

Modelo de predicción del consumo de gas natural en la República Argentina

Por Salvador Gil (*) y Jorge Deferrari,
Ente Nacional Regulador del Gas. Argentina (ENARGAS)

La Gerencia de Distribución del ENARGAS ha desarrollado un modelo para predecir los consumos ininterrumpibles (residenciales, comerciales, industriales y GNC) en las principales ciudades de la República Argentina.

La capacidad de poder predecir los consumos de gas natural es de gran importancia para un país como el nuestro, donde dadas las grandes distancias existentes entre los centros de producción y consumo, es necesaria la instrumentación de operaciones coordinadas para responder a grandes incrementos de la demanda.

El modelo aquí descrito es de carácter general y fue exitosamente probado en el Gran Buenos Aires y en las ciudades de Córdoba, Mendoza, La Plata, Bahía Blanca y Neuquén. El mismo tiene la capacidad de predecir los consumos ininterrumpibles con una incerteza menor del 10%, en 90% de los días del año. Además posee una gran robustez en la predicción del consumo, ya que se basa parcialmente tanto en los pronósticos térmicos como en los escenarios preexistentes. Este modelo consta de sólo 5 parámetros independientes, cuyos valores se obtienen de los datos de consumos históricos para cada región o ciudad analizada.

En el presente trabajo se describen las características básicas del modelo desarrollado.

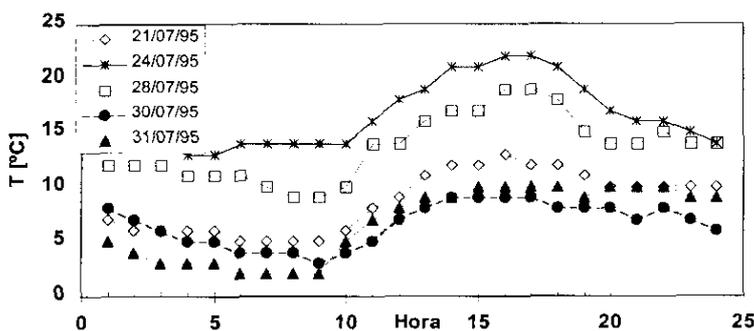
Es de gran importancia para el buen abastecimiento de los usuarios de gas natural, tener la capacidad de poder predecir con unos pocos días de anticipación el consumo de gas natural. Esto es particularmente cierto para un país como el nuestro, donde los centros de producción y consumo están separados por grandes distancias, lo que hace necesario implementar una serie de operaciones coordinadas para responder a grandes incrementos de demanda. Según el marco regulatorio vigente (Ley 24076), es responsabilidad de las compañías prestatarias del servicio realizar las previsiones de consumo, de modo de asegurar el buen suministro de los servicios ininterrumpibles (Art. 24). Por otro lado, es importante para la función reguladora del ENARGAS disponer de una herramienta de evaluación, predicción y monitoreo del consumo de gas. Asimismo, comprender los factores que determinan el consumo de gas natural en las diversas regiones del país, permite prever y evitar posibles situaciones de desabastecimiento o eventos críticos para el sistema de gas natural. En este trabajo se presentan las características básicas del modelo desarrollado en la Gerencia de Distribución del ENARGAS para describir el consumo de gas en la zona del Gran Buenos Aires (GBA) y en las principales ciudades del país (Córdoba, Rosario, Mendoza, La Plata, Tucumán, Bahía Blanca, Neuquén, etc.). El presente modelo permite predecir con dos a tres días de anticipación el consumo ininterrumpible (o sea, las componentes del consumo asociadas a uso residencial (R), industrial (I) y de Gas Natural Comprimido (GNC)). A esta combinación de componentes de consumo diarios la designaremos por **QRI**. Desde luego, los otros tipos de consumos también son importantes, pero dado que responden a pautas diferentes y que en general son planificados con anticipación, pueden ser predichos por los

contratos establecidos. Y en algunos casos, como el de las Usinas Eléctricas, al ser de carácter interrumptibles, habitualmente no comprometen seriamente el buen funcionamiento del sistema de transporte y distribución. Las conclusiones de este trabajo fueron extraídas a partir de los datos de **QRI** para los años 1994 a 1998. El esquema de este estudio es el siguiente: primero, se resumen los diversos modos de caracterizar la dependencia del consumo de gas natural con la temperatura. Seguidamente, se describen las características básicas del modelo desarrollado en la Gerencia de Distribución del ENARGAS. Y finalmente, en un apéndice se discuten los parámetros de bondad utilizados para evaluar los distintos modelos. Esto último permite disponer de una herramienta cuantitativa de comparación entre dos o más modelos.

