

PREDICTIVE PROBABILISTIC FUNCTIONS FOR ENERGY PRICES AS AN INPUT IN MONTECARLO SIMULATIONS

Grid, Adrien J.P.; Ortuño, Andrés; García-Cascales, M. Socorro;
Sanchez-Lozano, Juan M.

Universidad Politécnica Cartagena

The continual increase in energy costs and the volatility of energy prices are enforcing the implementation of energy efficiency measures (EEM) in companies. The choice of EEM in most cases is based on Pay-Back (PB) criteria, and in several cases on NVA and IRR criteria. In all these cases, it is necessary to estimate the price of energy in the following years so as to be able to study the profitability of the proposed EEM.

Energy prices: electricity, biomass, petroleum, natural gas... change greatly throughout the period of a project, and their values are not easy to predict. If probabilistic functions are used to define the evolution of energy prices in the period of the project, the economic parameters (PB, IRR, NVA) could also be obtained as probabilistic functions, by applying Monte Carlo Simulation Methods.

This paper shows how to obtain the probabilistic functions that best describe the variation of energy prices in the period of a project, and how to apply the Monte Carlo Simulation Method to obtain a better approach to predicting future energy prices.

Keywords: Risk management; Energy services; Montecarlo; Energy prices; Energy management; Project Management

FUNCIONES PROBABILISTICAS PREDICTIVAS PARA LOS PRECIOS DE COMBUSTIBLES COMO ENTRADA EN SIMULACIONES DE MONTECARLO

El alto coste de la energía y la volatilidad de los precios están impulsando la adopción de medidas de eficiencia energética por parte de las empresas. La selección de las medidas de eficiencia energética a implementar, en la mayoría de los casos se sustenta en el cálculo del Pay-Back (PB), y en algunos casos en el cálculo de la TIR y del VAN. En los tres casos, es necesario estimar el precio de los combustibles a lo largo de la vida del proyecto, para estudiar la rentabilidad de cada mejora de eficiencia energética propuesta.

Los precios de combustibles como la electricidad, biomasa, derivados de petróleo, gas natural... experimentan unas variaciones muy importantes y no siempre muy predecibles. Si se utilizan funciones probabilísticas para definir la evolución de los precios en el periodo del proyecto, se pueden obtener los parámetros económicos que representan la rentabilidad del proyecto (PB, VAN, TIR), en forma también de funciones probabilísticas, a través del método de simulaciones de Montecarlo.

En este trabajo se muestra cómo obtener las funciones probabilísticas que mejor describen la evolución de los precios de los distintos combustibles, y la aplicación de una simulación de Montecarlo para predecir los precios del combustible.

Palabras clave: Gestión de riesgos; Servicios energéticos; Montecarlo; Precio combustibles; Gestión energía; Gestión de proyectos

Correspondencia: M^a del Socorro García-Cascales. Dpto Electrónica, Tecnología de Computadoras y Proyectos, Universidad Politécnica de Cartagena. C/Dr Fleming s/n 30201 Cartagena (Murcia). Teléfono +34 968 326574, FAX +34 924 32 65 00, E-mail: socorro.García@upct.es:

1. Introducción

El alto coste de la energía y la volatilidad de los precios están impulsando la adopción de medidas de eficiencia energética por parte de las empresas. La selección de las medidas de eficiencia energética a implementar, en la mayoría de los casos se sustenta en el cálculo del Pay Back (PB), y en algunos casos en el cálculo de la Tasa Interna de Retorno (TIR) y del Valor Actualizado Neto (VAN), (Baca U., 2001), (Sapag Ch. N and Sapag Ch. R., 2000).

Estos parámetros, PB, VAN y TIR normalmente se calculan dando como resultado un número, calculado en base a unas fórmulas donde se han introducido unos valores concretos para variables que son difícilmente predecibles. Por ejemplo, variables como las horas de funcionamiento de una instalación, o el rendimiento de un equipo, o el precio de los combustibles es necesario concretarlas en valores y predecirlas para los años del proyecto, para así poder calcular los parámetros PB, VAN y TIR.

Pero en este proceso de cálculo se asumen muchas estimaciones de variables en las que no se considera para nada la incertidumbre asociada a su predicción. No se tiene en cuenta la posible variabilidad de los datos asumidos, y por lo tanto el riesgo asociado a esta estimación.

