de tiempo" (Labys, 1999, p. 40). En otras palabras, si el pronóstico resulta en una escasez de electricidad, los precios aumentarían y el consumidor pagaría más por la energía. Sin embargo, si el pronóstico resulta en un suministro sobreabundante, los costos asociados con el cierre de las centrales eléctricas y otras formas de disminuir el suministro se trasladarían al consumidor.

Según Walter Labys (1999), existen tres razones importantes para modelar la energía demy. La primera razón es que la disponibilidad oportuna y razonable y confiable de suministros de energía es vital para el funcionamiento de una economía moderna. En segundo lugar, la expansión de los sistemas de suministro de energía suele requerir muchos años, y la tercera razón es que las inversiones en tales sistemas generalmente son altamente intensivas en capital, en promedio, lo que representa alrededor del 30% de las inversiones brutas en la mayoría de los países.

Otro aspecto importante de la modelización energética es en el ámbito de la desregulación. En muchos estados, incluida Virginia Occidental, se está llevando a cabo la desregulación del sector de transmisión de la industria eléctrica. Con la desregulación, el futuro es aún más incierto, ya que el mercado decidirá el precio y el precio determinará la demanda. Por lo tanto, la importancia de la previsión de la demanda eléctrica crece. Los generadores de electricidad tendrán competencia de los generadores de fuera del estado, mientras que los generadores existentes en Virginia Occidental tendrán territorios en expansión. Por lo tanto, las líneas ya no están claramente trazadas en cuanto a quién atiende a qué cliente.

* 1. **Métodos de modelado de la demanda de energía**

Existe una variedad de métodos para pronosticar la demanda de energía. Estos métodos representan el camino desde los métodos relativamente simples que existían antes de la década de 1970 hasta los modelos complicados que existen hoy en día. Los diversos métodos también tienen en cuenta las diferencias entre las previsiones a largo plazo y las previsiones a corto plazo.

* + 1. **Método** Time-Trend

El método de tendencia temporal determina la tendencia general en las ventas históricas de kWh o picos de kW, y desarrolla el pronóstico basado en esa tendencia conocida como extrapolación de la tendencia histórica. En su forma más simplista, el método consiste en trazar los datos en papel cuadriculado y colocar una regla a través de los puntos. Antes de la década de 1970, la tendencia temporal era el método líder de pronóstico utilizado por las empresas eléctricas, pero hoy en día se utiliza principalmente para el modelado de corto plazo. Claramente, esta metodología no reconoce los cambios estructurales y es vulnerable a los errores. Las ventajas y desventajas de la tendencia temporal siguen (Charles River Associates, 1986, p. 59):

Ventajas:

* + - * Poca habilidad requerida
      * Económico y rápido
      * Se puede actualizar ajustando los datos
      * Útil para categorías de carga menores
      * Requisitos mínimos de datos

Desventajas:

* + - * Vulnerable a los cambios en las influencias subyacentes
      * No hay atención explícita a las influencias subyacentes
      * No hay pista de auditoría explícita para interpretar las razones del error de previsión de carga
    1. **Método** de series temporales

El método de series temporales pronostica la demanda de energía por los patrones y tendencias encontrados en los datos. Cuando se utiliza un método de series temporales, el investigador utiliza la extrapolación estadística de cargas basada en datos históricos para las cargas que se pronostican: cargas horarias, picos o ventas de energía.

Las series temporales son especialmente útiles cuando se proyectan formas de carga, patrones estacionales, cargas diarias o estacionales, etc. Las ventajas y desventajas de este método son (Charles River Associates, 1986, p. 59):

Ventajas:

* + - * Sigue de cerca los patrones históricos: a menudoes preciso a corto plazo
      * Bajo costo
      * Requisitos mínimos de datos
      * Proporciona una evaluación estadística de la incertidumbre del pronóstico, especialmente para las desventajas a corto plazo:
      * No trata los factores subyacentes explícitamente
      * Fuentes de errores difíciles de interpretar
      * Difícil de permitir para la conservación o el cambio
      * Patrones históricos de series temporales que es poco probable que se apliquen al crecimiento de la carga a largo plazo
    1. **Método** de **opinión** experta/informada

El método de opinión experta/informada utiliza información obtenida de expertos en la materia en lugar de basarse en datos numéricos. Este método es interesante, ya que utiliza el conocimiento de expertos o usuarios para desarrollar el pronóstico, por ejemplo, gerentes de planta, miembros de juntas locales de planificación y zonificación, desarrolladores u otras fuentes conocedoras dentro del área de servicio. El método de opinión experta/informada puede utilizarse para pronosticar cuando otros métodos de previsión son ineficaces o para proporcionar un control de un pronóstico realizadocon otro método. Es más eficaz para pronosticar nuevas tecnologías. Las ventajas y desventajas de este método se enumeran a continuación (Charles River Associates, 1986, p. 60):

Ventajas:

* + - * Utiliza el conocimiento disponible
      * Por lo general , de bajo costo
      * Útil para pronosticar nuevos usos finales donde no hay datos históricos disponibles Desventajas:
      * No hay opinión consensuada sobre la mayoría de las cargas
      * No hay pista de auditoría para el pronóstico
      * La fuente informada no siempre está disponible para la utilidad
      * Opiniones a veces sesgadas
    1. **Identity (método)**

El método de identidad es una forma muy básica de pronosticar la demanda de energía utilizando pronósticos separados de ventas de factor de carga y kWh y relaciones de definición entre ellos. Es simple porque no se requieren habilidades especiales y el pronóstico se puede calcular en un período muy corto de

Hora. Los datos requeridos para este método son las ventas de kWh para el año de pronóstico generado por otro modelo, y el pronóstico de carga para el año de pronóstico, generalmente obtenido de la observación de movimientos recientes en el factor de carga y adjutizado para las tendencias futuras anticipadas, aunque puede provenir de otro modelo. Este modelo utiliza la ecuación para el factor de ocupación anual que son las ventas en kWh divididas por el pico en kWh multiplicado por 8760 horas por año. La fórmula se puede reorganizar para determinar la demanda máxima. El problema con este método es que no tiene en cuenta los factores subyacentes. Las ventajas y desventajas de este método siguen (Crow *et al.* , 1981, p. 8):

Ventajas:

* + - * Sencillo
      * Utiliza otras previsiones independientes Desventajas:
      * Pronosticar las ventas de kWh y el factor de carga puede ser difícil y estar sujeto a una gran incertidumbre.
    1. **Método** de uso final

El método de uso final determina la demanda de energía a través del uso total de kWh de todos los aparatos eléctricos utilizados en el hogar. El pronóstico está "construido a partir de la suma de las actividades de uso final" (Charles River Associates, 1986, p. 27). Los modelos de uso final deben incluir datos de consumo de kWh por tipo de equipo o proceso. Este método se aplica más fácilmente al sector residencial, ya que los datos requeridos para este pronóstico incluyen: año de pronóstico, número de clientes residenciales, stock de viviendas residenciales o edificios comerciales, datos de procesos industriales, electrodomésticos principales y uso de kWh por aparato. La forma básica de este modelo son procedimientos contables simples que "enumeran los usos finales y agregan el uso de electricidad para cada extremo".

uso para sus componentes" (Charles River Associates, 1986, p. 20). El problema es que en el mundo real nada es tan simple y todo es un proceso difícil. Las ventajas y desventajas de estos modelos son (Charles River Associates, 1986, p. 60):

Ventajas:

* + - * Se centra en los componentes del uso de electricidad: puede rastrear la ubicación real del error de pronóstico
      * Buena estructura para incorporar impactos de gestión de carga y conservación y para analizar impactos de marketing
      * Habilidades técnicas e informáticas intermediasrequeridas
      * Fácil de explicar los resultados a otros Desventajas:
      * Requiere una gran cantidad de datos detallados
      * Montaje de datos costoso y difícil
      * Marco estático: la tecnología debe especificarse explícitamente
      * Los componentes (tasas de saturación y uso por aparato) son difíciles de pronosticar, especialmente a largo plazo.
      * Requiere conocimiento de las tecnologías y prácticas de uso final
    1. **Método** econométrico

El método econométrico determina la demanda de energía considerando la influencia de variables independientes, como la población, el empleo, los ingresos, el clima, la propiedad de los electrodomésticos y las tarifas. Los modelos econométricos son ecuaciones estimadas que relacionan la electricidad con factores externos (Charles River Associates, 1986). Donde los modelos de uso final utilizan datos de consumo de kWh por

tipo de equipo o proceso, los modelos econométricos utilizan datos de series temporales. Los modelos econométricos se encuentran entre las formas más complejas de energía parala difusión. Se utilizan para todas las áreas de servicio: residencial, industrial y comercial. Los datos requeridos para este método de pronóstico incluyen observaciones de los ingresos de los clientes, la actividad comercial e industrial, las tarifas de electricidad, los precios del gas y el combustible para calefacción, el clima y el stock de viviendas. Las ventajas y desventajas de este método siguen (Charles River Associates, 1986, p. 60):

Ventajas:

* + - * Mide explícitamente el efecto de las causas subyacentes de las tendencias y patrones
      * Proporciona una evaluación estadística de la incertidumbre del pronóstico
      * Combina bien con la información económica y demográfica sobre el territorio de servicio
      * Puede incorporar una estructura de uso final o un método de series temporales
      * Los modelos se pueden volver a estimar fácilmente Desventajas:
      * Requiere habilidad y experiencia en econometría y programas informáticos
      * Amplios datos necesarios para un modelo detallado y desglosado
      * Los costos pueden ser relativamente altos
    1. **Método econométrico híbrido y de uso final**

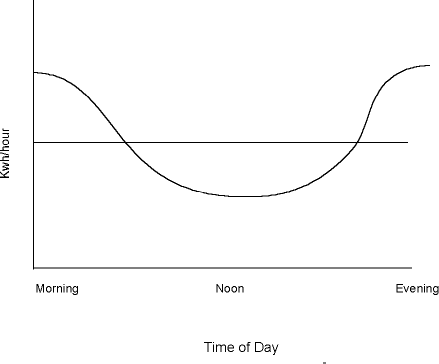
El método econométrico híbrido y de uso final es otra forma de modelado de energía que combina la estructura de uso final con la estimación econométrica para pronosticar la demanda de energía. Los datos requeridos para este método son los años de pronóstico, el número de clientes, las variables independientes para estimar las existencias de viviendas y electrodomésticos, el uso de kWh por aparato y el proceso industrial.

información. Los modelos híbridos se han desarrollado principalmente para los sectores comercial y residencial. Estos modelos utilizan "métodos econométricos para producir valores de parámetros y datos de entrada" (Charles River Associates, 1986, p. 41). Al hacer un pronóstico utilizando un método híbrido de uso final y econométrico, el procedimiento es primero desarrollar la especificación del modelo, tanto para el modelo de uso final central como para las ecuaciones econométricas utilizadas para estimar los valores de entrada. El segundo paso es la estimación de las ecuaciones econométricas. El tercer paso es el ensamblaje de todos los datos para el modelo de uso final, excepto las estimaciones econométricas. El cuarto paso es el desarrollo de valores de pronóstico econométricos, que incluyen valores de pronóstico para las variables exógenas y la simulación de las ecuaciones econométricas paralos próximos años. El quinto paso es en realidad hacer el pronóstico. Las ventajas y desventajas de este método son (Charles River Associates, 1986, p. 60):

Ventajas:

* + - * Combina las fortalezas de las metodologías econométricas y de uso final
      * El enfoque de pronóstico más completo disponible
      * Relativamente fácil de actualizar y mantener Desventajas:
      * Método de mayor costo
      * Altos requisitos de habilidades y experiencia en econometría, programación de computadoras y tecnologías y prácticas de uso final
      * Se requiere una gran cantidad de datos
  1. **Tipos de previsiones energéticas**

Existen diferentes tipos de pronósticos de energía debido a los cambios en los patrones de consumo que ocurren con el tiempo. El consumo de electricidad varía según la estación y la hora del día. El consumo de energía varía de una estación a otra, porque se utiliza más electricidad durante los meses de invierno y verano, cuando hace más calor o más frío, que en los meses de primavera y otoño, cuando las temperaturas suelen ser moderadas. El consumo de energía residencial varía día a día porque se utiliza más electricidad durante los días de semana que los fines de semana. El consumo de electricidad también varía de una hora a otra, ya que se usa más electricidad durante las horas de la mañana cuando las personas se despiertan y se preparan para comenzar el día. El consumo de electricidad luego disminuye durante las últimas horas de la mañana y la tarde, cuando la mayoría de las personas están en el trabajo y la escuela. El consumo de electricidad aumenta nuevamente durante las horas de la noche cuando termina la jornada laboral y las personas llegan a casa y cocinan la cena, ven la televisión y necesitan luz para ver. La Figura 1 muestra este fenómeno.



### Figura 1: Demanda de electricidad por hora del día

Por lo tanto, se necesitan diferentes pronósticos para cumplir con los diferentes requisitos de la demanda de energía: demanda estacional, demanda a corto plazo, demanda a largo plazo y demanda máxima. En otras palabras, la generación de electricidad siempre debe satisfacer la demanda, ya que no es posible almacenar grandes cantidades. Por lo tanto, las complejidades de la previsión de la demanda de energía son evidentes en los diversos tipos de previsiones que se utilizan para determinar la demanda de energía en varias etapas.

Los tres sectores diferentes para los que se puede prever la demanda de energía incluyen los sectores industrial, residencial y comercial. Esta tesis se centrará en la previsión de la demanda de energía residencial porque ese es el sector bajo consideración en el área de servicio de Appalachian Power Company. También el sector residencial es uno de los principales contribuyentes al pico del sistema.

* + 1. **Pronósticos de picos de invierno y verano**

Un pronóstico de pico de invierno es aquel que predice la cantidad máxima de energía requerida en un día durante los meses de invierno. El norte de los Estados Unidos es el área que experimenta un pico de invierno, porque experimenta inviernos muy fríos. La siguiente ecuación es un ejemplo de un modelo de pico invernal (Le, 1983, p. 224):

*Ln*(*WPK* )  *c*  *b*1 *Ln*(*PI* )  *b*2 *Ln*(*GASP*)  *b*3 *Ln*(*ELECP*)  *b*4 *Ln*(*WTX* )  *b*5 (*DEC* )

Dónde:

PK representa la carga máxima de invierno PI representa el ingreso personal

GASP representa el índice de precios del gas natural

ELECP representa el precio de la electricidad (factura eléctrica residencial y comercial típica ) WTX representa el factor climático = (RSH = CISH) + HDD

RSH representa el número de clientes residenciales con calefacción eléctrica

CISH representa el número de clientes comerciales e industriales con calefacción eléctrica HDD representa el grado de calefacción días del día pico del sistema

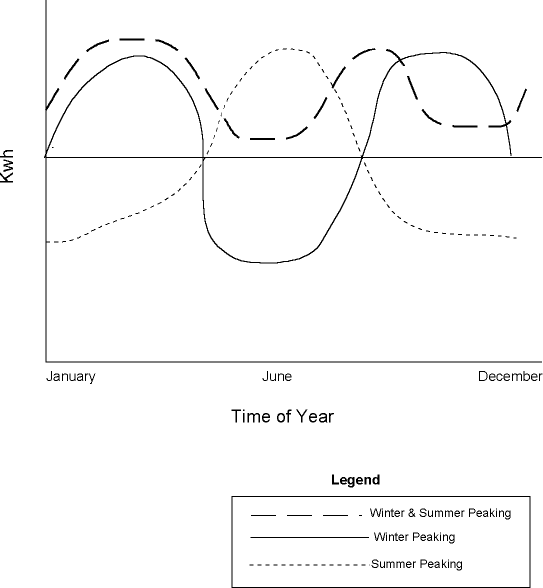
DEC representa la variable ficticia para el mes de diciembre

En un área que experimenta un pico de invierno, las temperaturas bajo cero pueden aumentar drásticamente la demanda de energía. Por lo tanto, es necesario un pronóstico confiable para garantizar que haya suficiente electricidad para calentar los hogares.

El verano es la época más cálida del año, y en la parte sur de los Estados Unidos es sofocante. El sur de los Estados Unidos es el área que típicamente experimenta un pico de verano. Un pronóstico de pico de verano predice el uso de energía para los meses de verano (ver Sección 3.2 para un

ejemplo del modelo de pico de verano de Le). Se utiliza un modelo de peak de verano para garantizar que haya suficiente energía para satisfacer la demanda durante el verano con el uso cada vez mayor de dispositivos de refrigeración. Los pronósticos de verano también se utilizan para determinar cuánta electricidad estará disponible para la venta a otras compañías eléctricas.

A través del sur de los Estados Unidos es el área que experimenta un pico de verano, el consumo de electricidad está aumentando durante el verano en todo Estados Unidos con el aumento del uso de aire acondicionado. Esta tendencia ha provocado la necesidad de un pronóstico de pico de verano para áreas del país que nunca habían necesitado uno. La Figura 2 representa un pico de invierno y verano. La figura muestra que son opuestos en cuanto a cuándo ocurre su pico.



### Figura 2: Demanda de electricidad para pronósticos de pico

* + 1. **Previsiones** a corto plazo

Los pronósticos a corto plazo están destinados a ser válidos solo por unos pocos minutos a unas pocas horas en el futuro y son necesarios para los operadores de servicios eléctricos con el fin de programar y despachar unidades generadoras. Según Donnelly (1987), un pronóstico a corto plazo es importante para "el compromiso unitario, el despacho económico, la coordinación hidrotérmica, la gestión de la carga, etc." (pág. 139). Ackerman (1985) dice que un pronóstico a corto plazo juega un papel importante en el día a día

operaciones de una empresa de servicios públicos, y generalmente se utiliza para optimizar la operación del sistema y la programación de unidades hidroeléctricas y otras plantas de pico, como turbinas de gas. El objetivo de los operadores es minimizar los costes variables sin poner en peligro el sistema eléctrico ante fallos de alimentación.

El pronóstico a corto plazo de Ackerman (1985) puede ser dado por la función no lineal n:

*Yt* 

*f* *yt* , *xt* , *t*,  *t* 

Dónde:

Yt representa la carga real del sistema en megavatios (expresada como carga horaria integrada en el caso del predictor horario)

yt representa Yt; -  T  t-1; es decir, todas las cargas reales del sistema observadas en el pasado xt representa XT; - T  t-1; es decir, todas las variables exógenas observadas en el pasado t representa índice de tiempo

t representa perturbaciones aleatorias aditivas que representan todos los efectos no observados en la carga del sistema El pronóstico a corto plazo por hora puede ser representado por P.C. Modelo de Gupta (1985):

*Z* *i*, *j*  *T* *i*, *j* *WC* *i*, *j* *X* *i*, *j*

Dónde:

Z(i, j) representa la medida de carga del sistema en mWh horario en la hora j y el día i; T(i, j) representa el componente básico de la hora de carga j y el día i;

WC(i, j) representa el componente del ciclo semanal (efecto día de la semana) en la hora j y el día i;

X(i, j) representa el componente residual que contiene el efecto de las variaciones climáticas en la hora j y el día i

Gupta también formuló un modelo meteorológico porque, un pronóstico por hora depende de la variabilidad del clima. El modelo meteorológico puede ser representado por:

*Y* *y*  *B**i* *S**i* *W* *i*  *i*

Dónde:

Y(i) representa la carga máxima en el día ith;

B(i) representa el componente de carga básica de la carga máxima en el día ith;

S(i) representa el componente débilmente patrón de la carga máxima en el día ith; W(i) representa el componente sensible a la intemperie de la carga máxima en el día ith;

(i) representa el componente aleatorio de la carga máxima en el ith día.

"Estrictamente hablando, B(i) y S(i) shouse definirán como elementos de los T(i, j) y WC (i, j). Sin embargo, se puede esperar que se obtengan mejores estimaciones si B(i) y S(i) se estiman independientemente de T(i, j) y WC (i, j) respectivamente" (p. 45).

* + 1. **Previsiones** a medio plazo

Los pronósticos a mediano plazo predicen el uso futuro de energía de unos meses a unos pocos años en el futuro, y son necesarios para planificar la adquisición de combustible, programar el mantenimiento de la unidad, la capacitación energética y la evaluación de ingresos. Otros usos para la previsión a mediano plazo son las decisiones sobre reparaciones de capital, el control de inventarios de carbón y combustibles líquidos, la compra de cantidades de combustible y la evaluación de los impactos en los ingresos debido a los cambios en las tarifas eléctricas. Una previsión a medio plazo es similara la previsión a largo plazo presentada en la siguiente sección.

* + 1. **Previsiones** a largo plazo

Un pronóstico de carga máxima a largo plazo está diseñado para ser válido de cinco a veinticinco años en el futuro. El método más temprano de pronóstico a largo plazo, antes de la década de 1970, implicaba la extrapolación de líneas de tendencia (ver sección 2.3.1) (Lakshminarayana, 1991). Métodos modernos de largo plazo

La previsión energética utiliza estadísticas sofisticadasbasadas en una nálisis como herramienta de previsión. Es importante en los planes de generación y transmisión del sistema y permite a los ingenieros de planificación determinar el tipo y el tamaño de las nuevas instalaciones de energía para minimizar los costos fijos y variables.

Al determinar un pronóstico a largo plazo, se deben considerar factores externos como la política gubernamental y la política de desarrollo.

Donnelly (1987) describe una forma funcional típica de un pronóstico a largo plazo como:

*QE* 

*f* *PE* , *PS* , *PC* , *Y* , *X* 

Dónde:

Q*E* representa la cantidad de electricidad P*E* representa el precio de la electricidad

P*E* representa el precio del bien sustituto

P*E* representa el precio del bien complementario Y representa el ingreso del consumidor

X representa Otros factores

* 1. **Revisión** de la literatura

La sección de revisión de la literatura presenta los diversos métodos de modelado de energía, los tipos de modelado de energía que existen y la variedad de métodos que se han desarrollado a lo largo de los años para determinar la demanda de energía. La revisión de la literatura muestra la brecha en la cantidad de literatura disponible para los métodos estadísticos de pronóstico de la demanda de energía frente al método probabilístico de pronóstico de la demanda de energía.

* 1. **Primeros modelos de demanda de** energía

Como se ve en la sección 2.1, la previsión de la demanda de energía ha pasado de ser un procedimiento relativamente simplista a uno más complejo con muchos factores diferentes que afectan a la demanda de energía. Los primeros modelos de demanda de energía de la década de 1960 asumieron que la energía estaba ligada a la superput (Labys, 1999, p.

32):

 *VA*(*K* , *L*) *E M* 

*Q*  min

  1

, , 

2  3 



La ecuación era representativa de una función típica de salida de producción de Leontief: la producción (Q) depende del valor agregado (VA(K,L)), energía (E) y materiales (M). Los insumos 1, ,  son coeficientes técnicos que "miden la receta de Leontief para el valor del dólare de cualquier insumo dado necesario para producir una producción por valor de dólares" (Labys, 1999, p. 40). Este modelo depende enteramente del PNB. El PNB se utiliza como sustituto de la producción y la energía está vinculada al PNB a través de un coeficiente técnicamente determinado (). Por lo tanto

E = 0PNB

* 1. **Modelos de demanda** de energía  **que utilizan el método estadístico**

Al-Garni, Zubair y Nizami (1994) demuestran un método moderno de previsión de la demanda de energía para Arabia Saudita. Al-Garni *et al.*  utilizar un método estadístico para pronosticar la demanda máxima de energía. Un modelo estadístico de pico de verano debe tener en cuenta la temperatura y otros factores afectados por el clima cálido. Aunque el clima de Virginia Occidental es muy diferente del de Arabia Saudita,el estudio de un clima cálido proporciona información útil sobre qué variables son importantes para un modelo de demanda máxima de verano para Virginia Occidental. Al-Garni *et al.* incluyen variables que representan datos meteorológicos, radiación solar global y población. El modelo es

representado por la ecuación:

*E P*  *E**T*, *H*, *S*, *P*

Dónde:

E representó el consumo de energía medido , Ep representa el consumo de energía previsto ,

T representa la temperatura media mensual del aire (C), H representa la humedad relativa media mensual (),

S representa la media mensual de la radiación solar global (w \* H / m2 \* día), y P representa la población.

La selección de variables se realizó mediante el uso de una técnica de regresión escalonada, y la evaluación de la precisión del modelo se realizó mediante el análisis de los residuos.

Leung y Miklius (1994) comparan diferentes métodos estadísticos de pronóstico de energía utilizando Hawai como caso de prueba. Leung y Miklius muestran las diferencias params que existen para el pronóstico estadístico. Su estudio también es relevante, porque destaca qué factores influyen en la demanda de energía en el clima cálido de Hawai, lo que da una indicación de lo que puede afectar el verano.

demanda en Virginia Occidental con sus veranos calurosos y húmedos. Dado que el pronóstico utilizado para comparar los métodos de pronóstico estadísticos y probabilísticos es un pronóstico de pico de verano, este pronóstico ayudará a determinar qué factores son importantes para un pronóstico de pico de verano de Virginia Occidental.