MODELOS DE CONSUMO DE GAS NATURAL

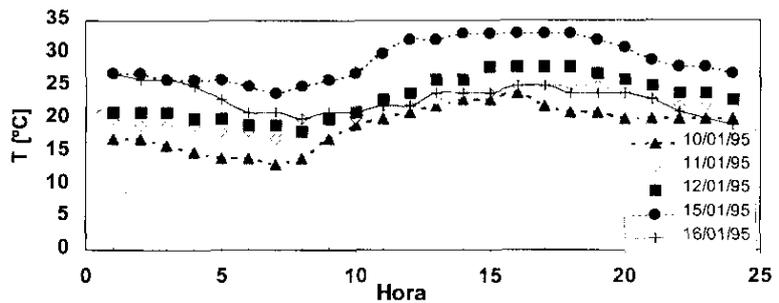
En la literatura especializada, así como también en los estudios realizados por distintas consultoras, existen diversas maneras de relacionar el consumo con la temperatura. En particular, es usual encontrar trabajos que usan la temperatura media; otros que emplean el concepto de Deficiencia Grado Día (**DGD**) para explicar las variaciones de consumo con la temperatura. Dada la necesidad de establecer un lenguaje común y evaluar las conclusiones e implicancias prácticas de las diversas aproximaciones a este problema, en esta sección se realiza un estudio comparativo de los distintos modelos aplicados al caso concreto del Gran Buenos Aires (GBA).

Figura 1. Variación de temperaturas diarias para días de fines de julio de 1995. Estos perfiles son característicos de días de invierno en Buenos Aires.



Las figuras 1 y 2 muestran las características típicas de la variación de las temperaturas diarias en el GBA para días de invierno y verano respectivamente. Como se observa en las mismas, las temperaturas mínimas ocurren en general a la mañana entre las 5:00 y las 10:00, mientras que las máximas tienden a ocurrir entre

Figura 2. Variación de temperaturas diarias para días de principio de enero de 1995. Estos perfiles son característicos de días de verano en Buenos Aires.



las 13:00 y las 19:00.

Existen diversos modos de caracterizar la variación del consumo diario con la temperatura. Se podría usar la sensación térmica, la temperatura mínima, etc. Nuestros análisis de los datos de variación del consumo ininterrumpible con la temperatura, indican que los valores de **QRI** muestran menos dispersión si se los grafica en función de la temperatura media de cada día. Sin embargo, la definición de temperatura media no es única. Existen dos modos de definirla:

- La temperatura promedio integral T_{med} se define como:

$$T_{med} = \frac{1}{24} \cdot \sum_{i=1}^{24} T_i \cong \frac{1}{t_{día}} \cdot \int_{t=0}^{t_{día}} T(t) \cdot dt \quad (1)$$

donde las T_i y $T(t)$ son las temperaturas hora a hora e instantánea (al tiempo t), respectivamente.

- También es usual definir la temperatura media $\langle T \rangle$ como:

$$\langle T \rangle = \frac{T_{max} + T_{min}}{2} \quad (2)$$

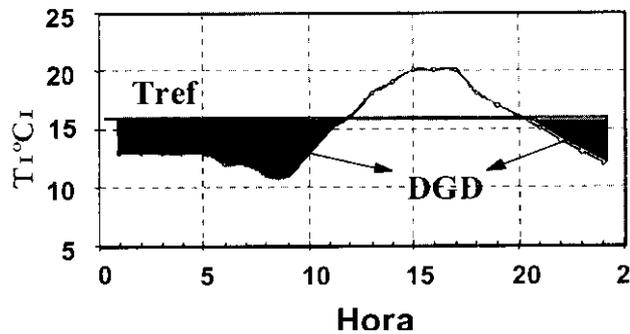
Vemos así que mientras T_{med} depende de la variación hora a hora de la temperatura, $\langle T \rangle$ depende sólo de las temperaturas máximas y mínimas de cada día.

- Otro parámetro usual en los estudios de la dependencia de consumo de gas natural con la temperatura, es el concepto de Deficiencia Grado Día (**DGD**) que se define como la sumatoria de la diferencia ($T_{ref} - T_i$), para todas las horas del día en que T_i es menor que T_{ref} , o sea:

$$DGD = \sum_i (T_{ref} - T_i), \text{ para todas las horas } i \text{ en que } T_{ref} > T_i \quad (3)$$

En la figura 3 se indica con el área sombreada la interpretación geométrica de la **DGD**. T_{ref} es una tempe-

Figura 3. Gráfico ilustrativo del concepto de Deficiencia Grado Día, **DGD**. Este gráfico indica además, la dependencia de la DGD con la temperatura de Referencia, **T_{ref}**, elegida.