Para la toma de decisiones en proyectos de envergadura y con amplio impacto económico en la empresa se hace necesario contar con herramientas o metodologías más desarrolladas que tengan en consideración el riesgo asociado a la predicción del comportamiento de las variables influyentes en la rentabilidad del proyecto. De esta forma, se podrá tomar una decisión no sólo considerando unos números fríos, sino también la incertidumbre asociada a esos números, la probabilidad de desviación de las predicciones y su impacto en los resultados del proyecto. La presentación de los parámetros de rentabilidad económica PB, VAN y TIR en forma de función probabilística aportan información muy valiosa para seleccionar una alternativa u otra, un proyecto u otro, ya que permiten conocer la probabilidad de conseguir las rentabilidades calculadas o no.

Una de las variables más influyentes para la elección de un proyecto de Mejora de la Eficiencia Energética (MEE) u otro es la variación de precios de combustibles, o los precios actuales y futuros de los combustibles. Por ejemplo, si se está decidiendo entre implantar una cogeneración térmica-eléctrica o una caldera de biomasa, una variable fundamental a considerar en el estudio económico es el precio de la biomasa o del gas en el futuro y en el presente. Por lo tanto, es necesario estimar el precio de los combustibles en los próximos años para estudiar la rentabilidad de cada mejora de eficiencia energética propuesta.

Los precios de combustibles, electricidad, biomasa, derivados de petróleo, gas natural... experimentan unas variaciones muy importantes y no siempre muy predecibles. Si se utilizan funciones probabilísticas para definir la evolución de los precios en el periodo del proyecto, se pueden obtener los parámetros económicos que representan la rentabilidad del proyecto (PB, VAN, TIR), en forma también de funciones probabilísticas, a través del método de simulaciones de Montecarlo.

En los siguientes puntos se resume cómo obtener las funciones probabilísticas que mejor describen la evolución de los precios de los distintos combustibles, y la aplicación de una simulación de Montecarlo para predecir los precios del combustible. Se pretende por lo tanto:

- Explicar brevemente el principio de fundamento de las simulaciones de Montecarlo.
- Aplicar funciones probabilísticas que describan adecuadamente la evolución de los precios de los distintos combustibles para que conserven el factor de la incertidumbre.

- Integrar estas funciones en una simulación de Montecarlo para predecir los precios de los combustibles con un control de la incertidumbre.

Posteriormente en otros futuros trabajos utilizar esta información para conseguir los objetivos últimos:

- Utilizar prospecciones de precios de combustibles para su uso en cálculos de MEE.
- Calcular parámetros financieros como el VAN, TIR o PB a partir de dichos precios, y así trasladar la incertidumbre a dichos parámetros.
- Estudiar el efecto de la incertidumbre en la toma de decisiones a partir de los parámetros financieros.

2. Las Simulaciones de Montecarlo

La simulación es el proceso de diseñar un modelo de un sistema real y llevar a cabo experiencias con él, con la finalidad de aprender el comportamiento del sistema o de evaluar diversas estrategias para el funcionamiento del sistema (Shannon and Bernal, 1988). Es decir, contrariamente a los modelos matemáticos que se hacen de sistemas reales que clásicamente se tratan de resolver de forma analítica para obtener sus salidas frente a determinadas entradas, los modelos de simulación se hacen funcionar y no se resuelven (Ramos, 2010).

Para poder decidir correctamente es necesario saber cómo responderá el sistema ante una determinada acción. Esto podría hacerse por experimentación con el sistema mismo; pero factores de costes, seguridad y otros hacen que esta opción generalmente no sea viable además de que a veces es imposible. A fin de superar estos inconvenientes, se reemplaza el sistema real por otro sistema que en la mayoría de los casos es una versión simplificada. Este último sistema es el modelo a utilizar para llevar a cabo las experiencias necesarias sin los inconvenientes planteados anteriormente. Al proceso de experimentar con un modelo se denomina simulación. (Tarifa, 2001).

Shapiro Jeremy (2001) afirma que la simulación es el método más común de construir modelos que incluyan comportamientos aleatorios de un gran número y variedad de componentes de tal manera que se pueda evaluar el comportamiento de la dinámica temporal del sistema.

En este trabajo las simulaciones que se utilizan son de Montecarlo, que utiliza variables aleatorias y sirven de apoyo en las decisiones de implementar Mejoras de Eficiencia Energética (MEE) con un control de la incertidumbre.

La simulación ofrece a la persona responsable de tomar las decisiones una serie de posibles resultados, así como la probabilidad de que se produzcan según las medidas tomadas. Muestra las posibilidades extremas (los resultados de tomar la medida más arriesgada) y la más conservadora, así como todas las posibles consecuencias de las decisiones intermedias.

