



**UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA INDUSTRIAL**

**“DERIVADOS CLIMÁTICOS:
VALORIZACIÓN DE OPCIONES SOBRE PRECIPITACIONES”**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

PATRICIO HENRÍQUEZ VEGA

**SANTIAGO DE CHILE
ENERO 2012**



**UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA INDUSTRIAL**

**“DERIVADOS CLIMÁTICOS:
VALORIZACIÓN DE OPCIONES SOBRE PRECIPITACIONES”**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

PATRICIO HENRÍQUEZ VEGA

**PROFESOR GUÍA:
ARTURO CIFUENTES OVALLE**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
JUAN PABLO CASTRO ANSIETA
ROGER LOWICK-RUSSEL ALVAREZ**

**SANTIAGO DE CHILE
ENERO 2012**

RESUMEN EJECUTIVO

Fecha: Enero de 2012

Autor: Patricio Henríquez

Sección: Finanzas

Semestre: Primavera 2011

Titulo de la Memoria: “Derivados climáticos: Valorización de opciones sobre precipitaciones”

De acuerdo al Instituto Meteorológico Británico, más del 80% de la actividad económica mundial depende del estado del clima. Algunas industrias donde esto se hace más evidente son: la industria energética, petrolera, agrícola, pesquera, del turismo, entre otras. De esta forma es muy relevante contar con herramientas que permitan manejar el riesgo del clima en los distintos sectores de la economía.

A consecuencia de esto se han diseñado una serie de instrumentos financieros, llamados derivados climáticos, que entregan a las empresas una alternativa de cobertura frente a este riesgo. El explosivo desarrollo que estos instrumentos han tenido en los últimos años y la alta correlación existente entre las utilidades de las empresas y las condiciones meteorológicas de donde éstas se encuentran, dan pie al presente trabajo .

Los derivados son instrumentos financieros cuyo valor depende del precio de otro activo negociable como commodities, acciones, bonos o monedas. A diferencia de los derivados tradicionales, el precio de un *derivado climático* depende de parámetros meteorológicos que se pueden medir objetivamente como: temperatura promedio, velocidad del viento, precipitaciones o nieve caída, todos en un período y lugar determinado. De esta forma, estos instrumentos ofrecen a las empresas una opción de cobertura frente a condiciones climáticas adversas.

El principal objetivo del trabajo es desarrollar un modelo estadístico de valorización de derivados climáticos. Para esto se estudiaron los distintos modelos de valorización propuestos en la literatura, que en su mayoría corresponde a simulaciones de Monte Carlo de la variable relevante, y se analizaron los resultados que entregaban estos modelos para una serie de datos de precipitaciones acumuladas mensuales en Los Angeles, CA, EE.UU. Se buscó proponer mejoras a estos modelos de valorización y para esto se estudió el ajuste de los datos a funciones de distribución distintas de las propuestas en la literatura.

Finalmente se encontró una función que entregaba un mejor ajuste que el resto de las funciones estudiadas en la literatura y que tiene la particularidad de que puede acotar los resultados entregados tras las simulaciones, esta es la función de *JohnsonSB*. Luego de esto se pudo observar que existía una gran pérdida de precisión en el ajuste debido a que la data mostraba comportamientos distintos en las distintas partes de la curva y de esta manera se propone separar en dos la data, a priori, buscar ajustes para cada parte de la curva y el punto de separación sería justamente el *strike* para cada derivado. Los resultados de las simulaciones por separado exhiben mejores resultados que los modelos propuestos en la literatura y que el *benchmark* considerado en el estudio, que corresponde a los precios que entrega una empresa alemana de manejo de riesgo climático. Las diferencias entre el modelo propuesto y el *benchmark* van entre 11% y 33% en el caso de la opción call y entre 28% y 32% para la put.

De esta manera se puede concluir que el modelo propuesto presenta un mejor desempeño que los modelos propuestos en la literatura y que separar la data permite disminuir la pérdida de ajuste de las funciones de distribución seleccionadas para modelar simular a la variable precipitaciones.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

I. INTRODUCCIÓN	1
1.1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.2 OBJETIVOS.....	3
1.2.1 Objetivo general.....	3
1.2.2 Objetivos específicos.....	3
1.3 METODOLOGÍA DE TRABAJO.....	3
1.3.1 Plan de trabajo y metodología.....	3
II. MARCO CONCEPTUAL	5
2.1 DERIVADOS CLIMÁTICOS.....	5
2.2 DEFINICIÓN DE UN DERIVADO CLIMÁTICO.....	5
2.3 VARIABLES E ÍNDICES CLIMÁTICOS.....	6
2.3.1 Índices basados en temperatura.....	6
2.3.1.1 Índice de días grado.....	7
2.3.1.2 Índices de temperatura media promedio.....	8
2.3.1.3 Índices de temperatura promedio acumulada.....	8
2.3.1.4 Índices de eventos.....	9
2.3.2 Índices basados en precipitaciones.....	9
2.3.2.4 Índices de precipitaciones acumuladas.....	9
2.4 DIFERENCIAS CON SEGUROS SOBRE EVENTOS CLIMÁTICOS.....	9
2.5 EJEMPLOS DERIVADO CLIMÁTICO.....	10
III. MERCADOS DE DERIVADOS CLIMÁTICOS	12
VI. MODELOS DE VALORIZACIÓN	15
4.1 ACTUARIAL PRICING.....	15
4.2 MARKET BASED O ARBITRAGE PRICING.....	15
V. REVISIÓN DE LA LITERATURA	17
VI. DESARROLLO DE UN MODELO DE VALORIZACIÓN	19
6.1 VALORIZACIÓN DE UN DERIVADO SOBRE PRECIPITACIONES LA,CA,EE.UU.....	20
6.1.1 Datos.....	20
6.1.2 Definición del derivado.....	20
6.1.3 Burn Analysis.....	21
6.1.4 Monte Carlo con función distribución LogNormal.....	25
6.1.5 Monte Carlo con funciones distribución variables.....	29
6.1.6 Comentarios.....	34
VII. CONCLUSIONES	36
VIII. INVESTIGACIONES FUTURAS	38
IX. BIBLIOGRAFÍA	40
X. ANEXOS	42

I. INTRODUCCIÓN

1.1 INTRODUCCIÓN

Las condiciones del clima afectan a gran parte de la economía. Algunos ejemplos de industrias con este problema son la energética, petrolera, vitivinícola, agrícola, pesquera, del turismo, entre otras. De acuerdo a una estimación realizada por el Instituto Meteorológico Británico, más del 80% de la actividad económica mundial depende del estado del clima (Auer, 2003). En particular, las condiciones meteorológicas afectan la capacidad de generar valor de muchas empresas, es decir, influyen directamente en sus costos e ingresos, generando incertidumbre y volatilidad en sus flujos de efectivo (Shimpi y Turner, 1999).

La variabilidad climática afecta a las empresas de distintas maneras. En muchos negocios el clima está altamente correlacionado con los niveles de ventas, por ejemplo, un centro de ski atraería a menos esquiadores si existe un año de poca nieve o una compañía de gas podría vender menos en un año con un invierno templado, una empresa de generación hidroeléctrica produciría menos energía en un año seco, como ocurrió en Chile en el año 2008 (BNE, 2009).

