

VALORACION DE OPCIONES PUT BARRERA: CASO DE ESTACIÓN

ALMIRANTE EN LA GUAJIRA

MIGUEL ANGEL PEREZ URIBE

UNIVERSIDAD ICESI

FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS Y ECONOMICAS

SANTIAGO DE CALI, JUNIO 2016

VALORACION DE OPCIONES PUT BARRERA: CASO DE ESTACIÓN

ALMIRANTE EN LA GUAJIRA

MIGUEL ANGEL PEREZ URIBE

TRABAJO DE GRADO PARA OPTAR POR EL TITULO DE MAGISTER EN

FINANZAS

DIRECTOR DEL TRABAJO DE GRADO:

YENY ESPERANZA RODRIGUEZ RAMOS PHD.

UNIVERSIDAD ICESI

FACULTAD DE CIENCIAS ADMISTRATIVAS Y ECONOMICAS

SANTIAGO DE CALI, JUNIO 2016

RESUMEN

Los derivados son los instrumentos financieros más utilizados en la cobertura de riesgos en los mercados, puntualmente las opciones barrera son uno de los derivados más comercializados; se las distingue de las opciones tradicionales por ser “más baratas” dado que contemplan escenarios con pagos cero. En este trabajo se realiza la valoración de opciones barrera *put* eólicas a partir de la modelación y simulación del índice NORDIX como subyacente, el cual mide la velocidad del viento para la estación Almirante en el departamento de la Guajira en Colombia. Con este tipo de instrumentos hay una significativa reducción en los costos de los productores eólicos y se incentiva las inversiones en este tipo de generación eléctrica.

Palabras Clave: Opciones Barrera, Índice NORDIX, Tick Value, Tick Side

ABSTRACT

Derivatives are the most commonly used financial instruments in hedging risk in markets, punctually the barrier options are one of the most traded derivatives. They differ from traditional options for being cheaper since contemplate scenarios with zero payments. In this paper the valuation of put options wind barrier is made from moderation and simulation of the NORDIX index as an underlying, which measures wind speed for the Almirante station in the deparment of La Guajira in Colombia. With this type of instrument there is a significant reduction in the cost of wind producers and it encourages investments in this type of power generation.

Key words: Barrier options, NORDIX index, tick value, tick side.

TABLA DE CONTENIDO

	Pág.
1. Introducción	5
2. Revisación Literaria	8
2.1. Derivados Financieros Tradicionales	8
2.2. Derivados Climáticos	11
2.3. Métodos de valoración de instrumentos financieros tradicionales	12
2.4. Métodos de Valoración de Derivados del Clima	13
3. Planteamientos Teóricos	18
3.1. Estimación del modelo ARIMA para la velocidad del viento	19
3.2. Simulación de la velocidad del viento	19
3.3. Valoración opciones barrera	20
3.3.1 Calculo NORDIX	21
3.3.2 Definición del índice barrera NORDIX	22
3.3.3 Calculo <i>Tick Value</i>	22
3.3.4 Estimación del índice de ejercicio NORDIX	23
3.3.5 Valoración de la opción	23
4. Aplicación de la metodología y Resultados	23
4.1. Estimación del modelo ARIMA para la velocidad del viento	24
4.2. Simulación de la velocidad del viento	29
4.3. Valoración opciones barrera	30
3.3.1 Calculo NORDIX	30
3.3.2 Definición del índice barrera NORDIX	31
3.3.3 Calculo <i>Tick Value</i>	31
3.3.4 Estimación del índice de ejercicio NORDIX	32
3.3.5 Valoración de la opción	32
5. Conclusiones	34
6. Bibliografía	35

1. Introducción

En la administración de riesgos los mercados más nuevos y dinámicos son los relacionados con el clima, e incluyen a participantes de diferentes sectores tales como energía, seguros, banca y agricultura (Geysler, 2004). En particular, el sector eléctrico es uno de los más avanzados en el desarrollo de mercados de clima, dada la exposición al riesgo climático desde la desregulación del sector. Es así como desde 1996 en contextos como el de Estados Unidos, Europa, Australia y Asia, se han desarrollado mercados con instrumentos financieros basados en variables relacionadas con el clima tales como: temperatura, velocidad del viento, precipitación, entre otras (Alexandridis y Zapranis, 2013).

Los derivados son los instrumentos financieros más utilizados en la cobertura de riesgos en los mercados, estos instrumentos están diseñados a partir de un subyacente, cuyo precio dependerá del precio de un activo determinado. En términos generales, un derivado es un acuerdo de compra o venta de un activo determinado, en una fecha futura específica y a un precio definido. Los activos subyacentes, sobre los que se crea el derivado, pueden ser acciones, títulos de renta fija, divisas, tasas de interés, índices bursátiles, materias primas y energía.

En particular, los derivados climáticos son instrumentos financieros que pueden ser usados como estrategias de administración para mitigar el riesgo asociado a situaciones climáticas adversas o inesperadas, donde las ganancias o pagos no dependen del camino que tomen los precios de un activo tangible o almacenable sino del comportamiento de un derivado climático a través de una medida subyacente o un índice, como la lluvia, la temperatura, la velocidad del viento, la humedad o las nevadas. La diferencia con los derivados

tradicionales es que el activo subyacente no tiene un valor intrínseco, no puede ser almacenado o tranzado pero necesariamente debe ser cuantificable para ser gestionado como derivado climático (Alexandridis y Zapranis, 2013).

Generalmente los derivados climáticos están diseñados para cubrir eventos meteorológicos no catastróficos que causan fluctuaciones en los ingresos de muchas compañías, no necesariamente relacionadas con fenómenos de este tipo, que pueden generar pérdidas significativas o someter a las firmas a procesos de volatilidad inesperados producto de periodos con climas extremos o prolongados que afecten los costos de los insumos, la producción, las ventas o la prestación de servicios.

En el caso de la generación eléctrica colombiana, los periodos demasiado secos o húmedos tienen impactos significativos sobre la producción de electricidad, dado que esta depende en muy alta medida de la producción hidráulica. *El niño* que se caracteriza por periodos de bajas tasas de precipitación y altas temperaturas suele generar reducciones alarmantes en los niveles de los embalses, poniendo en riesgo la estabilidad del suministro eléctrico; por lo que la promoción y diversificación de las fuentes de producción eléctrica debe ser una prioridad para las autoridades energéticas en busca de dar continuidad a la estructura de costos que afecta tanto a los hogares como a la industria (Contreras y Rodriguez, 2016).

En busca de promover el uso de energías renovables, es necesario vincular al mercado eléctrico colombiano instrumentos de protección financiera para garantizar la cobertura climática y facilitar la inversión en instrumentos de este tipo que orienten flujos de capital a proyectos con fuentes renovable, como es el caso de la energía eólica, transfiriendo los riesgos asociados a un mayor número de participantes y dando viabilidad a las iniciativas.