3. Metodología y/o Caso de Estudio

3.1. Recogida de datos de precios

En este trabajo se han necesitado datos históricos de los precios de los distintos combustibles, así como el precio de la energía eléctrica. Esta información es crucial para poder analizar la tendencia de los precios y su incertidumbre. Los precios de los combustibles a nivel industrial son mucho más variables que a nivel doméstico. Pueden variar mensualmente o incluso dentro del mismo mes. Para obtener un histórico en el que se

pueda detectar cambios de tendencia adecuadamente, es necesario disponer de los todos los datos que sea posible.

La información de los precios de los combustibles está disponible en muchos sitios como por ejemplo: (Platts, 2013), (Europe Energy's Portal [EEP], 2013), (International Energy Agency [IEA], 2013), (Asociación española de Operadores de productos Petrolíferos [AOP], 2013), (Corporación de reservas estratégicas de productos petrolíferos [CORES], 2013)... Algunos de ellos como el precio del Gas natural y la electricidad se encuentran en (Oficina Estadística de las Comunidades Europeas [EuroStat], 2013) con un registro amplio y fiable. Algunos combustibles como la biomasa disponen de pocos registros dado que no llevan mucho tiempo en el mercado.

Es necesario saber además, que los datos que se han encontrado son una media de distintos sondeos en el país seleccionado. Para ajustar aún más el precio a la zona o región de donde se desee conocer el precio, se puede contactar con distintos distribuidores locales para comprobar el precio actual del combustible o de la energía eléctrica. Se puede suponer un coeficiente corrector debido a la zona geográfica que se aplica a los datos del histórico para que se ajusten más a la realidad. Dicho coeficiente consiste en la relación entre el precio actual dado por el distribuidor y el precio que actualmente marca el histórico. Se trata de una simplificación efectiva si bien hay que suponer que el coeficiente se mantiene constante.

Los precios para que sean comparables entre ellos deben ser indicados en la misma moneda y en relación a la energía en las mismas unidades. En este caso los precios se han transformado a €/kWh.

Una vez obtenido el histórico de precios, es necesario analizarlo estadísticamente. Se prueban distintos tipos de regresiones para tratar de ajustar el diagrama de dispersión a una curva con expresión analítica. Esta expresión será el modelo propuesto de seguimiento de los precios del combustible o de la electricidad. Este modelo es susceptible de ser prospectado hacia delante en un conjunto de periodos sin perder credibilidad. No es asumible que con históricos de los años 80s se calculen los precios de los combustibles de hoy en día, pero con históricos actuales es asumible suponer que no existe cambio de tendencia en los próximos 5 o 6 años.

Estos modelos prospectados son los más simples que se conocen cuando se trata de estimar los precios futuros de los combustibles. Pero no ofrecen medida de la incertidumbre que están manejando o, visto desde el punto de la gestión de riesgos, no aportan información ni medida del riesgo que se está asumiendo utilizando estos modelos.

Es por ello que se hace necesario medir la dispersión de los datos reales frente al modelo utilizado y suponer que dicha dispersión se mantiene en la parte prospectada del modelo. Nótese que calcular la desviación típica de los datos tampoco arregla el problema puesto que la desviación típica de un conjunto de datos mide la dispersión de estos con respecto a su media. En este caso no es esta la dispersión que se pretende calcular, sino la que se refiere al conjunto de datos con respecto al modelo. Se propone por tanto calcular la desviación con la Ecuación 1.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{(n-1)}} \quad (1)$$

Donde:

- x_i es el precio real para el año i
- y_i es el precio prospectado con el modelo para el año i
- n es el número de datos del histórico

- σ es la desviación del modelo con respecto a los datos reales.

La diferencia entre la desviación típica y la desviación de la Ecuación 1 se puede visualizar mejor en la Figura 1 y Figura 2 respectivamente.