Si bien existen instrumentos como seguros para cubrir pérdidas ante catástrofes naturales, estas coberturas no ofrecen protección ante eventos climáticos de mayor probabilidad o eventos climáticos no catastróficos. Para cubrir estos riesgos se han diseñado una serie de instrumentos financieros llamados derivados climáticos, que permiten proteger a las empresas de la incertidumbre que provoca el clima en sus negocios. La principal diferencia de éstos con los derivados tradicionales radica en que el activo subyacente no es un activo negociable, como lo son las acciones, bonos o commodities, sino que el subyacente es un parámetro climático que puede medirse objetivamente como la temperatura promedio, precipitaciones, velocidad del viento, etc., todos en un período y lugar determinado.

Los métodos de cobertura de riesgos meteorológicos, en los distintos negocios, no son nuevos. En la antigüedad los fenicios, griegos y romanos negociaban contratos sobre las mercancías que transportaban en sus naves, teniendo conocimiento de que el clima implicaba un riesgo sobre este transporte (Mussio, 2009). En los últimos años estos fenómenos se han vuelto más evidentes, debido al cambio climático que afecta a nuestro planeta, y se hace imperativo buscar medidas que permitan mitigar los efectos producidos por el clima en las empresas.

Para hacer un manejo de riesgo apropiado en una empresa, se debe identificar cuáles son sus variables meteorológicas críticas, medir el impacto de estas variables en sus flujos y establecer en qué períodos del año son relevantes estas variables. Por otro

lado, es muy importante contar con una fuente de datos meteorológicos históricos objetiva y confiable.

El primer derivado climático desarrollado fue un contrato *over the counter* entre Enron y Florida Power & Light, diseñado por Koch industries, en 1996. El contrato diseñado fue un Swap sobre la temperatura (sobre un índice Heating Degree Days o HDD) para el invierno de 1997 en Milwaukee, Wisconsin (WRMA, 2010). De ahí en adelante el mercado de estos derivados ha crecido rápidamente hasta la actualidad. Estudios realizados estiman que, al año 2011, el tamaño del mercado de derivados climáticos es de US\$ 11,8 billones (anglosajones), completándose 466.000 transacciones. Por otro lado, el 70% de los contratos emitidos tuvieron como subyacente un índice sobre la temperatura promedio, otro 20% fue sobre precipitaciones (Stell, 2011).

Los mercados financieros donde se han desarrollado estos instrumentos con mayor fuerza son Estados Unidos, Europa, Japón, Australia y Canadá, dado que la mayoría de estos países se encuentra en el hemisferio norte, y debido a la estacionalidad que presenta el clima a lo largo del año, se han definido dos períodos de tiempo en que se clasifican estos contratos: días de calefacción, período comprendido entre noviembre y marzo, y días de aire acondicionado, período comprendido entre mayo y septiembre (Bloomberg, 2011).

La bolsa que opera el mayor número de estos derivados es *Chicago Mercantile Exchange* (CME Group), la cual comenzó ofreciendo contratos de futuros basados en el índice de días grado (HDD y Cooling degree days o CDD) para las principales ciudades de Estados Unidos donde se negocian estos derivados (Castro, 2009). Actualmente, CME Group ofrece derivados climáticos en 24 ciudades de EE.UU., 11 en Europa, 6 en Canadá, 3 en Australia y 3 en Japón (CME Group, 2010).

Los derivados climáticos que más rápido han crecido en los últimos años son los que tienen como subyacente a las precipitaciones, debido a su uso directo en la industria energética que es la industria que más utiliza este tipo de cobertura, un 46% de los derivados climáticos transados a nivel mundial tienen como usuario final a una empresa del sector energético (Stell, 2011). Otra industria muy dependiente del volumen de precipitaciones es la construcción, con un 23% de los contratos transados y la agricultura con un 16%. El problema de este tipo de contratos radica en la dificultad de modelar correctamente los volúmenes de precipitaciones. De esta manera modelar y valorizar contratos sobre este índice representa un desafío en el campo de los derivados climáticos. El presente trabajo viene a contribuir en este ámbito, proponiendo un modelo estadístico de valorización de contratos sobre precipitaciones acumuladas mensuales.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo general

Desarrollar un modelo estadístico de valoración de derivados climáticos sobre precipitaciones.

1.2.2 Objetivos específicos

- Estudiar el uso de derivados climáticos en el mundo.
- Estudiar aplicaciones y sus efectos en diversas industrias.
- Diseñar un Derivado de Clima y aplicarle un modelo de valoración, utilizando información meteorológica histórica y un modelo estadístico de predicción para la variable meteorológica.
- Comparar el modelo de valoración con otros modelos propuestos.

1.3 METODOLOGÍA DE TRABAJO

1.3.1 Plan de trabajo y metodología

El plan de trabajo realizado se puede resumir en 6 etapas, las cuales se muestran en el diagrama de la figura 1.1.

La metodología utilizada para desarrollar cada etapa del plan de trabajo, se define a continuación.

Para conocer y estudiar los derivados climáticos, se realizó con una búsqueda a través de literatura existente en estos temas, fuentes importantes de información en este punto fueron *journals* financieros y libros que tratan esta temática.

Para conocer cómo se han desarrollado estos derivados en el mundo, se realizó un estudio de los mercados en que estos se transan. Estudiar el caso de Estados Unidos fue de gran utilidad debido a que su mercado de derivados de clima presenta el más alto nivel de desarrollo. En primer lugar se investigó través de los sitios web de las empresas que hoy en día ofrecen alternativas de manejo de riesgo climático basadas en derivados climáticos y además se establecieron contactos con personas que trabajan activamente en este mercado para así poder tener una visión desde un punto de vista interno de este mercado. Las principales fuentes de información en este punto fueron: CME Group, WRMA, terminales de Bloomberg, estudios de PwC y contactos realizados con los realizadores de la *annual survey* que les pide WRMA (John L. Stell,

National Economics and Statistics, PwC), y otros contactos realizados con una clasificadora de riesgo en EE.UU. (Rodrigo Araya, Vice President and Senior Credit Officer, Moody's Investors Service). Además fue interesante conocer otros mercados donde estos instrumentos se han desarrollado en menor medida, como el caso de Canadá, Europa, Australia, y Japón.

Figura 1.1 Diagrama que representa el plan de trabajo utilizado.



Fuente: Elaboración propia.

Posteriormente, se hizo un estudio de la literatura existente detrás de los derivados climáticos, su diseño y los distintos modelos de pricing propuestos. Este último es uno de los puntos más controversiales del trabajo, debido a que por la naturaleza que tienen los datos meteorológicos no se pueden utilizar los modelos de pricing utilizados en la valorización de derivados estándar. Este tema se tratará en detalle en este trabajo.

Luego se realizó el diseño del derivado, es decir, plantear la ecuaciones que lo representen formalmente. En esta etapa se recolectó información sobre casos de diseños de derivados exóticos para ciertas industrias, en particular se pudo ver trabajos donde se diseñan derivados climáticos para la agricultura en países de América latina como: Argentina, Brasil y Colombia. En este punto se estableció contacto con una persona que trabajó en este tema en Argentina (Mariano Castro, autor de Managing Weather Risk with a Rainfall Option), el cual fue un aporte significativo en el desarrollo de este trabajo.