Dadas las actuales deficiencias en la producción de energía eléctrica en Colombia, los riesgos asociados a la volatilidad de los precios de la misma y la poca o nula inversión en energías renovables, con este trabajo se busca plantear y desarrollar una propuesta de valoración de un derivado climático exótico eólico, denominada *opciones barrera*, para promover e impulsar estas fuentes limpias de energía y contribuir a reducir la dependencia del país frente a las actuales formas de generación de electricidad y reducir la huella de carbono que se despliega cuando se presentan los periodos de clima seco que reducen los niveles de los embalses en el país, los cuales corresponden a la fuente principal de generación.

Las opciones de barrera son uno de los derivados más comercializados en los mercados financieros, tienen unas características especiales que las distinguen de las opciones tradicionales como ser “más baratas” dado que contemplan pagos cero; los pagos dependen de la barrera especificada antes de la expiración. Esto se debe a que el precio del activo tiene que cruzar una cierta barrera para que el tenedor de la opción pueda recibir el pago; otra razón es que las opciones barrera coinciden de manera más eficiente con las necesidades de cobertura de riesgos frente a las opciones estándar, lo que las hace especialmente atractivas para los operadores de cobertura en el mercado financiero (Wang y Wang, 2011).

La estructuración y fijación de precios de este tipo de derivados es ampliamente significativa para abaratar y facilitar la promoción y establecimiento de mecanismos que incentiven el desarrollo de fuentes de energía renovables, como la eólica. Adicionalmente, considera el riesgo que afecta las ganancias e ingresos de los productores de energía; de manera análoga, la fijación de precios de opciones barrera eólicas tiene un doble propósito,

primero, que los productores o generadores de energía puedan recuperar sus inversiones y, segundo, que puedan cubrir sus flujos de efectivo frente a los riesgos asociados con la variabilidad de la velocidad del viento.

Este trabajo se enfoca en proponer un desarrollo teórico sobre la valoración de opciones barrera basadas en el índice NORDIX relacionado con la velocidad del viento. Se plantea una metodología en la cual se utilizan técnicas de modelación ARIMA y simulación de Montecarlo, de manera similar al trabajo de Contreras y Rodríguez (2015), pero innovando en el planteamiento teórico de valoración de la opción.

2. Revisión literaria

Se presentará el estado del arte en cuanto a derivados financieros y de clima, y los diferentes métodos de valoración que han sido utilizados en cada caso.

2.1. Derivados financieros tradicionales

Los derivados son contratos financieros de cobertura cuyo valor se deriva del precio de un activo subyacente, donde éste puede ser una acción, un bono, una divisa o un índice bursátil. Los activos subyacentes son usados como cobertura ante el riesgo por individuos y compañías para cubrirse ante fenómenos de volatilidad elevada, ya que permiten acceder al activo cubierto a un precio determinado con anticipación, eliminando la incertidumbre vinculada a los movimientos de los precios en los mercados.

Existen muchos tipos de derivados como los forwards, futuros, swaps y opciones, siendo estas últimas las más utilizadas por su flexibilidad, dado que al establecer el contrato se da al comprador el derecho, pero no la obligación, a comprar o vender bienes o valores a un precio predeterminado, hasta una fecha concreta.

Existen dos tipos de opciones: *call* y *put*. Una opción *call*, es un contrato que da al tenedor, el derecho, pero no la obligación, de comprar un activo a un precio determinado en la fecha o antes de la fecha fijada como límite. Por otro lado, una opción *put* es un contrato que da al tenedor el derecho, pero no la obligación, de vender un activo a un precio establecido en la fecha o antes de la fecha determinada. Los precios establecidos, tanto en las opciones *put* como *call* se les denomina *Strike Price*, la fecha del contrato se llama *Maturity* o *Expiry Date* y el precio pagado por las opciones es *The Premium* (Wang y Wang, 2011).

Adicionalmente, las opciones se pueden definir como europeas o americanas, donde las europeas solo pueden ser ejercidas hasta la fecha de vencimiento de la opción o *Maturity*, de lo contrario la opción expira. Mientras que las opciones americanas son más flexibles dado que permiten ser ejercidas en cualquier momento hasta la fecha de vencimiento.

Existen unas opciones que son más baratas que las tradicionales, éstas son las opciones barrera. El pago de este derivado depende del comportamiento del subyacente durante la permanencia del contrato, donde existe la posibilidad de generarse situaciones de pago cero; mientras que en las opciones tradicionales la recompensa depende no sólo de la activo subyacente al vencimiento, sino también en toda su trayectoria. En este sentido las opciones barrera son una alternativa muy atractiva dado que ofrecen pagos menores que las tradicionales, adaptándose de mejor medida a las necesidades de los generadores.

La relación entre el nivel barrera, S_b , y el precio o nivel del subyacente, S_0 , indican si la opción está al alza (up) o a la baja (down), esto significa que si $S_b > S_0$ es porque estamos en presencia de una opción up; por el contrario si $S_b < S_0$ tenemos una opción down. A partir de la anterior clasificación, se pueden señalar los siguientes tipos:

- *Up-and-Out*: el subyacente fluctúa bajo la barrera y si la alcanza la opción deja de existir (*knock-out*)
- *Down-and-Out*: el subyacente fluctúa sobre la barrera y si la cruza la opción deja de existir (*knock-out*)
- *Up-and-In*: el subyacente fluctúa bajo la barrera y si la alcanza la opción cobra valor (*knock-in*)
- *Down-and-In*: el subyacente fluctúa sobre la barrera y si la cruza la opción cobra valor (*knock-in*)

Teniendo en cuenta las 4 anteriores combinaciones de características que definen los pagos, se debe señalar que estas se pueden combinar con las estrategias propias de los derivados financieros como son los escenarios de compra (*call*) y venta (*put*), obteniendo un conjunto amplio que abarca todos escenarios posibles de opciones barrera.

A partir de lo anterior, se considera una *put* europea *Up-and-In* que cobra valor (*knock-in*) en un nivel barrera establecido, S_b , un precio de ejercicio, K y donde el comprador paga una prima y recibe un pago si el precio de ejercicio excede el valor del activo subyacente o índice, S_0 :

$$T = \text{Max} ((K - S_0), 0) \quad (1)$$

$$\text{Valor del tick} = \begin{cases} S_0 > S_b & ; T \\ S_0 \leq S_b & ; 0 \end{cases} \quad (2)$$

2.2. Derivados climáticos

Los derivados climáticos son instrumentos financieros que pueden ser usados como estrategias de administración para mitigar el riesgo asociado a situaciones climáticas adversas o inesperadas, donde las ganancias o pagos no dependen del camino que tomen los precios de un activo tangible o almacenable sino del comportamiento de un derivado climático a través de una medida subyacente o un índice, como la lluvia, la temperatura, la velocidad del viento, la humedad o las nevadas.

La diferencia que existe entre los derivados climáticos y los derivados tradicionales es que en los primeros el activo subyacente no tiene un valor intrínseco, no puede ser almacenado o tranzado pero necesariamente debe ser cuantificable para ser gestionado como derivado climático (Alexandridis y Zapranis, 2013).