Figura 1: Precio del Gas Natural, medida de la desviación típica

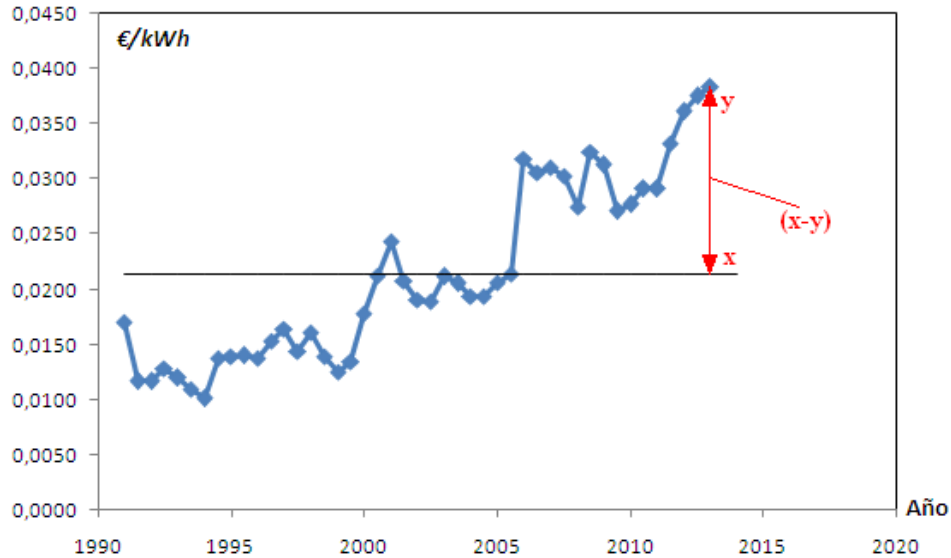
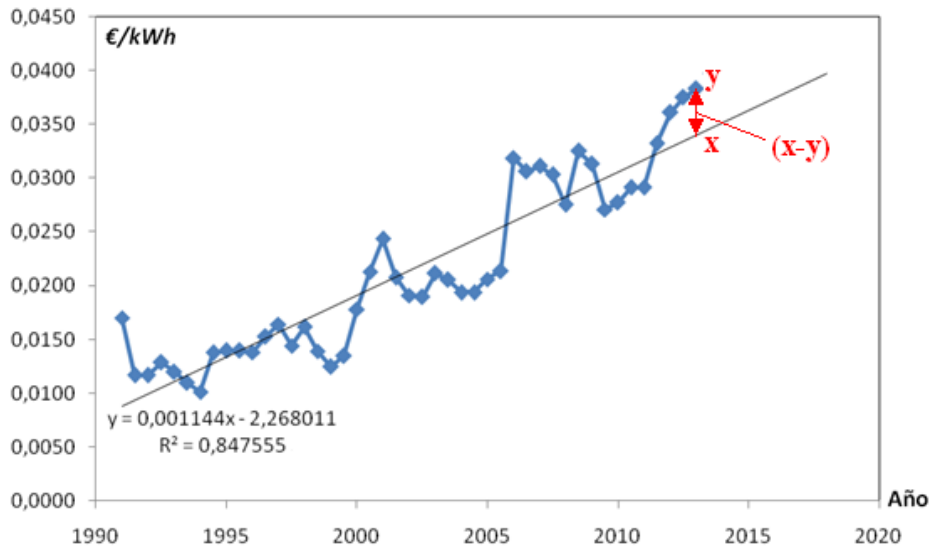


Figura 2: Precio del Gas Natural, medida de la desviación con respecto al modelo.