A continuación se planteó un modelo de valorización para derivados climáticos sobre precipitaciones. En primer lugar se estudiaron modelos propuestos por otros autores. La literatura existente en esta temática es muy reducida, pero se intentó incluir en este trabajo los resultados más relevantes obtenidos por estos autores. Se utilizaron los modelos propuestos para poner precio a una opción europea sobre las precipitaciones acumuladas mensuales en Los Angeles International Airport (LAX), CA, EE.UU., y se compararon estos precios con los obtenidos por los modelos propuesto en la literatura y el modelo propuesto en este trabajo. El por qué de la elección del lugar es que se cuenta con los precios para el mismo derivado estudiado entregados por una empresa alemana que ofrece servicios de *risk management*, llamada Celsius Pro.

Luego de obtener los precios mediante los modelos existentes en la literatura, se observan resultados que sobreestiman a la variable modelada. De esta manera se busca obtener un modelo que describa de mejor manera a las precipitaciones acumuladas mensuales, de esta forma se propone una variación de uno de estos modelos, la que resulta captar de mejor manera las características relevantes de la variable. Finalmente se expone el modelo y los resultados obtenidos, donde se observa que se obtienen precios muy similares a los de Celsius Pro, concluyendo de esta manera que el modelo propuesto en este trabajo entrega mejores resultados que el *burn analysis* y que los modelos propuestos en la literatura.

II. MARCO CONCEPTUAL

2.1 DERIVADOS CLIMÁTICOS

Los instrumentos financieros llamados derivados son contratos que se establecen entre dos partes sobre el valor de un activo negociable como por ejemplo, acciones, bonos, commodities o monedas extranjeras. Los derivados climáticos, a diferencia de los derivados estándar, implican pagos que dependen de un parámetro meteorológico que se pueda medir objetivamente como la temperatura promedio, mm. de lluvia caída, velocidad del viento, entre otros, todos en un período y lugar definido. De esta forma, estos derivados apuntan a entregar una alternativa de cobertura financiera frente a eventos meteorológicos altamente probables, conocidos como eventos climáticos no catastróficos (sequías, excesos de lluvias, temperaturas extremadamente altas o bajas, etc.), para empresas cuyas utilidades, flujos de efectivo o costos están correlacionados a las condiciones meteorológicas.

2.2 DEFINICIÓN DE UN DERIVADO CLIMÁTICO

Tradicionalmente un derivado de clima, se define por los siguientes atributos:

- El período del contrato, este debe tener una fecha de inicio y término.
- Una estación de mediciones meteorológicas que deberá ser siempre la misma y manejada por un agente externo a las partes que participan en el contrato, para no producir ambigüedades en los pagos del derivado.
- Una variable climática, que sea medida en la estación de mediciones establecida en el contrato.
- Un índice que permita definir a la variable climática durante el período del contrato.
- Una función de pagos, la cual convierte el índice elegido en los flujos de dinero especificados en el contrato.
- En ciertos contratos existirá también una prima pagada por el comprador al momento de la emisión del contrato.

Todos estos atributos pueden ser otorgados por una agencia externa que puede ser un banco o una institución financiera, que se encargue de contratar a una estación de mediciones meteorológicas, de calcular los valores del índice elegido y, finalmente, gestionar los pagos del contrato entre las partes.

2.3 VARIABLES E ÍNDICES CLIMÁTICOS

Como se comentó, el clima afecta a distintas industrias de diversas maneras, de forma de cubrir estos riesgos, los derivados climáticos se han definido sobre las más variadas variables climáticas, entre ellas, la temperatura, los niveles de lluvia o nieve caída, la velocidad y dirección del viento, índices de humedad ambiental, cantidad de horas de sol, etc. En la actualidad la mayor parte de los contratos transados se basan en la temperatura (Barrieu y Scaillet, 2008), sus valores mínimos o máximos diarios, o también sobre sus promedios diarios. En la mayoría de los casos, el promedio diario se define, por convención, como el punto medio entre la temperatura mínima y máxima diaria. El segundo mercado más importante, dentro de los derivados climáticos, son los basados en las precipitaciones (Stell, 2011). Este tipo de contrato es muy útil para las industrias de la agricultura y la generación de energía, debido a que sus resultados dependen altamente de esta variable.

Algunos de los índices más utilizados en estos contratos son: Para contratos basados en temperatura están los índices de los días grado, índices de temperatura promedio, índices de temperatura media promedio, índices sobre los promedios de temperatura acumulados e índices sobre eventos y para contratos basados en precipitaciones se define un índice sobre precipitaciones acumuladas en distintos períodos.

2.3.1 Índices basados en temperatura

2.3.1.1 Índices de días grado (*Degree days*)

Este índice fue construido en la industria de la producción energética, y está diseñado para correlacionar la demanda doméstica por calefacción con la demanda energética por aire acondicionado.

- HDD: Heating Degree days, días frescos o días de calefacción.
- CDD: Cooling Degree days, días cálidos o días de aire acondicionado.

El cálculo de los HDD o CDD está basado en la temperatura diaria promedio, definida como:

$$T_i = \frac{T_i^{MAX} + T_i^{MIN}}{2}$$

Donde T_i es la temperatura promedio en el día i , T_i^{MAX} es la temperatura máxima en el día i y T_i^{MIN} es la temperatura mínima en el día i .

De este modo, se calculan diferenciales para los días dentro del período previamente acordado, como diferencias entre una temperatura definida a priori, o temperatura base (generalmente 18°C o 65°F, la cual se considera como una temperatura confortable, no hay frío ni calor), y la temperatura diaria promedio (T_i). Si la temperatura media está por sobre la temperatura base, la diferencia se denominará CDD, si ocurre lo contrario se denominará HDD. Las ecuaciones que definen estos índices son:

$$CDD = \sum_i (T_i - 18^\circ C) \quad \forall T_i > 18^\circ C$$

$$HDD = \sum_i (18^\circ C - T_i) \quad \forall T_i < 18^\circ C$$

Entonces el índice HDD mide la temperatura promedio en la mitad del año que se considera como frío (invierno) y el CDD la mide en la otra mitad del año considerada cálida (verano).

A continuación se muestra un ejemplo de los valores diarios para HDD y CDD en distintas ciudades de EE.UU. (tabla 2.1).

Tabla 2.1 Temperatura máxima, mínima, promedio e índices de días grado, en ciudades de Estados Unidos, 29-03-2011.

United States	High (°F)	Low (°F)	Mean (°F)	HDD	CDD
Albuquerque	64	46	64	1	0
Atlanta	52	43	52	13	0
Baltimore	52	29	46	19	0
Boston	49	32	42	23	0
Chicago	40	27	35	30	0
Cincinnati	44	32	42	23	0
Columbus	46	26	43	22	0
Dallas	55	50	50	15	0
Des Moines	40	31	40	25	0
Houston	76	64	74	0	9
Indianapolis	46	34	44	21	0
Kansas City	45	35	43	22	0
Las Vegas	71	54	70	0	5
Little Rock	52	47	48	17	0
Memphis	58	46	56	9	0
Minneapolis	40	22	38	27	0
New York	47	32	43	22	0
Philadelphia	52	31	49	16	0

Fuente: Bloomberg Finance L.P.