Los autores compararon la extrapolación basada en el crecimiento lineal (promedio), el suavizado exponencial lineal, el suavizado exponencial cuadrático, la relación causal entre el consumo de electricidad y la población de facto, la relación causal entre el consumo de electricidad y el ingreso per cápita, y la demanda de energía de Hawai . Modelo de Pronóstico (HEDFM).

El método final discutido en la comparación es el Modelo de Pronóstico de la Demanda de Energía de Hawái (HEDFM). HEDFM es un sistema de simulación basado en econometría que fue desarrollado por la División de Investigación y Análisis Económico del Departamento de Planificación de Hawái y el Departamento de Economíaen conjunto con el Programa de Análisis de Energía del Laboratorio Lawrence Berkeley de la Universidad de California. El propósito del HEDFM es proporcionar pronósticos detallados para varios tipos de combustibles hasta el año 2005. El HEDFM "sigue una estructura de modelo de ajuste de flujo dinámico muy ampliamente utilizada para capturar el proceso de ajuste rezagado de la demanda de energía debido a (1) el stock existente de dispositivos que consumen energía que no se pueden reemplazar. inmediatamente, y/o (2) la falta de voluntad de los consumidores para ver los cambios como permanentes hasta que hayan continuado durante algún tiempo. El modelo relaciona el consumo en un año determinado con el precio, los ingresos, otras variables relevantes y el consumo del año anterior" (p. 293).

Los resultados de las comparaciones de los seis tipos diferentes de métodos de pronóstico muestran que el método de suavizado exponencial cuadrático produjo los mejores resultados. HEDFM funcionó bastante bien, pero tendió a subestimar el consumo real de electricidad durantetodo el período. Una posible explicación de estos resultados podría atribuirse a las previsiones inexactas de las variables independientes. El suavizado exponencial lineal también funcionó razonablemente bien. El

los resultados del estudio se analizaron comparando diferentes criterios de "bondad de ajuste", el R2, el error raíz-media-cuadrado (RMSE), el error absoluto medio (MAE), el quinto coeficiente de desigualdad de Theil () y los errores de punto de inflexión.

S.V. Le (1983) formula un modelo estadístico para pronosticar la demanda de energía residencial de verano. Le utiliza el método estadístico para estudiar qué factores influyen en el pico de demanda de energía residencial del verano y luego utiliza esos resultados para pronosticar la demanda. El modelo de Le indica lo que influye en lademanda de energía residual en un clima muy similar al de Virginia Occidental. A diferencia de algunos de los otros modelos discutidos que se desarrollaron para un clima tropical o desértico, el modelo de Le explica la singularidad de la economía y el clima de Virginia Occidental, elingreso y el precio se incluyen junto con una variable de temperatura. El modelo de Le también es inusual en el sentido de que mide el uso de la saturación del aire acondicionado, lo que sugiere que la demanda de energía residencial en el verano está vinculada al uso del aire acondicionado, que se basa en la adaptación de la temperatura y la tecnología.

La ecuación desarrollada por Le para determinar la demanda máxima residencial de verano es:

*Ln**SPK*  *c*  *b*1*Ln**PI*  *b*2 *Ln**GASP* *b*3 *Ln**ELECP* *b*4 *Ln* *WT* 

Dónde:

SPK representa la carga máxima neta de verano del sistema,

PI representa los ingresos personales en el área de servicio, GASP representa el índice de precios del gas natural,

ELECP representa el precio de la electricidad (factura eléctrica típica residencial y comercial )

WT representa el factor meteorológico que se compone de la saturación del aire acondicionado multiplicada por el promedio ponderado de las horas de grado de enfriamiento del día pico y los tres días anteriores multiplicados por el número de clientes residenciales.

Crow, Robinson y Squitieri (1981) discuten una variación en el modelo de demanda de energía residencial. Asumen que el uso de la electricidad es una demanda derivada porque no se consume "como un fin en sí mismo, sino para otros fines, como hacer funcionar equipos" (p. 90). Este tipo de modelo está en una forma estadística lineal simple que está representada por la ecuación:

*KWH*  *a*1  *a*2 *PELEC*  *a*3 *PGAS*  *a*4 *INC*  *a*5 *HDD*  *a*6*CDD*  *a*7*CONS* a 8 *R*  *a*9 *S*

Dónde:

PELEC representa el precio de la electricidad, PGAS representa el precio del gas,

INC representa el nivel de ingresos,

HDD representa días de grado de calefacción, CDD representa días de grado de enfriamiento,

R representa el número de habitaciones por casa, y S representa el tamaño promedio de la familia

Crow *et al.*  proporcionar un excelente ejemplo de un modelo estadístico lineal que da una idea de la forma que puede tomar el modelo para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental. La variable que representa el tamaño promedio de la familia es interesante porque cuanto más grande es la familia, más probable es que usen más electricidad. El problema con Crow *et al.* El modelo es que es un modelo para pronosticar la demanda de energía, por lo tanto, no se incluye en las previsiones de invierno y verano.

Halvorsen (1978) discute un método econométrico para pronosticar la demanda de energía residencial. Según Halvorsen, cabe esperar que la demanda de electricidad residencial sea una función tanto de los sectores económicos como de los no económicos. Estas variables económicas y no económicas incluyen: el precio de la electricidad, los precios de los sustitutos y complementos, el nivel de ingresos,

las variables climáticas, las variables demográficas y las características del parque de viviendas se incluyen en el modelo.

La ecuación de la demanda de electricidad residencial de Halvorsen es:

*LnQR*  *Q*  *E LnPR*  *Y LnY*  *G LnGR*  *ALnA*  *D LnD*  *J LnJ*  *U LnU*  *M LnM*

* *H LnH*  *TT*  *R*

Dónde:

QR representa el promedio anual de ventas de electricidad residencial por cliente, en miles de kWh

PR representa el precio real promedio de la electricidad residencial, en centavos por kWh Y representa el ingreso real promedio por capital, en miles de dólares

GR representa el precio real promedio del gas para todos los tipos de gas, en centavos por termia A representa el índice de precios reales al por mayor de aparatos eléctricos seleccionados D representa los días de grado de calefacción

J representa el promedio de julio temperature, en grados Fahrenheit U representa el porcentaje de la población que vive en áreas rurales

M representa el porcentaje de unidades de vivienda en estructuras de varias unidades H representa el tamaño promedio de los hogares

T representa el tiempo

*u* representa un término de perturbación

Crow *et al.*  y Halvorsen incluyen el concepto de uso de energía rural versus urbano en su modelo. Crow *et al.*  lo hace incluyendo el número de habitaciones en una residencia típica en el modelo. La gran población rural en Virginia Occidental significa que muchas personasviven en casas en lugar de apartamentos, y esta variable captura este concepto. Halvorsen capta el concepto al incluir una variable que representa el porcentaje de la población que vive en áreas rurales. El

El porcentaje de personas que viven en zonas rurales se incluye en el modelo, ya que las que viven en zonas rurales y urbanas suelen tener diferentes disponibilidades de sustitutos y fuentes de energía alternativas . Además, si la mayoría de la población vive en áreas rurales, entonces sería lógico suponer que una gran parte de la población vive en estructuras de una sola unidad en lugar de estructuras de varias unidades, ya que los apartamentos suelen ser un fenómeno urbano. Se espera que los que viven en apartamentos usen menos electricidad que los que viven en grandes casas unifamiliares. Esta variable es interesante para Virginia Occidental, porque la mayoría de la población vive en áreas rurales.

Cowing y McFadden (1984) discuten el modelo Oak Ridge National Laboratory (ORNL) de pronóstico de la demanda de energía residencial. El pronóstico desagregado de ORNL se basa en las diferencias de vivienda y urbanas, las diferencias de tamaño de la familia y los ingresos. Como se ha comentado anteriormente, con este modelo se consideran diferencias demográficas y demográficas interesantes. Sin embargo, el modelo de pronóstico requiere datos que no están disponibles para la parte sur de Virginia Occidental.

El modelo ORNL es un modelo complejo cuyo propósito es satisfacer "los requisitos más apremiantes para las previsiones regionales de los impactos de las políticas heterogéneas" (p. 45). Los creadores del modelo se dieron cuenta de que el uso final de la electricidad es un contrasenso desagregadoque la utilizan para electrodomésticos, y se ocupan de este problema permitiendo cierta segmentación demográfica. Los componentes del modelo ORNL se describen en la Tabla 1.

### Tabla 1: Componentes del modelo ORNL

|  |  |
| --- | --- |
| Datos del año base | Cuotas de mercado de equipos nuevos, cuotas de mercado de equipos del año base, año base  Consumo medio anual de energía, equipos nuevos, precios de equipos nuevos en 1970, año base  Tipo de interés  Relación entre 1970 y 1970 factores de uso Instalaciones de equipos nuevos , año de base  Precios del combustible más ingresos, año base |
| Parámetros tecnológicos | Relación de reducción de carga calor aire acondicionado-espacio Nuevo parámetro tecnológico del equipo  Nuevos parámetros tecnológicos de construcción Retrofit parámetros tecnológicos  Vida media de los equipos  Vida útil de las inversiones en carcasa térmica |
| Parámetros de comportamiento | Elasticidad de la cuota de mercado de los dispositivos con respecto a la costa operativa Elasticidad de uso con respecto al costo operativo  Tasas de interés para la minimización de costos fotovoltaicos Ecuación de cuota de mercado Coeficiente de pendiente Relación de elasticidades de uso a corto y largo plazo Un parámetro de tasa de penetración en el mercado  Un horizonte tras el cual el coste del ciclo de vida es mínimo Saturación máxima  Vida media de los equipos |
| Previsiones exógenas | Precios de los equipos nuevos, precios reales relativos de los combustibles más ingresos  Tamaño promedio de las unidades de vivienda existentes  Uso promedio anual de energía, equipos nuevos, antes del ajuste Integridad térmica para hogares reacondicionados  Número de viviendas que se modernizan Número total de viviendas ocupadas Número total de viviendas nuevas  Fracciones de casas nuevas con espacio – aire acondicionado central Status quo nuevos equipos uso de energía  Tamaño de las nuevas unidades de vivienda  Integridad térmica media , nuevas estructuras |

(Fuente : Cowing y McFadden, p.46)

No todas las variables enumeradas en la Tabla 1 anterior se utilizan porque algunas de las variables miden el mismo concepto, se cree que son cero o "tienen valores comunes o se obtienen mediante una interpolación relativamente simple como parte del preprocesamiento de los archivos de entrada" (p. 46). El problema con el modelo es que muchas de las variables se basan en el juicio de los pronosticadores,

lo que deja el pronóstico vulnerable al error. Además, gran parte de los datos son difíciles de obtener porque no están disponibles en el nivel específico necesario.

El diseño del modelo ORNL es una estructura recursiva de bloques. El modelo tiene un submodelo de vivienda que "pronostica el número de hogares en una región, las adiciones a las existencias de viviendas necesarias para acomodar a estos hogares y el tamaño promedio de las nuevas viviendas" (p. 49). Un modelo de saturación de aparatos también forma parte del modelo ORNL, que es un "modelo econométricamente estimado de la propiedad del equipo, clasificado por tipo de equipo y tipo de combustible, en función de los precios del equipo y de la chimenea" (p. 57).

El modelo ORNL tiene en cuenta los cambios demográficos, las condiciones económicas y las nuevas tecnologías. El modelo ORNL está diseñado para pronosticar el consumo anual de energía residencial, clasificado por cinco tipos de combustible, tres tipos de vivienda y ocho usos finales para hasta

treinta años" (p. 48).

Cowing y McFadden (1984) y Koomey, Brown, Richey, Johnson, Sanstad y Shown (1995) discuten el Sistema de Planificación Energética de Uso Final Residencial (REEPS). REEPS fue desarrollado por el Instituto de Investigación de Energía Eléctrica y está diseñado para "proporcionar pronósticos específicos de uso final para el consumo de energía a nivel doméstico" (Cowing y McFadden*,* p. 61) y para "permitir a los usuarios definir modelos personalizados para diversos usos finales de energía en el sector residencial, incluidos los electrodomésticos y los equipos de calefacción, ventilación y aire acondicionado(HVAC)" (Koomey  *et al.* , p. 1). Lo que hace que el modelo funcione es una muestra generada de hogares simulados. REEPS "predice cuatro categorías de decisiones relacionadas con la energía: decisiones de inversión en electrodomésticos en nuevas viviendas, inversiones en electrodomésticos de modernizaciónen viviendas existentes, eficiencias operativas de electrodomésticos y consumo anual de energía (Cowing y McFadden, p. 64). La aplicación más común de REEPS se puede utilizar para "pronosticar los impactos a largo plazo de las políticas energéticas".

en una población cuyas características cambian con el tiempo, reflejando el crecimiento demográfico y económico proyectado" (Cowing y McFadden, p. 66).

El sistema de modelado REEPS tiene cuatro pasos. El primer paso consiste en formular una muestra de "hogares con información sobre los atributossocioeconómicos, las explotaciones de electrodomésticos y las características de la zona en la que residen" (Cowing y McFadden, P. 64) o como Koomey *et al.*  dicen que "el primer paso es "contabilizar los cambios en las existencias basadas en la descomposición del equipo" (p. 1). El segundo paso es el modelo simulado que pronostica las compras e instalaciones de calefacción de espacios, calentamiento de agua, acondicionadores de aire centrales, acondicionadores de aire de habitaciones, stoves y lavavajillas. Se divide en tres categorías: 1) electrodomésticos conectados físicamente en la construcción de viviendas nuevas, 2) electrodomésticos conectados en viviendas existentes y 3) otros electrodomésticos. El tercer paso consiste en "calcular el consumo anual de energía por tipo de combustible dada la cartera de electrodomésticos y las características domésticas, de vivienda y geográficas" (Cowing y McFadden, p. 65). El cuarto paso es "después de que se simulan las decisiones de uso de energía y electrodomésticos para el período actual, se crea una nueva muestra para la simulación de período posterior" (Cowing y McFadden, p. 65 y 66).

Hay tres entradas para el modelo REEPS. Estos insumos son insumos exógenos que se "utilizan para pronosticar las circunstancias macroeconómicas generales bajo las cuales se producen las proyecciones específicas de energía y cronología (Koomey *et al.* , p. 6)." Los elementos de entrada del modelo REEPS se muestran en la Tabla 2.

### Tabla 2: Insumos exógenos del modelo REEPS

|  |  |
| --- | --- |
| Insumos exógenos | Precios del combustible  Disponibilidad legal Disponibilidad del mercado Ingresos del hogar Tamaño del hogar Tamaño del hogar  Renta |
| Insumos tecnológicos de uso final | Propiedad Eficiencia del equipo  Tamaño/capacidad del equipo Equipo UEC  Precio  Bloques vintage De vida mínima/máxima |
| Entradas de carcasa térmica | Ganancia/pérdida de calor Área del suelo Carcasa térmica Compras  Tamaño/capacidad del equipo Eficiencia del equipo Equipo UEC  Propiedad de acciones  Consumo de energía del sitio |

(Fuente: Koomey *et al.* , págs. 6-8)

El método de toma de decisiones en el modelo REEPS son modelos de decisión que se utilizan "para pronosticar el efecto de diferentes decisiones tomadas en el curso de la propiedad y operación de electrodomésticos residenciales y equipos de HVAC" (Koomey *et al.* , p. 9). Estas decisiones determinan "el valor de cuatro variables clave para electrodomésticos y equipos hvac a lo largo del pronóstico: propiedad, eficiencia, uso y tamaño / capacidad" (Koomey *et al.* , p. 9).

Ni el modelo ORNL ni el modelo REEPS son aplicables para eldesarrollo de la parte sur de Virginia Occidental. Ambos modelos son tan complejos que sería difícil implementar cualquiera de los dos para un área tan pequeña. Además, los datos necesarios para cada modelo no están disponibles a nivel regional. Por lo tanto, el modelo no sería una representación precisa de la demanda de energía residencial para el sur de Virginia Occidental.

Houthakker (1980) aborda la cuestión del precio marginal frente al precio medio.

Houthakker sugiere que " aparte de las consideraciones teóricas, el precio marginal difirió considerablemente del precio promedio en su comportamiento a lo largo del tiempo. Esta divergencia está presumiblemente relacionada con el efecto de los precios más altos de los combustibles en el precio marginal de la electricidad" (p. 31).

El modelo de Houthakker es el siguiente:

log *qit* Radiom *ai* DCP DCP    1  *t h*

  2 log *cit c*

  3 log *zit*  *it*



Dónde:

i representa el estado ith t representa el thth año

q representa el consumo en kWh por capital por año

*es* 1 

 *it* 1 

y representa la renta disponible ajustada por capital (deflactada por el IPC regional)

p representa el precio marginal de la electricidad (en realidad la media de los precios marginales al principio y al final del año t, deflactados por el IPC regional)

h representa los días de grado de calentamiento c representa los días de grado de enfriamiento

z representa el precio medio del gas (es decir, los ingresos de los clientes residenciales de gas divididos por la cantidad, en Btu, vendida a estos clientes), deflactado como antes

 representa el término de error

Houthakker discute el concepto de precios marginales para el precio de la electricidad frente al precio promedio. El precio marginal es el precio incremental o el precio de la siguiente unidad de energía consumida o producida. Los precios medios se utilizan comúnmente en las previsiones energéticas, porque la determinación del coste marginal es difícil.

Houthakker also utilizó el deflactor del Índice de Precios al Consumidor (IPC) para calcular los valores constantes en dólares para las variables de ingresos y precios para tener en cuenta los cambios en la inflación a lo largo del tiempo. Esto convirtió las variables de precios e ingresos en valores constantes en lugar de valores actuales en dólares.

El modelo de Houthakker podría usarse para producir un pronóstico estadístico para la demanda total de energía , incluyendo tanto el verano como el invierno, ya que se incluyen las variables grado-día de enfriamiento y grado-día de calefacción. Aparte de las variaciones mencionadas anteriormente, el modelo de Houthakker es similar a los discutidos anteriormente y la misma discusión de la temperatura y las variables económicas se mantendría.

* 1. **Modelos de Demanda** de Energía  **que utilizan el Método Probabilístico**

Sam O. Sugiyama (1992) describe el criterio utilizado por la Administración de Energía de Bonneville para pronosticar el uso de energía. Bonneville desarrolló un modelo de energía econométrica agregada para pronosticar las ventas mensuales de electricidad para sus clientes de servicios públicos. Las variablesindependientes en el modelo son el clima (en términos de grados-día de calefacción y refrigeración), la actividad económica (empleo regional no agrícola) y los precios eléctricos. Se utilizaron variables ficticias para dar cuenta de los "meses de hombro". Por lo tanto, el modelo de Bonneville Power Administration se escribe como:

*MW R*  *MW EMP*  *MW DD*  *MW Oth*

*t t t t t*

Dónde:

MWEMP representa la energía eléctrica atribuible al empleo, MWDD representa la energía eléctrica atribuible a grados-días

Sugiyama utilizó el pronóstico probabilístico en lugar de los métodos más tradicionales de pronóstico de energía, como el método estadístico. El sistema estocástico para la regresión

La estimación es una alternativa porque este tipo de análisis reconoce que existe incertidumbre con respecto a los datos. Es fácil calibrar pronósticos de referencia detallados, y el modelo brinda la oportunidad de examinar los efectos de los principales eventos en general, siempre y cuando se encuentren dentro de los rangos de escenarios actuales sin volver a ejecutar los modelos detallados.

El modelo de Bonneville tiene todos los componentes tradicionales de un modelo de demanda de electricidad: una variable económica, una variable climática y una variable que representael precio de la electricidad. Lo que lo hace interesante es que las entradas se suministran en términos de distribuciones probabilísticas, y el método probabilístico se utiliza para analizar el impacto de estas variables probabilísticas sobre demanda de energía que da una medida del riesgo involucrado en las previsiones. Esta medida de riesgo permite analizar y considerar en la previsión el riesgo que implica el proyecto. El concepto de utilizar el análisis probabilístico para pronosticar la demanda de energía es un concepto discutido más adelante en este

tesis.

* 1. **Teoría**

Esta sección describe la teoría involucrada en la comparación de los métodos estadísticos y probabilísticos de análisis para un pronóstico a largo plazo para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental. En la sección de teoría se incluyen discusiones sobre análisis de regresión, análisis de riesgos, análisis de probabilidad y probabilística, análisis de sensibilidad, análisisde escenarios, simulación de Monte Carlo, teoría de preferencias y equivalencia de certeza, pronósticos, modelos predictivos versus explicativos, forma funcional y, finalmente, el Índice de Precios al Consumidor.

* 1. **Conceptos teóricos utilizados en la investigación**

La regresión yla álisis es un medio para analizar los factores independientes involucrados en una pregunta en particular y determinar cuál (s) impacta (s) la variable dependiente. Por lo tanto, el análisis de regresión se utiliza para abordar la cuestión de qué factor (s) impacta (s) el pico de verano, y cómo cada factor considerado singularmente o en combinación contribuye a la demanda. El análisis de decisiones se puede utilizar para determinar el riesgo involucrado en el modelo final decidido a través del análisis de regresión.

La simulación de Monte Carlo es un método queutiliza funciones de distribución probabilística de las variables de entrada junto con la simulación por computadora para llegar a una distribución probabilística de la variable dependiente.

La equivalencia de certeza es un medio para establecer el nivel de riesgo aceptable, ya sea que el responsable de la toma de decisiones busque el riesgo o sea reacio al riesgo. El nivel de riesgo aceptable permite al responsable de la toma de decisiones decidir qué escenario se adapta a su nivel de riesgo.

* 1. **Riesgo**

El futuro es incierto, y nadie sabe exactamente lo que traerá lafila de tomor. No sabemos cómo la acción que tomamos hoy afectará algún evento futuro desconocido. "El riesgo implica que una acción dada tiene más de un resultado posible" (Palisade Corporation, 1996, p. 2-5). Si se determina que una situación es arriesgada, entonces se debe tener en cuenta el proceso de decisión y es entonces cuando el análisis de riesgos se hace cargo. Tanto el análisis de regresión como la simulación monte carlo incorporan el riesgo en el análisis, pero los métodos lo hacen de diferentes maneras.

* + 1. **Análisis** de riesgos

El análisis de riesgos es un método para evaluar los impactos del riesgo en las situaciones de decisión. Explica la incertidumbre. El riesgo es la evaluación de una situación utilizando un mecanismo conocido que incorpora las probabilidades de ocurrencia para el éxito y el fracaso y / oresultados diferentes para la situación. El uso de enfoques cuantitativos para incorporar el riesgo y la incertidumbre en los resultados del análisis puede permitir que el responsable de la toma de decisiones tenga más éxito en el logro del objetivo a largo plazo. correr. El objetivo es ayudar al tomador de decisiones a elegir un curso de acción, dada una mejor comprensión de los posibles resultados que podrían ocurrir. El riesgo a menudo se describe en un análisis mediante la inclusión de una función de densidad de probabilidad sobre un solo valor de entrada o salida o como límites de confianza sobre una estimación de regresión. Las teorías detrás de todas las probabilidades derivadas y las funciones de densidad de probabilidad tienen raíces comunes.

* + 1. **Probabilidad**

El análisis probabilístico se basa en el concepto de probabilidad. Un ejemplo de probabilidad descrito por Howard (1968) es: "Sea A un evento y S sea el estado de la información sobre

que se asignará la probabilidad de ocurrencia de A. Entonces {A/S} es el símbolo de la probabilidad de A dada S. Si x es la variable aleatoria, entonces la densidad de probabilidad o función de masa de x asignada sobre la base de S es {x/S}" (p. 212).

El análisis de probabilidad es un método para determinar cuánto riesgo está involucrado en la selección de un escenario en particular. El análisis probabilístico es el estudio de la incertidumbre de los acontecimientos. "La distribución y las posibilidades relativas de los valores asignados a una variable dada seguirán siendo características de ese valor si de factolas que afectan a la variable se mantendrán constantes" (Stermole y Stermole, 1993, p. 250).

Hay cinco pasos que se deben seguir al hacer el análisis probabilístico:

* + - 1. Desarrollar un modelo definiendo el problema o situación en un programa de hoja de cálculo. En otras palabras, desarrollar el modelo de pronóstico en el programa de hoja de cálculo.
      2. Identifique la incertidumbre en las variables en la hoja de cálculo y especifique los posibles valores de estas variables con distribuciones de probabilidad e identifique los resultados inciertos de la hoja de trabajo que no son deseados y cámbielos para cada rango de valores.
      3. Estimar la posible correlación entre las variables de entrada y conocer las entradas apropiadas en el programa probabilístico.
      4. Analice el modelo mediante simulación para determinar el rango y las probabilidades de todos los resultados posibles para los resultados de la hoja de trabajo.
      5. Describa el riesgo involucrado en la decisión y luego tome una decisión basada en los resultados y las preferencias personales.