Generalmente los derivados climáticos están diseñados para cubrir eventos meteorológicos no catastróficos que causan fluctuaciones en los ingresos de muchas compañías, no necesariamente relacionadas con fenómenos de este tipo, que pueden generar pérdidas significativas o someter a las firmas a procesos de volatilidad inesperados producto de periodos con climas extremos o prolongados que afecten los costos de los insumos, la producción, las ventas o la prestación de servicios.

2.3. Métodos de valoración de instrumentos financieros tradicionales

Los métodos más conocidos para valorar el precio de una opción son: el modelo de Black-Scholes y las simulaciones Monte Carlo.

En el modelo de Black-Scholes los autores presentan una expresión diferencial que proporciona el valor teórico de las opciones europeas a partir de suponer que los precios de mercado siguen una distribución lognormal, existe cobertura continua, tasas de interés constantes y no arbitraje. Merton (1973) fue el primero en derivar una solución matemática para una opción *call* europea *down-and-out*, donde el subyacente fluctúa sobre una barrera y al cruzarla la opción deja de existir.

Por su parte Boyle en 1977 desarrollo una simulación por el método Monte Carlo, donde el proceso de generación de los retornos del activo subyacente incluyó el supuesto de riesgo neutral a la hora de derivar el valor de la opción; dentro de este trabajo se introdujo y verificaron técnicas para mejorar la eficiencia, confiabilidad y precisión de la estimación a partir del uso de variables *antithetic* y variables de control significativas, aproximando su valoración a opciones *call* europeas.

En esta misma dirección, Moon (2008) utiliza un modelo de Monte Carlo para calcular el precio de opciones barrera en la bolsa utilizando una salida probabilística uniforme y al azar para estimar de manera eficientemente la primera vez que se golpea el precio barrera, teniendo en cuenta que los precios del subyacente son descritos como un movimiento *browniano*. A partir de los resultados generados Moon identificó que este enfoque es robusto pero de convergencia lenta dado la existencia de problemas a la hora de generar la reducción del error del primer golpe a la barrera.

Para corregir este inconveniente sugiere valorar la opción a partir de una distribución uniforme aleatoria y una salida de probabilidad condicional donde se valide la continuidad del precio del activo subyacente a partir de un método logarítmico del modelo Monte Carlo; con este método se calcula eficientemente el primer golpe del precio a la barrera, generando una convergencia mucho más rápida que con el modelo estándar.

2.4. Métodos de valoración de derivados del clima

En la valoración de derivados climáticos el modelo de Black Scholes pierde relevancia dado que sus supuestos no son realistas, porque los índices climáticos no se adaptan matemática ni financieramente al comportamiento, los periodos de los contratos son estacionales y las variables subyacentes no son transables (Botos y Cimas, 2012).

Además, Meissner y Burke (2009) sostienen que el mercado internacional del clima está incompletamente desarrollado, sus coberturas son limitadas, y los principales índices no siguen distribuciones normales, factor que es fundamental para la efectividad del modelo.

Los métodos que se han utilizado en la literatura para valorar opciones tradicionales, bajo diferentes contextos, han sido: Black-Scholes con parámetros dependientes del tiempo y Simulaciones de Monte Carlo.

Por ejemplo, en el contexto colombiano se destaca el trabajo de Rodríguez y Contreras (2014) quienes utilizan un método basado en la simulación empírica Martingala para valorar opciones *put* de energía eólica, modelando los precios semanales de electricidad a través de un GARCH (Modelos Generalizados Autoregresivo Condicionalmente Heterocedásticos). El aporte del trabajo de centró en valorar opciones *put*, en las cuales

podrían estar interesados productores de energía eólica, como un instrumento de cobertura de la incertidumbre generada por la velocidad del viento.

Adicional, en el caso de valoración de las opciones barrera se encuentra evidencia de la aplicación de los dos métodos de valoración tradicionales.

En el caso de la aplicación del modelo de Black Scholes, Lo, Lee y Hui (2003) plantean la valoración pero con parámetros dependientes del tiempo. El precio de la opción depende de si el precio del activo subyacente cruza un límite para ejercer el derecho a utilizar la opción, generando una mayor flexibilidad y menores costos. Este modelo asume que los parámetros como la volatilidad y la tasa de interés son dependientes del tiempo y pueden ser expresadas como funciones escalonadas para reflejar las expectativas y dinámicas de los factores del mercado. Este modelo se aplicó para el mercado bonos en Hong Kong.

Además, para el mercado de bonos, estos autores plantean que la barreras superior e inferior de la opción sean definidas a partir de un esquema de aproximación de múltiples etapas con pequeñas vacilaciones de amplitud para ajustar sistemáticamente los límites y entregar una aproximación muy cercana de los precios de las opciones.

En cuanto a la valoración utilizando simulación de Monte Carlo, Wang y Wang (2011), simulan los valores de las opciones barrera evaluando 4 técnicas de reducción de varianza, las cuales buscan incrementar la exactitud de los estimadores del precio de la opción. Los resultados señalaron, a partir de la evaluación de una opción *put* como variable de control, que se reducen significativamente los errores estándar y adicionalmente estos coinciden con la tendencia esperada, donde al incrementar la diferencia entre el nivel barrera y el precio *spot* inicial hay un efecto positivo en el valor de la opción. Estos autores concluyen que la probabilidad de tocar la barrera se aproxima a cero cuando la diferencia absoluta entre el

precio spot y la barrera aumenta, haciendo que el valor de la opción converja a una opción *put* ordinaria.

Adicionalmente, los métodos de valoración anteriormente mencionados se han aplicado pero utilizando como activo subyacente índices de las diferentes variables climáticas. Por ejemplo entre los índices que se destacan en el uso de la valoración de derivados climáticos están: como índice de temperatura el CAT (Temperatura Acumulada Promedio), para analizar las precipitaciones se utiliza el índice CR (Lluvia acumulada) y para el viento, que es la base de este trabajo, se tiene en cuenta el CAWN (índice de velocidad del viento media acumulativa) y el Nordix. Rodríguez y Contreras (2015) destacan como la principal ventaja de utilizar índices de viento el hecho que la velocidad del mismo es frecuentemente medida por un agente neutral, tal como un organismo gubernamental encargado de la recolección de las observaciones meteorológicas, lo que hace que la medición del índice sea independiente y fiable. La independencia se explica debido a que el valor del índice no puede ser modificado por cualquiera de las partes; la fiabilidad se refiere a la fuente de datos que proporciona mediciones del índice en el período en el que debe ser calculado.

En cuanto a los trabajos que realizan valoración de derivados utilizando como activos subyacentes los índices climáticos se destacan por ejemplo, Clements, Hurn y Lindsay (2008), quienes utilizan índices de temperatura para cuatro ciudades australianas (Brisbane, Melbourne, Perth y Sydney) para estimar los pagos monetarios de derivados climáticos de temperatura a partir de las serie de tiempo del índice *CDD* (Grados de Enfriamiento Diario). En su análisis cuantitativo estos autores modelan la serie de información disponible a partir de un AR-SGARCH dado su comportamiento.