2.3.1.2 Índices de temperatura media promedio

Estos índices fueron diseñados como una medida de la variabilidad de la temperatura, la cual es muy utilizada en la industria de la generación de energía. Estos índices se definen como el promedio, en el período del contrato, de las temperaturas medias diarias. Lo cual se define como:

$$\bar{T} = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} T_i$$

Donde \bar{T} es la temperatura media promedio, T_i es la temperatura promedio en el día i , N_d es el número de días que dura el período sobre el cual se calcula el índice. Es importante notar que este índice se usa principalmente en Japón.

2.3.1.3 Índices de temperatura promedio acumuladas (CAT)

Estos índices se definen como la suma de las temperaturas promedio diarias sobre el período del contrato, se definen de la siguiente manera:

$$x = \sum_{i=1}^{N_d} T_i$$

Por lo general este tipo de índices se usan en el verano europeo.

2.3.1.4 Índices de eventos

Conocidos como índices de los días críticos, son usualmente definidos como el número de días en el contrato en que ocurre un evento meteorológico determinado. Ejemplos de este tipo de eventos puede ser un exceso de lluvias caídas en el período, o un aumento de la temperatura por sobre un parámetro definido. Otra definición de “evento” podría ser el número de veces que una secuencia de días, experimenta lluvias por sobre o por debajo de un parámetro definido.

2.3.2 Índices basados en precipitaciones

2.3.2.1 Índices de precipitaciones acumuladas

Se definen como la suma de las precipitaciones diarias durante un período (semana, mes, temporada), se definen de la siguiente manera:

$$x = \sum_{i=1}^{N_d} P_i$$

2.4 DIFERENCIAS ENTRE DERIVADOS CLIMÁTICOS Y SEGUROS SOBRE EVENTOS CLIMÁTICOS

La principal diferencia entre ambos es que los seguros pagan de acuerdo a las pérdidas inducidas por un evento climático, mientras que el pago de los derivados no depende directamente de las pérdidas, sino que de un índice sobre un parámetro climático que sea medible objetivamente. La idea es que las pérdidas o ganancias que tenga la empresa puedan estar altamente correlacionadas con la variable climática

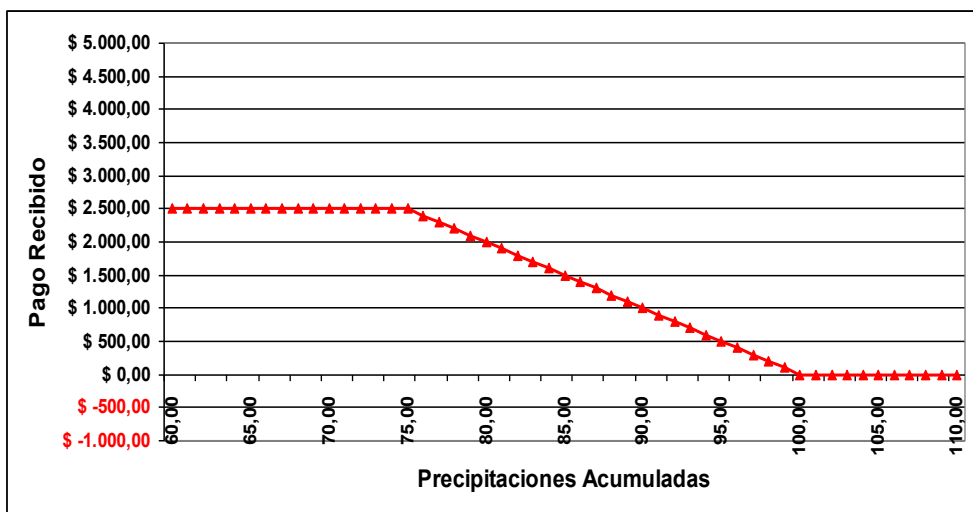
sobre la cual se emite el derivado, de modo de que sirva como instrumento de cobertura financiera frente a esta variable.

Por otro lado, en el caso de los derivados climáticos es necesaria una reevaluación periódica (diaria, semanal, mensual) de las posiciones del derivado, mark to market. Esto no es necesario en el caso de los seguros. Además existe una serie de otras diferencias que tienen que ver con la contabilidad de las empresas, las tasas impositivas de ambos en cada país y las características contractuales que estos puedan tener.

2.5 EJEMPLOS DE DERIVADOS CLIMÁTICOS

Al igual que con los derivados tradicionales, se pueden definir opciones put y call sobre variables meteorológicas. Para definir una opción climática, en primer lugar se debe definir la variable subyacente, se utilizará en este caso un índice sobre precipitaciones acumuladas mensuales. Luego se define un nivel strike sobre el cual se quiera establecer un cobertura. En el caso de un agricultor, probablemente querrá cubrir el riesgo que implica un déficit de precipitaciones en algún mes, el cual provocará un gasto extra en términos de riego y probablemente un retraso en la fecha estimada de cultivo. El instrumento adecuado para este agricultor será la compra de una opción put, por ejemplo, con un strike de 100 mm. de lluvia caídos. Es decir, el agricultor recibirá una compensación por cada milímetro de lluvia por debajo de este nivel strike. Por otro lado hay que definir cuánto dinero se recibirá por cada mm. de precipitaciones. Supongamos que se establece un valor de \$100 por cada mm. debajo del strike. El diagrama de pagos de esta opción se verá de a siguiente manera.

Figura 2.3 Diagrama de pagos, opción put sobre precipitaciones acumuladas mensuales (mm.)



Fuente: Bacchini, 2009.

Se puede observar que además de las condiciones antes explicadas, se estableció un pago máximo para la opción, lo que es muy común en los derivados climáticos. En este caso en las condiciones del derivado se estableció un pago máximo de \$2.500.

Al igual que una opción tradicional el pago del derivado puede ser calculado de la siguiente manera:

$$Put = MAX(STRIKE - I_t; 0) * TICKER$$

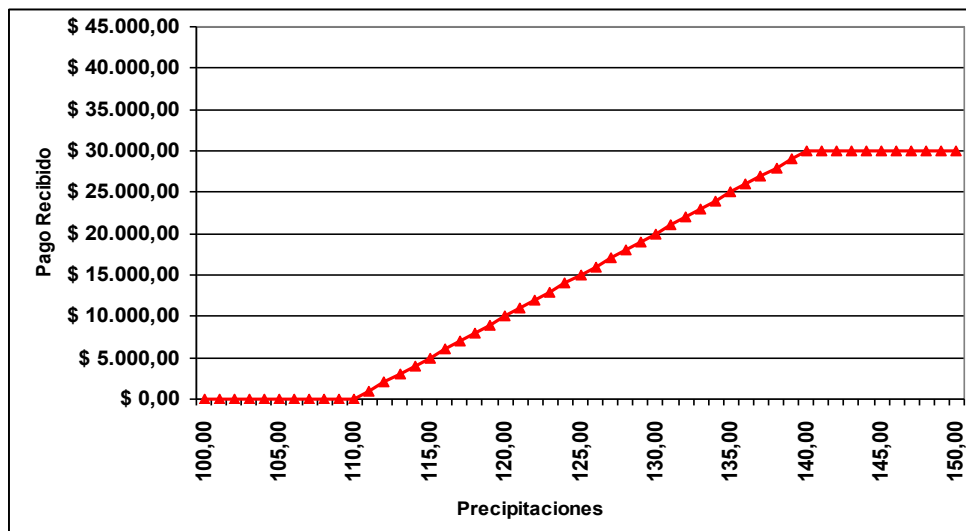
Donde I_t es la cantidad de lluvia caída en el mes t , y TICKER es el monto pagado por cada mm. bajo el Strike.