El análisis de sensibilidad, el análisis de escenarios y la simulación de Monte Carlo son todos métodos de análisis de riesgos. Cada uno tiene su propio impacto en el análisis.

* + 1. **Determinación de probabilidades**

Existen tres métodos para determinar las probabilidades: el método clásico, el método de frecuencia relativa y el método subjetivo. Independientemente del método utilizado, hay dos requisitos básicos que deben cumplirse: (Anderson, 1978, p. 26)

1. El valorde probabilidad asignado a cada punto de muestra debe estar entre 0 y 1. Es decir, si dejamos que Ei indique el punto de muestra y P(Ei) indique la probabilidad del punto de muestra, debemos tener

0P(E*i*)  1, para todo *i*

1. La suma de todas las probabilidades de punto de muestra debe ser 1. Por ejemplo, si un espacio muestral tiene k puntos muestrales, tenemos

P(E*1*)-P (E*2*)-P (E*k*) -

*k*

 *P*(*E)*  1

*i* 1

El método clásico se utiliza cuando dos resultados tienen la misma probabilidad de ocurrir, en otras palabras, una probabilidad de cincuenta y cincuenta de ocurrir. Un ejemplo del método clásico es un lanzamiento de monedas : tiene una probabilidad de cincuenta a cincuenta de ser cabezas o de ser colas.

El método dela frecuencia relativa es un método para determinar probabilidades. Se utiliza cuando los dos resultados posibles no tienen la misma posibilidad de ocurrir. Un ejemplo del método de frecuencia relativa es "suponer que en una evaluación de mercado de prueba del producto se contactó realmente con 400 clientes potenciales: 100 realmente compraron el producto, mientras que 300 lo hicieron.

no" (Anderson, 1978, p. 27). La forma de determinar la probabilidad es dividiendo 100 por 400 o el 25% de los encuestados realmente compraron el producto, mientras que el 75% no lo hizo.

El método subjetivo se utiliza cuando los "resultados experimentales no son igualmente probables y donde los datos experimentales o históricos de frecuencia relativa no están disponibles" (Anderson, 1978,

pág. 28). En otras palabras, las probabilidades se basan en el conocimiento de la historia pasada y el propio conocimiento personal del evento. Un ejemplo es un equipo deportivo. Al determinar la probabilidad de que el equipo gane, uno debe profundizar en su conocimiento de losjugadores, lesiones, entrenamiento, etc. del tea m y compararlo con lo que se sabe de su oponente y luego hacer un juicio sobre la probabilidad de que el equipo gane. Pero Anderson dice que "después de considerar toda la información disponible, debe especificar un valor de probabilidad que exprese su grado de creencia de que el equipo ganará su próximo juego" (Anderson, 1978, p. 28).

* 1. **Análisis** de regresión

El análisis de regresión es una herramienta estadística que compara las relaciones entre dos o más variables. Es la identificación de una relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes. El análisis de regresión mide cuánto del movimiento en la variable dependiente se explica por las variables t independientes. "Los econometristas utilizan el análisis de regresión para hacer estimaciones cuantitativas de las relaciones económicas que anteriormente han sido completamente de naturaleza teórica" (Studenmund, 1992, p. 5). Es una herramienta estadística que intenta explicar los cambios in la variable dependiente como una función de la(s) variable(s) independiente(s) a través de la "cuantificación de una sola ecuación" (Studenmund, 1992, p. 5)

Las definiciones de algunas de las estadísticas de regresión utilizadas para observar el resultado son las siguientes:

* **La población** es el grupo del que se extrae la muestra, mientras que la **muestra** proviene de la población. Según Studenmund (1992) cuando el tamaño de la muestra se acerca al tamaño de la población, el coeficiente de estimación imparcial se acerca al valor de la verdadera población.
* **La media** es el promedio de la muestra. "La media es la medida más común para el centro o la ubicación de los datos sobre una variable económica" (Griffiths, Hill y Judge, 1992, p. 22). La media está representada por la ecuación:

*T*

 *Xt*

*X*  *X*

  *X*

*X*  *t* 1  1 2 *T*

*T T*

Donde: T representa el número de observaciones

* **Los coeficientes de regresión** miden la contribución de la variable independiente a la predicción. Cada coeficiente multiplica la variable correspondiente para formar la mejor predicción de la variable dependiente. El coeficiente C o constante es el nivel base de la predicción cuando todas las demás variables independientes son cero.
* **La estimación de regresión** es una curva o función estadísticamente estimada en la que una variable dependiente, como las ventas o las cargas máximas, se explica dados los valores de las variables independientes, como el precio de la electricidad, la temperatura y los ingresos.
* **Mínimos cuadrados** es un criterio de estimación ("estimación") utilizado en el análisis de regresión , que minimiza la suma de desviaciones al cuadrado entre la observación real y la regresión. Los mínimos cuadrados, cuando se aplican correctamente, producen estimaciones imparciales de la varianza mínima.
* **Los residuos** son la diferencia entre los valores reales y ajustados de la variable dependiente. "Dan una indicación de los probables errores que la regresión cometería en una aplicación de pronóstico" (Quantitative Micro Software, 1995, p. 162). Para obtener los residuos, los valores estimados se restan de los valores reales. Cuanto más pequeño sea el residual, mejor será el ajuste y más cerca estarán los sombreros y del ys. Un residual es un valor del mundo real que se calcula para cada observación cada vez que se ejecuta una regresión.

*u*  *y*  *y f*

Dónde:

yf representa los valores ajustados. Los valores ajustados son los valores predichos a partir de una regresión calculada aplicando los coeficientes de regresión a las variables independientes. Los valores ajustados se representan mediante la ecuación:

*y f*  *b*

b es el coeficiente de mínimos cuadrados y está representado por la ecuación:

*b*  1 *y*

y representa la variable dependiente

* **Los errores** estándar miden la fiabilidad estadística de los coeficientes de regresión donde cuanto mayor es el error estándar, más efectos estadísticos de ruido afecta el coeficiente. Mide la fuerza de los residuos. "Alrededor de dos tercios de los residuos se encuentran en un rango de menos un error estándar a más un error estándar, y el 95% de los residuos estarán en un rango de menos dos a más dos.

estándar errores"(Cuantitativos) Micro Software 1995, p. 160). El estándar error es Representado por el ecuación:

1

*T*  *k*

*u**en*

*s* 

Dónde:

T representa el número de observaciones k representa el número de coeficientes u representa los residuos

* **La varianza** de la muestra es una medida de dispersión. En otras palabras, muestra cómo varían los datos de la muestra en torno a la media. Se representa por la ecuación:

*xt*  *x* 

*T*

2

*s*2  *t* 1

*x*

Dónde:

x representa la variable

*T*  1

T representa las observaciones sobre la variable económica x x bar es la media de la muestra

En otras palabras, la varianza de la muestra es "la distancia cuadrática promedio entre xt, los valores observados de x y la media de la muestra aritmética de la muestra x bar" (Griffiths *et al.* , 1993, p. 23).

* **La desviación estándar** es una medida vital de una distribución normal. Es la raíz cuadrada de la varianza. Es una medida de la dispersión en el

distribución de muestreo de k. La desviación estándar se representa mediante la ecuación:

*sx* 

*s*2

*x*

Dónde:

s 2 Representa el muestra variación

x

"Grandes valores de sx y s 2 indicar más dispersión de los valores de x acerca de la media muestral aritmética y valores pequeños de sx y s 2 indicar que los valores de x son agrupados alrededor la muestra media" (Griffiths *y al.*, 1993, p. 23).

x

x

* **Los grados de libertad** son el número de observaciones menos el número de coeficientes estimados. Cuanto menores sean los grados de libertad, menos confiable será la estimación. "Por lo tanto, el aumento en la calidad del ajuste causado por la adición de un variable debe compararse con la disminución de los grados de libertad antes de que se pueda tomar una decisión con respecto al impacto estadístico de la variable añadida" (Studenmund, 1992, pág. 50).

*n*  *k*  1  0

Si n-k-1  0, entonces "la ecuación no puede ser estimada, y si los grados de libertad son bajos, la precisión es baja" (Studenmund, 1992, p. 410). Cuando esto sucede, el mejor curso de acción es incluir más observaciones en el modelo.

* **El término de error** es la diferencia entre la y observada y la ecuación de regresión verdadera o el valor esperado de y. Es un valor teórico que nunca se puede observar. El término de error se deriva de las variables explicativas omitidas. La variación descrita por el erro término es probablemente el resultado de "influencias omitidas, error de medición, forma funcional incorrecta o puramente aleatoria y totalmente

ocurrencias impredecibles" (Studenmund, 1992, p. 10). La ecuación que describe

el término de error es:

Dónde:

*a*  *Yi*  *E*

*Yi* 

*i* 

*X*

Yi representa el valor observado de Y Y i/Xi representa el valor esperado de Y

La diferencia entre el término residual y el término error es que el término error nunca se puede observar, mientras que el residual es un valor del mundo real que se calcula para cada observación cada vez que se ejecuta una regresión (Studenmund, 1992, p. 16). Esto es así porque "el residual es la diferencia entre la y observada y la línea de regresión estimada (y hat), mientras que el término error es la diferencia entre la y observada y la verdadera ecuación de regresión (el valor esperado de y)" (Studenmund, 1992, p. 16).

* **R2** mide la "bondad del ajuste". En otras palabras, mide el éxito de la regresión en la predicción de los valores de la variable dependiente dentro de la muestra. Es la fracción de la varianza de la variable dependiente explicada por la variable dependiente. En otras palabras, es la proporción de la varianza en la variable dependiente explicada por la variación en las variables independientes. Cuanto mayor sea el valor de R2, o testé más cerca de uno, mejor se ajustará la ecuación de regresión estimada a los datos de la muestra, y cuanto más cerca esté el valor de R2 de cero, peor será el ajuste de la ecuación de regresión con los datos de la muestra. La ecuación que representa R2 es:

*R* 2  1 

*u**en*

*y*  *y* *y*  *y* 

Dónde:

u representa los residuos

y representa la variable independiente

y bar representa la media de la variable dependiente

Hay un problema con R2, ya que agregar otra variable independiente a la ecuación nunca puede disminuir R2. Por lo tanto, se necesita R2 ajustado .

* **R 2 ajustado** es R2 ajustado para grados de libertad. Se utiliza una varianza ligeramente diferente con esta medida que con R2. R2 ajustado aumentará o disminuirá dependiendo de si la mejora en el ajuste causada por la adición de la nueva variable supera la pérdida del grado de libertad. Por lo general, es menor que R2 si hay más de una variable independiente. El R2 ajustado está representado por el

ecuación:

*R* 2  1  1  *R* 2  *T*  1

*T*  *k*

Dónde:

u representa los residuos

T representa el número de observaciones k representa el número de regresores

* **La estadística F** es un método para probar la hipótesis nula que incluye más de un coeficiente. Funciona determinando si el ajuste general de una ecuación se reduce significativamente al restringir la ecuación para que se ajuste a la hipótesis nula. Es una prueba de la hipótesis de que todos los coeficientes en una regresión son cero excepto el

interceptar o constante. Si las estadísticas F exceden un nivel crítico, al menos uno de los coeficientes es probablemente distinto de cero.

*y*ˆ  *y* 2

*k*

*F* 

*y*2

*i* *n*  *k*  1

Dónde:

n representa el número de observaciones k representa el número de regresores

* **La multicolinealidad** ocurre cuando la variable independiente es una función lineal perfecta de una o más de las variables independientes. Las consecuencias de la multicolinealidad son (Studenmund, 1995, p. 264 a 267):
  + Las estimaciones seguirán siendo imparciales
  + Las variaciones de las estimaciones aumentarán
  + Las puntuaciones t calculadas caerán
  + Las estimaciones se volverán muy sensibles a los cambios en la especificación
  + El ajuste general de la ecuación no se verá afectado en gran medida.
  + La estimación de variables no multilicolineales (ortogonales) no se verá afectada
  + La gravedad de la multicolinealidad empeora sus consecuencias.
* **El coeficiente de** correlación mide la fuerza y la dirección del lineal

relación entre dos variables (X1 y X2). El valor se encuentra entre -1 y 1. "La correlación entre X1 y X2 es 1 o –1 si X1 es una función lineal positiva o negativa perfecta de y X2" (Griffiths *et al.* , 1993, p.44). Cuanto más grande sea el

correlación coeficiente el Mayor el lineal relación entre el Dos Variables. La relación es representada por el siguiente ecuación:

cov*X*1, *X* 2 

y r *X*1 yr *X* 2

 

* **La Hipótesis Nula** es la hipótesis real que se está probando y la  **Hipótesis Alternativa** es la alternativa lógica que será aceptada si la hipótesis es rechazada. Un ejemplo de una hipótesis nula (H0) y una hipótesis alternativa (H1)

es:

H0:  = 0

H1:   0

"Una prueba estadística de la hipótesis nula se lleva a cabo examinando si la información sobre el valor de  contenida en una muestra está o no contenida en una muestra.

de los datos apoya, o parece ser consistente con, la hipótesis nula" (Griffith *et al.* , 1992, p.133). Para probar una hipótesis nula verdadera se construye una variable aleatoria normal estandarizada (también conocida como estadística t):

*desde*  *b*  0 

 2

*T*

z tiene la verdadera distribución normal estándar N(0,1) si la hipótesis nula es verdadera. Griffiths *et al.*  discutir tres pasos para probar una hipótesis sobre la media de una población normal cuando se conoce 2. Los pasos son:

1. Utilice la estimación de mínimos cuadrados b de  para calcular el valor de z
2. Rechazar la hipótesis nula H0:   0z zc o
3. No rechace la hipótesis nula si z< zc

* **El nivel de significancia** indica la probabilidad de observar un valor t estimado mayor que el valor t crítico. El nivel de significación suele estar entre 0,01 y 0,05.

Se representa por la ecuación:

*P**b*  *U*   *P**b*  *L*    2

" Si bL o bU rechazamos la hipótesis nula y si LbU no rechazamos la hipótesis nula. Cuando se rechaza una hipótesis nula significa que la información de la muestra no apoya la hipótesis nula y, por lo tanto, concluimos que es poco probable que sea cierta" (Griffiths *et al.* , 1993, p.135).

* **La probabilidad** muestra la probabilidad de rechazar la hipótesis nula con el valor estadístico t que se produjo. Por lo general, una probabilidad inferior a 0,05 es una fuerte evidencia de que la hipótesis nula será rechazada.
* **Los intervalos de** confianza se pueden calcular sobre el valor pronosticado. Este intervalo de confianza se calcula utilizando la siguiente ecuación:

 1 *X*  *X* 2 

*s* 2  *s* 2 1 

*F*

 *F* 

 *n*

*X i*  *X*  

2

* 1. **Análisis** de sensibilidad

El análisis de sensibilidad es una forma de variar uno o más factores para determinar qué impacto tiene la varianza en el pronóstico. En otras palabras, cuando se ejecuta la simulación utilizando un software de análisis de riesgos, solo una de las variables se altera en la ecuación, mientras que las otras permanecen iguales para determinar qué impactotiene el cambio en el pronóstico. Cada vez que se ejecuta una simulación, se altera otra variable y se comparan los resultados de todas las simulaciones. El análisis de sensibilidad identifica así los factores que tienen el mayor impacto en el pronóstico, lo que "permite a los evaluadores recopilar datos adicionales de una manera más eficiente" (Torries, 1998, p. 55).

El análisis de sensibilidad se utiliza con frecuencia para "determinar cuánto cambio en una variable sería necesario para revertir la decisión basada en el valor promedio o la estimación de mejor guess" (Stermole y Stermole, p. 246) o para determinar el impacto de los cambios de precios en el pronóstico.

* 1. **Análisis de escenarios**

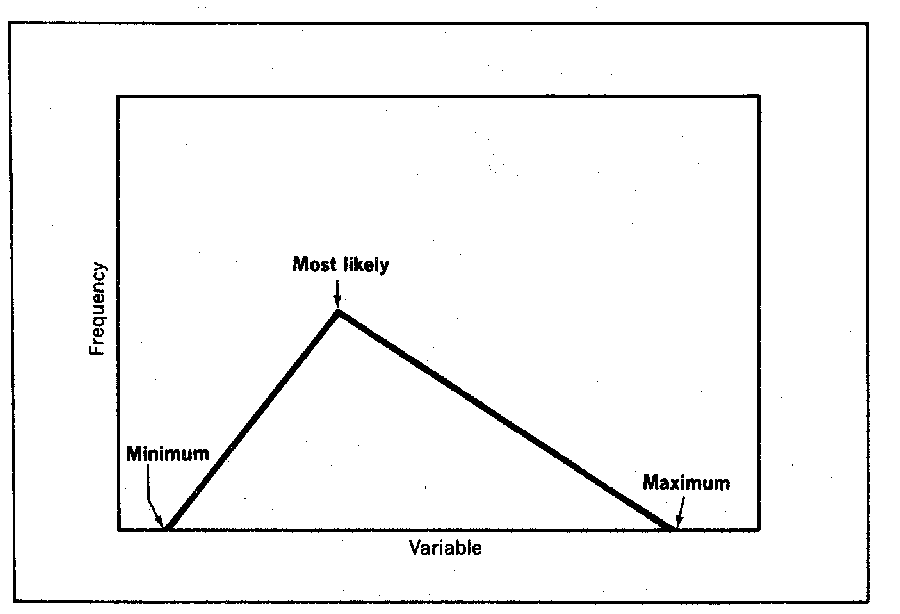
El análisis de escenarios es un medio por el cual "los responsables de la toma de decisiones entienden la incertidumbre creada por múltiples combinaciones de valores de factores de entrada; como resultado, a veces investigan los resultados de escenarios en los que se cambian combinaciones de variables" (Torries, 1998, p. 56). "El análisis de escenarios identifica combinaciones de insumos que conducen a valores objetivo de salida" (Palisade Corporation, 1995, p. 3-7). El análisis de escenarios utiliza agrupaciones para determinar qué causa un valor de salida determinado. Si bien hay muchos tipos diferentes de escenarios en el análisis de escenarios, un arreglo común es comparar el caso base o el caso esperado, el caso optimista y el caso pesimista. El caso base o esperado se desarrolla a partir de las "mejores" estimaciones de los forecast. El caso base o esperado no es un verdadero valor esperado, porque "el caso esperado solo puede determinarse a través del análisis probabilístico como la distribución de los factores de entrada.

no ha sido considerado en la determinación del caso base" (Torries, 1998, p. 57). El caso pesimista muestra el resultado probable cuando nada sale como se esperaba, mientras que el caso optimista muestra los resultados cuando todo va mejor de lo esperado.

Los tres casos se pueden utilizar para estimar la distribución de los valores de entrada. Un concepto básico de la teoría de la probabilidad es que se utiliza un rango de valores y probabilidades, porque una sola entrada no puede reflejar el riesgo asociado con las variables. El uso de los valores menos, más probables y más grandes de una variable permite una cuantificación más precisa de los riesgos incluidos en la variable que un solo valor. Crow *et al.*  (1981) sugiere que: "el futuro es en última instancia incognoscible. Por lo tanto, es razonable seleccionar no solo la mejor suposición sobre el futuro, sino también valores máximos y mínimos plausibles para que se pueda pronosticar algún rango de consumo probable de electricidad " (p. 49-50).

Esta disposición de los tres casos se puede representar como una distribución triangular como se muestra en la Figura 3. Si una distribución triangular es simétrica, tiene la misma propiedad que una distribución normal en que el valor que más se produce es también el valor medio (Torries, 1998, p. 60).

Sin embargo, la distribución de las distribuciones triangulares también puede estar sesgada.



Fuente: Megill, 1984, página 23, Figura 3.2

### Figura 3: Distribución triangular

"Se considera que los valores más bajos y más altos tienenprobabilidades bajas (digamos, menos del 5%) y los valores base las probabilidades más altas de ocurrencia" (Torries, 1998, p. 59). El área debajo del triángulo representa la frecuencia de todos los eventos que pueden ocurrir. Por lo tanto, las frecuencias más grandes tienen un área mayor, y las frecuencias más pequeñas tienen un área más pequeña. El uso de entradas probabilísticas para las variables explica el riesgo involucrado con valores inciertos de estas variables.

* 1. **Simulación** Monte **Carlo**

La simulación de Monte Carlo es una técnica utilizada para determinar la distribución probabilística de un resultado que se basa en todos los escenarios probables. "El muestreo de Monte Carlo se refiere a la técnica tradicional para usar números aleatorios o pseudoaleatorios para tomar muestras de una probabilidad.

distribución" (Palisade Corporation, 1995, p. B-5). Es un método para reconocer y determinar el riesgo. Monte Carlo Simulation produce no sólo una respuesta, sino más bien una serie de respuestas o un rango sobre el cual los resultados vary en función de la probabilidad de ocurrencia y también un resultado más esperado. En otras palabras, Monte Carlo Simulation genera cientos de alternativas (escenarios) para un proyecto. La respuesta puede estar dentro del rango de los resultados producidos.

Todos losinputs son independientes entre sí. Por lo tanto, cuando las variables están correlacionadas se requiere una corrección a la Simulación monte carlo. Para tener en cuenta la correlación, se utiliza una matriz de correlación en la simulación de Monte Carlo. El valor de correlación para cada conjunto de variables se introduce en la matriz, y cuando se ejecuta la simulación, se tiene en cuenta la correlación entre las variables.

La simulación Monte Carlo se realiza utilizando un software de análisis de riesgos. Los resultados del análisis pueden ser vistos de manera diferente por diferentes personas. Esta variedad de opiniones se debe a las diferencias en el nivel de riesgo aceptable entre los individuos.

* 1. **Teoría de la preferencia y equivalencia de certeza**

Walls and Torries (1998) discute el concepto de teoría de la preferencia y la equivalencia de certeza. Con la teoría de preferencias se produce una función de utilidad que es representativa de la voluntad del individuo o de la empresa de aceptar o rechazar el riesgo. Se representa la utilidad fu nction

por la ecuación:

Dónde:

*u**x*  *e* *x RT*

RT representa el coeficiente de tolerancia al riesgo x representa la variable monetaria

e representa la constante exponencial

La equivalencia de certeza se utiliza para determinar la preferencia del individuo por qué tipo de riesgo es: búsqueda de riesgo o aversión al riesgo. La ecuación que representa la equivalencia de certeza es:

 *n*  *xi* 

Dónde:

*Cx*  *RT* ln  *pie*

 *i* 1

*RT* 



pi representa la probabilidad del resultado I xi representa el valor del resultado I

n representa el número total de resultados posibles

La equivalencia de certeza hace una distinción entre los riesgos involucrados entre dos salidas diferentes. "La valoración Cx mide las compensaciones entre ganancias al alza potenciales e inciertas versus pérdidas a la baja con respecto a la propensión al riesgo del inversor" (p. 125).

* 1. **Previsión**

El pronóstico es un medio para predecir lo que va a suceder en el futuro: el próximo mes, año, década, etc. El pronóstico preciso requiere datos de alta calidad, la aplicación de la técnica de pronóstico adecuada y una interpretación bien informada. "La precisión de tales pronósticos depende en gran medida del grado en que el pasado es una buena guía para el futuro" (Studenmund, 1995, p. 4).

Antes de construir un modelo de pronóstico, el primer paso es comprender claramente el problema para establecer el rango de pronóstico y los objetivos (Al-Alawi, 1996, p. 142). Por lo tanto, los cuatro pasos de la previsión son:

1. Recopile y analice los datos a través de gráficos para determinar si alguno de los números parece inconsistente con los demás.
2. Hacer suposiciones consistentes con los datos
3. Probar las relaciones mediante análisis estadístico
4. Retroalimentar los resultados: iterar, con problemas hasta obtener resultados confiables y razonables (Burns, 1984, p. 1439).

Un modelo de previsión de la demanda de electricidad incluye:

* Valores históricos, actuales y previstos de variables determinantes de la demanda
* Identificación de las ecuaciones y parámetros que relacionan estas variables con la demanda eléctrica
* Un método para resolver el modelo de demanda eléctrica para cada año de pronóstico y resumir los resultados. (Mitchell, Park, & Labrune, 1986, p.4)

Burns (1984) sugiere que "el período de tiempo debe ser lo suficientemente largo como para permitir que se desarrolle una tendencia y tan corto como para depender únicamente del resultado de eventos particulares" (p. 1439).