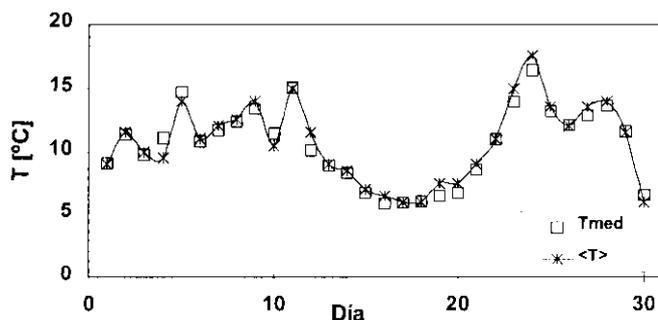


ratura de referencia, cuyo valor se elige de modo que la dependencia de **Q_{RI}** con **DGD** muestre la menor dispersión posible, para una ciudad dada, como se discutirá más adelante. Su valor en general varía en el rango de 15°C a 20°C.

En la figura 4 se muestra la dependencia día a día de los valores de **T_{med}** y **<T>** para el mes de julio de 1995 para el GBA. Como puede apreciarse en esta figura, los valores de **T_{med}** y **<T>** prácticamente coinciden. Este comportamiento es general. Por ejemplo, para el año 1995, el valor cuadrático medio de la diferencia entre **T_{med}** y **<T>** para el GBA es de 0.64°C. Dado que esta diferencia es menor que las variaciones entre distintos barrios de una misma ciudad, para todos los fines prácticos se puede considerar **T_{med} ≅ <T>**.

Esta conclusión es relevante por varias razones: para calcular **<T>** se requiere conocer sólo dos valores de temperaturas **T_{max}** y **T_{min}** y no los 24 datos de temperatura que son necesarios para calcular **T_{med}**. Además, como los valores de **T_{max}** y **T_{min}** son predecibles y los pronósticos térmicos usuales lo predicen, **<T>** puede usarse adecuadamente para predecir los consumos. Nuestros estudios de evaluación de los pronósticos térmicos para el GBA, indican que los valores de **<T>**

Figura 4. Variación día a día de **T_{med}** (cuadrados) y **<T>** (cruces y línea continua) para el mes de julio de 1995 en el GBA. En este gráfico se ve el comportamiento típico de estos parámetros, que muestran una coincidencia notable.



pueden predecirse el 68% por ciento de los días con un error menor que 2.7°C.^[1]

Los gráficos de los consumos versus **<T>** y versus **DGD** muestran similares grados de dispersión como lo ilustran las figuras 5 y 6 para el caso particular del GBA. Para otras ciudades y otros años, los resultados son similares. Nuestros estudios indican que el uso del parámetro de la **DGD** no es significativamente mejor para explicar la dependencia del consumo con la temperatura. Para entender mejor estas características, es útil estudiar la dependencia de **DGD** con **<T>**. Esta conexión (lineal) entre **<T>** y **DGD** indica que, al graficar los valores de **Q_{RI}** en función de **<T>** o **DGD**, no debería haber un cambio cualitativo significativo entre uno y el otro, excepto por un cambio de escala horizontal. Estas características se observan claramente en las figuras 5 y 6.

Figura 5. Comparación de los consumos ininterrumpibles (**Q_{RI}**) versus la temperatura efectiva **<T>**, para la zona del Gran Buenos Aires, abastecida por MetroGas, para los días hábiles del año 1995. El ajuste lineal usado (para valores de **<T>** menores que 19°C) resulta en un valor de $\chi\% = 20.3$.

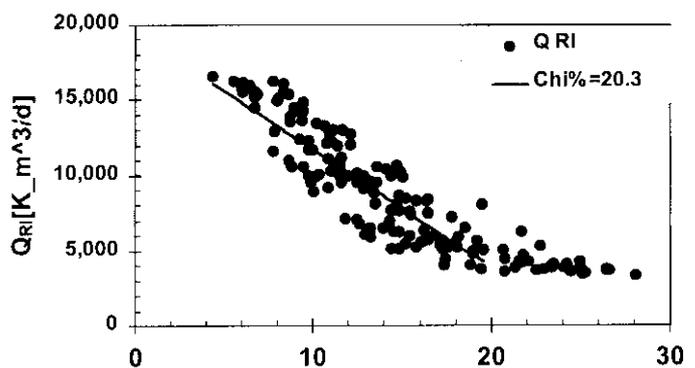


Figura 6. Comparación de los consumos ininterrumpibles (**Q_{RI}**) versus la **DGD**, para la zona del Gran Buenos Aires, abastecida por MetroGas, para los días hábiles del año 1995. El ajuste lineal resulta en un valor de $\chi\% = 20.7$. La temperatura de referencia usada en este gráfico fue de 19°C. Para otros valores de **T_{ref}** (entre 16 a 22°C) los resultados son similares pero con valores de $\chi\%$ mayores.