Si por el contrario, se desea cubrir sobre un exceso de lluvias, por ejemplo en la industria pesquera cuando llueve más de lo que llueve un año promedio, se afecta a los peces que se crían en cautiverio, provocando que estos no crezcan lo que crecerían en un año normal y por lo tanto un empresario de la industria pesquera querría cubrirse de este riesgo. El instrumento adecuado para esta cobertura sería una opción call sobre las precipitaciones acumuladas en un mes. Fijamos un nivel strike de 110 mm., un valor de pago de \$1.000 por mm. sobre el strike y un pago máximo de \$30.000. El pago del derivado se calcularía :

$$Call = MAX(I_t - STRIKE; 0) * TICKER$$

El diagrama de pagos de esta opción se vería entonces:

Figura 2.4 Diagrama de pagos, opción call sobre precipitaciones acumuladas mensuales (mm.)



Fuente: Bacchini, 2009.

III. MERCADOS DE DERIVADOS CLIMÁTICOS

El primer derivado sobre una variable meteorológica se realizó cuando, en 1996, ENRON y Koch Industries concretaron la primera transacción OTC (*over the counter*) de un SWAP sobre un índice HDD, es decir, sobre temperatura para el invierno de 1997 en Milwaukee, Wisconsin (WRMA, 2010). De allí en adelante el mercado de derivados climáticos en EE.UU. creció de manera explosiva hasta el año 2007, cuando debido a la crisis subprime y la desconfianza generada por los derivados, bajó considerablemente el uso de este tipo de instrumentos.

En los siguientes gráficos se aprecia la evolución del mercado, tanto en valor notional de los contratos transados en la figura 4.1, como en el número de transacciones en la figura 4.2, medidas para las empresas que pertenecen a WRMA y a las empresas que transan por medio de CME Group (Chicago Mercantile Exchange Group).

En los inicios la mayoría de las transacciones se realizaban OTC, principalmente en el sector energético, luego CME Group desarrollo una plataforma que permitía transar de manera estandarizada este tipo de instrumentos, lo que ayudó a su masificación.

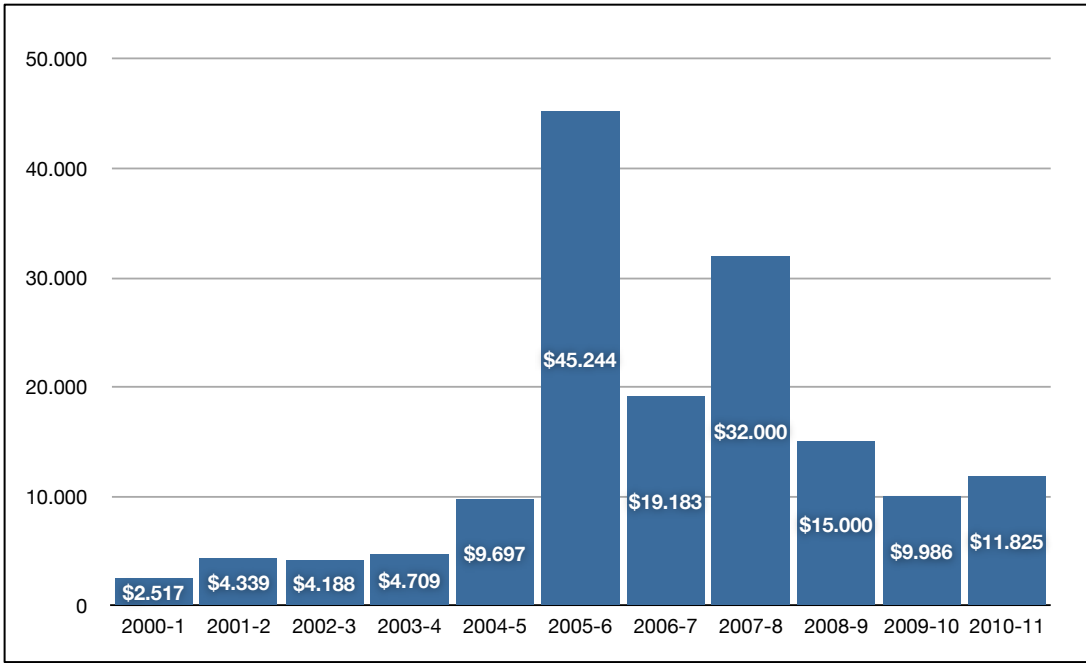
Chicago Mercantile Exchange es la bolsa precursora a nivel mundial en el tema de los derivados climáticos. En septiembre de 1999 comenzó con la emisión de contratos de futuros basados en el índice de días grado (HDD y CDD) para las principales ciudades de Estados Unidos donde se negocian estos derivados. Estas operaciones de cobertura se realizaron sobre la temperatura promedio diaria de las ciudades seleccionadas. Actualmente el CME Group empresa que surgió de la fusión de CME y CBOT (Chicago Board of Trade), es la bolsa más grande del mundo en cuanto a transacciones de futuros climáticos (Managing risk with rainfall option, Mariano Castro, 2009). Hacia 1 de junio de 2010, CME Group ofrece derivados climáticos en 24 ciudades de EE.UU., 11 en Europa, 6 en Canadá, 3 en Australia y 3 en Japón (CME Group, 2010), el detalle listado con las ciudades pertenecientes a EE.UU. y Europa se puede observar en Anexo 1 y Anexo 2. Actualmente en el mercado CME Group ofrece futuros y opciones de clima las cuales son similares a los futuros y opciones tradicionales, pero que difieren en el activo subyacente. Las opciones de clima ofrecidas son contratos para comprar o vender el valor del índice CDD o del HDD sobre períodos que van desde una semana a una temporada. Desde el año 2011 CME comenzó a ofrecer derivados sobre precipitaciones, nieve y huracanes.

Los principales clientes que ha tenido CME para contratos sobre precipitaciones han sido los generadores de energía hidroeléctrica y centros de golf (Piszczor, 2011). Los inicios de la industria hace 12 años fueron desde el sector energético y aun sigue siendo el que más demanda este tipo de instrumentos, hacia el año 2011, el 46% de las transacciones fueron realizadas por empresas de la industria de la generación de

energía como se observa en la figura 4.3, le sigue la industria de la construcción que en el año 2011 realizó un 23% de las transacciones y en tercer lugar está la industria de la agricultura con un 12%.