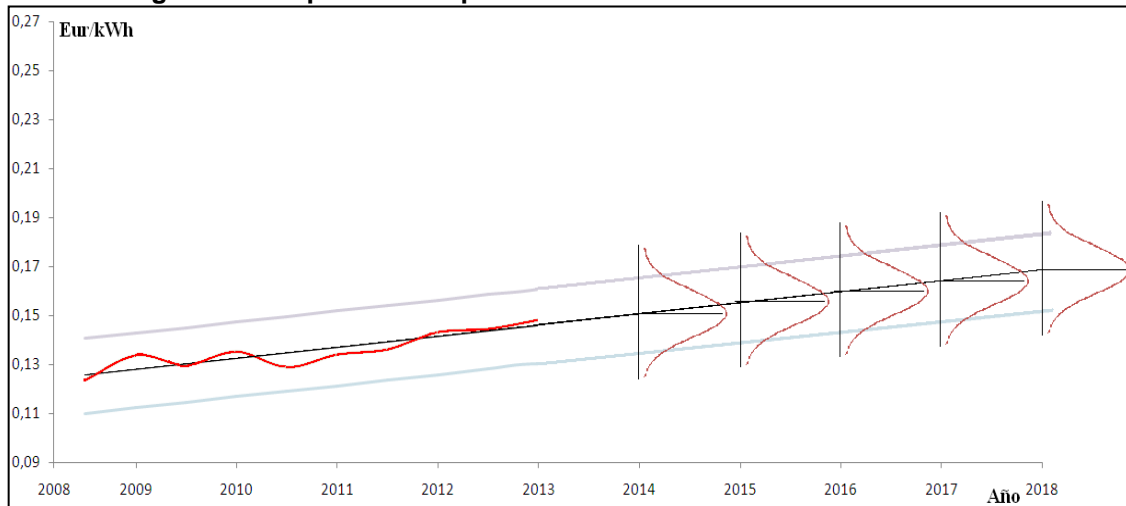


3.2. Construcción de las funciones predictivas

En la Figura 2 se puede ver como el precio del gas natural se ha ajustado a una recta con un coeficiente R^2 aceptable. Es conveniente recalcar que no por aumentar el orden del polinomio de la regresión y así mejorando R^2 , se mejora el modelo. Es más, conforme aumenta el orden, generalmente empeoran las proyecciones. Por tanto la expresión analítica de esta recta es ahora el modelo que sigue este precio. Se ha prospectado hasta el año 2018 y todo parece indicar que no va a haber un cambio de tendencia.

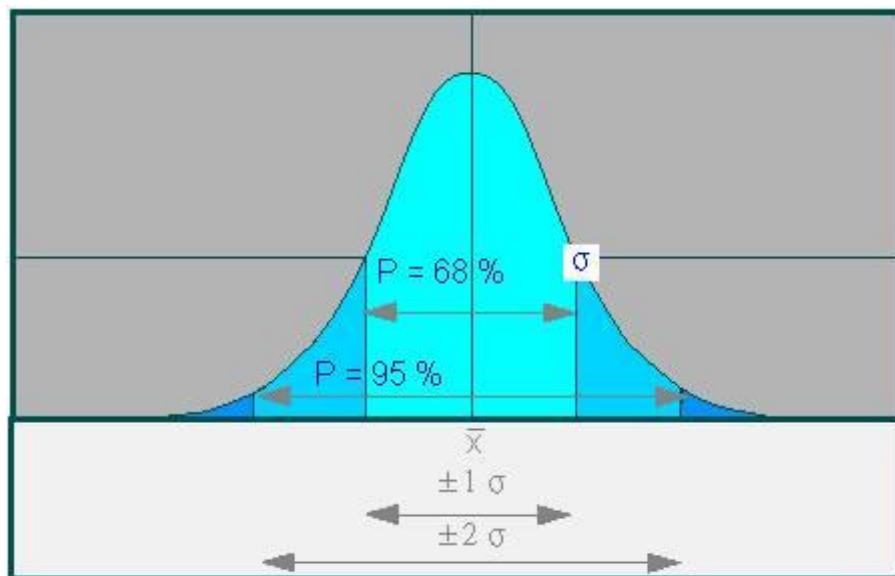
Ahora bien, este modelo simple se puede complementar con la dispersión. Para ello hay que suponer una distribución normal para cada año, centrada en la prospección con desviación típica la calculada con la Ecuación 1. Esta idea es la que se muestra en la Figura 3. De tal forma que estamos asumiendo que lo más normal, lo más probable, es que el precio del combustible siga la media de cada distribución, ajustándose así a nuestro modelo. Pero estamos dejando la posibilidad de que en determinadas ocasiones se desvíe de él. Como se puede ver en la Figura 4, dichas desviaciones no superarán dos veces la desviación en un 95% de las veces.

Figura 3: Prospección del precio de la electricidad con incertidumbre.



Nota: La línea roja es el precio de la electricidad obtenido de los históricos, la línea negra es el modelo al que se ha ajustado dicho precio, las líneas moradas y azules laterales son traslaciones del modelo a cada lado para delimitar la zona del 95% de probabilidad. Se entiende que para cada año prospectado seguirá una distribución normal centrada en el valor correspondiente del modelo manteniendo la desviación en todas ellas. El período utilizado para hacer las correlaciones de los modelos va a depender en cada caso del precio del combustible sobre el que se haga el estudio.

Figura 4: Distribución de probabilidad Normal.