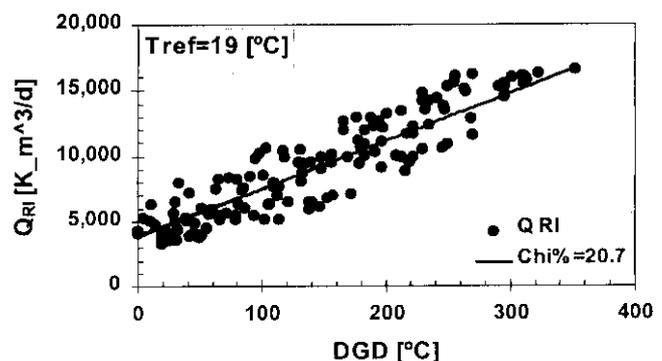
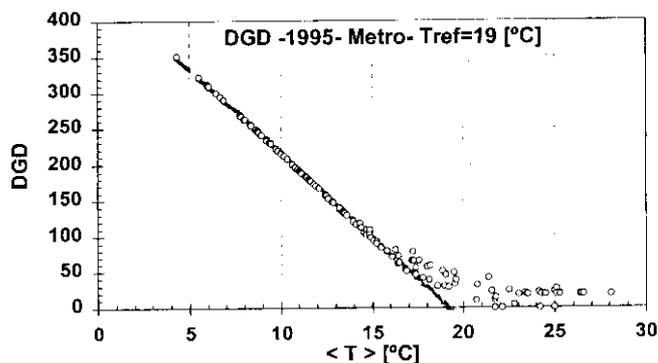


Figura 7. Dependencia de la DGD con la temperatura media, para $T_{ref}=19^{\circ}\text{C}$. De este gráfico se ve asimismo la dependencia prácticamente lineal de la DGD con T_{med} para $T_{med} < T_{ref}$.



En resumen, podemos concluir que, de las distintas formas de caracterizar la dependencia del consumo de gas natural con la temperatura, el análisis del consumo como función de la temperatura media $\langle T \rangle$ es el más simple, explícito y económico. En particular, los valores de T_{med} y $\langle T \rangle$ son prácticamente iguales. Esta conclusión es importante, ya que para calcular $\langle T \rangle$ se requiere conocer sólo dos valores de temperaturas T_{max} y T_{min} , y no los 24 datos de temperatura que son necesarios para calcular T_{med} o DGD. Además, dado que los valores de T_{max} y T_{min} son predecibles con razonable exactitud, hacen que $\langle T \rangle$ sea el parámetro más conveniente de usar para modelar los consumos.

Descripción del modelo: La característica básica del presente modelo se funda en la observación de que los usuarios de gas natural no responden sólo a la temperatura media, sino también al escenario preexistente. Esto es, el consumo es muy diferente, para una temperatura media dada, en un día de verano (o primavera) que para la misma temperatura media en un día de invierno. Es decir, la temperatura media solamente **no determina** el consumo unívocamente. Asimismo podríamos señalar que existe cierta inercia en el consumo. Si estamos en una situación de poco consumo, como en el verano, para que los usuarios comiencen a encender la calefacción deben transcurrir varios días de frío (entre 4 a 6 días). Igualmente en invierno, debe incrementarse la temperatura por unos días para que se comience a apagar la calefacción. Esta inercia en el comportamiento de los consumidores es tenida en cuenta en nuestro modelo por la introducción del concepto de Temperatura Efectiva, T_{ef} .

Este parámetro es una combinación lineal de la temperatura media $\langle T \rangle$ del día en cuestión y la media móvil de las temperaturas medias de los n días anteriores al día en cuestión, $\langle T_{-n} \rangle$. Más específicamente, definimos $\langle T_{-n} \rangle$ como:

$$\langle T_{-n} \rangle = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=-n}^{-1} \langle T \rangle_i \quad (4)$$