Adicional, Caporin, Pres y Torro (2012), valoran opciones de energía y temperatura a partir de las series de tiempo del precio de la energía para Oslo y el promedio de la temperatura del aire respectivamente, para ello desarrollan un modelo de valoración para opciones exóticas *Quanto* a partir de una simulación Monte Carlo con la novedad de incluir el índice *HDD* (Grados de Calentamiento Diario). Este tipo de opciones tienen en cuenta la correlación entre el consumo de energía y las condiciones climáticas, por lo que el riesgo climático y el precio pueden ser controlado o gestionados a partir del impacto volumétrico del clima sobre precio de la energía. Cuando el invierno es más frío de lo esperado hay mayor demanda, el precio, en el caso de los productores de energía, debe cubrir el volumen en riesgo pero también tener en cuenta los beneficios del aumento en precios, por lo que la cobertura con opciones *Quanto* es más económica y eficiente que con dos opciones tradicionales europeas que cubran precios y temperatura.

Estos autores plantean una valoración a partir de un modelo Monte Carlo bivariado de series de tiempo donde se tiene en cuenta la interdependencia en el promedio y la varianza entre las series de temperatura y precios de la energía, igualmente se contempla los patrones periódicos, el tamaño de la serie, la heterocedasticidad condicional y la correlación entre los datos, demostrando a partir de la evidencia generada que las primas son, en la mayoría de los casos, menores en términos financieros que con las opciones tradicionales.

Por su parte Karl, López y Wen (2015), utilizan los principales índices de temperatura tranzados en la CME (Chicago Mercantile Exchange), cuales son: *HDD* (Grados de Calentamiento Diario), *CDD* (Grados de Enfriamiento Diario) y *CAT* (Promedio Acumulado de Temperatura), y plantean una función de densidad de riesgo neutral (*State*

Price Density SPD), equivalente a una medida martingala para la valoración de opciones, la cual es una medida más ligada a la incertidumbre de la volatilidad. Los autores estimaron la *SPD* para opciones climáticas usando el método de cuadratura bayesiana.

Este método presenta como principal ventaja la de evitar las pérdidas de especificaciones, además que permite la estimación parsimoniosa. De acuerdo a los autores, los resultados explican que los inversionistas esperan que las variaciones en la temperatura, que afectan sus flujos de efectivo, ocurran con mayor probabilidad en invierno que en verano, por lo tanto ellos usan contratos de opciones de cobertura en presencia de pagos negativos para eliminar el riesgo, mientras que otros actúan como especuladores. Finalmente, los autores concluyen que el mercado de opciones de temperatura ofrece mayores ganancias que el mercado de futuros temperaturas.

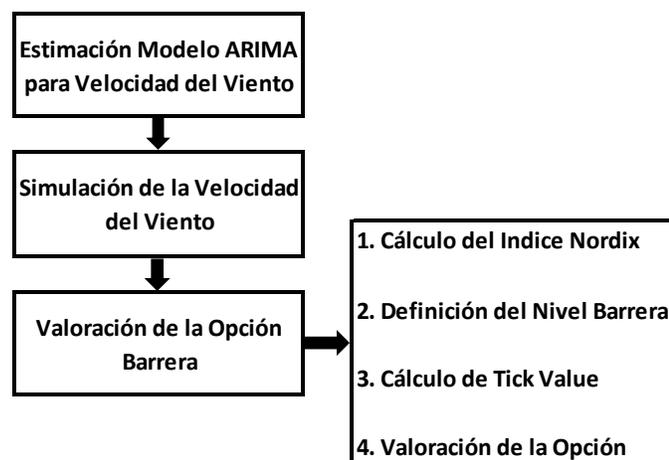
En el caso de índices relacionados con la velocidad del viento, utilizados para valoración de opciones se destaca el trabajo de Caporin y Pres (2009) y Contreras y Rodríguez (2015). Caporin y Press (2009) utilizan un modelo ARFIMA-FIGARCH para modelar y predecir la velocidad, intensidad y dirección del viento, y hacen una valoración de un derivado financiero usando como modelo base una simulación Monte Carlo. Por otro lado, la contribución de Rodríguez y Contreras (2015) es realizar la valoración de opciones put eólicas, teniendo en cuenta la capacidad, localización y el tamaño de las turbinas eólicas. Los autores destacan que esta desagregación es importante para quienes definen política energética, porque puede ser utilizado como un medio para incentivar el uso de fuentes renovables como es la energía eólica, cuyos ingresos y costos podrían ser afectados por riesgos climáticos. Contreras y Rodríguez (2015) estructuran un contrato de opción *put* para 3 tamaños de turbinas, cuyo activo subyacente es el índice *Nordex wind*.

De las investigaciones mencionadas no se encuentra un trabajo que involucre la valoración de opciones put barrera, que involucre índices de viento. Por tanto, en este trabajo se planteará la valoración teórica de estas opciones, que resultan ser más baratas que las opciones tradicionales. El índice de viento a utilizar será el Nordix como proxy para medir el poder de generación potencial. Este índice es el más utilizado en relación con los derivados eólicos y está basado en las desviaciones de la velocidad del viento diaria de la media de los últimos 20 años (Benth y Saltyté- Benth 2013).

3. Planteamientos teóricos

Para realizar la valoración de opciones barrera *put* eólicas, que serían un instrumento financiero de cobertura de riesgo para los generadores ubicados en el departamento de la Guajira en Colombia, se seguirá la metodología que se presenta en la figura 1.

Figura 1. Descripción de la metodología para valorar opción *put* eólicas



A continuación se explican los pasos presentados en la figura 1.

3.1. Estimación modelo ARIMA para la velocidad del viento

En los modelos ARIMA (Modelo Autoregresivo Integrado de Media Móvil) una serie de tiempo no estacionaria es diferenciada d veces hasta que es estacionaria, donde d es un número entero y corresponde al grado de integración de la serie; de acuerdo a Contreras y Rodríguez (2015) este modelo se puede expresar como:

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi L^i\right) (1 - L)^d W_t = \left(1 + \sum_{i=1}^q \theta L^i\right) \varepsilon_t \quad (3)$$

En nuestro caso particular, W_t corresponde a la velocidad del viento en el momento t , L representa el operador de rezagos actuando sobre la variable Y_t de tal forma que $Ly_t = y_{t-1}$. El término de error ε_t esta normalmente distribuido con media cero y media constante σ^2 y d es el número de diferencias requeridas para volver W_t estacionaria. De acuerdo con lo anterior, se utiliza el método de máxima verosimilitud para estimar los parámetros del modelo, generando estimadores eficientes e insesgados.

3.2. Simulación de la velocidad del viento

A partir del modelo ARIMA estimado para la velocidad diaria del viento, descrito en el paso anterior, se simula la velocidad del mismo para un periodo de verano, que en el caso particular de Colombia corresponde al lapso de tiempo comprendido entre el 16 de diciembre y el 16 de marzo.