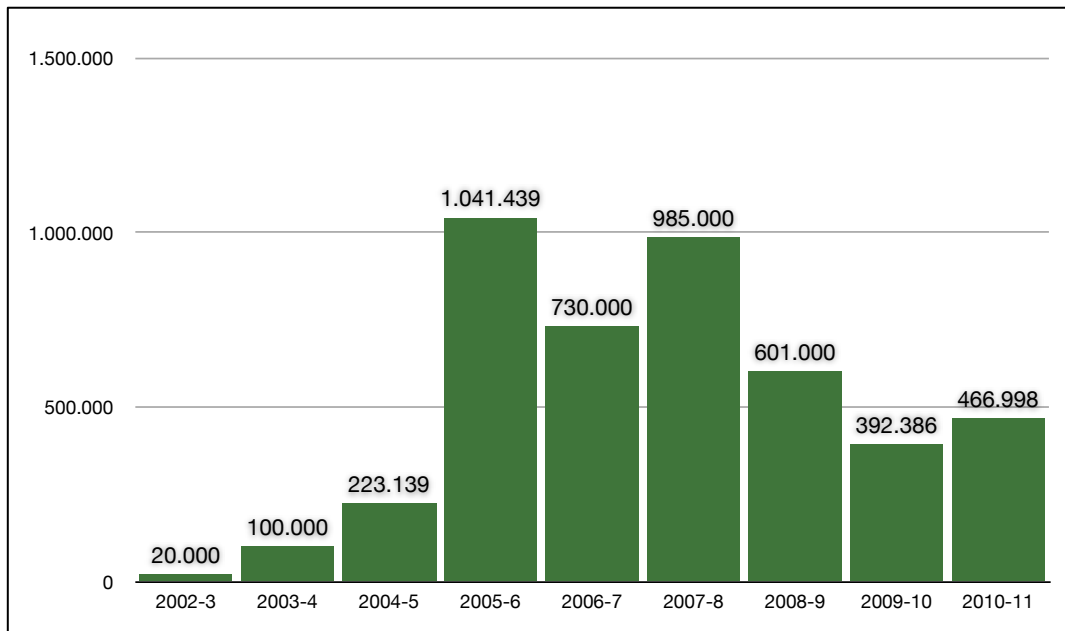
El sistema de opciones call y put funciona tal y como se explicó anteriormente en el capítulo 2.5, y en resumen: se define un tick como exactamente un grado de temperatura, un milímetro de agua caída o un milímetro de nieve caída, de esta forma, el número de ticks por sobre o por debajo de un nivel que se define como strike, determinará el pago del derivado. En CME Group el valor del índice días grados es de US\$20 por tick (Bloomberg, marzo 2011), así por cada tick sobre o bajo el valor de ejercicio se realizan los pagos, dependiendo de que posición se tomó sobre el índice (Call o Put). Además es importante destacar que cada opción sobre el clima posee límites sobre el pago máximo que debe efectuar, los cuales son establecidos por el emisor. En anexos se puede observar la tabla de pagos de un contrato sobre la temperatura y su índice HDD (ver Anexo 3) y además una muestra de cómo se definen estos derivados (ver Anexo 4).

Figura 4.1 Valor nocional de contratos transados por año en millones de dólares



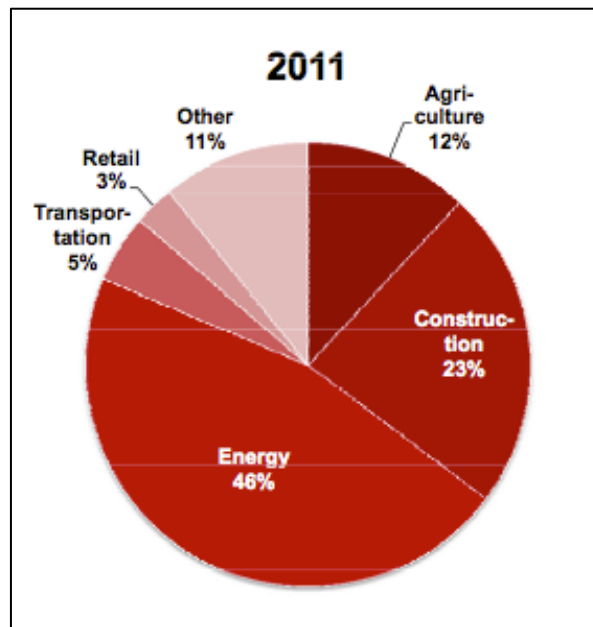
Fuente: WRMA Annual survey results, PricewaterhouseCoopers.

Figura 4.2 Número de contratos transados por año.



Fuente: WRMA Annual survey results, PricewaterhouseCoopers.

Figura 4.3 Transacciones de derivados climáticos por industrias.



Fuente: WRMA Annual survey results 2011, PricewaterhouseCoopers.

Visiones futuras del mercado de derivados climáticos apuntan a que cada vez existan mejores maneras de hacer predicciones de las variables meteorológicas, lo que implica que se podrían desarrollar instrumentos cada vez más sofisticados y a mejor precio. Por otro lado, el desarrollo de instrumentos con períodos de tiempo más cortos se hace necesario en algunas industrias, tal y como se discutió en el *Weather Risk Management Association Annual Meeting, 2011*: “*As wind power develops, the need for weather hedges will continue to grow, particularly for new products. Spikes in wind-based generation show the need for hourly weather derivatives*” Kevin Krcil, Direct Energy.

IV. MODELOS DE VALORIZACIÓN

Una vez diseñado un derivado, el paso siguiente es estimar el valor al cual este será transado. Para definir el valor de un contrato, en primer lugar se define como *fair price* o precio justo, al valor en que el contrato tiene un valor esperado de cero. De esta manera, una empresa emisora querrá vender un contrato a un precio mayor que el *fair Price* para poder generar utilidades. Generalmente el emisor venderá el contrato a un precio igual a: precio justo más un spread que incluya a la prima por riesgo de mantener una posición sobre el contrato vendido.

A continuación, se presentan los métodos utilizados para valorizar derivados climáticos, y luego se analiza sus ventajas y debilidades.

4.1 ACTUARIAL PRICING

Estos métodos se basan en una evaluación de las probabilidades de todos los flujos futuros del contrato o de un portafolio de contratos. El método más claro y conciso, se conoce como *burn analysis* y consiste evaluar cómo se habría comportado el contrato en los años anteriores y suponer que, en promedio, el contrato debiese mantener un comportamiento similar (Jewson y Brix, 2005). Luego se puede extender el modelo y buscar funciones de distribución que se ajusten a los datos de la muestra histórica y aplicar un método de Monte Carlo para simular a la variable relevante.

Para utilizar este tipo de valorización hay que hacer algunos supuestos. En primer lugar, considerar que los datos son estacionarios, y luego considerar que los valores para los distintos años son independientes e idénticamente distribuidos.

4.2 MARKET BASED O ARBITRAGE PRICING

Consiste en mirar los precios de mercado y determinar el precio de no-arbitraje para el derivado. Es importante destacar que para utilizar este método debe existir un mercado de derivados climáticos que sea observable, lo cual no ocurre en Chile, pues no existe tal mercado.

¿Qué método será el más apropiado para valorizar derivados climáticos?. No existe una respuesta absoluta, todo depende del mercado existente en el lugar de diseño del contrato y del tipo de contrato (Jewson y Brix, 2005).

Para valorizar Swaps sobre el clima existen dos formas de valorización. La primera tiene que ver con técnicas de actuarial pricing, en la cual se calcule el valor en base a las probabilidades de todos los posibles resultados. Esto se realiza utilizando data meteorológica histórica, de modo de conocer la distribución de la variable, luego se realizan simulaciones de la variable regidas por la función distribución antes encontrada. La segunda forma tiene que ver con mirar los precios de mercado de los swaps, lo cual sólo se puede realizar si existe un mercado observable.