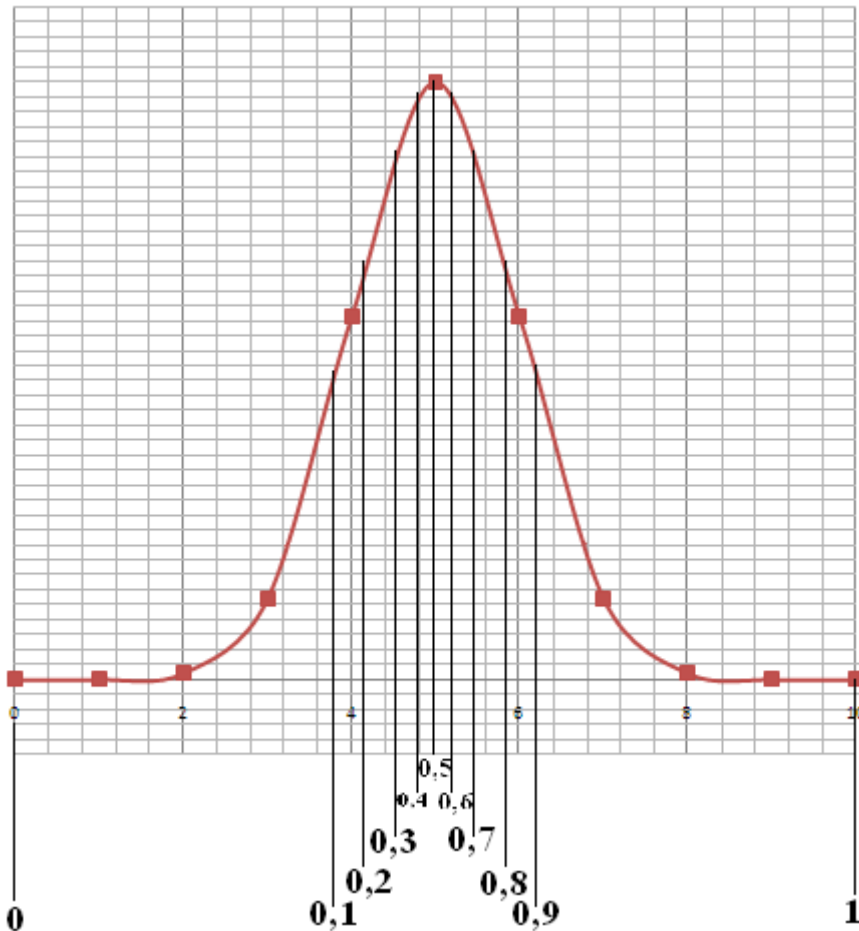


Para conseguir simular una distribución normal, es necesario el uso de números aleatorios. No entraremos en este tema que se encuentra recogido en Álvarez (2011) o Rodríguez-

Aragón (2011), pero es necesario comentar que es importante que se utilicen los mejores algoritmos para generar dichos números aleatorios, ya que el buen funcionamiento de Montecarlo depende de ellos.

Cuando un algoritmo de generación de números aleatorios funciona correctamente y un número grande de veces, acaba ofreciendo una distribución uniforme de números, es decir, todos los números tienen la misma probabilidad de aparecer. Es posible, mediante una conversión, pasar de una distribución uniforme entre 0 y 1 a una distribución normal. Dicha conversión se ve plasmada en la Figura 5.

Figura 5: Conversión de una distribución uniforme en una normal.



Nota: Los números de abajo en negrita son los obtenidos con la distribución uniforme, se transforman por igualdad de probabilidad a los que representan una normal. Por ejemplo, obtener 0,1 en esta distribución uniforme, así como obtener 3,71 en esta normal, es un 10% de probable. Por lo tanto el transformado de 0,1 uniforme es 3,71 normal.

El sistema de simulación del precio de un combustible, por tanto, es el siguiente:

- Generar un número aleatorio entre 0 y 1 mediante un algoritmo.
- Convertir ese número en el correspondiente mediante la transformación y la distribución normal de dicho combustible.
- Repetir las operaciones anteriores para todos los años a prospectar para obtener un escenario.

- Repetir las operaciones anteriores para conseguir un número adecuado de escenarios susceptibles de ser estudiados estadísticamente.

Definiremos en este caso el escenario como el conjunto de una simulación para cada año prospectado. Es decir que un escenario se compondrá de un solo precio simulado para 2014, otro para 2015 y así sucesivamente hasta el 2018 inclusive.

En este punto conviene hacer una distinción entre lo que denominaremos simulación dinámica y simulación estática.

Simulación estática: Se trata de que la simulación de cada año prospectado es independiente de la simulación del año anterior dentro de un mismo escenario.

Supongamos que en el caso del gas se quiere obtener el precio del año 2014. De la Figura 2 podemos ver que el precio será de 0.036005 €/kWh si utilizamos la regresión. Ahora bien, al simular con incertidumbre gracias a Montecarlo, el precio puede desviarse. Eso sí, con menor probabilidad cuanto más lejos del precio esperado siguiendo una normal centrada en la prospección, como se ha comentado. Supongamos que en una de las simulaciones, el precio resulte de 0.045 €/kWh. Significará que el precio se ha incrementado muchísimo, sería una simulación muy pesimista.