La previsión es la estimación del valor esperado de una variable dependiente para las observaciones, que no están en el conjunto de datos de la muestra, sino más bien en algún momento de la future (Studenmund, 1995, p. 574). "Los pronósticos se generan (a través de regresiones) estimando una ecuación para la variable dependiente a pronosticar, y sustituyendo los valores de cada una de las variables independientes (para las observaciones a pronosticar) en la ecuación" (Studenmund, 1995, p. 595).

Un problema que puede surgir es que el hecho de que una ecuación se ajuste de manera excelente a los datos de la muestra, no significa que la ecuación pronosticará mucho más allá del período de tiempo del conjunto de datos. Otro problema es la necesidad de anticipar el impacto de la tecnología futura (Burns, 1984). Otro problema es que cuanto más lejos se avanza en el futuro , más probable es que los errores sean

va a ocurrir en el pronóstico (Granger, 1986, p. 7). En otras palabras, no se puede suponer que ningún pronóstico más allá del corto plazo sea altamente preciso, pero cuanto más preciso sea el pronóstico, mejores serán las decisiones que se tomen a partir de él.

Las previsiones de carga eléctrica son intrínsecamente inciertas. Por lo tanto, el pronosticador debe comprender la incertidumbre e incluirla en el análisis. "El pronosticador necesita presentar medidas cuantitativas de la incertidumbre del pronóstico y comprender las fuentes de error de pronóstico a medida que se relacionan conlos factores clave que influyen en la demanda de electricidad" (Charles River Associates, 1995, p. 8). Un método de pronóstico de la demanda de electricidad que produce precisión durante uno a tres años no suele ser el mejor método para pronosticar la demanda a largo plazo. "La desagregaciónde los modelos de pronóstico por uso final, tiempo de cargas , geografía u otros hechos puede mejorar la precisión del pronóstico o la utilidad de los pronósticos en la planificación, pero aumenta la complejidad del modelo y hace que los modelos sean más difíciles de obtener" (Charles River Associates, 1995, pág. 9).

Debido a que los pronósticos son intrínsecamente inciertos, existe incertidumbre sobre la dirección futura delas variables explicativas. La incertidumbre también existe en las relaciones o "causalidad" entre diferentes variables dependientes e independientes, como los cambios en el comportamiento del consumidor en respuesta a precios más altos o más bajos. Además, existe incertidumbre en las diferencias explicativas observadasdebido a la presencia de "ruido" o errores de estimación y medición más otros factores. Por lo tanto, no hay garantía de que el pasado sea una representación precisa del futuro. Sin embargo, otro problema de pronóstico es la necesidad de anticipar la tecnología futura (Burns, 1984).

Otro problema con el pronóstico es el de las inconsistencias en los datos. El pronóstico está destinado solo para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental. En un mundo perfecto, todos los datos deben basarse en esa área de servicio. El problema surge cuando no todos los datos están disponibles en un nivel tan específico. Solo está disponible para el estado o no para un nacional

nivel en algunos casos. Si bien estos valores se pueden usar como proxies para el área de servicio de Appalachian Power Company , el pronóstico no es el más preciso para esa área.

Otro problema es el de las regiones geográficas. Este problema está en conjunción con la inconsistencia de los datos. Como se mencionó anteriormente, no todos los datos estaban disponibles solo para el área de servicio de Appalachian Power Company. Por lo tanto, algunos de los datos solo están disponibles a nivel estatal o nacional. La geografía es diferente en el área de servicio de Appalachian Power Company de la del resto del estado. Por lo tanto, los datos que no reconocen estas diferencias pueden no ser utilizados adecuadamente.

* 1. **Modelos predictivos versus explicativos**

Los modelos predictivos intentan determinar lo que va a suceder en el futuro, mientras que los modelos explicativos intentan explicar una situación basada en evidencia empírica. Donde los modelos predictivos se utilizan para "predecir" eventos futuros, los modelos explicativos se utilizan para "explicar" por qué un evento estábien ubicado.

Los modelos predictivos se utilizan para predecir cuál puede ser el resultado futuro. Los modelos predictivos extrapolan la tendencia para determinar cuál será el futuro: crecimiento futuro, declive o permanecer igual. Los modelos predictivos se utilizan para la planificación de proyectos futuros, adquisiciones o necesidades a largo plazo. Los modelos predictivos suelen ser series temporales en la naturaleza, ya que la serie time es un medio para predecir resultados futuros basados en tendencias pasadas. La extrapolación de tendencias (ver sección 2.3.1) también se utiliza para determinar las tendencias futuras.

Los modelos explicativos intentan explicar por qué algo es como se basa en alguna teoría. Therefore, los modelos explicativos deben basarse en la teoría: si no hay teoría, entonces el

la situación no se puede explicar. Los modelos explicativos muestran si la teoría probada tiene sentido. Es una prueba de si la evidencia empírica es o no consistente con la explicación.

* 1. **Forma** funcional

La forma funcional es la forma que toma la ecuación de demanda de electricidad, por ejemplo, lineal, logarítmica o exponencial. La elección de una forma funcional es crítica. Para elegir una forma funcional, se debe determinar la relación lógica entre las variables independientes y dependientes y compararlas con las propiedades de varias formas funcionales. El que más se acerca a estar de acuerdo con la teoría subyacente debería ser chosen. Como Griffith *et al.* (1993) sugiere: "La primera consideración a este respecto debe ser siempre elegir una forma funcional cuyas características reflejen la naturaleza económica de la relación. ¿Deben las elasticidades ser constantes en todo el rango de las variables explicativas? ¿Deben las respuestas marginales (derivadas parciales de primer orden) ser constantes en toda la gama de variables explicativas" (p.

344)?

La forma funcional elegida para representar el pronóstico de pico de verano residencial para Appalachian Power Company es la forma semilogarítmica. La forma funcional semi-logarítmica se utiliza cuando la teoría económica muestra que algunas pero no todas las variables se expresan en términos de sus registros como se muestra en la siguiente ecuación (Studenmund, 1995, pág. 220):

Y i DCP DCP DCP 0 DCP DCP 1 ln *X*1*y* DCP DCP 2 ln *X* 2*y* DCP DCP

La elasticidad para la ecuación semi-logarítmica se puede expresar como (Studenmund, 1995, p. 220):

  *Y*  *X*1  1

*Y* , *X* 1

*X*1 *Y Y*

La ecuación muestra que 1/y disminuye a medida que y aumenta.

El método tradicional de análisis de la demanda de energía utiliza formas lineales o de doble registro para determinar la demanda de energía. Según Plourde y Ryan (1985), la forma de registro doble es una elección razonable de una forma funcional para una ecuación para determinar la demanda de energía. El razonamiento detrás de esto es que los coeficientes estimados son estimaciones de las elasticidades, y los errores estándar proporcionan medidas de la variabilidad de las elasticidades estimadas. Sin embargo, hay problemas con la forma de doble registro y la previsiónde la demanda de energía. Un problema es que debido a que las elasticidades son constantes, no varían según el nivel de ingresos o el precio. "Un problema adicional con el uso de formas de doble registro en el análisis de la demanda de energía es la relación de la forma con la teoría económicadel comportamiento del consumidor (o productor)" (p. 107). En otras palabras, también es importante determinar si las funciones de demanda de energía que utilizan la forma de doble registro pueden "obtenerse de una representación menos restrictiva de las preferencias de los consumidores" (p. 107 ).

Harvey (1983) destaca la idea de que cuando hay una serie temporal económica se debe utilizar el logaritmo, ya que si una serie contiene componentes estacionales, por ejemplo, la temperatura, estos componentes tienden a combinarse multiplicativamente. En palabras,un patrón estacional parece más estable después de tomar un logaritmo.

Munley, Taylor y Formbly (1990) descartan la idea de las formas tradicionales lineales y de doble registro de modelado energético. En cambio, muestran que el método que produce los mejores resultados es cuando la ecuación de demanda se eleva a aproximadamente la mitad de la potencia. Munley *et al.*  probó la forma funcional lineal, la forma funcional inversa donde kWh se elevó a la mitad de la potencia y la forma funcional de doble registro para determinar qué método es el más apropiado. Lo interesante de los resultados es que mostraron que las elasticidades precio e ingreso de la demanda de electricidad son casi idénticas para las tres formas funcionales probadas (p. 187). Además, el

"las pruebas de hipótesis sobre la importancia de variables independientes individuales conducirían a las mismas conclusiones generales bajo cualquiera de las tres especificaciones" (p.187). Aunque Munley *et al.* admiten que las pruebas de hipótesis para las tres formas funcionales no son estadísticamente diferentes, aún concluyen que las formas lineales o logarítmicas deben ser rechazadas y la forma funcional inversa donde kWh se eleva a la media potencia es la forma funcional cor rect.

Nan y Murry (1992) determinan que el doble log flexible es la forma funcional adecuada para una ecuación de demanda de energía. Esta forma funcional se desarrolla para cumplir con los supuestos del comportamiento del consumidor. "La forma funcional logarítmica lineal tradicionaltiene algunas deficiencias de elasticidades constantes. Las ecuaciones de regresión en este estudio, con elasticidades estimadas variadas, han superado algunas de estas deficiencias" (p. 153). El problema con este método es el de las elasticidades constantes.

* 1. **Índice** de **Precios** al Consumidor

El Índice de Precios al Consumidor (IPC) ajusta las cifras en dólares por inflación y es producido por la Oficina de Estadísticas Laborales (BLS). El IPC es una medida estadística del cambio, a lo largo del tiempo, de los precios de los bienes y servicios en los principales grupos de gastos: alimentos, vivienda, ropa, transporte y atención médica que generalmente compran los clientes urbanos. "El IPC mide los cambios en los precios solo de los bienes y servicios que las familias compran para el consumo, que representan alrededor del sesenta y cinco por ciento de la producción total. El treinta y cinco por ciento restante se destina a la inversión empresarial, los servicios gubernamentales y los bienes y servicios que compramos a los extranjeros" (Miller, 1994, p. 153).

Un índice de precios compara el costo de una "canasta de mercado" de bienes y servicios de muestra en un mes específico en relación con el costo de la misma "canasta de mercado" en un período de referencia anterior. Un

el índice de precios se calcula a partir de algún año base, que es el año de referencia para la comparación de precios en otros años. Se define por la ecuación:

Índice de precios = Costo de la canasta de mercado \* 100 Costo de la canasta de mercado en el año base

El IPC tiene algunos problemas asociados. Una es que es un índice de precios de cantidad fija, lo que significa "que cada mes el BLS muestra solo los precios en lugar de las cantidades relativas compradas por los consumidores" (Miller, 1994, p. 135). La razón por la que esto es un problema es la de la curva de demanda y el efecto de sustitución. A medida que aumentan los precios, los consumidores lo sustituyen por un bien de precio más bajo, sin embargo, cuando los precios disminuyen, el consumidor compra más del primer producto.

Otro problema es que el BLS solo obtiene precios de lista, no tiene en cuenta las garantías gratuitas, las ventas, etc. Además, el BLS no tiene en cuenta los cambios de calidad. Otro problema es que el BLS no tiene en cuenta las mejoras en un producto cuyo precio sigue siendo el mismo a pesar de las mejoras.

* 1. **Metodología**

Esta sección describe la metodología utilizada para pronosticar la demanda máxima de verano para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental. En la discusión se incluyen las variables que potencialmente afectan la demanda máxima de electricidad de verano para esta área de servicio. También se discuten los pasos tomados para analizar el modelo utilizando el análisis de regresión y la simulación de Monte Carlo.

* 1. **Desarrollo de modelos**

La demanda de electricidad residencial se ve afectada por muchos factores diferentes. Halvorsen sugiere que "se supone que la demanda de energía residencial es una función del número de clientes, los precios de la electricidad y el gas, los ingresos por capital y varias variaciones no económicas" (Halvorsen, 1970, p. 612). Por lo tanto, al pronosticar un modelo de demanda de energía residencial, uno debe tener en cuenta muchas variables diferentes que se combinan para formar la base de un modelo de demanda de energía residencial. El pronosticador debe tener en cuenta el poder adquisitivo de los consumidores. La mayoría de los modelos de demanda de energía residencial incluyen variables que miden la capacidad económica, como los ingresos, la temperatura o los grados-día de refrigeración / calefacción, el precio de un sustituto como el gas natural y el precio de la electricidad. Algunos modelos también incluyen una variable para el número de clientes residenciales.

Las olas de calor, la humedad y las altas temperaturas causan problemas durante el verano, cuando las temperaturas alcanzan niveles incómodos. Cuando la temperatura aumenta, la demanda de electricidad aumenta debido a la mayor demanda de dispositivos de enfriamiento. En otras palabras, todos encienden su aire acondicionado. Por lo tanto, el pico de verano generalmente ocurre en uno de los días más cálidos de la

verano. Una variación de temperatura, como la temperatura máxima o el grado de enfriamiento-días, mide la relación entre la temperatura y la demanda de electricidad.

Cuando los precios de la electricidad son altos, el consumidor tiende a usar menos electricidad y cuando los precios son bajos, el consumidor tiende a usar más. Además, si un consumidor tiene que elegir entre dos bienes comparables, el consumidor generalmente elegirá el bien menos costoso. En el caso del consumo eléctrico , un sustituto podría ser el gas natural.

El ingreso total se incluye en un modelo de electricidad para medir el poder adquisitivo del consumidor. Se utiliza para determinar cuánto puede pagar el consumidor por la electricidad. Cuando los ingresos son más altos, un consumidor puede permitirse gastar más en electricidad, lo que aumenta la demanda. El consumidor cuyos ingresos son bajos debe vigilar y usar solo la electricidad que pu00e0d0e0 0 0p0ag0000ar.

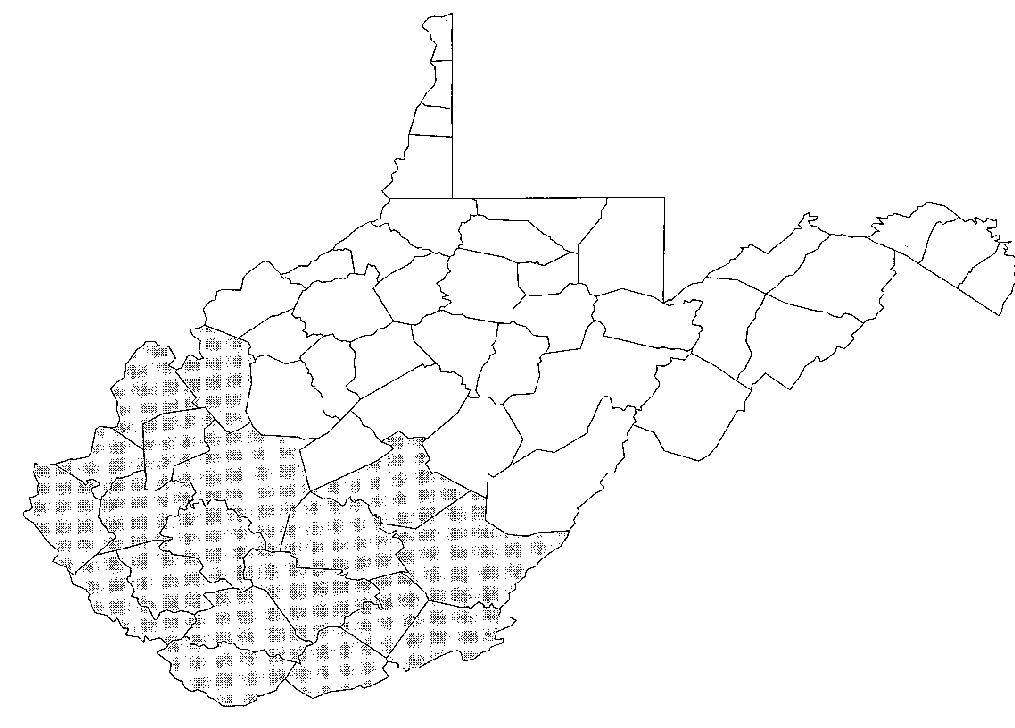
Por lo tanto, el consumo de electricidad se ve afectado por los ingresos de un consumidor. Al mismo tiempo, aquellos con ingresos más altos tienden a tener hogares más grandes que aquellos con ingresos más bajos, y los hogares más grandes usan más electricidad para enfriar el hogar.

Sin consumidores no hay necesidad de pronosticar la demanda de energía residencial. Por lo tanto, se debe incluir en el modelo una variable que mida el número de clientes. Un método para medir el número de clientes es medir realmente el número total de clientes residentes en el área de servicio de Appalachian Power Company. Otro método es utilizar la población total en el área de servicio. Al medir la población total, el investigador puede incluir a algunos de los consumidores de electricidad que en realidad pueden no estar incluidos en el número de clientes residenciales.

* 1. **Descripción de los datos**

Todos los datos son anuales de 1980 a 1995 (que figuran en el apéndice A de los cuadros 12 a 14). La serie de datos comienza en 1980 debido a las dificultades en el uso de datos antes de la crisis del petróleo de la década de 1970. Si los datos comenzaran con la década de 1970, los resultados estarían excesivamente sesgados debido a los precios más altos del combustible como resultado de la crisis. Esta situación no existe en los Estados Unidos hoy en día, ya que los precios actuales del combustible son relativamente estables y se espera que se mantengan estables durante el período de tiempo previsto. Por lo tanto, para pronosticar la demanda de electricidad con precisión, es importante utilizar la scenario que existe en el mundo de hoy, en lugar de la de la década de 1970.

Los datos también se encuentran a nivel de condado donde se disponía de datos a nivel de condado. Si los datos a nivel de condado no estaban disponibles, entonces se utilizaron datos a nivel estatal. Se deseaban datos a nivel de condado porque Appalachian Power Company solo presta servicios a ciertos condados de Virginia Occidental. Estos condados son los condados de Boone, Cabell, Fayette, Jackson, Kanawha, Lincoln, Logan, McDowell, Mason, Mercer, Mingo, Nicholas, Putnam, Raleigh, Wayne y Wyoming. Los datos del condado también incluyeron datos de West Virginia Power Company, una pequeña compañía eléctrica suministrada por Appalachian Power Company. Los condados en el área de servicio de West Virginia Power Company son los condados de Greenbriar, Monroe y Summers. Estos condados se destacan en la Figura 4 a continuación.



### Figura 4: Mapa del área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental

Cuando estaban disponibles, se utilizaron datos mensuales para el mes del pico de verano. Cuando no se disponía de datos trimestrales para el trimestre en el que se produjo el pico de verano.

* 1. **Variables**

Las variables representan los numerosos factores que influyen en el pico de demanda residencial de verano. Si bien los resultados pueden mostrar que todas las variables no tienen un impacto en la demanda máxima de electricidad del verano en Virginia Occidental, pueden tener un impacto en la demanda de electricidad en otros estados o a nivel nacional.

* + 1. **Pico de verano kWh**

La demanda total de energía es la cantidad de electricidad consumida por los clientes residenciales de Appalachian Power Company el día del pico de verano. Appalachian Power Company proporcionó los datos de la demanda de energía.

* + 1. **Variable** de tendencia

Una variable de tendencia es simplemente un número uno a catorce. Mide la tendencia involucrada en el pronóstico. Una variable de tendencia ayuda a determinar si hay una tendencia en los datos.

* + 1. **Temperatura** máxima

La temperatura es una variable que mide la temperatura más alta el día del pico de verano. La teoría detrás de esto es que cuanto más caliente es la temperatura, más electricidad se necesita debido al mayor uso de aire acondicionado, ventiladores y otros dispositivos de enfriamiento. El problema con la variable de temperatura es que no tiene en cuenta otros factores que afectan la temperatura: la radiación solar, el viento, la humedad u otras variables. Los datos de temperatura fueron tomados del oeste

Virginia Climatological Journal para cada mes, día y año del día pico. Desde la demanda

para el enfriamiento del hogar estará positivamente relacionado con la temperatura del verano, la demanda y la temperatura deben estar relacionadas positivamente .

* + 1. **Grados-Días de** Enfriamiento

Los grados-días de enfriamiento se obtienen sumando la temperatura alta y baja del día y luego restando ese promedio de 65, el número base. Los grados-días de enfriamiento relacionan la temperatura del día con las demandas de energía del aire acondicionado. Los grados-días de enfriamiento se pueden usar para

relata cuánto más o menos se puede gastar en aire acondicionado en una parte del país que alguien en otra parte del país. Crow *et al.*  (1981) sugiere que un problema con el uso de grados-días de enfriamiento es que no tienen en cuenta todos losfactores de los consumidores, por ejemplo, la radiación solar, el viento y la humedad. Otro problema discutido por Crow *et al.*  es la falta de fiabilidad de la temperatura de referencia. Puede que no sea la opción correcta para todas las áreas o incluso para todos los servicios públicos.

Los datos de temperatura utilizados para calchar grados-día de enfriamiento se encontraron en Virginia Occidental

Revista climatológica para el mes, día y año pico. Grados-días de enfriamiento y la demanda

para la electricidad debe estar relacionada positivamente .

* + 1. **El número** de  **clientes residenciales**

Dado que este es un estudio de un modelo de pico de verano residencial , debe haber una variable que mida el número total de clientes residenciales. El uso de electricidad por parte de los clientes residenciales tiende a alcanzar su punto máximo por la mañana cuando el hogar se levanta y se prepara para el trabajo y la escuela y nuevamente por la noche cuando regresan a casa y cocinan la cena, ven la televisión, etc.

Por lo tanto, la variable de cliente residencial es una de las más importantes paramodelar la demanda de energía residencial. Los datos para el número total de clientes residenciales se encontraron en el Informe Estadístico Anual de Appalachian Power Company al Servicio Público de Virginia Occidental

Comisión por cada año del estudio. Dado que la demanda residencial depende del número de clientes residenciales, se espera que la relación entre la demanda residencial y la electricidad sea positiva.

* + 1. **Población** total

La población total es una medida de la población total en el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental. Una medida más exacta es el número total de clientes residenciales, pero la población total es un intento de medir las diferencias en la población, por ejemplo, las diferencias urbanas y rurales y los diferentes datos demográficos en la población. La población total también representa a todas las personas que usan electricidad, donde el total de clientes residenciales solo mide el número de personas que compran electricidad a la compañía eléctrica. Las cifras de población total de Virginia Occidental se encontraron en el CD-ROM de REIS 1969-1995. La relación

entre la población y la demanda de electricidad se espera que sea positiva, porque cuanto más se sienta la población , más demanda de electricidad.

* + 1. **Porcentaje de población rural**

Los clientes urbanos y rurales tienen diferentes necesidades cuando se trata del consumo de electricidad residencial. Los consumidores urbanos tienden a consumir menos electricidad que los consumidores rurales, porque un mayor número de consumidores urbanos viven en apartamentos y otras estructuras de variasunidades, mientras que los consumidores rurales tienden a vivir en hogares. Las estructuras de unidades múltiples requieren menos electricidad para calentar y encender que los hogares. Por lo tanto, los consumidores rurales tienden a usar más electricidad que los consumidores urbanos. Dado que los datos no estaban disponibles para el total de clientes urbanos y residenciales, el porcentaje de población rural se utilizó como proxy. Los datos de la población urbana y rural total se encontraron en el Censo de 1980 de

Población, características generales de la población de Virginia Occidental y el censo de 1990 de

CD-ROM 3A de archivo de cinta de resumen de población y vivienda.

* + 1. **Precio de la electricidad**

El precio de la electricidad es importante, porque muestra la disposición de un individuo a pagar. Le teoriza que "dado que los ingresos son limitados, el consumidor reaccionará a los cambios de precios e ingresos cambiando la demanda para satisfacer las restricciones presupuestarias a medida que aumenta el precio de la electricidad, los efectos del precio y los ingresos muestran que con los precios más altos el consumidorpuede conservar o utilizar un bien sustituto" (Le, 1983, p. 221). El único problema con esta variable es que el precio de la electricidad es tan bajo en Virginia Occidental que puede no tener un impacto reconocible en la demanda. Los precios de la energía de 1983-1987 provienen de la estadística anual de Appalachian Power Company

Informe a la Comisión de Servicio Público de Virginia Occidental, y los precios de la energía de 1988-1995 son

de EIA-861 ("Annual Electric Utility Report") publicado en Electric Sales and Revenue. El

el precio de la electricidad y la demanda de electricidad deben estar relacionados negativamente.

* + 1. **Precio del Gas Natural**

Al desarrollar un modelo económico, uno siempre tiene que considerar los efectos de los bienes sustitutos en la demanda del bien en cuestión. Al modelar la demanda de electricidad, el sustituto natural es el gas natural. Si se le da una opción, el consumidor elegirá la que tenga el menor costo para calentar o enfriar su hogar. El problema con esta teoría es que a muchas personas no se les da la opción a menos que construyan su propia casa o incluyan la opción de combustible al comprar una casa.