En esta última expresión, se supone que la media móvil se toma, usando las temperaturas medias *reales* de los últimos n días, desde luego excluyendo el día en cuestión. n por lo regular varía entre 4 a 6 días. Definimos la temperatura efectiva como:

$$T_{ef} = w \cdot \langle T \rangle + (1-w) \cdot \langle T_{-n} \rangle \quad (5)$$

donde w es un factor de peso ($0 < w < 1$), cuyo valor se determina a partir del ajuste de los datos y $\langle T \rangle$ es la temperatura media del día en cuestión. En las figuras 8 y 9, se presentan los valores de Q_{RI} versus la temperatura media y la temperatura efectiva. Estos datos corresponden a datos de la zona del Gran Buenos Aires abastecida por MetroGas, para los años 1994 al 1998 para los días laborables. Como resulta claro, los datos presentan menor dispersión cuando se los grafica en función de la temperatura efectiva T_{ef} que cuando los graficamos en términos de $\langle T \rangle$, lo cual demuestra la utilidad de la T_{ef} . También en estas figuras vemos que el comportamiento global de los datos es bien reproducida por la siguiente relación funcional:

$$Q_{RI} = Q_{RI}(T; Q_0, f, T_0, DT) = Q_0 \cdot \left[1 - f \cdot \tanh\left(\frac{T - T_0}{DT}\right) \right] \quad (6)$$

Los valores de los parámetros, Q_0 , f , T_0 y DT se determinan por el método de los cuadrados mínimos.^[2]

Para incluir en el modelo los días feriados y fines de semanas, partimos de la observación de que en esos días hay una disminución del consumo, debido a que algunas actividades comerciales, industriales, educacionales, etc., se suspenden. En nuestro modelo esto se tiene en cuenta a través de un factor F_{fs} ($0 < F_{fs} < 1$) que afecta el valor del parámetro Q_0 . El valor de F_{fs} también se obtiene a través del proceso de minimización de cuadrados (minimización de χ^2 ^[2,3], ver apéndice).

Como el aumento en el número de usuarios afecta fundamentalmente Q_0 , siendo los otros parámetros del modelo más bien características socioeconómicas o idiosincráticas de región o ciudad en estudio, es posible incluir en nuestro modelo la variación del consumo anual debida al crecimiento en el número de usuarios para cada región. En nuestro país, los datos de los últimos 5 años muestran que el número de usuarios aumenta linealmente en el tiempo, o sea que para cada ciudad es posible describir la variación del número de usuarios totales por la expresión:

$$N_{usua}(t) = N_{usua}^0 \cdot [1 - f_N \cdot (t - t_0)] \quad (7)$$

Figura 8. Comparación de los consumos residenciales, industriales y de GNC (**QRI**) versus la temperatura media $\langle T \rangle$, para la zona del Gran Buenos Aires, abastecida por MetroGas, para los años 1994-1998. El ajuste obtenido usando la expresión (6) está indicado por la curva suave. Estos datos corresponden a días laborables.

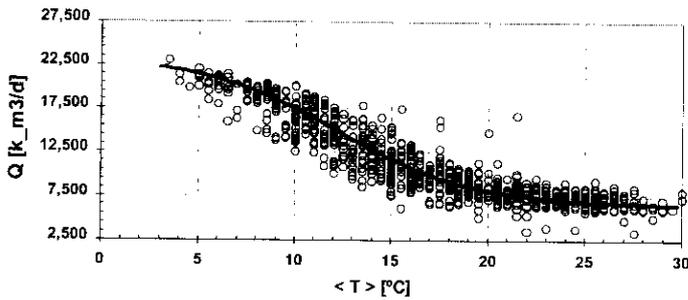
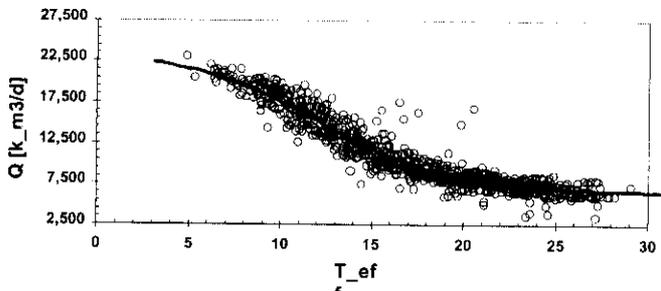


Figura 9. Comparación de los consumos residenciales, industriales y de GNC (**QRI**) versus la temperatura efectiva T_{ef} , para la zona del Gran Buenos Aires, abastecida por MetroGas, para los años 1994-1998. El ajuste obtenido usando la expresión (6) está indicado por la curva suave. Estos datos corresponden a días laborables.