Es en verano cuando es relevante para los generadores eólicos ejercer opciones de venta de energía, las cuales se espera presenten un precio de ejercicio superior al costo de generación en que incurrirían en momentos donde más sopla el viento.

En total se simularon 2500 observaciones de la velocidad de viento para un total de 184 días que conforman el periodo de verano.

3.3. Valoración de la opción barrera

Se tomará la misma estructura de la opción planteada en el trabajo de Contreras & Rodríguez (2015) para la estación Almirante Padilla. En la tabla 1 se presenta la estructura para la opción *put* utilizada por estos autores, que fue la misma que se utilizó en el caso de la estación Almirante Padilla.

Tabla 1: Estandarización de una opción put eólica basada en NORDIX (Contreras y Rodríguez, 2015).

Características	Opción PUT del NORDIX
Periodo	Enero 1 - Marzo 15
Tick Size para Capacidad de 225 MW	0.000342 USD/kWh por NORDIX
Tick Size para Capacidad de 660 MW	0.00042 USD/kWh por NORDIX
Tick Size para Capacidad de 1300 MW	0.00045 USD/kWh por NORDIX
Strike Index	195.71

Los pasos a seguir dentro de la valoración son: 1) Calcular el NORDIX con la trayectoria de velocidades diarias simuladas, 2) definir del índice barrera NORDIX, 3) estimar el índice NORDIX de ejercicio, 4) calcular el tick value, y 5) calcular el valor de la opción put.

3.3.1 Cálculo del NORDIX

El índice NORDIX es el más utilizado en relación con los derivados eólicos y está basado en las desviaciones de la velocidad del viento diaria respecto de la media de los últimos 20 años. Estas desviaciones se agregan durante un periodo de medición; y a la suma de las mismas se les añade un valor de 100 (Benth y Saltyté- Benth 2013). Entonces si llamamos $W(t)$ a la velocidad del viento promedio diario medido en un día t , y $w_{20}(t)$ a la media de los últimos 20 años la velocidad del viento para el día t , según el índice Nordix, $N(\tau_1, \tau_2)$, para el periodo, (τ_1, τ_2) , es definido como:

$$N(\tau_1, \tau_2) = 100 + \sum_{t=\tau_1}^{\tau_2} (W(t) - w_{20}(t)) \quad (4)$$

Por tanto, esta fórmula se aplicó a la trayectoria de la velocidad del viento derivada de la simulación con el ARIMA.

3.3.2 Definición del índice barrera NORDIX

La definición del índice barrera parte de la necesidad de establecer un punto a partir del cual la opción obtiene un valor nulo, esto con el objetivo de abaratar los costos de la generación de energía eléctrica.

Por tanto, se utilizó el NORDIX calculado a partir de la trayectoria de velocidad del viento simulada para una estación de verano. Se realizó un análisis de dispersión del índice para aquellos valores que hacían que el valor de la opción fuera valioso y se escogió como índice barrera el promedio, ya que era una medida de tendencia central de los datos que consideramos representaba de forma adecuada los mismos.

Al respecto hay que aclarar que en la literatura no existe una metodología definida para establecer este parámetro.

3.3.3 Cálculo del *Tick Value*

Utilizando la formulación planteada en (2) y (3), podemos derivar la fórmula para valorar una opción *put* europea con barrera *up-and-in* de energía eólica, realizando los siguientes cambios: En nuestro caso, el S_0 corresponde al índice Nordix entre el periodo de análisis $N(\tau_1, \tau_2)$, S_b es el nivel barrera a partir del cual la opción se activa y K el índice de ejercicio.

$$T = \begin{cases} N(\tau_1, \tau_2) > S_b & ; T = \text{Max} ((K - N(\tau_1, \tau_2)), 0) \\ N(\tau_1, \tau_2) \leq S_b & ; 0 \end{cases} \quad (5)$$

Este procedimiento se repitió para las 2500 simulaciones, y al final se calculó el *tick value* promedio.

3.3.4 Estimación del índice NORDIX de ejercicio

La estimación con 2500 simulaciones del índice NORDIX arrojó un valor de 195.71, estimación que corresponde al promedio histórico de la velocidad del viento ajustado a la metodología planteada anteriormente donde se considera la velocidad de los últimos 20 años para un periodo de verano típico.

3.3.5 Valoración de la opción

El precio de la opción *put* barrera se calculó como el producto entre el *tick value* promedio obtenido en el punto anterior, y el *ticks size* definido por Contreras & Rodríguez (2015). Estos autores plantean que el *tick size* varié dependiendo del tamaño de la turbina eólica, y fueron presentados en la Tabla 1.

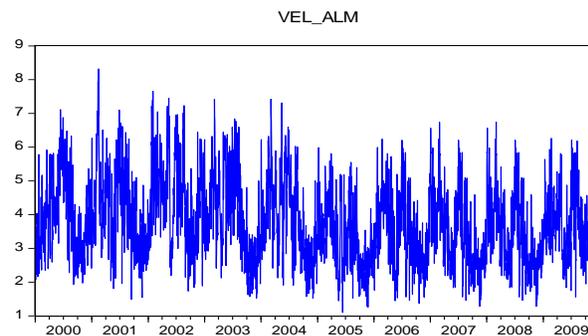
4. Aplicación de la metodología y resultados

La metodología planteada en la figura 1 se realizó teniendo en cuenta la información histórica disponible de la velocidad diaria del viento de la estación de monitoreo del Aeropuerto Almirante Padilla de Riohacha en el departamento de la Guajira, para el periodo 2000 a 2009. A continuación se describe cada uno de los tres pasos.

4.1. Estimación modelo ARIMA para la velocidad del viento

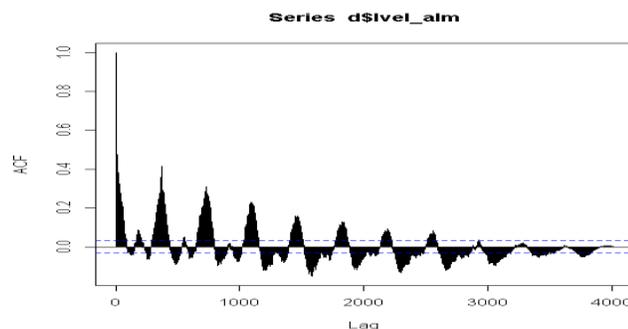
El comportamiento de la velocidad del viento diaria en la estación Almirante se presenta en la Gráfica 1.

Gráfica 1: Evolución de la velocidad diaria de viento Almirante Padilla (2000 a 2009)



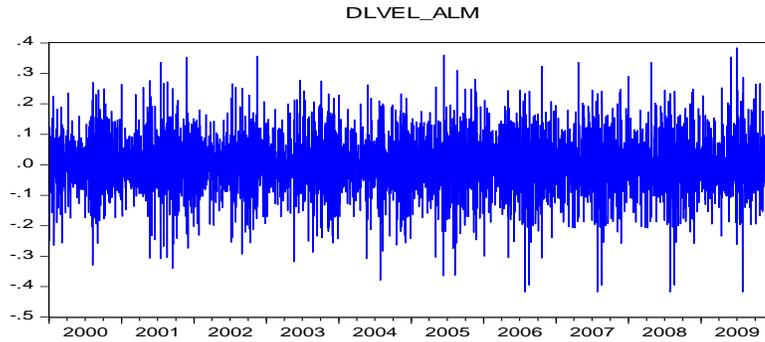
La velocidad diaria del viento presenta un efecto estacional, el cual no se corrige al aplicar la función logarítmica a la serie, tal y como se puede observar en la gráfica 2 correspondiente a la función de autocorrelación del logaritmo de la velocidad del viento.