Por lo tanto, la elección del consumidor puede verse oscurecida por los costos de la construcción de la casa.

Los precios del gas natural para Virginia Occidental se encontraron en la página de inicio de la Administración de Información de Energía. La serie de precios para el gas natural fue seleccionada para los años 1984 a 1995. Dado que la industria del gas natural experimentó una desregulación en los años anteriores a 1984, los precios del gas natural

no ser un reflejo exacto de la demanda actual. El precio del gas natural y la demanda de electricidad están relacionados negativamente, porque el gas natural es un sustituto de la electricidad.

* + 1. **Ingreso per cápita**

El ingreso personal total es una medida de la fortaleza económica del consumidor. En otras palabras, a medida que aumenta el ingreso personal, se espera que aumente el consumo en el sector de los hogares . Los ingresos totales se encontraron en el REIS-CD ROM 1969-1995. La demanda de

La electricidad y los ingresos totales deben estar relacionados positivamente con el pico de verano, porque cuanto mayor sea el ingreso de un individuo , mayor será su demanda de electricidad.

* + 1. **Edad**

La edad es una variable interesante, porque cuanto más vieja es la menor cantidad de electricidad que es probable que usen. Las personas más jóvenes tienden a usar más electricidad que los ancianos, porque tienen familias. Una familia usa más electricidad que solo una o dos personas. Además, las personas más jóvenes tienden a tener más electrodomésticos que usan electricidad, por ejemplo, computadoras. Además, para la mayoría de las personas mayores, sus ingresos disminuyen cuando alcanzan la edad de jubilación. Por lo tanto, disminuirán su consumo de electricidad para satisfacer sus ingresos actuales. Por lo tanto, las diferencias de edad dentro de una comunidad pueden tener un impacto en el uso de energía residencial . La edad se obtuvo del Censo de 1980 de

Población, Características de la población, Características sociales y económicas generales para

Virginia Occidental , y el Censo de 1990 de Población, Características Sociales y Económicas para

Virginia Occidental.

* + 1. **Número** total  **de hogares**

La variable número total de hogares se utiliza porque el hogar es quien está obteniendo la energía para uso residencial. Por lo tanto, cuantos más hogares haya, mayor será la demanda de energía. El número total de datos de hogares que se obtuvieron se obtuvo del Censo de Población y Vivienda de 1980, Características resumidas de las unidades gubernamentales y

Áreas estadísticas metropolitanas estándar para Virginia Occidental y el Censo de Población de 1990

y Vivienda, resumen de la población y características de la vivienda para Virginia Occidental.

* 1. **Método de análisis**

Los dos tipos de análisis del modelo de demanda máxima de verano de Appalachian Power Company para su área de servicio en Virginia Occidental se completaron para comprender mejor el riesgo y la incertidumbre involucrados enel pronóstico. Se completó un análisis de regresión convencional y se analizaron los resultados. Los resultados del análisis de regresión se utilizaron para completar un pronóstico probabilístico utilizando la simulación de Monte Carlo.

El primer paso del análisis estadístico es desarrollar un modelo con la demanda máxima de energía de verano en el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental como la variable dependiente y varias combinaciones de las variables discutidas en la Sección 5.3 anterior como las variables independientes. El siguiente paso es ejecutar un análisis de regresión en la ecuación para determinar qué variables tienen un impacto en la variable dependiente y cuáles no. Aquellas variables independientes que no parecen tener un impacto en la variable dependiente se eliminan de la ecuación y se ejecuta una regresión en el nuevo modelo. Este proceso se repite hasta que los resultados parecen tener sentido eligiendo los resultados estadísticamente más significativos. Se espera que se corrijan los problemas como la multicolinealidad entre las variables independientes.

en este proceso. Sin embargo, la multicolinealidad no se pudo eliminar de los resultados del pronóstico debido a problemas no resueltos con el conjunto de datos. Estos problemas se analizan en la siguiente sección, sección 6.0.

El primer paso en monte carlo simulación es utilizar el modelo estadístico como base del modelo probabilístico. A continuación, el conjunto de datos para las variables en el modelo estadístico se pronostica hasta el año 2005. Este pronóstico se cumpleretrocediendo cada variable independiente contra una variable de tendencia. Los resultados de esta ecuación de regresión se utilizan para producir un valor pronosticado para las variables independientes. Los resultados de los valores pronosticados de las variables independientes se analizan para determinar si son lógicos. Si no son lógicos como se determina mediante el análisis de un gráfico de los valores pronosticados y la comparación de valores futuros con valores pasados, entonces el pronóstico se logra mediante el uso del método subjetivo de análisis de extrapolación de tendencias.

Se calcula una distribución sobre los valores pronosticados utilizando la ecuación para calcular un intervalo de confianza. Si los intervalos de confianza resultantes de los valores de entrada no parecen ser lógicos sobre la base de un análisis de los gráficos de los intervalos de confianza y los valores de entrada, las distribuciones para estos valores también se determinan mediante extrapolación de tendencias. También se calculó una distribución sobre los coeficientes estimados utilizando el error estándar de los coeficientesestimados.

El siguiente paso es desarrollar una ecuación probabilística basada en la ecuación estadística utilizando las distribuciones sobre los coeficientes, los coeficientes, las distribuciones sobre las variables pronosticadas y las variables pronosticadas. La simulación monte carlo en el modelo se logra mediante el uso de un software de análisis de riesgos comerciales. El paso final es analizar los resultados de la simulación de Monte Carlo para determinar si son lógicos sobre la base de un análisis de los resultados para la importancia estadística.

Una vez que se completa el análisis estadístico y el análisis probabilístico, se desarrolla un pronóstico utilizando cada método. Aunque los datos son insuficientes, lo que hace que los resultados no sean confiables, se puede hacer una comparación de los dos métodos para analizar sus diferencias y similitudes.

* 1. **Discusión de los resultados de la regresión**

Se realizaron numerosas regresiones para determinar qué factores influyen en la demanda máxima de energía residencial de verano para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental.

Estos resultados se compararon con los resultados del análisis probabilístico. Las cuatro regresiones que figuran en la Tabla 3 a continuación se discutirán en detalle. Estos resultados no son los mejores resultados definidos por una elección subjetiva basada en muchosfactores diferentes, como el signo esperado, el error estándar de la estimación, el valor R-cuadrado, etc., sino porque produjeron los resultados más lógicos. Todas las demás regresiones pueden consultarse en el Apéndice B de los cuadros 18 a 20.

### Tabla 3: Resultados del análisis de regresión

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | *Regresión 1* | *Regresión 2* | *Regresión 3* | *Regresión 4* |
| Interceptar | 1944.215  (0.1029) \* | -7144.578  (-0.9489) | 4.627  (4.195) | -186296.355  (-1.053) |
| Tendencia |  | 1.883  (0.05) |  | -4.311  (-0.112) |
| Precio de la electricidad | -22390.546  (-0.0168) | -420504.007  (-0.295) | -203.87  (-2.482) | -447279.569  (-0.313) |
| Temperatura | 22.727  (2.877) | 21.825  (2.742) | 0.000627  (1.606) | 21.851  (2.752) |
| Clientes Residenciales |  | 0.034  (1.068) |  |  |
| Registro Residencial  Clientela |  |  |  | 33623.535  (1.051) |
| Log Ingreso Per Cápita | 1591.848  (2.435) | -1247.583  (-0.537) | 0.0325  (0.319) |  |
| Ingreso per cápita |  |  |  | -0.038  (-0.569) |
| Población de registro | -1455.71  (-0.505) |  | -0.575  (-3.868) |  |
| Porcentaje de registro rural |  |  | -1.284  (-2.473) |  |
| R-Cuadrado | 0.8347 | 0.8621 | 0.9887 | 0.8627 |
| R-cuadrado ajustado | 0.7612 | 0.7759 | 0.9816 | 0.777 |
| Error estándar | 81.134 | 78.611 | 0.00398 | 78.418 |
| Estadística F | 11.362 | 10.000 | 140.063 | 10.057 |

\*Los valores en ( ) son las estadísticas t

Los resultados más lógicos se eligieron primero sobre la base del signo esperado, y luego se consideraron otros factores estadísticos. Los signos esperados son el signo que se espera que tengan las variables antes de ejecutar una regresión. Si un signo no es el esperado, podría ser una indicación de que hay un problema con los resultados o que hay algún asunto que el investigador no consideró.

Aunque el signo puede ser inesperado, aún puede ser estadísticamente significativo. Por lo tanto, también se debe considerar la importancia de la variable.

En la Regresión 1, la temperatura y el ingreso per cápita han esperado signos, pero el precio de la electricidad y la población logarítmica no. En la Regresión 2, el precio, la temperatura y el ingreso per cápita han esperado signs, pero la variable para el número de clientes residenciales no lo hace. En la Regresión 3, la temperatura de los precios, el ingreso per cápita logarítmico y el porcentaje de registro rural tienen signos esperados, pero la población logarítmica no. En la regresión 4, el precio de la electricidad, la temperatura, el ingreso per cápita y los clientes residenciales registrados tienen el signo esperado.

Los valores ajustados de R-cuadrado para las cuatro regresiones están dentro de un rango razonable. Se desea un valor R-cuadrado alto, pero dependiendo de la situación, uno que sea muy alto puede indicar problemas. Por lo tanto, los valores altos de R-cuadrado combinados con los bajos puntajes t calculados son

la primera indicación de que hay un problema con los resultados.

El valor del valor t crítico para la regresión 1 es 1.812. El cálculo estadístico t para la intercepción, el precio de la electricidad y la población logarítmica se encuentran dentro del rango aceptable para el valor estadístico t calculado, mientras que la temperatura y el ingreso logarítmico per cápita no lo hacen. El valor crítico de t para la regresión 2 también es 1.83. Las variables cuyas estadísticas t calculadas caen dentro del rango aceptable de 1.83 son la intersección, la variable tendencia, el precio de la electricidad, los clientes residenciales y el ingreso per cápita logarítmico y la variable queno es la temperatura. El valor t crítico para la regresión 3 es de nuevo 1,83. Para esta regresión, las estadísticas t calculadas para

la temperatura y el ingreso per cápita se encuentran dentro del rango aceptable de  1.83, pero la intercepción, la población de registro de precios eléctricos y el porcentaje de registro rural no lo hacen. El valor t crítico para la regresión 4 también es 1.83. Las estadísticas t calculadas para la intercepción, la tendencia, el precio de la electricidad, el ingreso per cápita y los clientes residenciales registrados se encuentran dentro del rango aceptable de  1.83, mientras que la estadística t calculada para la temperatura no lo hace.

La estadística de correlación da una indicación de cuándo dos variables están estrechamente relacionadas entre sí. (Consulte la Tabla 17 del Apéndice B para la matriz de correlación.) El ingreso per cápita está altamente correlacionado con la edad en 0.92, los clientes residenciales en 0.99, el porcentaje rural en -0.93 y el precio del gas natural en 0.95. La edad está altamente correlacionada con el precio del gas natural en 0.89, y el número de clientes residenciales en 0.95. El porcentaje rural está altamente correlacionado con el precio del gas natural en –0.90 y los clientes residenciales en –0.91. El precio del gas natural y los clientes residenciales están altamente correlacionados en 0.946. El precio de la electricidad no está muy correlacionado con ninguna otra variable.

Existen muchos problemas dentro de los datos. Con un tamaño de muestra tan pequeño, la dispersión en la muestra no es lo suficientemente grande como para producir resultados que tengan sentido. Este problema agrava el problema de la multicolinealidad. Las regresiones auxiliares (ejecución de regresión en la que una de las variables dependientes se retrocede contra todas las demás para determinar dónde se encuentran los problemas) se ejecutaron para determinar qué variables se vieron afectadas por la multicolinealidad. Los resultados pueden consultarse en los cuadros 21 a 26 del apéndice B. Estos resultados muestran que existe multicolinealidad, porque los valores R- cuadrados son altos mientras que los puntajes t son bajos. Otra indicación de multicolinealidad son los altos valores de R-cuadrado combinados conpuntuaciones t bajas en los resultados de regresión calculados para pronosticar la demanda de energía. El alto error estándar de los coeficientes estimados es otra indicación de multicolinealidad. Una forma de resolver el problema de la multicolinealidad es eliminar una o más de las variables de la ecuación. Esto se hizo, pero no resolvió el problema. Otra forma de

resolver el problema es aumentar el tamaño de la muestra. Esta solución se consideró, pero no se hizo porque el aumento del tamaño de la muestra incluiría datos de la década de 1970, lo cual era inaceptable debido a los altos precios de la energía resultantes de la crisis energética. Por lo tanto, con los datos insuficientes que existen para la previsión energética regional, el problema de la multicolinealidad no podría resolverse.

Por lo tanto, los resultados del análisis de regresión muestran que ninguna de las regresiones produce resultados que sean aceptables. Sin datos precisos, los resultados no pueden ser confiables. Para confirmar los resultados y comparar las dos técnicas se realizó un análisis probabilístico.

* 1. **Discusión de los resultados** de la  **simulación probabilística**

Se realizó un análisis probabilístico en regresión 2 y regresión 4. Estas regresiones fueron elegidas porque las variables para el ingreso per cápita tienen unsigno negati ve. Aunque no se espera, hay cierta teoría detrás de por qué el signo puede ser negativo, mientras que los signos negativos inesperados en la Regresión 1 y la Regresión 3 para la variable que representa el número de clientes residenciales no tienen teoría de por qué puede ser negativo. Una razón por la que el ingreso per cápita puede ser inesperadamente negativo es que aquellos con ingresos más altos pueden tener una vivienda mejor y más eficiente que aquellos con ingresos más bajos. Otra razón es que aquellos con ingresos más altos tienen menos probabilidades de usar unidades de enfriamiento ineficientes después de la construcción que aquellos con ingresos más bajos.

Cada variable utilizada en regresión 2 y regresión 4 se pronosticó hasta el año 2005 haciendo retroceder cada variable contra el tiempo. Los resultados de esas ecuaciones pueden consultarse en los cuadros 27 a 29 del apéndice B. La ecuación resultante se utilizó para pronosticar el valor de cada variable. Los resultados de este pronóstico fueron inaceptables. Cuando se graficaron no parecían

seguir la tendencia de la variable (véanse los gráficos en las figuras 23-25 del Apéndice B). La razón por la que el pronóstico no siguió la tendencia es que los valores tempranos para las variables son diferentes de los últimos valores, lo que resulta en una tendencia de pronóstico que es ei es inferior o superior a la tendencia.

Por lo tanto, se utilizó la extrapolación de tendencias para pronosticar los valores futuros de las variables. Consulte la Figura 5, la Figura 6 y la Figura 7 a continuación para ver gráficos de la extrapolación de valores futuros.

La ecuación para calcular un intervalo de confianza sobre el valor medio se utilizó para calcular un intervalo de confianza sobre los valores pronosticados para las variables de entrada y los coeficientes. Los intervalos de confianza pueden consultarse en los cuadros 30-31 y en las figuras 26-29 del apéndice B. Los intervalos de confianza calculados de esta manera no tienen sentido porque son demasiado grandes para ser realistas. La razón por la que son tan grandes es que los errores estándar de los coeficientes estimados se utilizan para calcularlos y los grandes errores estándar indican que hay una gran varianza sobre las variables. Por lo tanto, los intervalos de confianza se determinaron mediante extrapolación subjetiva de tendencias. Se estudió un gráfico de cada variable y se dibujó una distribución sobre la tendencia como se ve en las Figuras 5, 6 y 7:

### Figura 5: Distribución para el residencial de Appalachian Power Company Electricidad Precio ($/mWh) para Oeste Virginia Usando Tendencia Extrapolación



410000

405000

400000

395000

390000

385000

380000

375000

370000

365000

**Año**

Clientes Residenciales

Clientes Residenciales Superior

Clientes residenciales más bajos



0.0007200

0.0007000

0.0006800

0.0006600

0.0006400

0.0006200

0.0006000

0.0005800

0.0005600

0.0005400

**Año**

Precio de la electricidad Precio de la electricidad Precio superior de la electricidad Más bajo

**Clientes** Residenciales

**Precio** de la electricidad  **($/mWh)**

Year

1996

1997

1998

1999

2000

2001

2002

2003

2004

### Figura 6: Distribución para el Número de Residencial Clientela para Apalache Poder Empresas Oeste Servicio de Virginia Área que utiliza Tendencia Extrapolación

Año 1996

1997

1998

1999

2000

2001

2002

2003

2004



**Renta Per cápita ($)**

### Figura 7: Distribución del ingreso per cápita para la energía de los Apalaches Empresas Oeste Virginia Servicio Área Usando Tendencia Extrapolación



45000

40000

35000

30000



25000

20000

15000

10000

5000

0

**Año**

Ingreso per cápita

Ingresos por cápita superiores Ingreso per cápita inferior

Año

1996

1997

1998

1999

2000

2001

2002

2003

2004

La distribución sobre el precio de la electricidad en la Figura 5 está sesgada hacia el lado alto porque los precios han sido históricamente estables en Virginia Occidental. Sin embargo, con la desregulación que se está llevando a cabo, es más probable que los precios residenciales aumenten en los próximos añosen lugar de disminuir debido a la probabilidad de eliminar el subsidio residencial que parece ser suministrado por tarifas industriales más altas. La distribución aumenta a medida que pasa el tiempo porque el futuro es incierto y con la competencia que viene debido a la desregulación, los precios podrían moderarse en algún momento e incluso comenzar a disminuir. Esta incertidumbre se refleja en una mayor distribución sobre el valor esperado.

La distribución para el número de clientes residenciales como se muestra en la Figura 6 está sesgada hacia lagama alta. Es más probable que el número de clientes residenciales en el sur de Virginia Occidental aumente en lugar de disminuir. Por lo tanto, la distribución para el máximo debe ser mayor para dar cuenta de esta tendencia anticipada.

La Figura 7 muestra que la distribución sobre el ingreso per cápita es relativamente sin cambios como porcentaje del valor esperado. El rango de distribución no está sesgado en ninguna dirección. El ingreso per cápita en Virginia Occidental ha aumentado constantemente con el tiempo y es poco probable que esto cambie. También es probable que continúe siguiendo la tendencia actual.

El intervalo de confianza sobre los coeficientes se calculó sumando o restando el error estándar para cada coeficiente del coeficiente estimado que se muestran en la Tabla 4 para la Regresión 4 y la Tabla 5 para la Regresión 2.

### Tabla 4: Intervalos de confianza sobre los coeficientes estimados para la regresión 4

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Significar** | **Superior** | **Bajar** |
| Interceptar | -186296 | -9447 | -363144 |
| Tendencia | -4.31 | 34.16 | -42.79 |
| Precio de la electricidad | -447279.57 | 979852.84 | -1874411.97 |
| Temperatura | 21.85 | 29.79 | 13.91 |
| Registrar clientes residenciales | 33623.54 | 65621.66 | 1625.41 |
| Ingreso per cápita | -0.04 | 0.03 | -0.10 |

### Tabla 5: Intervalos de confianza sobre los coeficientes estimados para la regresión 2

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Significar** | **Superior** | **Bajar** |
| Interceptar | -7144.578 | 387.9 | -14677.06 |
| Tendencia | 1.883 | 39.48 | -35.72 |
| Precio de la electricidad | -420504.007 | 1006186.31 | -1847194.33 |
| Temperatura | 21.825 | 29.79 | 13.87 |
| Clientes Residenciales | 0.034 | 0.066 | 0.002 |
| Log Ingreso Per Cápita | -1247.583 | 1077.45 | -3572.62 |

En la Tabla 4 y la Tabla 5 los intervalos de confianza sobre los coeficientes estimados son grandes debido a los grandes errores estándar sobre los coeficientes estimados. Los grandes errores estándar son una indicación de una gran varianza sobre los coeficientes estimados y, como se discutió anteriormente, una indicación de multicolinealidad entre las variables.

Los valores máximos y mínimos del rango de valores elegidos deben tener la misma probabilidad de ocurrencia para ser utilizados en la Simulación Monte Carlo. Se supone que esta probabilidad de ocurrencia es pequeña. En otros words, si hay dos distribuciones triangulares, los valores máximo y mínimo de cada distribución tienen la misma probabilidad de ocurrencia. El valor máximo de una distribución debe tener la misma probabilidad de ocurrir que el valor máximo de ladistribución othe r, y los valores mínimos para cada distribución tienen la misma probabilidad de ocurrencia que todos los demás valores mínimos.

Los resúmenes de las variables utilizadas en la Simulación de Monte Carlo para la Regresión 2 y la Regresión 4 se dan en las Tablas 6 y 7 respectivamente. El valor "más probable" representa el valor máximo en una distribución triangular asumida. Los valores mínimos y máximos sobre los valores "más probables" completan la definición de la distribución triangular para cada variable.

### Tabla 6: Variables para la simulación de Monte Carlo para la regresión 4

|  |
| --- |
| **Variable** |
| Interceptar |
| Tendencia |
| Coeficiente de tendencia |
| Coeficiente de precio de la electricidad |
| Precio de la electricidad variable |
| Coeficiente de temperatura |
| Variable de temperatura |
| Coeficiente de registro número de clientes residenciales |
| Log Número de clientes residenciales variable |
| Coeficiente de renta per cápita |
| Renta per cápita variable |

### Tabla 7: Variables para la simulación de Monte Carlo para la regresión 2

|  |
| --- |
| **Variable** |
| Interceptar |
| Tendencia |
| Coeficiente de tendencia |
| Coeficiente de precio de la electricidad |
| Precio de la electricidad variable |
| Coeficiente de temperatura |
| Variable de temperatura |
| Coeficiente de número de clientes residenciales |
| Número de clientes residenciales variable |
| Coeficiente de renta per cápita logarítmico |
| Variable de renta per cápita logarítmica |

Tener los valores altos, "más probables" y bajos para cada variable y coeficiente permite que el riesgo se incorpore al análisis.

Se utilizó un software de análisis de riesgos comerciales para realizar el análisis probabilístico utilizando distribuciones triangulares. A diferencia del análisis estadístico, el análisis probabilístico da un rango de valores como respuestas. El rango de valores en la Tabla 8 presenta el ecast para la demanda máxima de energía de verano de Appalachian Power Company para la Regresión 4 utilizando 1000 iteraciones.

### Tabla 8: Resultados de la simulación de Monte Carlo para la regresión 4

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Nombre** | **Mínimo** | **Significar** | **Máximo** |
| 1996 / MW/HR | -346321 | 3484 | 355696 |
| 1997 / MW/HR | -346465 | 3478 | 355971 |
| 1998 / MW/HR | -346652 | 3528 | 356354 |
| 1999 / MW/HR | -346751 | 3476 | 356628 |
| 2000 / MW/HR | -346843 | 3505 | 356873 |
| 2001 / MW/HR | -346936 | 3555 | 357158 |
| 2002 / MW/HR | -347069 | 3570 | 357467 |
| 2003 / MW/HR | -347153 | 3597 | 357783 |
| 2004 / MW/HR | -347226 | 3630 | 357988 |
| 2005 / MW/HR | -347453 | 3661 | 358275 |

El problema con los resultados del análisis probabilístico para la Regresión 4 es que la demanda de electricidad nunca puede ser un número negativo como muestra el valor bajo, y el valor alto es tan alto que no es realista. El valor medio está dentro de un rango razonable. Los resultados se muestran en la Figura 8, que muestra la probabilidad de que cada valor ocurra para el año 2000, y en la Figura 9, que muestra las mismas estadísticas para el año 2005. Las gráficas ilustran los resultados irrazonables de la simulación de Monte Carlo.

### Figura 8: Regresión 4: Residencial Summer Peak de Virginia Occidental Electricidad Demanda (mWh) para Apalache Poder Compañía para 2000



**Demanda máxima de electricidad (mWh) en verano para 2000**

1

0.8

0.6

0.4

0.2

0

**Valores en millas**



**Demanda máxima de electricidad (mWh) en verano para 2005**

1

0.8

0.6

0.4

0.2

0

**Valores en millas**

**Problemas de Valor <= Valor del eje X**

**Problemas de Valor <= Valor del eje X**

-350

-279

-208

-137

-66

5

76

147

218

289

360

### Figura 9: Regresión 4: Demanda máxima de electricidad residencial (mWh) de verano de Virginia Occidental para Appalachian Power Company para 2005

-350

-279

-208

-137

-66

5

76

147

218

289

360

Los resultados resumidos de la Simulación Monte Carlo para la Regresión 2 en la Tabla 9 muestran el pronóstico para la demanda máxima de energía residencial de verano de Appalachian Power Company para 1000 iteraciones.