Para valorizar opciones de clima existen 3 maneras: La primera consiste en calcular el valor en base al promedio de los flujos futuros esperados, descontados a una tasa libre de riesgo. Este es el método más utilizado para valorizar opciones sobre el clima. Un segundo método, consiste en la observación de los precios de mercado, el cual no es posible aplicar en Chile, debido a la no existencia de un mercado de derivados climáticos. Y finalmente, se pueden utilizar métodos de valorización mediante no arbitraje, dentro de estos métodos el más conocido es el de Black-Scholes (B-S).

Es amplia la discusión en torno a la factibilidad de utilizar el modelo de B-S para valorizar derivados climáticos, principalmente debido a que las variables meteorológicas no cumplen los supuestos que hace este modelo. Estos supuestos son:

- Los precios de los subyacentes deben seguir un proceso de movimiento browniano geométrico.
- Es posible tomar posiciones cortas en el subyacente.
- No existen oportunidades de arbitraje.
- No existen costos de transacción.
- Es posible tomar prestado y prestar dinero una tasa de interés libre de riesgo

A continuación se citan algunos estudios que justifican el por qué no se debería utilizar el modelo de B-S para la valorización de derivados climáticos:

Según Pino, Rendoll y Torres (2009), "El clima no sigue una caminata aleatoria. A diferencia de un activo subyacente, Las variables como la temperatura tienden a permanecer en bandas relativamente estrechas... El clima no es aleatorio, dada su naturaleza es previsible en el corto plazo y al azar (dentro de los promedios históricos) en el largo plazo... Las variables como la temperatura o la lluvia no son transables y no

están sujetas a factores de la economía, no cumpliendo las condiciones básicas de Black and Scholes”.

De acuerdo a Campbell y Diebold (2005), *“there is no way to construct a portfolio of financial assets that replicates the payoff of a weather derivative... the only way to price options reliably is by using forecasts of the underlying weather variables”*.

Por otro lado, algunos autores proponen una versión modificada de B-S para poder valorizar derivados climáticos:

Jewson y Zervos (2003), sostienen que *“Black and Scholes partial differential equations can be adapted for the pricing of weather options that are hedged using weather swaps”*

Meissner y Burke (2010), discuten el tema de que *“The B-S model requires that the market is complete... This condition is satisfied since a liquid temperature futures market exists”*

De esta forma, la discusión aun no ha sido resuelta del todo y, más aun, para mercados como el chileno aun no se pueden usar las adaptaciones propuestas por estos autores debido a la no existencia de un mercado líquido de futuros sobre un índice climático.

V. REVISIÓN DE LA LITERATURA

En busca de modelos de valorización de derivados climáticos sobre precipitaciones, se han desarrollado modelos que vienen desde dos fuentes: modelos meteorológicos y modelos estadísticos. Los meteorológicos provienen del modelamiento de las dinámicas atmosféricas y tienden a ser muy precisos en un horizonte de hasta 10 días y en general no se comportan de buena manera en horizontes mayores. Esto los hace muy restrictivos desde el punto de vista de los mercados de derivados climáticos, pues en general la demanda de este tipo de instrumentos requiere coberturas más extensas en cuanto a tiempo.

De esta forma, los modelos que han tenido mayor relevancia en el mundo de los derivados climáticos han sido los modelos estadísticos. Los modelos estadísticos para predicción de precipitaciones incluyen una variedad de aproximaciones en base a funciones distribución que representen a la variable. Jewson (2005) propone que la distribución de las precipitaciones diarias puede ser aproximada por una distribución gamma, pero se da cuenta de que los valores extremos (lluvias excesivas), no pueden ser modelados precisamente por este tipo de distribuciones. Para estos casos se recomienda leer “Extreme value modelling”, Coles (2001). Por otro lado Cao, Li y Wei (2004) realizan una comparación entre tres modelos, donde se realizan simulaciones de Monte Carlo basadas en distribuciones gamma, un mix de exponenciales y funciones densidad kernel para modelar a la variable precipitaciones diarias. Sus resultados

muestran que, para un modelo de valorización de opciones put sobre precipitaciones diarias, el método que presenta un mejor desempeño es el que usa una densidad kernel para representar a la variable, es decir, una aproximación desde la estimación no paramétrica de la densidad.

Un factor muy relevante al momento de plantear un modelo de predicción de una variable meteorológica es la frecuencia con que se quiere predecir. De esta manera se puede distinguir entre modelos de predicción diarios, semanales, mensuales, por temporadas, etc.

Los modelos de predicción diaria presentan una complicación debido a la cantidad de días en que las precipitaciones son iguales a cero, haciendo bajar las medias. Una buena solución a esta complicación es separar la data histórica entre datos mayores a cero y observaciones donde la variable sea cero. Para resolver esto, Cao, Li y Wei (2004) presentaron un análisis basado en cadenas de markov con una determinada probabilidad de transición, mediante la cual se determina si, en un día en particular, llueve o no llueve, en caso positivo se utiliza el análisis antes descrito sobre densidades de distribución. Finalmente el modelo de valorización de estos autores propone 10.000 simulaciones de Monte Carlo de la variable y luego calcula el precio de la opción como la suma de los flujos esperados, descontados a una tasa libre de riesgo.

Otros modelos propuestos desde la estadística, presentan regresiones para observar la influencia de otras variables meteorológicas en las precipitaciones. Banjo (2006) propone realizar una regresión basada en mínimos cuadrados ordinarios donde la variable dependiente son las precipitaciones y como variables independientes considera: velocidad del viento, temperatura, humedad ambiente, temperatura del aire, presión y horas de luz. Los resultados muestran un ajuste muy pobre, explicando 29,7% de la varianza de las precipitaciones. Debido a los bajos ajustes obtenidos, este autor descartó la realización de un modelo basado en regresiones y volvió a la idea propuesta anteriormente de una modelación no paramétrica, utilizando funciones de densidad kernel. En su trabajo, Banjo, propone un modelo para predecir precipitaciones acumuladas semanales, de esta manera predijo las precipitaciones para cada semana del año, los mejores resultados fueron obtenidos para los períodos de más lluvia. Finalmente este autor hace algunas recomendaciones sobre cómo deberían ser futuros trabajos y dentro de estos nombra el uso de mezclas de modelos para describir la distribución de las precipitaciones, separadas entre valores altos y bajos de precipitaciones. Un enfoque desde este punto de vista se utilizará en el modelo propuesto en este trabajo.

Otro trabajo relevante en esta materia es el de Castro (2009), que analiza un modelo de predicción de precipitaciones acumuladas mensuales, este autor propone un modelo paramétrico utilizando funciones de densidad que se ajusten a la data. En particular propone una función distribución lognormal para predecir precipitaciones en algunos meses y elige un nivel strike basado en el promedio geométrico de los datos con que cuenta. En particular en este trabajo se diseña un derivado climático que cubrirá el riesgo de precipitaciones en la industria de la agricultura y los productos que

se cubren son soja y girasol de esta manera para la valorización se utilizan precios de futuros sobre estos commodities y de esta manera se puede dar más certeza al precio en el que se transarían estos productos en el futuro.