Sin embargo si quisiéramos obtener el precio de 2015 a continuación, no tendríamos para nada en cuenta dentro del mismo escenario que en 2014 se ha disparado el precio. Podría darse el caso de que el precio de 2015 fuera de 0,03 €/kWh, de modo que después de una fuerte subida hubiera una muy fuerte bajada de precio.

Este ejemplo realza la necesidad de que en un mismo escenario se considere la simulación del año anterior para acercarnos más a la realidad y evitar cosas muy improbables. Es por ello que necesitamos la simulación dinámica.

Entenderemos por tanto la *simulación dinámica* como aquella que dentro de un mismo escenario tenga en cuenta el precio de las simulaciones anteriores para obtenerla del año correspondiente.

La terminación de estática y dinámica se refiere a la regresión. En el caso de la simulación estática, la regresión se hace para el conjunto de datos pasados y no se modifica durante las simulaciones. En el caso de la simulación dinámica, la regresión se hace igual que en el caso estático pero esta vez se va actualizando con el último precio simulado obtenido.

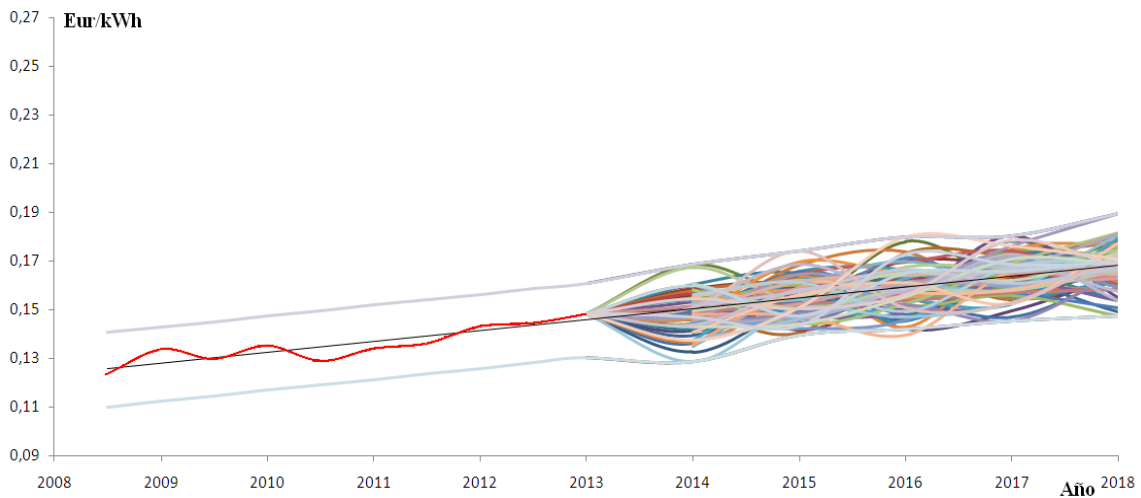
4. Resultados

Los resultados de realizar los pasos anteriores con un determinado combustible se presentan en la Figura 6. Los cálculos han sido implementados en Excel dado que muchos autores recomiendan su uso por su facilidad y clara exposición del desarrollo de los cálculos (Eckstein and Riedmueller, 2002; Evans, 2000; Faulínand Juan, 2005; Seila, 2001; Gedam and Beaudet, 2000).

Los distintos escenarios calculan precios distintos para el mismo año. Estas funciones tal y como se han descrito en este trabajo serán las entradas a simulaciones de Monte Carlo más grandes que permitan calcular parámetros financieros de distintas MEE.

Si se compara la Figura 6 con la Figura 3 se comprobará se ha conseguido lo que se pretendía puesto que en cada año la distribución de precios ha barrido los posibles precios según su probabilidad de ocurrencia.

Figura 6: Histórico y proyección con 80 escenarios de los precios del Gas natural.



5. Conclusiones

Para poder tomar decisiones importantes sobre inversiones en proyectos de eficiencia energética, es imprescindible poder contar con información fidedigna de la incertidumbre que tiene asociada el cálculo de los parámetros tradicionales de rendimiento económico: PB, TIR y VAN.

La propuesta que realizamos de presentar estos parámetros en forma de funciones de probabilidad permite poder decidir teniendo en cuenta el riesgo asociado a cada proyecto, mejorando así los resultados de las decisiones tomadas.