### Tabla 9: Resultados de la simulación de Monte Carlo para la regresión 2

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Celda** | **Nombre** | **Mínimo** | **Significar** | **Máximo** |
| B100 | 1996 / MW/HR | -21443 | 2386 | 27568 |
| B101 | 1997 / MW/HR | -19658 | 2524 | 24121 |
| B102 | 1998 / MW/HR | -20308 | 2414 | 25399 |
| B103 | 1999 / MW/HR | -16550 | 2219 | 26616 |
| B104 | 2000 / MW/HR | -18414 | 1968 | 23601 |
| B105 | 2001 / MW/HR | -19333 | 2401 | 25181 |
| B106 | 2002 / MW/HR | -18204 | 2446 | 26915 |
| B107 | 2003 / MW/HR | -17590 | 1997 | 27886 |
| B108 | 2004 / MW/HR | -21750 | 2349 | 28700 |
| B109 | 2005 / MW/HR | -18056 | 2254 | 24257 |

Al igual que con los resultados de la Regresión 4, el valor mínimo es negativo, lo que es imposible para la demanda de electricidad, mientras que el valor máximo es tan alto que no es realista. El valor medio está dentro de un rango razonable. La Figura 10 y la Figura 11 destacan la probabilidad del valor de la demanda de electricidad en varios porcentajes para 2000 y 2005.

La simulación de Monte Carlo para la Regresión 4 y la Regresión 2 muestra un crecimiento desigual en la demanda de electricidad de un año a otro. Una explicación para esta disminución es que la demanda de energía máxima del verano depende de la temperatura. Un verano puede ser más cálido que el siguiente, lo que resulta en una fluctuación en la demanda máxima de verano.

### Figura 10: Regresión 2: Residencial Summer Peak de Virginia Occidental Electricidad Demanda (mWh) para Apalache Poder Compañía para 2000



**Demanda máxima de electricidad (mWh) en verano para 2000**

1

0.8

0.6

0.4

0.2

0

**Valores en millas**



**Demanda máxima de electricidad (mWh) en verano para 2005**

1

0.8

0.6

0.4

0.2

0

**Valores en millas**

**Problemas de Valor <= Valor del eje X**

**Problemas de Valor <= Valor del eje X**

-20

-15.5

-11

-2

7

16

-6.5

2.5

11.5

20.5

### Figura 11: Regresión 2: Demanda de electricidad residencial (mWh) máxima de verano de Virginia Occidental para Appalachian Power Company para 2005

-20

-15.5

-11

-6.5

-2

2.5

7

11.5

16

20.5

Los resultados del análisis probabilístico podrían crearse utilizando el método estadístico utilizando los errores de standard para calcular los valores máximos y mínimos en torno a los valores pronosticados. Se utilizó el análisis probabilístico, ya que calcula diferentes escenarios en función del intervalo de confianza. Aunque se puede llegar a conclusiones similares utilizando el análisis estadístico al observar el estadístico t, el análisis probabilístico ofrece una representación visual de las distribuciones de entrada y salida. Esta diferencia puede ser importante si las distribuciones de entrada no se distribuyen normalmente. Para comparar la predicción utilizando los métodos st atistical y probabilistic, se desarrolló un pronóstico con cada técnica. El pronóstico desarrollado mediante análisis estadísticos para la Regresión 4 y la Regresión 2 se muestran en las Tablas 10 y 11 respectivamente.

### Tabla 10: Pronóstico para la regresión 4 utilizando el método estadístico

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Mínimo | Significar | Máximo | Error estándar  De Pronóstico |
| 1996 | 3819 | 3963 | 4107 | 78.418 |
| 1997 | 3948 | 4092 | 4235 | 78.418 |
| 1998 | 4076 | 4220 | 4364 | 78.418 |
| 1999 | 4072 | 4216 | 4360 | 78.418 |
| 2000 | 4217 | 4361 | 4505 | 78.418 |
| 2001 | 4401 | 4545 | 4689 | 78.418 |
| 2002 | 4529 | 4673 | 4816 | 78.418 |
| 2003 | 4635 | 4779 | 4923 | 78.418 |
| 2004 | 4738 | 4882 | 5026 | 78.418 |
| 2005 | 4843 | 4987 | 5131 | 78.418 |

### Tabla 11: Pronóstico para la regresión 2 utilizando el método estadístico

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Mínimo | Significar | Máximo | Error estándar  de Pronóstico |
| 1996 | 2436 | 2293 | 2436 | 78.611 |
| 1997 | 2435 | 2291 | 2435 | 78.611 |
| 1998 | 2469 | 2326 | 2469 | 78.611 |
| 1999 | 2386 | 2243 | 2386 | 78.611 |
| 2000 | 2415 | 2271 | 2415 | 78.611 |
| 2001 | 2532 | 2388 | 2532 | 78.611 |
| 2002 | 2545 | 2401 | 2545 | 78.611 |
| 2003 | 2570 | 2427 | 2570 | 78.611 |
| 2004 | 2622 | 2479 | 2622 | 78.611 |
| 2005 | 2674 | 2531 | 2674 | 78.611 |

Los resultados muestran que el método estadístico pronostica la demanda máxima de electricidad del verano a un nivel mucho más alto para la Regresión 4 que el método estadístico. Los resultados también muestran que el método estadístico para la Regresión 2 produce resultados que son más altos que el método probabilístico, pero la diferencia no es tan grande como entre los resultados para la Regresión 4. Estas diferencias son causadas por las distribuciones sesgadas negativamente de las variables input utilizadas en la Simulación de Monte Carlo en comparación con las distribuciones normales asumidas en el análisis estadístico.

Como se discutió anteriormente, la media para ambos pronósticos probabilísticos fluctúa, mientras que la media para ambos pronósticos estadísticosmuestra un aumento constante. Una razón para esto es que Monte Carlo Simulation tiene en cuenta los cambios aleatorios en la temperatura de un año a otro, mientras que el análisis de regresión no lo hace.

Las teorías de preferencia que implican la equivalencia de certeza podrían haberse utilizado para evaluar los resultados, como lo demuestra la distribución de probabilidad de la demanda de energía. La equivalencia de certeza identifica la preferencia de riesgo del tomador de decisiones dados dos resultados diferentes. Las razones por las que no se utiliza la equivalencia de certeza son: los resultadosno son significativos, y no existe información sobre la preferencia de riesgo del usuario de los resultados en los datos.

* 1. **Resumen y conclusiones**

La sección de resumen y conclusiones analiza los resultados del estudio, las implicaciones de esos resultados, los estudios que podrían realizarse en el futuro y las limitaciones del estudio.

* 1. **Resumen**

El análisis de regresión y la simulación de Monte Carlose coordinaron en el desarrollo de un modelo de demanda de energía residencial máxima de verano para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental. El análisis de regresión se utiliza para desarrollar y probar la validez de un modelo de pronóstico de picos de verano y determinar sise podría desarrollar un modelo más preciso. El riesgo se incorpora en el análisis, pero el resultado estadístico debe analizarse para determinar el riesgo inherente. Los modelos de regresión que tenían los resultados más estadísticamente significativos y lógicos se utilizaron para la Simulación de Monte Carlo. Se utilizó un software de análisis de riesgos comerciales para llevar a cabo la simulación de Monte Carlo y para producir una gama de resultados dada la distribución probabilística de los insumos. Tanto el análisis de regresión comola simulación de Monte Carlo utilizan el concepto de riesgo en el análisis, pero lo hacen de una manera diferente.

Durante la década de 1980, el uso del aire acondicionado aumentó en el sector residencial de Virginia Occidental, y la demanda de electricidad en el verano mantuvo el ritmo. Por lo tanto, se necesita un modelo de demanda de energía residencial de verano para pronosticar la creciente demanda.

Se construyó un modelo de demanda máxima de verano desarrollado para el área de servicio de Appalachian Power Company en el sur de Virginia Occidental. El modelo consideró las siguientes variables: temperatura máxima el día del pico de verano de Appalachian Power Company en Virginia Occidental, precio promedio anual de la electricidad para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental, ingreso per cápita para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental, el número total de clientes residenciales en el área de servicio de Appalachian Power Company , el total

población en el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental, arroz de gas natural en Virginia Occidental, días de grado de enfriamiento el día del pico de verano de Appalachian Power Company en Virginia Occidental, el porcentaje de población rural en el servicio de Appalachian Power Company área en Virginia Occidental, la edad promedio en el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental, y el número total de hogares en el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental. Los datos fueron analizados mediante análisis de regresión para determinar qué impacto tiene cada variable sobre la demanda eléctrica. La ecuación de regresión identificada se utilizó para hacer un pronóstico. Los resultados del análisis de regresiónse utilizan para formular las entradas para un pronóstico basado en la simulación de Monte Carlo.

Un análisis de la producción estadística muestra que existe multicolinealidad entre las variables, lo que resulta en pronósticos poco confiables. La Simulación Monte Carlo confirma los problemas identificados con el análisis estadístico. El pronóstico resultó en valores de demanda mínima negativos y valores altos tan altos que no son realistas. Por lo tanto, el pronóstico p robabilístico tampoco es confiable.

Los resultados del pronóstico probabilístico se pueden calcular por el método estadístico utilizando las estadísticas t calculadas y los errores estándar, pero el método probabilístico produce una imagen visual de los resultados. Un pronóstico desarrollado utilizando el análisis de regresión y la simulación de Monte Carlo muestra que el método estadístico produce un pronóstico de demanda en constante aumento, mientras que monte Carlo Simulation produce un pronóstico que varía a lo largo del período de tiempo de pronóstico. Esta variación es el resultado de que el análisis estadístico no se adapta a las condiciones cambiantes, como las fluctuaciones de temperatura, mientras que la simulación de Monte Carlo sí se adapta. Ninguno de los dos métodos produjo resultados aceptables. Por lo tanto, ambos methods producen resultados inaceptables cuando los datos no son confiables.

* 1. **Implicaciones del análisis**

Aunque ninguno de los métodos de pronóstico produjo pronósticos confiables de la demanda de electricidad, el ejercicio dio lugar a una serie de implicaciones. La implicación másobvia es la necesidad de datos adecuados. El conjunto de datos debe ser lo suficientemente grande como para que el pasado pueda reflejar con precisión el futuro. Sin un conjunto de datos suficiente, surgen problemas como los discutidos en la Sección de Resultados. Sin un conjunto de datos adecuado , la demanda de electricidad puede estar sobrepasada o subestimada.

Tanto el análisis de regresión como la simulación de Monte Carlo indican que hay problemas con los datos. El análisis de regresión indica que existe multicolinealidad, mientras que la Simulación monte carlo produce valores mínimos y máximos que no son realistas. Además, el error estándar del pronóstico calculado utilizando el análisis de regresión se puede utilizar para calcular la distribución sobre los valores pronosticados como lo hace Monte Carlo Simulation.

Cuando los resultados del pronóstico no son lógicos, puede ser ventajoso utilizar entradas subjetivas. Las entradas subjetivas se basan en la interpretación de la tendencia de los datos para pronosticar valores futuros. Por lo tanto, cuando los resultados de los intervalos de confianza resultantes no son lógicos, es necesario volver a los métodos subjetivos de extrapolación de tendencias.

El análisis de regresión y la simulación de Monte Carlo incorporan el riesgo en el análisis, pero de diferentes maneras. Monte Carlo Simulation ofrece una representación visual del riesgo en forma de gráfico de distribución de probabilidad, mientras que con el análisis de regresión los resultados estadísticos deben analizarse para determinar el riesgo.

* 1. **Limitaciones**  y **resurgimiento adicional**

La limitación más evidente del estudio es el pequeño tamaño de la muestra. Un tamaño de muestra pequeño no da mucha indicación en el pasado sobre lo que sucederá en el futuro. Por lo tanto, el pequeño tamaño de la muestra en este estudio no da una gran indicación histórica de lo que la demanda pasada

fue y el impacto que los factores que afectaron a la demanda tuvieron sobre ella. Otro problema con el pequeño tamaño de la muestra es que existe multicolinealidad. Cuando existe multicolinealidad, tiene el efecto de hacer que el tamaño efectivo de la muestra sea aún más pequeño. Por lo tanto, con un tamaño de muestra pequeño y la coexistencia de multicolinealidad, el tamaño de la muestra es aún más pequeño, lo que elimina la capacidad de predecir con precisión el futuro del pasado. Una forma de resolver este problema sería incluir datos electrónicos de la década de 1970, pero usar una variable ficticia para dar cuenta de los datos de las condiciones anormales del mercado de la energía en la década de 1970. Otra forma de resolver este problema sería utilizar una simple extrapolación.

Existe una limitación anual de eventos. El pico de verano ocurre solo una vez cada verano.

Este pico anual de verano limita el resto de los datos obtenidos porque también debería ser a diario . El problema surge del hecho de que es difícil obtener datos tan precisos. Los datos generalmente están disponibles solo mensualmente, trimestralmente o anualmente, pero rara vez a diario.

Las limitaciones regionales de los datos producen problemas. El estudio es solo el área de servicio de Appalachian Power Company en el sur de Virginia Occidental. Por lo tanto, los datos deben ser solo para esta área, pero la mayoría de los datos no están disponibles en un nivel tan específico. Los datos generalmente están disponibles solo a nivel estatal o nacional que no es lo suficientemente preciso para el pronóstico.

La limitación del cambio estructural es otra limitación impuesta a los datos. Los datos comienzan con la década de 1980, porque es cuando el uso del aire acondicionado residencial se hizo amplio.

Propagación. Dado que el estudio es para lademanda máxima de energía residencial de verano y los consumidores no comenzaron a usar grandes niveles de energía durante el verano hasta que aumentó el uso para el aire acondicionado residencial, el estudio no fue más allá de este período de tiempo. Otra razón por la que los datos comienzan con la década de 1980 esque la crisis del petróleo existía en la década de 1970. Debido a que la industria energética actual es diferente a la que existía en la década de 1970, los datos no comienzan hasta la década de 1980. Comenzando con

la década de 1970 sesgaría los resultados. Sin embargo, se podría usar una variable ficticia para diferenciar los datos de la década de 1970 y los datos de la década de 1980 para corregir estos problemas.

Un estudio futuro podría corregir algunos de los problemas en el pronóstico y tal vez desarrollar un modelo de pico de verano más confiable para el estado de Virginia Occidental. Aunque los tipos de variables que afectan la demanda probablemente serían similares, algunas variables pueden diferir. Por ejemplo, se podría utilizar una variable que represente la variable población total en lugar de una que representeel número de clientes residenciales. El impacto de la desregulación en la demanda de electricidad en Virginia Occidental podría incluirse en otro estudio.

Un concepto a considerar para un estudio futuro es el impacto que la edad tiene en la demanda residencial.

Virginia Occidental es un estado con una población que envejece, y los consumidores más jóvenes y mayores usan la electricidad de manera diferente. Los ancianos no usan tanta electricidad como las personas más jóvenes y con una población que envejece en Virginia Occidental, las demandas impuestas al pico del sistema pueden no ser tan grandes como se esperaba. Un estudio que aborde esta pregunta podría proporcionar respuestas que podrían ayudar a los ancianos a ahorrar dinero en su factura de electricidad al instituir medidas de conservación. También identificaría el impacto que una gran población de ancianos tiene en la demanda de energía de una región.

Una idea interesante sería estudiar el impacto que los niños en edad escolar tienen en la demanda máxima de verano. Los niños están en casa desde la escuela todo el día durante el verano. Esto significa que los aparatos eléctricos como televisores, computadoras y radios están encendidos todo el día,y en lugar de apagar el aire acondicionado cuando alguien no está en casa, como puede hacer la gente, el aire acondicionado tendría que permanecer encendido a un alto nivel para seguir siendo cómodo para los niños.

Por lo tanto, con los niños están en casa durante el verano durante la parte más calurosa del día, el pico de verano residencial puede verse afectado.

Otro estudio podría determinar qué impacto tiene el fuerte aumento del ingreso per cápita en Virginia Occidental en el pico de demanda de electricidad del verano (ver Figura 17 en el Apéndice A). Normalmente, cuanto mayor es el ingreso, mayor es la demanda de energía. Por lo tanto, sería interesante ver qué impacto tiene este aumento en los ingresos en Virginia Occidental sobre la demanda de energía.

Un estudio futuro podría analizar el impacto de la migración de las zonas urbanas a rurales que está teniendo lugar en Virginia Occidental. Como muestra la Figura 20 en el Apéndice A, la población rural de Virginia Occidental está disminuyendo en el área de servicio de Appalachian Power Company. Porlo tanto, sería interesante estudiar qué impacto tiene esto en la demanda de energía en Virginia Occidental. Los consumidores rurales tienden a usar más electricidad que los consumidores urbanos porque los consumidores rurales tienden a vivir en hogares, mientras que más consumidores urbanos viven en apartamentos y otras estructuras de unidades múltiples.

Por lo tanto, estudiar el impacto de la migración de lo rural a lo urbano puede ayudar a los pronosticadores a determinar qué se puede hacer para satisfacer las necesidades cambiantes de los consumidores de Virginia Occidental.

**Lista de referencias**

Ackerman, Gary. (1985). Predicción de carga a corto plazo para el control eléctrico de unidades generadoras. En D.W. Bunn y E.D. Farmer (Eds.), Comparative Models for Electrical Load Forecasting. (págs. 33-42). Nueva York: John Wiley & Sons Ltd..

Al-Alawi, Saleh M & Syed M. Islam. (1996). Principios de previsión de la demanda de electricidad: parte 1 Metodologías. Power Engineering Journal,10 (3), 139-143.

Al-Garni, Ahmed Z., Syed M. Zubair & Javeed S. Nizami. (1994). A Regression Model for Electric-Energy-Consumption Forecasting in Eastern Saudi Arabia. Energía, 19 (10), 1043-1049.

Anderson, David R., Dennis J. Sweeney y Thomas A. Williams. (1978). Essentials of Management Science: Applications to Decision Making. St. Paul, Minnesota: West Publishing Co.

Bartels , Robert & Denzil G. Fiebig. (1996). Medición y modelado de curvas de carga de electricidad de uso final residencial. Revista de Pronósticos, 15, 415-426.

Baum, Vladímir. (1993). Brillando en la penumbra. Economista del Petróleo, 60, 6-9.

Oficina de Investigación Empresarial y Económica. Índice de Precios al Consumidor-Todos los Consumidores Urbanos, Virginia Occidental, (1980-1995), wvbeis.be.wvu.edu/public/cat/cpi80p.txt.

Burns, Thomas G. (1984). The Art y Science of Energy Forecasting. Revista de Tecnología del Petróleo, 36, 1437-1442.

Charles River Asociados. (1986). Una guía para la metodología de pronóstico de electricidad.

Washington D.C.: Edison Electric Institute.

Cowing, Thomas G. & Daniel L. McFadden. (1984). Modelización Microeconómica y Análisis de Políticas: Estudios en Demanda de Energía Residencial. Orlando, Florida: Academic Press, Inc., Harcourt Brace, Jovanovich Publishers.

Crow, Robert T., Michael Robinson y Raymond L. Squitieri. (1981). Forecasting Electricity Sales and Loads: A Handbook for Small Utilities.

Donnelly, William A. (1987). La econometría de la demanda de energía: una encuesta de aplicaciones. Nueva York: Praeger.

Grira, C.W.J. y Paul Newbold. (1986). Forecasting Economic Time Series (2ª edición).

Orlando, Fla.: Academic Press, Harcourt Brace Jonavich Publishers.

Griffiths, William E., R. Carter Hill, y George G. Juez. (1993). Aprendizaje y práctica de la econometría. Nueva York: John Wiley & Sons, Inc.

Gupta, P.C. (1985). Pronóstico adaptativo a corto plazo de cargas horarias utilizando información meteorológica. En D.W. Bunn y E.D. Farmer, Comparative Models for Electrical Load Forecasting. (pp. 43-56) Nueva York: John Wiley & Sons Ltd.

Halvorsen, Roberto. (1970). Demanda de energía eléctrica en los Estados Unidos. Southern Economic Journal, 42, 610-625.

Halvorsen, Roberto. (1978). Modelos Econométricos de EE.UU. Demanda energética. Lexington, Massachusetts: Lexington Books, D.C. Salud y compañía.

Harvey, Andrés C. (1983). Time Series Models (2ª edición). Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.

Houthakker, Hendrikk S. (1980). Electricidad residencial revisada. The Energy Journal, 1 (1), 29-41.

Howard, Ronald A. (1968). Los fundamentos del análisis de decisiones. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, 4 (3), 211-219.

Kher, Lov Kumar, Fereidoon P. Sioshansi, & Soroosh Sorooshian. (1987). Modelado de demanda de energía con variables de entrada-salida ruidosas. The Energy Journal, 8 (4), 33-49.

Koomey, Jonathan G., Richard E. Brown, Robert Richey, Francis X. Johnson, Alan H. Sanstad, y Leslie mostrado. (1995). Pronóstico de uso final del sector residencial con EPRI- REEPS 2.1: Resumen de supuestos y resultados de entrada. Análisis de Energía Program, División de Energía y Medio Ambiente, Ernest Orlando Lawrence Berkley National Laboratory, Universidad de California, Berkeley, CA.

Labys, Walter C. (1999). Modelado de mercados minerales y energéticos. Boston, Massachusetts: Kluwer Academic Publishers.

Lakshminarayana, G.S. (1991). Importancia de la previsión de la demanda de energía a largo plazo en la planificación del sistema eléctrico. Riego y Energía, 48 (1), 29-37.

Le, S.V. (1983). Un enfoque econométrico para la previsión de carga máxima. En S. Nakamura (Ed.), Proceedings of Electric Load Forecasting and Generating Capacity Expansion.

Columbus, Ohio: Instituto Nacional de Investigación Regulatoria.

Leung, Ping Sun y Walter Miklius. (1994). Precisión de los pronósticos de consumo de energía eléctrica generados por métodos alternativos: el caso de Hawai. Fuentes de energía, 16, 289-299.

Megill, Robert E. (1984). An Introduction to Risk Analysis (2ª edición). Tulsa, Oklahoma: PennWell Publishing Company.

Miller, Roger LeRoy. (1994). Economics Today: The Macro View (8ª edición). Nueva York: Harper Collins College Publishers.

Mitchell, Bridger M., Rolla Edward Park y Francis Labrune. (1986). Proyectando la demanda de electricidad: una encuesta y pronóstico. Santa Mónica, California: Rand.

Munley, Vincent G., Larry W. Taylor, & John P. Formby. (1990). Demanda de electricidad en residencias multifamiliares ocupadas por inquilinos. Southern Economic Journal, 57 (1), 178-194.

Nan, Gehuang D. y Donald A. Murry. (1992). Demanda de energía con la forma funcional flexible de doble logarítmica. The Energy Journal, 13 (4), 149-159.

Corporación Palisade. Complemento de análisis y simulación de riesgos para Microsoft Excel o Lotus 1-2-3. (1996). Versión de Windows, Newfield, Guía del usuario de la versión 3.0. NY: Palisade Corporation.

Plourde, Andre & David Ryan. (1985). Sobre el uso de formularios bitáceos en el análisis de la demanda de energía. The Energy Journal, 6 (4), 105-113.

Micro Software Cuantitativo. (1995). Manual de E-Views. Irvine, California: Micro Software Cuantitativo.

RICE-CD ROM, 1969-1995.

Stermole, Franklin J. & John M. Stermole. (1993) Incertidumbre y análisis de riesgos. Evaluación Económica y Métodos de Decisión de Inversión. Golden, Colorado: Investment Evaluations Corporation.

Studenmund, A.H. con la ayuda de Henry J. Cassidy. (1992). Using Econometrics: A Practical Guide. Nueva York: Harper Collins Publishers.

Sugiyama, Sam O. (1992.) Representaciones de modelos simples de modelos detallados de previsión de carga. Proceedings: Eighth Electric Utility Forecasting Symposium, Baltimore, Maryland.

Torries, Thomas F. (1998). Evaluación de proyectos minerales: aplicaciones y conceptos erróneos.

Littleton, Colorado: Sociedad de Minería, Metalurgia y Exploración, Inc.

Departamento de Comercio, Administración de Economía y Estadísticas de los Estados Unidos , Oficina del Censo. (1982). 1980 Censo de Población, Características Generales de la Población, Virginia Occidental. Washington, DC: Estados Unidos Imprenta del Gobierno.

Departamento de Comercio, Economía y Administración de Estadísticas de los Estados Unidos,B ureau del Censo. (1983). 1980 Censo de la población, Características de la población, Características sociales y económicas generales, Virginia Occidental. Washington, DC: Oficina de Impresión del Gobierno de los Estados Unidos.

Departamento de Comercio, Administración de Economía y Estadísticas de los Estados Unidos, Oficina del Censo. (1993). Censo de Población, Características Sociales y Económicas de 1990, Virginia Occidental. Washington, DC: Estados Unidos Imprenta del Gobierno.