Gráfica 2: Función de autocorrelación del logaritmo de la velocidad del viento



Dado que para realizar la estimación del modelo utilizando series de tiempo se debe partir de series estacionarias, la serie original se va a diferenciar una vez. La serie diferenciada se presenta en la Gráfica 3.

Gráfica 3: Serie de la velocidad del viento diferenciada una vez



La serie de la velocidad diaria del viento en diferencias se comporta como un proceso estacionario con *clusters* de volatilidad en algunos periodos y la prueba de Dickey-Fuller que se presenta en la Tabla 2 corrobora esta afirmación.

Tabla 2: Prueba de Dickey Fuller para serie diferenciada.

Null Hypothesis: DLVEL_ALM has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 10 (Automatic - based on SIC, maxlag=29)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-27.37086	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.431960	
5% level	-2.862136	
10% level	-2.567131	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Por tanto, la serie diferenciada de la velocidad es estacionará y se utilizará para realizar la estimación del modelo. Para ello, se graficaron las funciones de auto correlación simple y parcial, de la serie diferenciada, las cuales se presentan en la tabla 3.

Tabla 3. Funciones de Autocorrelación Simple y Parcial

Date: 05/13/16 Time: 16:46		Sample: 1/01/2000 12/31/2009		Included observations: 3652		
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.209	-0.209	159.79	0.000
		2	-0.150	-0.203	242.28	0.000
		3	-0.086	-0.182	269.57	0.000
		4	-0.002	-0.115	269.58	0.000
		5	-0.003	-0.096	269.61	0.000
		6	-0.042	-0.123	276.17	0.000
		7	-0.011	-0.103	276.58	0.000
		8	0.027	-0.060	279.33	0.000
		9	0.015	-0.046	280.16	0.000
		10	-0.022	-0.064	281.89	0.000
		11	-0.015	-0.064	282.75	0.000
		12	0.042	-0.007	289.27	0.000
		13	-0.003	-0.024	289.30	0.000
		14	-0.018	-0.032	290.51	0.000
		15	-0.007	-0.026	290.68	0.000
		16	-0.014	-0.044	291.43	0.000
		17	-0.005	-0.047	291.54	0.000
		18	0.022	-0.015	293.24	0.000
		19	-0.005	-0.027	293.32	0.000
		20	-0.012	-0.040	293.87	0.000
		21	-0.008	-0.044	294.13	0.000
		22	0.038	0.005	299.48	0.000
		23	0.015	0.011	300.34	0.000
		24	-0.025	-0.017	302.56	0.000
		25	-0.024	-0.030	304.72	0.000
		26	-0.014	-0.043	305.49	0.000
		27	0.035	-0.002	309.94	0.000
		28	0.035	0.033	314.49	0.000
		29	-0.073	-0.060	333.96	0.000
		30	0.003	-0.032	333.99	0.000
		31	0.051	0.018	343.47	0.000
		32	0.034	0.041	347.75	0.000
		33	-0.089	-0.064	377.12	0.000
		34	0.022	0.001	378.95	0.000
		35	0.015	-0.007	379.75	0.000
		36	-0.008	-0.025	379.96	0.000

Las funciones de autocorrelación simple y parcial se analizaron y se estimó un modelo ARIMA (366,1,366), cuyos parámetros significativos se presentan en la tabla 4.

Tabla 4. Modelo estimado para la velocidad diaria de estación Almirante

Dependent Variable: D(LOG(VEL_ALM),1)

Method: Least Squares

Date: 05/11/16 Time: 12:57

Sample: 1/01/2003 12/31/2009

Included observations: 2557

Convergence achieved after 20 iterations

MA Backcast: OFF (Roots of MA process too large)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(2)	-0.069824	0.051433	-1.357555	0.1747
AR(4)	-0.057300	0.022397	-2.558368	0.0106
AR(5)	-0.052999	0.021634	-2.449799	0.0144
AR(6)	-0.065508	0.021095	-3.105368	0.0019
AR(7)	0.059250	0.028021	2.114482	0.0346
AR(12)	0.031842	0.019229	1.655948	0.0979
AR(22)	0.047343	0.018892	2.505979	0.0123
AR(29)	-0.074245	0.018916	-3.924945	0.0001
AR(25)	-0.036326	0.018822	-1.929947	0.0537
AR(33)	-0.071560	0.019003	-3.765776	0.0002
AR(44)	-0.053572	0.018850	-2.842049	0.0045
AR(63)	0.058805	0.018800	3.127952	0.0018
AR(366)	0.250202	0.025695	9.737302	0.0000
MA(1)	-0.381552	0.019734	-19.33433	0.0000
MA(2)	-0.134310	0.053833	-2.494956	0.0127
MA(3)	-0.162943	0.029158	-5.588277	0.0000
MA(7)	-0.124502	0.029260	-4.255033	0.0000
MA(180)	0.044464	0.015351	2.896469	0.0038
MA(366)	0.082649	0.021861	3.780722	0.0002
R-squared	0.285059	Mean dependent var	-0.000152	
Adjusted R-squared	0.279989	S.D. dependent var	0.231757	
S.E. of regression	0.196654	Akaike info criterion	-0.407342	
Sum squared resid	98.15122	Schwarz criterion	-0.363899	
Log likelihood	539.7873	Hannan-Quinn criter.	-0.391588	
Durbin-Watson stat	2.000460			

Se observa que la velocidad del viento diaria del viento tiene dependencia de corto y de largo plazo. De corto plazo, ya que está explicada por parámetro autoregresivos de dos meses atrás tales como: 2 días atrás, cuatro, cinco, seis, siete, doce, veintidós, veinticinco, veintinueve, treinta y tres, cuarenta y cuatro y sesenta y tres. De largo plazo porque depende la velocidad diaria de un año atrás.

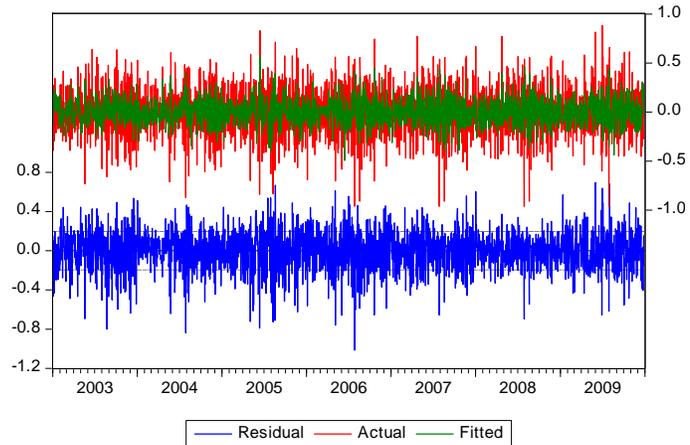
Para verificar los supuestos del modelo, se analizaron las funciones de auto correlación simple y parcial de los residuales, las cuales permitieron concluir que estos no están correlacionados y se comportan como un ruido blanco, como se presenta en la tabla 5 y en la gráfica 4.