Dado que dichos parámetros se nutren de información sobre variables con incertidumbre como los precios de los combustibles, el riesgo asociado o incertidumbre del parámetro dependerá en gran medida de la incertidumbre de las variables de entrada, por lo que es necesario modelizar las funciones probabilísticas de las variables de entrada para poder obtener un resultado en forma de función probabilística.

Una vez modelizadas las entradas del sistema, se sigue una Simulación de Montecarlo para modelizar a través de muchas simulaciones las funciones probabilísticas de salida, o resultados.

La variación que se puede producir en los precios en un año se ha calculado teniendo en cuenta cómo ha variado en los últimos años respecto a la tendencia propia de la media del precio. Esta tendencia se ha obtenido de una regresión de los datos históricos. Esta variación calculada nos define la función probabilística del precio de ese combustible respecto a la tendencia, en un año dado.

En proyectos de varios años, los habituales, la simulación dinámica se acerca más a la realizada que la estática, al partir de datos de simulaciones de años anteriores para aplicar la simulación de años posteriores, añadiendo incertidumbre de un año sobre el siguiente en una misma simulación.

Con todo ello, se consigue tener información muy necesaria y real de los precios de los combustibles en los sucesivos años, incluyendo la probabilidad de que el precio sea el dado, mejorando así la entrada de los procesos de elección de proyectos de inversión en eficiencia energética.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado con fondos FEDER por la DGICYT mediante el proyecto (TIN2011-27696-C02-01) y por La Junta de Andalucía (P11-TIC-8001), respectivamente.

6. Referencias

- Álvarez, Humberto R. A. P. D. (2011). Introducción a la simulación. Retrieved from <http://humberto-r-alvarez-a.webs.com/Varios/Documento%20completo.pdf>
- Andrew, F. (2006). Seila. Spreadsheet Simulation. In Proceedings of the 2006 Winter Simulation Conference, LF Perrone, FP Wieland, J. Liu, BG Lawson, DM Nicol and RM Fujimoto, Eds. IEEE (pp. 11-18).
- Asociación española de Operadores de productos Petrolíferos. (2013).
- Baca Urbina, G. (2001) "Evaluación de proyectos" Ed. McGraw Hill. México.
- Corporación de reservas estratégicas de productos petrolíferos. (2013). www.cores.es
- Eckstein, J. and Riedmueller, S. T. (2002). Yasai: Yet another add-in for teaching elementary Monte Carlo simulation in excel. *INFORMS Transactions on Education*, 2(2).
- Europe Energy's Portal. (2013). www.energy.eu
- Evans, J. R. (2000). Spreadsheets as a tool for teaching simulation. *Informations transactions on education*, 1(1):27-37.
- Faulín, J. & Juan, A. A. (2005). Simulación de Monte Carlo con excel. Retrieved from http://www.uoc.edu/in3/emath/docs/Simulacion_MC.pdf
- Gedam, S. G. and Beudet, S. T. (2000). Monte carlo simulation using excel (r) spreadsheet for predicting reliability of a complex system. In *Reliability and Maintainability Symposium, 2000. Proceedings. Annual*, pages 188-193. IEEE.
- International Energy Agency. (2013). www.iea.org
- Oficina Estadística de las Comunidades Europeas. (2013). http://epp.eurostat.ec.europa.eu/portal/page/portal/statistics/search_database
- Platts. (2013). www.platts.com
- Ramos, A. (2010). Simulación. Departamento de Organización Industrial, Universidad Pontificia Comillas. Retrieved from http://www.iit.upcomillas.es/aramos/presentaciones/t_mms_M.pdf
- Rodríguez-Aragón, L. J. (2011). Simulación, método de Monte Carlo. Área de Estadística e Investigación Operativa. Universidad de Castilla-La Mancha. Retrieved from <http://www.uclm.es/profesorado/licesio/Docencia/mcoi>
- SapagChain, N. y SapagChain R. (2000) "Preparación y evaluación de proyectos" Ed. McGraw Hill. Madrid
- Shannon, R. E. & Bernal, F. A. (1988). Simulación de sistemas: Diseño, Desarrollo de implantación. Mexico. Trillas.
- Shapiro, J. F. (2001). Modeling the Supply Chain. Wadsworth Group, Pacific Grove, CA.
- Tarifa, E. (2001). Teoría de modelos y simulación. Facultad de Ingeniería, Universidad de Jujuy. Retrieved from http://www.econ.unicen.edu.ar/attachments/1051_TecnicasII/Simulacion.pdf