Departamento de Comercio, Administración de Economía y Estadísticas de los Estados Unidos , Oficina del Censo. (1982). 1980 Censo de Población y Vivienda, Características resumidas de las unidades gubernamentales y áreas estadísticas metropolitanas estándar, Virginia Occidental. Washington, DC: Estados Unidos Imprenta del Gobierno.

Departamento de Comercio, Administración de Economía y Estadísticas de los Estados Unidos , Oficina del Censo. (1991). 1990 Censo de Población y Vivienda, Resumen de Población y Características de la Vivienda, Virginia Occidental. Washington, DC: U.S. Government Printing Office.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Oficina del Censo. (1992). 1990 Censo de Población y Vivienda Resumen Tape File 3A.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1982). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 90, no. 7). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1983). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 91, no. 8). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1984). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 92, no. 8). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1985). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 93, no. 8). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1986). Virginia Occidental Climatológica D ata. (vol. 94, no. 7). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1987). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 95, no. 7). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1988). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 96, no. 8 Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1989). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 97, no. 7). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1990). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 98, no. 7). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1991). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 99, no. 7). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1992). Virginia Occidental Climatológica D ata. (vol. 100, núm. 7). Washington, DC: Estados Unidos Imprenta del Gobierno.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1993). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 101, núm. 8). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1994). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 102, núm. 6). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Cl imatic.

Departamento de Comercio de los Estados Unidos, Administración Nacional Oceánica y Atmosférica. (1995). Datos climatológicos de Virginia Occidental. (vol. 103, núm. 8). Asheville, Carolina del Norte: Centro Nacional de Datos Climáticos.

Departamento de Energía de los Estados Unidos, Administración de Energía enFormación. (1988-1995). Informe Anual de Servicios Eléctricos. Ventas e ingresos eléctricos.

Departamento de Energía de los Estados Unidos, Administración de Información de Energía . Histórico Gas Anual 1930- 1996. (DOE/EIA-0131(96)).  [www.eia.doe.gov.](http://www.eia.doe.gov/)

Departamento de Trabajo de los Estados Unidos, Oficina de Estadísticas Laborales. Índice de Precios al Consumidor, Todos los Consumidores Urbanos, EE.UU. Electricidad promedio de la ciudad, período base, 1982-84 = 100,

[http://stats.bls.gov/.](http://stats.bls.gov/)

Departamento de Trabajo de los Estados Unidos, Oficina de Estadísticas Laborales. Índice de precios al consumidor, todos los consumidores urbanos, Servicio de gas de servicios públicos promedio de la ciudad de los Estados Unidos, período base, 1982-84 = 100, [http://stats.bls.gov/.](http://stats.bls.gov/)

Walls, Michael R. y Thomas F. Torries. (1998). A Review of Risk Tolerance and Certainty Equivalence. Evaluación de proyectos minerales: aplicaciones y conceptos erróneos (pp. 123-130). Littleton, Colorado: Sociedad de Minería, Metalurgia y Exploración, Inc.

Comisión de Servicio Público de Virginia Occidental . (1982-1996). Informe estadístico anual de Appalachian Power Company.

**Otras fuentes**

Anderson, Kent P. (1973). Uso de energía residencial : un análisis econométrico. Preparado para la National Science Foundation, R-1297-NSF, Santa Mónica, CA: Rand.

Arsenault, E., J-T. Bernard, C.W. Carr, & E. Genest-Laplante. (1995). Un modelo de demanda energética total de Quebec. Economía de la energía, 17 (2), 163-171.

Bentzen, Jan y Tom Engsted. (1993). Elasticidades a corto y largo plazo en la demanda de energía: un enfoque de cointegración. Economía de la energía, 15, 9-16.

Bernard, Jean-Thomas, Denis Bolduc y Donald Be'langer. (1996). Demanda de energía residencial de Quebec: un enfoque microeconómico. Revista Canadiense de Economía, 29, 92-113.

Bodger, P.S. (1987). Modelos logísticos y de sustitución de energía para la previsión de electricidad: una comparación utilizando datos de consumo de Nueva Zelanda. Previsión tecnológica y cambio social, 31, 27-48.

Bunn, D.W. & E.D. Farmer. (1985a). Contexto económico y operativo de la predicción de carga eléctrica. En D.W. Bunn y E.D. Farmer (eds.) Comparative Models for Electrical Load Forecasting (p.p. 3-11). Nueva York: John Wiley & Sons Ltd.

Bunn, D.W. & E.D. Farmer. (1985b). Revisión de los métodos de pronóstico a corto plazo en la industria de la energía eléctrica. En D.W. Bunn y E.D. Farmer (eds.) Comparative Models for Electrical Load Forecasting (pp. 13-30). Nueva York: John Wiley & Sons Ltd.

Canova, Fabio y Bruce E. Hansen. (1995). ¿Los patrones estacionales son constantes en el tiempo? Una prueba para la estabilidad estacional. Journal of Business & Economic Statistics, 13 (3), 237-253.

Chan, Hing Lin y Shu Kam Lee. (1996). Previsión de la demanda de energía en China.

The Energy Journal, 17 (1), 19-30.

Cromwell, Jeff B., Walter C. Labys, & Michel Terraza. (1994). Pruebas univariadas para modelos de series temporales. (Michael S. Lewis-Beck, eds.), Sara Miller McCune, A SAGE University Paper.

Enders, Walter. (1995). Series temporales econométricas aplicadas. Nueva York: John Wiley & Sons, Inc.

Engle, Robert. F., Chowdhury Mustafa y John Rice. (1992). Modelización de la demanda máxima de electricidad. Revista de Pronósticos, 11, 241-252.

Halvorsen, Roberto. (1975). Demanda residencial de energía eléctrica. The Review of Economics & Statistics, 57, 12-18.

Hawkins, R.G. (1975). The Demand for Electricity: A Cross-Section Study of New South Wales and the Australian Capital Territory. El Registro Económico, 51, 1-18.

Departamento de Energía de los Estados Unidos, Administración de Información de Energía. Historical Monthly Energy Review 1973-1992.  [www.eia.doe.gov](http://www.eia.doe.gov/)

Irisarri, G.D., S.E. Widergren, & P.D. Yehsakul. (1982). Pronóstico de carga en línea para la aplicación del centro de control de energía. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1 (101) 71-78.

Irlandés, William F. (1992). Uso de múltiples modelos en la producción de pronósticos de energía a largo plazo. Proceedings: Eighth Electric Utility Forecasting Symposium, Baltimore, Maryland.

Kahn, Eduardo. (1991). Planificación y desregulación de servicios eléctricos. Consejo Americano para una Economía Energéticamente Eficiente, Washington, D.C. y Berkeley, CA.

Kennedy, Pedro. (1998). A Guide to Econometrics (4ª edición). Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.

Kras, Miguel. (1987). Pronóstico de energía: el contexto epistemológico. Futuros: The Journal of Forecasting and Planning, 19 (3), 254-275.

Labys, Walter C. (1982). Medición de la validez y el rendimiento de los modelos energéticos.

Economía de la energía, 4, 159-167.

Lee, Ray-Shine y Nirvikar Singh. (1994). Patrones en el consumo residencial de gas y electricidad: un análisis econométrico. Revista de Estadísticas Empresariales y Económicas, 12 (2), 233-241.

Mitchell, Bridger M., Judith Wilson Ross y Rolla Edward Park. (1986). Una breve guía para el pronóstico de carga eléctrica. Santa Mónica, California: Rand.

Mountain, Dean C & Evelyn Lawson. (1992). A Disagregd Nonhomothetic Modeling of Responsiveness to Residential Time-of-Use Electricity Rates. International Economic Review, 33 (1), 181-207.

Murphy, Federico H. & Allen L. Soyster. (1983). Comportamiento económico de las empresas eléctricas.

Englewood Cliffs, Nueva Jersey: Prentice-Hall, Inc.

Pierce, William Spangar. (1996). Economía de la Industria de la Energía (2ª edición). West Port, Connecticut: Praegar Publishers

Ramanathan, Ramu, Clive Granger y Robert Engle. (1985). Modelado en dos pasos para pronósticos a corto plazo. En D.W. Bunn y E.D. Farmer (eds.) Comparative Models for Electrical Load Forecasting. (págs. 131-157). Nueva York: John Wiley & Sons.

Regulación Energética.  [http://www.kemijoki.fi/saatoe.htm#SAATO.](http://www.kemijoki.fi/saatoe.htm#SAATO)

Ryan, David L., Yu Wang y Andre' Plourde. (Número especial, abril de 1996). Respuestas asimétricas de precios de la demanda de energía residencial en Ontario". Revista Canadiense de Economía, XXIX, 317-323.

Sarma, Reino Unido, S. Sinha, & T.K. Basu. (1987). Previsión a medio plazo de la demanda de carga (energía) del sistema de energía. Revista Internacional de Ciencia de Sistemas, 18 (9), 1691-1702.

Schneider, Alan M., Tadashi Takenawa y Dean A. Schiffman. (1985). Pronóstico de carga de servicios públicos de electricidad las 24 horas. En D.W. Bunn y E.D. Farmer (eds.) Comparative Models for Electrical Load Forecasting (pp. 87-108). Nueva York: John Wiley & Sons Ltd.

Stanton, K. Neil. y Pradeep C. Gupta. (1970). Pronóstico de la demanda máxima anual o estacional en los sistemas de servicios eléctricos. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 89 (5/6), 951-959.

Sun, J.W. (1996). Consumo real de energía residencial rural en China, 1990. Política energética, 24 (9), 827-839.

Taylor, Lester D. (1975). La demanda de electricidad: una encuesta. Bell Journal of Economics & Management Science, 6, 74-109.

Tuan, Nguyen Anh y Thierry Lefevre. Análisis de la demanda de energía de los hogares en Vietnam.

Política energética, 24 (12), 1089-1099.

Uri, Noel, D. (1979). Un enfoque mixto de series temporales / econométricas para pronosticar la carga máxima del sistema. Revista de Econometría, 9, 155-171.

Uri, Noel. D. & Saad A. Hassanein. (1986). Una nota sobre el modelado de la demanda de energía de alta frecuencia . Fuentes de energía, 8 (2/3), 87-98.

Yamasaki, Eiji & Norio Tominaga. (1997). Evolución de una sociedad envejecida y efecto sobre la demanda de energía residencial . Política energética, 25 11, 903-912.

# Apéndice A: Los datos

**Tabla 12: Los datos**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Pico de verano residencial** de  **Virginia Occidental de** Appalachian **Power** Company  **(mWh)1** | **Tendencia** | **Precio de la electricidad residencial** de Appalachian **Power Company ($/mWh) para Virginia Occidental** (**dólares constantes de 1990**)**2** | **Temperatura** máxima  **(grados F) el día del residencial** de  **verano** de  **Virginia Occidental**  de  **Appalachian Power Company**  **Pico3** | **Ingreso per cápita (1990 Constant $)** para el  **Área de Servicio4 de La Compañía de Energía de los Apalaches** en  **Virginia Occidental** |
| 1982 | 1786 | 1 | 0.000637 | 92 | 12849 |
| 1983 | 1969 | 2 | 0.000641 | 98 | 12512 |
| 1984 | 1878 | 3 | 0.000664 | 91 | 12906 |
| 1985 | 1887 | 4 | 0.000641 | 96 | 13057 |
| 1986 | 1792 | 5 | 0.000606 | 92 | 13397 |
| 1987 | 1828 | 6 | 0.000586 | 95 | 13358 |
| 1988 | 2151 | 7 | 0.000580 | 99 | 13663 |
| 1989 | 2017 | 8 | 0.000563 | 91 | 13879 |
| 1990 | 2072 | 9 | 0.000550 | 94 | 15013 |
| 1991 | 2129 | 10 | 0.000571 | 98 | 15619 |
| 1992 | 2072 | 11 | 0.000592 | 92 | 17047 |
| 1993 | 2268 | 12 | 0.000625 | 98 | 18188 |
| 1994 | 2138 | 13 | 0.000620 | 93 | 19443 |
| 1995 | 2274 | 14 | 0.000630 | 92 | 20998 |

1. Fuente: Appalachian Power Company
2. Fuente: 1983-1997, Appalachian Power Company's Annual Statistical Report to the West Virginia Public Service Commission

1988-1995, EIA-861 ("Informe Anual de Servicios Eléctricos") publicado en Electric Sales and Revenue

1. Fuente: West Virginia Climatological Journal, 1982-1995
2. Fuente: REIS-CD ROM 1969-1995

**Cuadro 13: Continuación de los datos**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Población total de Appalachian Power Company**  **Área de servicio** **5 de** Virginia Occidental | **Clientes residenciales** de Appalachian **Power Company en Virginia Occidental** **6** | **% Población rural**  **para el área de servicio de** Appalachian Power Company  **en Virginia Occidental** **7** | **Total de hogares para** el  **área** de  **servicio** **8** de  **Appalachian Power Company's West Virginia** |
| 1982 | 1013534 | 359720 | 0.63 | 375420 |
| 1983 | 1064309 | 361430 | 0.62 | 372147 |
| 1984 | 998333 | 362437 | 0.62 | 368875 |
| 1985 | 985439 | 362868 | 0.62 | 365602 |
| 1986 | 970674 | 363288 | 0.62 | 362329 |
| 1987 | 953193 | 363338 | 0.62 | 359057 |
| 1988 | 932400 | 363820 | 0.63 | 355784 |
| 1989 | 915416 | 366183 | 0.63 | 352512 |
| 1990 | 904834 | 368054 | 0.63 | 349239 |
| 1991 | 906332 | 369625 | 0.61 | 345966 |
| 1992 | 909145 | 371818 | 0.60 | 342694 |
| 1993 | 913738 | 374874 | 0.59 | 339421 |
| 1994 | 913568 | 377225 | 0.58 | 336149 |
| 1995 | 913775 | 381678 | 0.57 | 332876 |

1. Fuente: Censo de Población y Vivienda de 1990 Resumen Cinta Archivo 3A CD ROM
2. Fuente: Informe estadístico anual de Appalachian Power Company a la Comisión de Servicio Público de Virginia Occidental, 1982-1995.
3. Fuente: Censo de Población de 1980, Características Generales de la Población, Virginia Occidental, y el Censo de Población y Vivienda de 1990 Resumen Archivo de Cinta 3A CD ROM
4. Fuente: Censo de Población y Vivienda de 1980, Resumen de Características de las Unidades Gubernamentales y Áreas Estadísticas Metropolitanas Estándar de Virginia Occidental, y censo de población y vivienda de 1990 , Resumen de población y características de la vivienda de Virginia Occidental.

**Cuadro 14: Continuación de los datos**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Precio** del **Gas** Natural Residencial  **($/Btu) en Virginia** Occidental  **(1990 Constante $)** **9** | **Día de grado de enfriamiento para el verano residencial de Virginia Occidental de Appalachian Power** Company  **Pico10** | **Edad promedio para el área** de  **servicio de Virginia Occidental**  de Appalachian **Power** Company **11** |
| 1982 | 5.64 | 15.0 | 30.84 |
| 1983 | 5.57 | 20.0 | 31.40 |
| 1984 | 5.64 | 16.5 | 31.95 |
| 1985 | 5.93 | 17.5 | 32.51 |
| 1986 | 6.19 | 17.5 | 33.07 |
| 1987 | 6.12 | 17.0 | 33.62 |
| 1988 | 5.66 | 20.0 | 34.18 |
| 1989 | 5.76 | 14.5 | 34.73 |
| 1990 | 6.46 | 18.0 | 35.29 |
| 1991 | 6.58 | 19.0 | 35.85 |
| 1992 | 6.50 | 19.5 | 36.40 |
| 1993 | 7.06 | 18.0 | 36.96 |
| 1994 | 7.43 | 15.0 | 37.51 |
| 1995 | 7.46 | 17.0 | 38.07 |

1. Fuente: Página web de la Administración de Información Energética,<http://www.eia.doe.gov/>
2. Fuente: West Virginia Climatological Journal, 1982-1995
3. Fuente : Censo de Población de 1980, Características Sociales y Económicas Generales de Virginia Occidental y Censo de Características De Población, Sociales y Económicas de Virginia Occidental de 1990.

**Cuadro 15: Cuadro 16**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Porcentajes** del precio de la electricidad y **del índice de precios del gas** natural  **(Año base = 1990)** | | |
|  |  |  |
|  | Electricidad | Natural  Gas |
| 1982 | 81.64% | 92.23% |
| 1983 | 84.29% | 107.64% |
| 1984 | 89.65% | 108.42% |
| 1985 | 92.87% | 107.70% |
| 1986 | 94.06% | 102.46% |
| 1987 | 93.82% | 97.78% |
| 1988 | 94.89% | 97.18% |
| 1989 | 97.72% | 99.86% |
| 1990 | 100.00% | 100.00% |
| 1991 | 103.78% | 101.25% |
| 1992 | 105.79% | 103.09% |
| 1993 | 107.91% | 109.41% |
| 1994 | 107.96% | 111.52% |
| 1995 | 110.39% | 105.79% |
|  |  |  |
| Fuente: Oficina de Trabajo  Página de inicio de datos estadísticos | | |

|  |  |
| --- | --- |
| **Índice de Precios al Consumidor de Virginia** Occidental  **Porcentajes de Ingresos**  **(Año base = 1990)** | |
|  |  |
| 1982 | 73.83% |
| 1983 | 76.21% |
| 1984 | 79.50% |
| 1985 | 82.33% |
| 1986 | 83.86% |
| 1987 | 86.92% |
| 1988 | 90.51% |
| 1989 | 94.87% |
| 1990 | 100.00% |
| 1991 | 104.21% |
| 1992 | 107.35% |
| 1993 | 110.56% |
| 1994 | 113.39% |
| 1995 | 116.60% |
|  |  |
| Fuente: Oficina de Negocios y Economía  Página de inicio de la investigación, wvbeis.be.wvu.edu/public/cat/cpi80p.txt | |

**mWh**

(Fuente: Mesa 12)



2500

2300

2100

1900

1700

1500

**Año**

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 12: Appalachian Power Company's Oeste Virginia Residencial Verano Pico (mWh)**



100

98

96

94

92

90

88

86

**Año**

**Temperatura (grados Fahrenheit)**

(Fuente: Cuadro 12)

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 13: Temperatura máxima (grados Fahrenheit) el día del pico** de  **verano residencial** de  **Virginia Occidental** de **Appalachian Power Company**

**CDD**

(Fuente: Mesa 14)



25

20

15

10

5

0

**Año**

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 14: Grados-días de enfriamiento el día de los Apalaches Poder Empresas Oeste Virginia Residencial Verano Pico**



0.0006800

0.0006600

0.0006400

0.0006200

0.0006000

0.0005800

0.0005600

0.0005400

0.0005200

0.0005000

**Año**

**Precio** de la electricidad  **($/mWh)**

(Fuente: Cuadro 12)

1982

1983

1984

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

1985

**Figura 15: Precio promedio de electricidad** residencial  **($/mWh) de Appalachian Power Company para Virginia** Occidental en  **dólares constantes de 1990**

(Fuente: Mesa 14)



8

7

6

5

4

3

2

1

0

**Año**

**Precio del Gas** Natural  **($/Btu)**

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 16: Residencial Natural Gas Precio ($/Btu) para Oeste Virginia en 1990 Constante Dólares**



25000

20000

15000

10000

5000

0

**Año**

**Ingreso per cápita**

(Fuente: Mesa 12)

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 17: Ingreso per cápita para el área de servicio de Virginia Occidental de Appalachian Power Company en dólares constantes** de  **1990**

(Fuente: Mesa 13)



385000

380000

375000

370000

365000

360000

355000

350000

345000

**Año**

**Clientes** Residenciales

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 18: Apalache Poder Empresas Residencial Clientela en Oeste Virginia**



1100000

1050000

1000000

950000

900000

850000

800000

**Año**

**Población**

(Fuente: Cuadro 13)

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 19: Población total del área de servicio** de **Appalachian Power** Company  **en Virginia Occidental**

(Fuente: Mesa 13)



64%

63%

62%

61%

60%

59%

58%

57%

56%

55%

54%

**Año**

**Porcentaje Rural**

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 20: Porcentaje de población rural para los Apalaches Poder Empresas Servicio Área en Virginia Occidental**



40

35

30

25

20

15

10

5

0

**Año**

**Edad** Medio

(Fuente: Cuadro 14)

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 21:** Edad  **promedio para el área de servicio** de  **Appalachian Power** Company  **en Virginia Occidental**

(Fuente: Mesa 13)



380000

370000

360000

350000

340000

330000

320000

310000

**Año**

**Total de hogares**

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

**Figura 22: Total de hogares para el área** de  **servicio** de  **Appalachian Power Company en Virginia Occidental**

# Apéndice B: Los resultados

## Tabla 17: Matriz de correlación

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Precio de la electricidad | Temperatura | Para Capita  Renta | Población | Clientes Residenciales | Porcentaje Rural | Total de hogares | Gas Natural  Precio | CDD | Edad media |
| Electricidad  Precio | 1 |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Temperatura | -0.117 | 1 |  |  |  |  |  |  |  |  |
| Ingreso per cápita | -0.012 | -0.106 | 1 |  |  |  |  |  |  |  |
| Población | 0.650 | 0.056 | -0.662 | 1 |  |  |  |  |  |  |
| Clientes Residenciales | -0.076 | -0.088 | 0.991 | -0.705 | 1 |  |  |  |  |  |
| Porcentaje Rural | -0.281 | 0.079 | -0.929 | 0.411 | -0.909 | 1 |  |  |  |  |
| Total de hogares | 0.352 | 0.003 | -0.920 | 0.874 | -0.948 | 0.771 | 1 |  |  |  |
| Precio del gas natural | -0.057 | -0.061 | 0.951 | -0.662 | 0.946 | -0.898 | -0.894 | 1 |  |  |
| CDD | -0.148 | 0.681 | -0.083 | 0.050 | -0.061 | 0.057 | 0.018 | -0.100 | 1 |  |
| Edad media | -0.352 | -0.002 | 0.920 | -0.874 | 0.948 | -0.771 | -1.000 | 0.894 | 0.019 | 1 |

* Señal inesperada

Estos resultados generalmente tienen sentido.