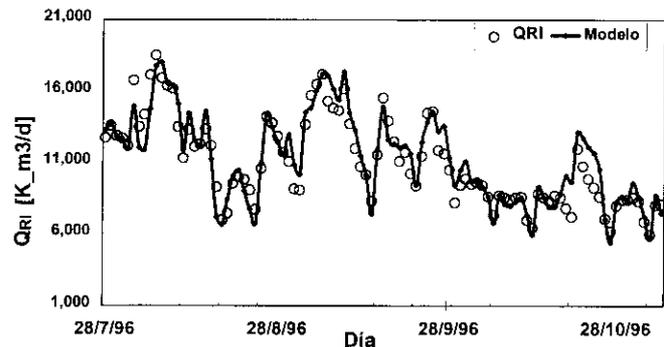
Donde N_{usua}^0 es el número de usuarios de una localidad determinada al tiempo que t_0 y $N_{usua}(t)$ es el número de usuarios, en tanto que $t \cdot f_n$ es la fracción de variación anual de usuarios, característica de cada localidad. Con estas consideraciones, nuestro modelo incorpora el aumento del consumo por variación en el número de usuarios a través de la variación en el tiempo de Q_0 como:

$$Q_0(t) = Q_0^0 \cdot [1 - f_n \cdot (t - t_0)] \quad (8)$$

donde Q_0^0 es el valor de Q_0 a la fecha de referencia t_0 .

En las figuras 10 a 12 se presentan los datos observados (reales) de **QRI** vs. Tiempo, para los meses de otoño-invierno del período estudiado para distintas ciudades del país. En estas mismas figuras se presentan los valores teóricos de **QRI** obtenidos con nuestro modelo. En todos los casos se nota un acuerdo muy bueno del modelo con los datos observados. Un análisis sistemático de todo el período estudiado indica que el modelo sigue los datos en el 90% de los días con desviaciones menores que el 10%. Este grado de acuerdo es similar o mejor al de otros modelos desarrollados para este fin. Además, una característica importante del presente mo-

Figura 10. Comparación de los consumos ininterrumpibles observados (círculos abiertos) para la zona del GBA abastecida por MetroGas con los valores predichos por el modelo (curva continua) para el intervalo de tiempo comprendido entre el 28/7/1996 y el 2/11/1996. Las grillas verticales (líneas claras de trazos) corresponden a los días domingo.



delo es que hace uso sólo parcialmente de los pronósticos de $\langle T \rangle$. Como se mencionó antes, los pronósticos de $\langle T \rangle$ son confiables dentro de un intervalo de 2.7°C , hasta con 72 horas de antelación.^[1] Esto permite realizar predicciones de consumos con igual antelación. Desde luego, las incertezas en los pronósticos térmicos se pueden (y deben) propagar en incertezas calculables por el mismo modelo.

En la figura 13 se presentan los datos de consumo observados y los pronosticados por el modelo. Las barras de error corresponden a las incertezas debidas a un error de 2.7°C en el valor de $\langle T \rangle$, a causa de la falta de exactitud de los pronósticos térmicos. Para el intervalo analizado en esta figura, la incerteza en las temperaturas es de aproximadamente el 20%, mientras que las variaciones de **QRI** predichas con estas mismas incertezas de temperatura, son menores al 12%. En otras palabras, *el modelo es más robusto en su capacidad predictiva que los pronósticos térmicos*. Esto es así debido a que el modelo para pronosticar el consumo hace uso en parte de datos reales (las medias móviles de los días pasados) y sólo parcialmente, de los pronósticos térmicos, con lo cual su incidencia en los resultados está fuertemente atenuada.

Figura 11. Comparación de los consumos ininterrumpibles observados (círculos abiertos) para la zona del GBA abastecida por Gas Natural BAN con los valores predichos por el modelo (curva continua) para el intervalo de tiempo comprendido entre el 19/7/1996 y el 20/10/1996. Las grillas verticales (líneas claras de trazos) corresponden a los días domingo.

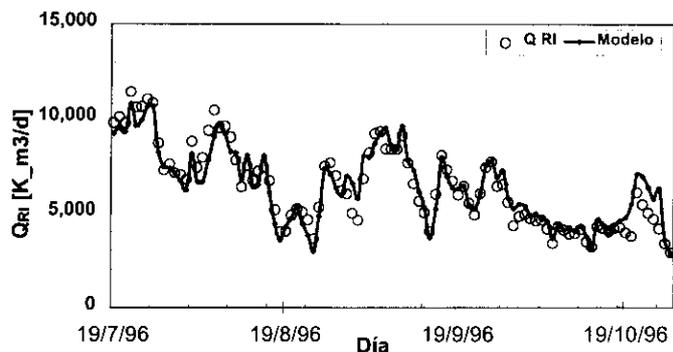


Figura 12. Comparación de los consumos ininterrumpibles observados (círculos abiertos) para la ciudad de Córdoba con los valores predichos por el modelo (curva continua) para el intervalo de tiempo comprendido entre el 19/6/1997 y el 30/9/1997. Las grillas verticales (líneas claras de trazos) corresponden a los días domingo.