Tabla 5. Funciones de Autocorrelación Simple y Parcial de los residuales del modelo

Date: 05/13/16 Time: 17:28
Sample: 1/01/2003 12/31/2009
Included observations: 2557
Q-statistic probabilities adjusted for 19 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.001	-0.001	0.0009	
		2	0.003	0.003	0.0314	
		3	0.006	0.006	0.1189	
		4	0.002	0.002	0.1295	
		5	-0.004	-0.004	0.1694	
		6	0.010	0.010	0.4406	
		7	0.025	0.025	1.9821	
		8	0.012	0.012	2.3675	
		9	0.004	0.004	2.4108	
		10	-0.026	-0.026	4.1460	
		11	-0.028	-0.028	6.1298	
		12	0.003	0.003	6.1500	
		13	-0.009	-0.009	6.3544	
		14	-0.021	-0.021	7.4933	
		15	-0.005	-0.006	7.5541	
		16	-0.029	-0.029	9.7488	
		17	-0.032	-0.030	12.355	
		18	0.022	0.025	13.646	
		19	-0.038	-0.036	17.281	
		20	-0.007	-0.006	17.400	0.000
		21	-0.007	-0.008	17.540	0.000
		22	-0.001	-0.000	17.542	0.001
		23	-0.002	0.001	17.551	0.002
		24	-0.016	-0.016	18.224	0.003
		25	-0.002	-0.003	18.234	0.006
		26	-0.020	-0.020	19.267	0.007
		27	0.014	0.011	19.747	0.011
		28	0.016	0.016	20.392	0.016
		29	-0.007	-0.007	20.503	0.025
		30	0.022	0.018	21.744	0.026
		31	0.021	0.020	22.856	0.029
		32	0.022	0.022	24.119	0.030
		33	-0.015	-0.017	24.693	0.038
		34	0.005	0.003	24.758	0.053

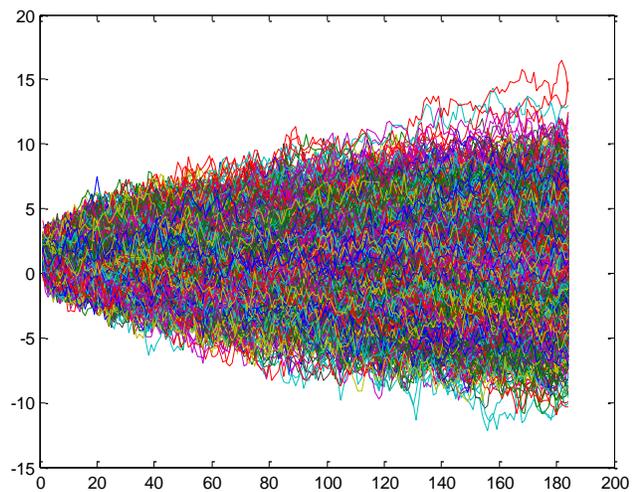
Gráfica 4: Residuales Ajustados y Actuales



4.2. Simulación de la velocidad del viento

A partir del modelo estimado para la velocidad del viento, se realizaron 2500 simulaciones correspondientes a un periodo de verano con 184 días. Las trayectorias simuladas se presentan en la gráfica 5.

Gráfica 5: Trayectorias simuladas de la velocidad del viento diaria para 184 días.



4.3. Valoración de la opción barrera

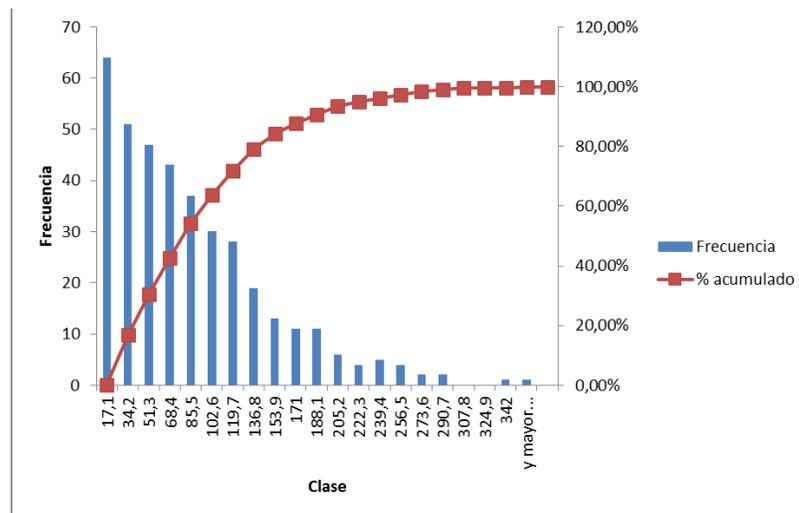
Para la valoración de la opción *put* barrera eólica lo que se hizo fue utilizar los índices NORDIX calculados a partir de las trayectorias de velocidad del viento simuladas para una estación de verano. Con éstos se realizó un análisis de dispersión para aquellos valores que hacían que el valor de la opción fuera valioso. Y se escogió como índice barrera el promedio, ya que era una medida de tendencia central de los datos que consideramos representaba de forma adecuada los mismos.

Los pasos que componen la valoración se explican en detalle a continuación. En general

4.3.1 Cálculo del NORDIX

El NORDIX se calculó para cada una de las simulaciones. En la gráfica 6 se presenta la distribución de frecuencias del mismo.

Gráfica 6: Histograma de frecuencias del NORDIX



4.3.2 Definición del índice barrera NORDIX

Este trabajo plantea la metodología para la valoración de las opciones con barrera por lo que la definición de la misma se plantea señalando en el histograma presentado en la gráfica 6, el percentil 50. Este percentil corresponde a un valor de NORDIX igual a 57.71.

A partir de este punto el valor de la opción es nulo.

4.3.3 Cálculo del *Tick Value*

Utilizando la formulación planteada en (2) y (3), podemos derivar la fórmula para valorar una opción *put* europea con barrera *up-and-in* de energía eólica, realizando los siguientes cambios: En nuestro caso, el S_0 corresponde al índice Nordix entre el periodo de análisis $N(\tau_1, \tau_2)$, S_b es el nivel barrera a partir del cual la opción se activa y K el índice de ejercicio.

$$T = \begin{cases} N(\tau_1, \tau_2) > S_b & ; T = \text{Max} ((K - N(\tau_1, \tau_2)), 0) \\ N(\tau_1, \tau_2) \leq S_b & ; 0 \end{cases} \quad (5)$$

Este procedimiento se repitió para las 2500 simulaciones, y al final se calculó el tick value promedio.