119

**Cuadro 18: Los resultados estadísticos**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | *Regresión 5\** | Regresión 6 | *Regresión 7* | *Regresión 8* |
| Interceptar | -13596.727  (-1.093) | -160284.29  (-1.0849) | -16429.12  (-3.418) | -8548.768  (-1.032) |
| Tendencia | -2.789  (-0.075) | 0.285  (0.007) | -4.66  (-0.218) | 16.891  (0.436) |
| Precio de la electricidad | -427499.045  (-0.302) | -43.94  (-0.306) | -634079.268  (-0.782) | 52702.86  (0.036) |
| Temperatura | 21.839  (2.754) | 21.839  (2.743) | 23.952  (5.27) |  |
| CDD |  |  |  | 23.267  (1.734) |
| Clientes Residenciales | 0.0392  (1.058) |  | 0.038  (2.07) | 0.027  (0.795) |
| Registrar clientes residenciales |  | 29764.389  (1.069) |  |  |
| Log Ingreso Per Cápita |  | -1231.639  (-0.532) | 1071.813  (0.75) | 365.64  (0.138) |
| Ingreso per cápita | -0.0392  (-0.586) |  |  |  |
| Población de registro |  |  |  |  |
| Porcentaje de registro rural |  |  |  |  |
| Precio del gas natural |  |  | -267.193  (-4.224) | -208.494  (-1.758) |
| R-Cuadrado | 0.863 | 0.862 | 0.96 | 0.865 |
| R-cuadrado ajustado | 0.777 | 0.776 | 0.93 | 0.749 |
| Error estándar | 78.35 | 78.607 | 44.607 | 83.18 |
| Estadística F | 10.08 | 10.002 | 28.86 | 7.467 |

* Las regresiones 1-4 se muestran en la Tabla 3

**Cuadro 19: Continuación de los resultados estadísticos**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Regresión 9 | Regresión 10 | Regresión 11 | Regresión 12 |
| Interceptar | -48858.431  (-2.003) | -16450.767  (-3.423) | 107594.776  (2.117) | -833962.565  (-0.0004) |
| Tendencia | 96.529  (2.248) | -4.559  (-0.213) | 675.304  (3.042) | -5145.176  (-0.0002) |
| Precio de la electricidad | 3759001.47  (2.109) | -623279.377  (-0.769) | 2432703.408  (1.581) | 3382590.986  (1.962) |
| Temperatura | 15.745  (2.161) | 23.971  (5.277) | 19.003  (3.33) |  |
| CDD |  |  |  | -0.614  (-0.034) |
| Log Ingreso Per Cápita | 2893.689  (1.691) | 1066.407  (0.747) |  | 2165.708  (1.299) |
| Población de registro | 6739.089  (1.685) |  | 2535.243  (0.771) |  |
| Clientes Residenciales |  | 0.038  (2.078) |  |  |
| Población |  |  |  | 0.003  (1.91) |
| Porcentaje de registro rural | 27975.75  (2.529) |  | 3845.979  (1.429) |  |
| Precio del gas natural |  | -268.803  (-4.229) |  | -178.5  (-1.42) |
| Edad promedio del registro |  |  | -81001.99  (-2.665) |  |
| Edad media |  |  |  | 15032.636  (1.383) |
| Log Precio del Gas Natural |  |  | -2087.155  (-1.849) |  |
| Porcentaje Rural |  |  |  | 13938.377  (2.256) |
| Total de hogares |  |  |  | 0.946  (0.0002) |
| R-Cuadrado | 0.918 | 0.961 | 0.96 | 0.949 |
| R-cuadrado ajustado | 0.847 | 0.928 | 0.91 | 0.835 |
| Error estándar | 64.939 | 44.575 | 49.46 | 67.436 |
| Estadística F | 12.999 | 28.899 | 20.07 | 8.313 |

**Cuadro 20: Continuación de los resultados estadísticos**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | *Regresión 13* | *Regresión 14* | *Regresión 15* |
| Interceptar | -286687.246  (0.0002) | 41967.2  (0.271) | -189267.578  (-1.853) |
| Tendencia | -2069.341  (-0.0002) | 391.283  (0.584) | -3.616  (-0.163) |
| Precio de la electricidad | 2599341.454  (2.326) | 2248950.992  (1.322) | -617583.459  (-0.748) |
| Temperatura | 15.232  (2.514) | 19.156  (3.122) | 23.847  (5.17) |
| Log Ingreso Per Cápita | 2938.818  (2.719) | 1761.253  (0.454) |  |
| Ingreso per cápita |  |  | 0.019  (0.476) |
| Población de registro |  | 3119.25  (0.83) |  |
| Registro Residencial  Clientela |  |  | 34280.396  (1.855) |
| Población | 0.002  (2.043) |  |  |
| Porcentaje de registro rural |  | 14874.47  (1.397) |  |
| Precio del gas natural | -178.54  (-2.532) |  | -260.106  (-4.12) |
| Edad promedio del registro |  | -43562.22  (-0.491) |  |
| Edad media | 5429.793  (0.914) |  |  |
| Log Precio del Gas Natural |  | -2448.503  (-1.688) |  |
| Porcentaje Rural | 11457.082  (2.885) |  |  |
| Total de hogares | 0.265  (7,8657 x 10-5) |  |  |
| R-Cuadrado | 0.98 | 0.96 | 0.96 |
| R-cuadrado ajustado | 0.92 | 0.898 | 0.93 |
| Error estándar | 41.99 | 53.105 | 45.3 |
| Estadística F | 22.14 | 15.263 | 27.946 |

**Tabla 21: Regresión auxiliar con el precio de la electricidad residencial de Appalachian Power Company para Virginia Occidental como variable dependiente**

Estadísticas de regresión

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Múltiples R | 0.96 | | | | | |
| Plaza R | 0.91 | | | | | |
| Cuadrado R ajustado | 0.86 | | | | | |
| Error estándar | 0.00001 | | | | | |
| Observaciones | 14 | | | | | |
| ANOVA |  |  |  |  |  |  |
|  | Df |  | Ss | Sra. | F | Significado F |
| Regresión |  | 5 | 1.4E-08 | 2.8E-09 | 16.89 | 0.0005 |
| Residual |  | 8 | 1.3E-09 | 1.7E-10 |  |  |
| Total | 13 | | 1.5E-08 |  |  | |
| Interceptar | Coeficientes 0.008011 | | Error estándar  0.005720 | t Estadística 1.400375 | Valor P 0,198971 | |
| Temperatura | 0.000001 | | 0.000001 | 0.500949 | 0.629897 | |
| log percapinc | -0.000198 | | 0.000324 | -0.611855 | 0.557618 | |
| log pop | -0.000737 | | 0.000772 | -0.955539 | 0.367284 | |
| antigüedad del registro | -0.002134 | | 0.000860 | -2.481842 | 0.038002 | |
| log perrural | -0.004886 | | 0.001411 | -3.463475 | 0.008524 | |

**Tabla 22: Regresión auxiliar con temperatura máxima el día del pico de verano residencial de Virginia Occidental de Appalachian Power Company como variable dependiente**

Estadísticas de regresión

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Múltiples R |  | 0.54 |  | | | |
| Plaza R |  | 0.29 |
| Cuadrado R ajustado |  | -0.15 |
| Error estándar |  | 3.14 |
| Observaciones |  | 14 |
| ANOVA |  |  |
|  | Df |  | Ss | Sra. | F | Significado F |
| Regresión | 5 | | 32,45 6,49 0,66 | | | 0.66 |
| Residual | 8 | | 78,76 9,84 | | |  |
| Total | 13 | | 111.21 | | |  |
|  | Coeficientes | | Error estándar | t Estadística | Valor P | |
| Interceptar | -1886.59 | | 1403.68 | -1.34 | 0.22 | |
| Precio de la electricidad | 42460.51 | | 84760.07 | 0.50 | 0.63 | |
| Log percapinc | -27.22 | | 80.21 | -0.34 | 0.74 | |
| Log pop | 259.96 | | 175.75 | 1.48 | 0.18 | |
| Antigüedad del registro | 389.01 | | 242.15 | 1.61 | 0.15 | |
| Registro perrural | 387.01 | | 525.48 | 0.74 | 0.48 | |

**Tabla 23: Regresión auxiliar con ingreso per cápita para** el  **área** de  **servicio** de  **Virginia Occidental** de Appalachian  **Power Company como variable dependiente**

Estadísticas de regresión

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Múltiples R | 0.99 |  | | | |
| Plaza R | 0.98 |
| Cuadrado R ajustado | 0.97 |
| Error estándar | 0.01 |
| Observaciones | 14 |
| ANOVA |  |
|  | Df | Ss | Sra. | F | Significado F |
| Regresión | 5 | 0.069 | 0.014 | 73.42 | 1.82E-06 |
| Residual | 8 | 0.002 | 2E-04 |  |  |
| Total | 13 | 0.071 |  |  |  |
| Interceptar | Coeficientes  6.29 | Error estándar  6.43 | t Estadística  0.98 | Valor P  0.36 |  |
| Precio de la electricidad | -225.28 | 368.19 | -0.61 | 0.56 |  |
| Temperatura | -0.001 | 0.002 | -0.34 | 0.74 |  |
| Log pop | -0.58 | 0.84 | -0.68 | 0.51 |  |
| Antigüedad del registro | 0.39 | 1.21 | 0.32 | 0.76 |  |
| Registro perrural | -4.28 | 1.83 | -2.33 | 0.05 |  |

**Tabla 24: Regresión auxiliar con población total** para el  **área** de  **servicio de Virginia Occidental**  de  **Appalachian Power** Company  **como variable dependiente**

Estadísticas de regresión

R múltiple 0.98

R Cuadrado 0.96

Cuadrado R ajustado 0.94

Error estándar 0.01

Observaciones 14

ANOVA

Df SS MS F Significación F

Regresión50.0062 0.00123781139.561.96E-05

Residual80.0003 3.12856E-05

Total130.0064

Coeficientes Standard Errort StatP-value

Intercept7.730.45 17.30712973 1.26532E-07

Precio de la electricidad-138,91 145,38 -0,955538735 0,367

Temperatura 0.00083 0.00 1.479129651 0.177

Log percapinc-0.095 0.14 -0.681446532 0.515

Edad del registro-1.133 0.29 -3.867718586 0.005

Registro perrural-1.82 0.72 -2.52858909 0.035

**Tabla 25: Regresión auxiliar con porcentaje de población rural para** el  **área** de  **servicio de Virginia Occidental** de  **Appalachian Power Company como**

**el var iable dependiente**

Estadísticas de regresión

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Múltiples R | 0.99 | | | | | |
| Plaza R | 0.99 | | | | | |
| Cuadrado R ajustado | 0.98 | | | | | |
| Error estándar | 0.002 | | | | | |
| Observaciones | 14 | | | | | |
| ANOVA |  |  |  |  |  |  |
|  | Df |  | Ss | Sra. | F | Significado F |
| Regresión |  | 5 | 0.002 | 0.0004 | 106.04 | 4.33E-07 |
| Residual |  | 8 | 3.34E-05 | 4.17E-06 |  |  |
| Total |  | 13 | 0.002 |  |  |  |
| Interceptar | Coeficientes  2.21 | | Error estándar  0.64 | t Estadística  3.45 | Valor P  0.01 | |
| Precio de la electricidad | -122.78 | | 35.45 | -3.46 | 0.01 | |
| Temperatura | 0.0002 | | 0.0002 | 0.7365 | 0.4825 | |
| Log percapinc | -0.09 | | 0.04 | -2.33 | 0.05 | |
| Log pop | -0.24 | | 0.10 | -2.53 | 0.04 | |
| Antigüedad del registro | -0.34 | | 0.14 | -2.47 | 0.04 | |

**Tabla 26: Regresión auxiliar con la edad promedio para** el  **área de servicio de Virginia Occidental**  de  **Appalachian Power** Company  **como variable dependiente**

Estadísticas de regresión

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Múltiples R | 0.99 | | | | | |
| Plaza R | 0.99 | | | | | |
| Cuadrado R ajustado | 0.98 | | | | | |
| Error estándar | 0.004 | | | | | |
| Observaciones | 14 | | | | | |
| ANOVA |  |  |  |  |  |  |
| Regresión | Df | 5 | Ss  0.01 | Sra.  0.002 | F 140,06 | Importancia F 1.45E-07 |
| Residual |  | 8 | 0.0001 | 1.59E-05 |  |  |
| Total |  | 13 | 0.01 |  |  |  |
|  | Coeficientes | | Error estándar | t Estadística | Valor P | |
| Interceptar | 4.63 | | 1.10 | 4.20 | 0.00 | |
| Precio de la electricidad | -203.87 | | 82.14 | -2.48 | 0.04 | |
| Temperatura | 0.00 | | 0.00 | 1.61 | 0.15 | |
| Log percapinc | 0.03 | | 0.10 | 0.32 | 0.76 | |
| Log pop | -0.57 | | 0.15 | -3.87 | 0.00 | |
| Registro perrural | -1.28 | | 0.52 | -2.47 | 0.04 | |

**Tabla 27: Ecuación de regresión utilizada para pronosticar el** precio  **de la electricidad residencial** de  **Appalachian Power** Company  **para Virginia Occidental**

### Precio de la electricidad

RESUMEN DE RESULTADOS

Estadísticas de regresión

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Múltiples R | 0.352049897 | | | | | |
| Plaza R | 0.12393913 | | | | | |
| Cuadrado R ajustado | 0.050934058 | | | | | |
| Error estándar | 3.34817E-05 | | | | | |
| Observaciones | 14 | | | | | |
| ANOVA |  |  |  |  |  |  |
|  | Df |  | Ss | Sra. | F | Significado F |
| Regresión |  | 1 | 1.93E-09 | 1.90E-09 | 1.698 | 0.217 |
| Residual |  | 12 | 1.35E-08 | 1.12-09 |  |  |
| Total |  | 13 | 1.54E-08 |  |  |  |
|  | Coeficientes | | Error estándar | t Estadística | Valor P | |
| Interceptar | 0.00063 | | 1.89E-05 | 33.29 | 3.42E-13 | |
| Tendencia | -2.89E-06 | | 2.22E-06 | -1.30 | 0.22 | |

**Tabla 28: Ecuación de regresión utilizada para pronosticar el ingreso per cápita para** el  **área** de  **servicio** de  **Virginia Occidental** de  **Appalachian Power Company**

**Ingreso per cápita**

RESUMEN DE RESULTADOS

Estadísticas de regresión

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Múltiples R | 0.92 | | | | | |
| Plaza R | 0.85 | | | | | |
| Cuadrado R ajustado | 0.83 | | | | | |
| Error estándar | 1118.49 | | | | | |
| Observaciones | 14 | | | | | |
| ANOVA |  |  |  |  |  |  |
|  | Df |  | Ss | Sra. | F | Significado F |
| Regresión |  | 1 | 82468517.8 | 82468517.8 | 65.92 | 3.23E-06 |
| Residual |  | 12 | 15012203.47 | 1251016.96 |  |  |
| Total |  | 13 | 97480721.26 |  |  |  |
| Interceptar | Coeficientes 10622.31 | | Error estándar  631.41 | t Estadística  16.82 | Valor P 1.04E-09 | |
| Tendencia | 602.08 | | 74.16 | 8.12 | 3.23E-06 | |

**Tabla 29: Ecuación de regresión utilizada para pronosticar el registro de clientes residenciales para** el  **área** de  **servicio de Virginia Occidental**  de  **Appalachian Power** Company

**Registrar clientes residenciales**

RESUMEN DE RESULTADOS

Estadísticas de regresión

R múltiple 0,95

R Cuadrado 0.90

R Cuadrado ajustado 0.90

Error estándar 0.0025

Observaciones 14

ANOVA

df Importancia de SS MS F

F

Regresión 1 0,0007 0,0007 112,51 1,88796E-07

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Residual | 12 | 7.53846E-05 06.28205E-06 | | |
| Total | 13 | 0.0008 | | |
|  | Coeficientes | Estándar | t Estadística | Valor P |
|  |  | Error |  |  |
| Interceptar | 5.55 | 0.0014 | 3,923.99 | 5.05438E-38 |
| Tendencia | 0.0018 | 0.0002 | 10.61 | 1.88796E-07 |

**Figura 23: Gráfico del residencial de Appalachian Power Company Electricidad Precio ($/mWh) para Oeste Virginia Usando Previsión Ecuación**



0.0007000

0.0006000

0.0005000

0.0004000

0.0003000

0.0002000

0.0001000

0.0000000

**Año**



30000

25000

20000

15000

10000

5000

0

**Año**

**Renta Per cápita ($)**

**Precio** de la electricidad  **($/mWh)**

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

1996

1997

1998

1999

2000

2001

2002

2003

2004

2005

**Figura 24: Gráfico del ingreso per cápita para el área de** servicio  **de Virginia Occidental**  de Appalachian Power Company  **utilizando** la  **ecuación de pronóstico**

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

1996

1997

1998

1999

2000

2001

2002

2003

2004

2005

**Figura 25: Gráfico de Appalachian Power Company Residencial Clientes en Oeste Virginia usando Forecast Ecuación**

400000

390000

380000

370000

360000

350000

340000

**Año**

**Clientes** Residenciales

1982

1983

1984

1985

1986

1987

1988

1989

1990

1991

1992

1993

1994

1995

1996

1997

1998

1999

2000

2001

2002

2003

2004

2005

**Tabla 30: Intervalos de confianza de los valores de pronóstico** de  **variables exógenas utilizando la ecuación de intervalo** de  **confianza (** **= 0,05)**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Electricidad**  **Precio** | **Precio** de la electricidad  **Superior** | **Precio** de la electricidad  **Bajar** |
| 1996 | 0.0005859 | 720737.385 | -720737.384 |
| 1997 | 0.0005830 | 726437.896 | -726437.894 |
| 1998 | 0.0005801 | 732850.970 | -732850.969 |
| 1999 | 0.0005772 | 739976.609 | -739976.607 |
| 2000 | 0.0005743 | 747814.811 | -747814.810 |
| 2001 | 0.0005714 | 756365.577 | -756365.576 |
| 2002 | 0.0005685 | 765628.907 | -765628.906 |
| 2003 | 0.0005656 | 775604.801 | -775604.799 |
| 2004 | 0.0005627 | 786293.258 | -786293.257 |
| 2005 | 0.0005598 | 797694.280 | -797694.278 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Temperatura** | **Temperatura superior** | **Temperatura más baja** |
| 1996 | 94.357 | 99 | 91 |
| 1997 | 94.357 | 99 | 91 |
| 1998 | 94.357 | 99 | 91 |
| 1999 | 94.357 | 99 | 91 |
| 2000 | 94.357 | 99 | 91 |
| 2001 | 94.357 | 99 | 91 |
| 2002 | 94.357 | 99 | 91 |
| 2003 | 94.357 | 99 | 91 |
| 2004 | 94.357 | 99 | 91 |
| 2005 | 94.357 | 99 | 91 |
|  |  |  |  |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Ingreso per cápita** | **Rentas por capital**  **Superior** | **Ingreso per cápita**  **Bajar** |
| 1996 | 19653.49254 | 19653.531 | -19653.531 |
| 1997 | 20255.57142 | 20255.612 | -20255.612 |
| 1998 | 20857.6503 | 20857.693 | -20857.693 |
| 1999 | 21459.72918 | 21459.774 | -21459.774 |
| 2000 | 22061.80806 | 22061.855 | -22061.855 |
| 2001 | 22663.88695 | 22663.937 | -22663.937 |
| 2002 | 23265.96583 | 23266.019 | -23266.019 |
| 2003 | 23868.04471 | 23868.101 | -23868.101 |
| 2004 | 24470.12359 | 24470.183 | -24470.183 |
| 2005 | 25072.20247 | 25072.265 | -25072.265 |

**Tabla 31: Intervalos de confianza** de  **los valores de pronóstico** de  **variables exógenas utilizando la ecuación de intervalo de** confianza  **(** **= 0,05) Continuación**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Residencial**  **Clientela** | **Clientes** Residenciales  **Superior** | **Clientes** Residenciales  **Bajar** |
| 1996 | 378902 | 379062 | -379062 |
| 1997 | 380443 | 380650 | -380650 |
| 1998 | 381990 | 382250 | -382250 |
| 1999 | 383543 | 383863 | -383863 |
| 2000 | 385103 | 385488 | -385488 |
| 2001 | 386669 | 387126 | -387126 |
| 2002 | 388242 | 388777 | -388777 |
| 2003 | 389821 | 390441 | -390441 |
| 2004 | 391406 | 392118 | -392118 |
| 2005 | 392998 | 393808 | -393808 |

**Tabla 32: Intervalos de confianza mediante extrapolación simple de tendencias**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Electricidad**  **Precio** | **Precio** de la electricidad  **Superior** | **Precio** de la electricidad  **Bajar** |
| 1996 | 0.0006300 | 0.000635 | 0.0006255 |
| 1997 | 0.0006300 | 0.000650 | 0.0006254 |
| 1998 | 0.0006300 | 0.000655 | 0.0006253 |
| 1999 | 0.0006300 | 0.000660 | 0.0006252 |
| 2000 | 0.0006350 | 0.000665 | 0.0006251 |
| 2001 | 0.0006350 | 0.000670 | 0.0006250 |
| 2002 | 0.0006350 | 0.000680 | 0.0006200 |
| 2003 | 0.0006400 | 0.000685 | 0.0006150 |
| 2004 | 0.0006500 | 0.000690 | 0.0006050 |
| 2005 | 0.0006550 | 0.000695 | 0.0006000 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Temperatura** | **Temperatura superior** | **Temperatura más baja** |
| 1996 | 94 | 99 | 91 |
| 1997 | 94 | 99 | 91 |
| 1998 | 94 | 99 | 91 |
| 1999 | 94 | 99 | 91 |
| 2000 | 94 | 99 | 91 |
| 2001 | 94 | 99 | 91 |
| 2002 | 94 | 99 | 91 |
| 2003 | 94 | 99 | 91 |
| 2004 | 94 | 99 | 91 |
| 2005 | 94 | 99 | 91 |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Ingreso** per cápita | **Rentas por capital**  **Superior** | **Ingreso per cápita**  **Bajar** |
| 1996 | 21500 | 23000 | 21000 |
| 1997 | 23500 | 26000 | 22000 |
| 1998 | 25000 | 28000 | 23500 |
| 1999 | 26500 | 31500 | 24000 |
| 2000 | 28500 | 32500 | 24500 |
| 2001 | 29500 | 35000 | 25000 |
| 2002 | 31500 | 37000 | 26000 |
| 2003 | 33000 | 39500 | 26500 |
| 2004 | 34000 | 40500 | 27000 |
| 2005 | 35000 | 42000 | 29000 |

**Tabla 33: Intervalos de confianza mediante extrapolación simple de tendencias (continuación)**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Año** | **Clientes** Residenciales | **Clientes** Residenciales  **Superior** | **Clientes residenciales más bajos** |
| 1996 | 383000 | 384000 | 382000 |
| 1997 | 384500 | 386000 | 383000 |
| 1998 | 386500 | 390000 | 385500 |
| 1999 | 385000 | 392000 | 384250 |
| 2000 | 387000 | 394500 | 385500 |
| 2001 | 391000 | 397000 | 386000 |
| 2002 | 392500 | 400000 | 387000 |
| 2003 | 394000 | 403000 | 388000 |
| 2004 | 396000 | 405000 | 389000 |
| 2005 | 398000 | 408000 | 391500 |

Year

1983

1985

1987

1989

1991

1993

1995

1997

1999

2001

2003

**Figura 26: Gráfico de Appalachian Power Company Precio de la electricidad residencial ($/mWh) para Virginia Occidental Confianza Intervalo Usando Confianza Intervalo Ecuación**



1000000.00

800000.00

600000.00

400000.00

200000.00

0.00

-200000.00

Precio de la electricidad Precio de la electricidad Superior

Precio de la electricidad más bajo

-400000.00

-600000.00

-800000.00

-1000000.00

**Año**



100

98

96

94

92

Temperatura

Temperatura Temperatura superior Inferior

90

88

86

**Año**

**Precio** de la electricidad  **($/mWh)**

**Temperatura (grados Centígrados)**

**Figura 27: Gráfico del intervalo de confianza para la temperatura máxima el día del pico** de  **verano residencial** de  **Virginia Occidental de Appalachian Power Company**

Year

1983

1985

1987

1989

1991

1993

1995

1997

1999

2001

2003

**Figura 28: Gráfico de Confianza Intervalo para Para Cápita Renta para Apalache Poder Empresas Oeste Virginia Servicio Área**

30000

20000

10000

0

Ingreso per cápita

Ingresos por cápita superiores Ingreso per cápita inferior

-10000

-20000

-30000

**Año**

**Renta Per cápita ($)**

1982

1984

1986

1988

1990

1992

1994

1996

1998

2000

2002

2004

**Usando el Confianza Intervalo Ecuación**



500000

400000

300000

200000

100000

0

-100000

-200000

-300000

-400000

-500000

**Año**

ResidencialPersonales

ResidencialClientes personalizados residencialesClientes más bajos

**Clientes** Residenciales

|  |
| --- |
|  |
|  |
|  |

**Figura 29: Gráfico de los clientes residenciales de Appalachian Power Company en Virginia Occidental utilizando la ecuación de intervalo de** confianza

1996

1997

1998

1999

2000

2001

2002

2003

2004

2005

**Kathleen Ann Cullen**

**Educación*:***

Universidad de Virginia Occidental

Maestría en Ciencias: agosto de 1999

Campo: Economía Agrícola y de Recursos Naturales

Saint Vincent College Bachelor of Arts: Mayo de 1995 Especialidad: Ciencias Políticas

**Historial** de empleo

Marzo 1997 – Presente

Centro Nacional de Investigación de Carbón y Energía de la Universidad de Virginia Occidental , Morgantown WV

### Auxiliar Administrativo

**Deberes:** Ayudar con la gestión de proyectos en proyectos como el Grupo de Investigación de la Industria Eléctrica, Industrias del Futuro - Virginia Occidental y Reciclaje de Productos Electrónicos. El trabajo incluye ayudar con la preparación de propuestas, el seguimiento del presupuesto, la planificación de conferencias y la coordinación de reuniones.

Agosto de 1995 – Marzo de 1997 West Virginia University

Facultad de Agricultura, Silvicultura y Ciencias del Consumidor, Morgantown, WV

### Asistente de Investigación de Posgrado

Deberes: Búsquedas bibliográficas, búsquedas de datos, análisis de datos y ayuda con la investigación y la preparación de documentos

Junio – Agosto 1996

Comisión de Servicio Público de Virginia Occidental

### Pasante de verano

**Deberes:**  Búsquedas de literatura, búsquedas de datos, ayudado con el desarrollo de un modelo residencial de demanda de energía de verano para el área de servicio de Appalachian Power Company en Virginia Occidental.

Agosto 1994 – Mayo 1995

Saint Vincent College, Latrobe, PA

### Tutor del Departamento de Historia y laboratorio interdisciplinario de escritura / computación

**Deberes**: Ayudar a los estudiantes con preguntas en la historia, ayudar en la escritura y edición de artículos, y ayudar con problemas informáticos.

Mayo – Agosto 1993

Oficina del Fiscal de Distrito del Condado de Fayette , Uniontown, PA

### Pasante de verano

**Deberes**: Registrar controles de los acusados, ayudar con el apoyo básico de la oficina y vigilar los casos judiciales.