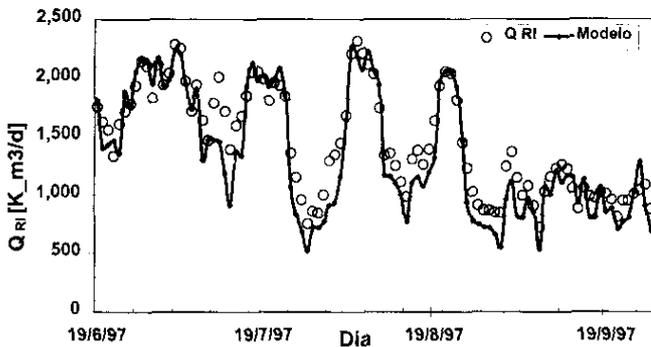


Figura 13. Comparación de los consumos ininterrumpibles observados (círculos) para la zona del GBA abastecida por MetroGas con los valores predichos por el modelo (curva continua). Las barras de error corresponden a las variaciones de los consumos pronosticados por el modelo suponiendo una incerteza en la temperatura media de 2.7°C, es decir, las barras corresponden a las incertezas en la predicción del consumo, como consecuencia de las imprecisiones en los pronósticos térmicos.

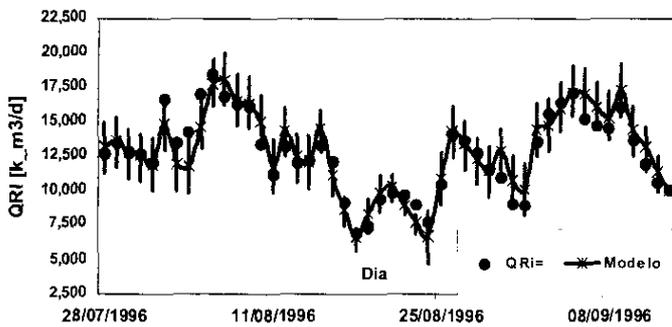
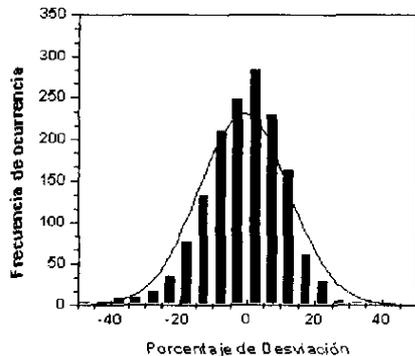


Figura 14. Histograma indicativo de las probabilidades de acierto del modelo propuesto para el caso del GBA abastecido por MetroGas. En el eje horizontal tenemos la desviación porcentual del modelo respecto a los valores observados de Q_{RI} . En el eje vertical representamos la frecuencia de incidencia de esta desviación. La línea continua es una curva de Gauss con valor medio cero y desviación estándar $\sigma = 13.2$.



Por último, otro modo de cuantificar de modo global la bondad del modelo aquí descrito se ilustra en la figura 14. En ella se presenta un histograma cuyo eje horizontal es el porcentaje de desviación entre los valores observados y predichos por el modelo para Q_{RI} . En el eje vertical hemos representado la frecuencia de observación de la desviación indicada en el eje horizontal. También en esta figura se incluye la curva normal (Curva de Gauss) que ajusta el histograma. La desviación estándar para todos los datos de 4 años analizados es de 13.2. Esto significa que globalmente, con 68% de probabilidad, el modelo predice los valores con una variación menor del 13.2%. Se debe enfatizar, sin embargo, que para los meses de otoño-invierno el acuerdo es mejor.

Conclusiones

En este trabajo se presentan las características básicas del modelo desarrollado por la Gerencia de Distribución del ENARGAS para predecir los consumos ininterrumpibles (residenciales, industriales y de GNC) para varias de las principales ciudades del país. El modelo permite predecir dichos consumos con un error menor del 10% para el 90% de los días de mayor consumo. Este modelo es comparable y más simple (usa muchos menos parámetros) que la mayoría de los modelos desarrollados para este fin. Su misma simplicidad le proporciona una mayor robustez. En este estudio, además, damos cuenta de la bondad del mismo en forma cuantitativa e ilustramos su predictibilidad para los últimos 4 años. Dentro de las incertezas asociadas a los pronósticos de temperaturas (aproximadamente 3°C en tres días), es posible predecir los consumos hasta con tres días de anticipación.

Los autores y las instituciones patrocinadoras de este trabajo, no se hacen responsables del uso autorizado del material aquí expuesto.

Deseamos agradecer a las distintas distribuidoras que nos facilitaron sus datos de consumos usados en este trabajo. Asimismo, agradecemos la colaboración de Edgardo Fusario, Luis Pomerantz, Jorge Karson y Fabio D'Angelo, en la realización del presente estudio. También agradecemos los comentarios de la Dra. A. Schwint, el Lic. Miguel Nuñez Cortez y el Ing. Sebastián Mirkin.