De acuerdo con el planteamiento de la ecuación 5 y la modelación ARIMA tenemos que el *tick value* es 88.71. Al comparar este resultado con el trabajo de Contreras y Rodríguez (2015), donde se obtuvo un valor de 129.08, valor 46% superior, demostrando la capacidad de reducción del costo de la opción

4.3.4 Estimación del índice NORDIX de ejercicio

La estimación del NORDIX dio un valor de 195.41 para la estación Almirante en el Departamento de la Guajira, a partir del promedio histórico de la serie de tiempo de la velocidad del viento, estimador calculado a partir de la metodología planteada anteriormente.

4.3.5 Valoración de la opción

El precio de la opción *put* barrera se calculó como el producto entre el *tick value* promedio obtenido en el punto anterior, y el *ticks size* definido por Contreras & Rodríguez (2015), y presentados en la tabla 1 del presente documento. Estos autores plantean que el *tick size* varía dependiendo del tamaño de la turbina eólica.

Los *tick size* (\$/kWh / NORDIX) planteados por Contreras y Rodríguez (2015), los cuales varían dependiendo del tamaño de la turbina generadora, van desde 0.000342 USD para generadoras pequeñas, pasado por 0.00042 USD para generadoras de mediano tamaño y 0.00045 USD para las grandes.

El precio de la opción *put* barrera, calculada en este trabajo, en cualquiera de los tres casos definidos por Contreras y Rodríguez (2015), es inferior a la valoración *put* tradicional (sin barrera) planteada por estos autores, dado que el *Tick value* es un 46% inferior en el caso de tomar un índice barrera.

La tabla 5 presenta las valoraciones de la opción con el *tick value* calculado por Contreras y Rodríguez y el *tick value* estimado en el presente trabajo, para los tres tamaños de generadores.

Tabla 5: Comparación de valoraciones de opciones put eólicas con y sin barrera

					GENERADOR			
					PEQUEÑO	MEDIANO	GRANDE	
Tick Side		0,00034200	0,00042	0,00045	USD/kwh / Nordix			
Dólar		3,000	3,000	3,000	\$/ Dólar			
Tick Side * Dólar		1,03	1,26	1,35	\$/ kWh / Nordix			
Tick Value	88,71	91,01	111,77	119,75	\$/kWh			
Tick Value (Comparacion)	129,08	132,44	162,64	174,26	\$/kWh			

Respecto al anterior planteamiento, las opciones barrera pueden carecer de valor si durante el plazo en que se estable el contrato entre en emisor y el tenedor para el vencimiento, el precio o índice del subyacente cruza la barrera; este comportamiento se asocia con un menor riesgo frente a un opción típica, pues considerar pagos cero genera menores niveles de incertidumbre para los emisores y menores costos globales, situación que hace de este tipo de instrumentos financieros una alternativa altamente demanda, especialmente en mercados con altos niveles de transacciones, dado que se adapta en mejor medida a las necesidades de cobertura o apetitos de riesgo de los agentes que las utilizan (Rivera 2006).

5. Conclusiones

Los derivados financieros como las opciones *put* barrera se convierten en una forma de cobertura atractiva para inversionistas que estén incursionando en la inversión de energías renovables como es la energía eólica. Este tipo de instrumentos financieros son mucho más económicos que los tradicionales, favoreciendo significativamente la reducción en los costos de los productores eólicos e incentivando las inversiones en este tipo de generación eléctrica, situación que ayuda a diversificar la producción eléctrica en Colombia.

Al comparar los pagos de las opciones obtenidas en este documento versus la valoración tradicional planteada por Contreras y Rodríguez (2015) se presenta una reducción en costos del 46% en cada uno de los tamaños de los generadores como resultado de una disminución en esta misma proporción del Tick Value:

	Tamaño del Generador		
	Pequeño	Mediano	Grande
Opción Barrera (\$/kWh)	91.01	111.77	119.75
Opción Tradicional (\$/KWh)	132.44	162.64	174.26

6. Referencias

- Alexandridis, A.K. and Zapanis, A.D. 2013. Weather Derivatives. Modeling and pricing weather-related risk. Springer. New York.
- Benth, F., E., and Saltyté-Benth, J., 2013. Modeling and pricing in financial markets for weather derivatives. Advances Series on Statistical Science & Applied Probability, Vol.17, University of Oslo, Norway.
- Black, F., Scholes M., 1973. The Pricing of Options and Corporate Liabilities. Journal of Political Economy, pp 637–654,
- Botos, H., M., Ciumas, C., 2012. The use of the Black - Scholes model in the field of weather derivatives. Elsevier Ltd. Emerging Markets Queries in Finance and Business. Procedia Economic ans Finance 3 (2012) pp 611 – 6-16.
- Boyle, P., 1977. Options: A Monte Carlo approach. Journal of Financial Economics 4 (1977) 323-338.
- Caporin, M., Pres J., 2009. Modelling and forecasting wind speed intensity for weather risk management. Computational Statistical and Data Analysis, 56, pp 3459-3476.
- Caporin, M., Pres J., Torro, H., 2012. Model based Monte Carlo pricing of energy and temperature Quanto options. Energy Economcs 34 1700 – 1712
- Clements, A., E., Hurn, A., S., Lindsay, K., A., 2008. Estimating the payoff of temperature-based weather derivatives. National Centre for Econometric Research NCER. Working Paper # 33, Agosto 2008.

- Geysler, J., M., 2004. Weather Derivatives: Concept and application for their use in South Africa. Working Paper 2004-03.
- Karl W., Lopez B., Wen H., 2015. State price densities implied from weather derivatives. *Energy Economics* 64 106 - 125.
- Lo, C., F., Lee, H., C., y Hui, C., H., 2013. A simple approach for pricing barrier options with time-dependent parameters. *Quantitative Finance* vol 3 pp 98 - 107.
- Meissner, G., Burke, J., 2009. Can we use the Black-Scholes-Merton model to value temperature options? *International Journal of Financial Markets and Derivatives*. 2011, vol. 2, issue 4, pages 298-313.
- Moon K., S., 2008. Efficient Monte Carlo Algorithm for pricing barrier options. *Communications of the Korean Mathematical Society*. Vol. 23 No. 2 pp. 185 – 194.
- Rivera, I., 2006. Opciones con barrera y opciones parisinas con volatilidad estocástica: una aplicación Monte Carlo al mercado de derivados energéticos. Tecnológico de Monterrey, Marzo 2006.
- Rodriguez, Y., Contreras, J., 2014. GARCH – Based Put Option Valuation to Maximize Benefit of Wind Investors. *Applied Energy* 136 (2014): 259 – 268.
- Rodriguez, Y., Contreras J., 2015. Wind Put Options Valuation for Weather Risk Hedging Using an ARFIMA Model. Working Paper 2015.
- Wang, B., Wang, L., 2011. Pricing Barrier Options using Monte Carlos Methods. U. U. D. M. Project Report 2011:5