Apéndice

Parámetros de Bondad de un modelo: Para poder cuantificar el grado de ajuste (o bondad del ajuste), es útil introducir algunos parámetros de mérito.^[2,3] En primer lugar, definimos el factor de mérito $\chi\%$ (Chi porcentual).

Supongamos que la relación que se busca describir con el modelo propuesto sea la correlación entre las variables medidas y_i (variable dependiente) y x_i (variable independiente). El modelo que explica la dependencia de y con x viene descrita por la función $f(x)$. La función $f(x)$ se dice que da la dependencia explicada (por el modelo) de y con x . De este modo definimos:

$$\chi_1 \% = 100 \cdot \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \left(\frac{(y_i - f(x_i))^2}{y_i^2} \right)} \quad (A1)$$

La función $\chi_1\%$ tiene un significado simple: su valor es representativo del porcentaje de desviación (cuadrático medio) entre los valores observados de la variable dependiente (y_i) y los valores predichos por el modelo ($f(x)$). Una dificultad de este parámetro para el caso que nos interesa, consumos de gas, es que para esta función los errores cometidos en cada punto tienen todos la misma importancia (el mismo peso), o sea desviaciones porcentuales en día de poco consumo o gran consumo contribuyen igual a $\chi_1\%$. En el caso que nos interesa, son más importantes las desviaciones del modelo respecto de los datos en los días de mayor consumo. Para tener en cuenta este sesgo, definimos el parámetro de bondad:

$$\chi \% = \frac{100}{\langle y \rangle} \cdot \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2} \quad (A2)$$

Donde $\langle y \rangle$ es el valor promedio de los valores medidos y_i (consumos en nuestro caso). De este modo, $\chi\%$ es una medida de valor cuadrático medio del error en la predicción, tomando como valor de referencia el promedio de y_i .

Con este parámetro de medición de la calidad del ajuste del modelo a los datos observados, podemos realizar una comparación objetiva entre los distintos modelos propuestos para explicar la dependencia de Q_{Ri} con la temperatura. En todos los casos, los parámetros característicos de los distintos modelos se eligen de modo de minimizar el valor de $\chi\%$, que es la técnica habitualmente usada en los métodos de regresión no lineal.^[2]

(*) *Escuela de Ciencia y Tecnología - Universidad Nacional de San Martín Buenos Aires y Departamento de Física de la F.C.E. y N. de la Universidad de Buenos Aires-Argentina.*

Bibliografía

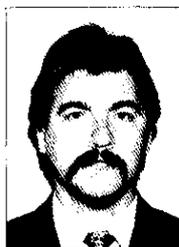
1. *Monitoreo de la Provisión de Gas Natural al Gran Buenos Aires*. S. Gil y E. Fusario. Revista Petroquímica, Petróleo Gas & Química - N° 139, p.11.672, dic. 1997.
2. *Data Reduction and Error Analysis for the Physical Sciences*. 2nd ed. P. Bevington and D. K. Robinson. Mc Graw Hill, New York, 1993.
3. *Numerical Recipes in Fortran*. 2nd. ed. W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling and B. P. Flanner. Cambridge Univ. Press, N.Y., 1992. ISBN 0-521-43064x

Los Autores



Salvador Gil obtuvo el título de Doctor en Física (Ph.D.) de la Universidad de Washington, Seattle - EE.UU. y el de Licenciado en Física de la Universidad de Tucumán, Argentina. Sus intereses profesionales incluyen la investigación en física experimental, la docencia universitaria y la industria del gas. Ha realizado

alrededor de 40 publicaciones sobre estos temas en diversas publicaciones internacionales especializadas en estas áreas. Ha sido investigador del Laboratorio Tandara de la CNEA y de la Universidad de British Columbia, Canadá y de la Universidad de Washington. En la actualidad es profesor de Física de las Universidades de Gral. San Martín y de Buenos Aires. Desde hace 4 años ha realizado tareas de consultoría para la industria del gas; en particular para ENARGAS ha desarrollado modelos de monitoreo del anillo de alta presión del Gran Buenos Aires y modelos de construcción de mapas de presiones de las redes de distribución.



Jorge Deferrari obtuvo el título de Ingeniero Mecánico en la Universidad Tecnológica Nacional. Se ha desempeñado en la ex Gas Del Estado en el área de Grandes Consumidores, monitoreando las restricciones de suministro que debían llevar a cabo aquéllos. En la actualidad es el Gerente de Distribución del ENARGAS y tiene bajo su órbita, entre

otras cuestiones, articular modelos de predicción de consumo para efectuar el seguimiento de la demanda de gas en los sistemas de distribución.