VI. DESARROLLO DE UN MODELO DE VALORIZACIÓN

En este capítulo se propone un modelo de valorización utilizando las técnicas de *actuarial pricing*, el cual permitirá encontrar el precio al que se debería transar una opción europea sobre precipitaciones. Para poder encontrar este precio es necesario modelar a la variable subyacente del contrato. De acuerdo a las características de la variable precipitaciones, el primer paso para desarrollar un modelo de predicción es decidir con qué frecuencia se desea modelar, es decir, podemos modelar precipitaciones acumuladas diariamente (Cao, Li y Wei, 2004), por semana (Banjo, 2006), mensuales (Castro, 2009) o con la frecuencia que se desee. En el presente trabajo se estudiará la modelación de precipitaciones acumuladas mensuales, debido a su alto impacto en la industria energética que, desde los inicios, ha sido la industria que más demanda este tipo de cobertura.

Por otro lado, en capítulos anteriores se comentó que la modelación de la variable precipitaciones se puede abordar desde dos perspectivas: el estudio de las dinámicas atmosféricas y la estadística. El primero tiene el problema de que, pese a que sus resultados son bastante certeros, sólo son confiables en un intervalo de 0 a 10 días, pero en horizontes de tiempo mayores entra en juego un fenómeno que se conoce como “la teoría del caos¹”, la cual hace imposible obtener predicciones confiables. De esta manera, como se pretende modelar la acumulación mensual de la variable, se utilizará un modelo estadístico basado en información meteorológica histórica. Para esto se cuenta con una base de datos con 50 años de información sobre las precipitaciones acumuladas mensuales en el estado de California, EE.UU..

La razón por la cual se escoge este lugar es que están disponibles los precios a los que una empresa alemana de manejo de riesgo climático, llamada CelsiusPro, transa sus opciones europeas call y put sobre precipitaciones acumuladas mensuales. Esto permitirá poder comparar los resultados obtenidos mediante el modelo, entregando una orientación al orden de magnitud que debieran tener los precios propuestos por el modelo.

¹ El meteorólogo de MIT, Edward Lorenz al modelar mediante ecuaciones diferenciales la evolución del estado de la atmósfera, se dio cuenta de que pequeñas variaciones en las condiciones iniciales llevaban a resultados totalmente fuera de los rangos esperados. De esta manera un pequeño error en los datos de entrada podría llevar a pronosticar nevazones en verano o cantidades exageradas de precipitaciones en algún mes. Así se puede concluir que la modelación de las dinámicas atmosféricas es un sistema extremadamente sensible a las condiciones iniciales, haciendo imposible realizar una predicción meteorológica confiable a largo plazo. (www.geofisica.cl).

6.1 VALORIZACIÓN DE UN DERIVADO PARA LOS ANGELES INTERNATIONAL AIRPORT (LAX), CA, EE.UU.

6.1.1 Datos

Los datos a utilizar serán las precipitaciones mensuales acumuladas en el mes de enero para una estación meteorológica ubicada en Los Angeles International Airport (LAX), CA, EE.UU. (1950- 1999)², sumando un total de 50 observaciones.

Es importante recalcar que el análisis estadístico de datos meteorológicos posee varias complejidades, debido principalmente a que presenta estacionalidades. Para tratar este tema, sólo se consideran valores para la variable en el mismo mes, durante el período de medición. Con esta metodología se elimina el efecto de las estaciones del año. Claramente existen otras estacionalidades de mayor y menor escala, que no se considerarán para este análisis, de esta manera el primer supuesto es justamente que no existe estacionalidad en los datos.

Un primer análisis que se puede realizar a la data histórica es encontrar sus estadísticas descriptivas (tabla 6.1):

Tabla 6.1 Estadísticas descriptivas data histórica.

	Min (mm.)	Max (mm.)	Nº de obs	Nº ceros	Promedio (mm.)	Desviación estándar	Skewness	Kurtosis
Data histórica	0	322,8	50	2	76,469	74,336	1,513	2,002

Fuente: Elaboración propia.

6.1.2 Definición del derivado

Como se comentó en un comienzo, las variables que definen a un derivado climático son las siguientes:

Tabla 6.2 Definición del derivado climático.

Opciones Call y Put	
Variable Meteorológica	Precipitaciones
Índice que agrega a la variable	Precipitaciones mensuales acumuladas (mm.)
Estación de mediciones	Los Angeles International Airport (LAX), CA, EE.UU.
Mínima fluctuación del índice	0,001 puntos del índice (0,001 mm.)
Tick	1 mm. equivale a US\$1.000
Período del contrato	1 mes

² Los datos fueron obtenidos de *National Weather Service* de Estados Unidos.

Tipo de opción	Opción europea
Función de pagos	Put = $\text{Max}(\text{Strike} - I_t; 0) * \text{Ticker}$ Call = $\text{Max}(I_t - \text{Strike}; 0) * \text{Ticker}$

Fuente: Elaboración propia.

6.1.3 Burn Analysis (Modelo 1)

Para tener una primera aproximación hacia el precio del derivado se aplica una valorización mediante *burn analysis*, que consiste en ver cómo se habría comportado el contrato en los años anteriores, es decir, evaluar a los contratos con los datos históricos existentes para la variable estudiada.

Los derivados diseñados serán opciones europeas put y call sobre las precipitaciones acumuladas mensuales en un lugar en particular. Para valorizar este contrato, en primer lugar se debe escoger un nivel strike, luego calcular los pagos que habría realizado el derivado directamente sobre la muestra y luego obtener su precio como la esperanza de los flujos que hubiese pagado el derivado. Estos flujos se descuentan a una tasa de interés libre de riesgo. El detalle del procedimiento para calcular cuántos milímetros por sobre el strike existen para cada año, con un strike de $K= 60$ mm., se observa a continuación. (figura 6.1)

En primer lugar se toma la muestra y se calculan los índices de pago para la opción call y para la opción put. En el caso de la call a cada observación se le resta el nivel definido como strike, luego se calcula el promedio de estas diferencias y se multiplica por el valor en dinero que se asigna a cada milímetro de precipitaciones, en este caso US\$1.000. Este resultado se descuenta a la tasa libre de riesgo para traer el precio al valor presente. El proceso para la opción put es análogo con la diferencia de que el índice de pago será el strike menos el valor observado para cada año. De esta manera podemos ver que la opción call realiza pagos de acuerdo a cuántos mm. de lluvia hubo por sobre el strike y de esta manera se utilizará para cubrir excesos de lluvia en algún mes y la opción put paga por cada mm. de lluvia por debajo del strike, utilizándose para cubrir el riesgo de déficit de precipitaciones.

Los valores obtenidos para los precios de las opciones put y call, calculados para distintos niveles strike y la comparación con el precio entregado por CelsiusPro para estos mismos contratos se pueden observar en figura 6.2 . Posteriormente se realiza una comparación entre los precios obtenidos mediante este método versus los precios para los mismos derivados entregados por CelsiusPro. Los gráficos con estos resultados para las opciones call y put se pueden observar en la figura 6.3 y figura 6.4., respectivamente

Figura 6.1 Cálculo en Excel de los flujos por año de una opción Put y Call.

Muestra (LAX)			
	Enero (P. Acum.)	P - Strike	Strike - P
1950	64,26	4,26	0,00
1951	71,63	11,63	0,00
1952	183,64	123,64	0,00
1953	28,70	0,00	31,30
⋮	⋮	⋮	⋮
1996	270,00	210,00	0,00
1997	8,38	0,00	51,62
1998	322,83	262,83	0,00
1999	49,28	0,00	10,72
	↑	↑	↑
	Datos Muestra	$\text{MAX}(0;P^*-K)$	$\text{MAX}(0;K-P^*)$

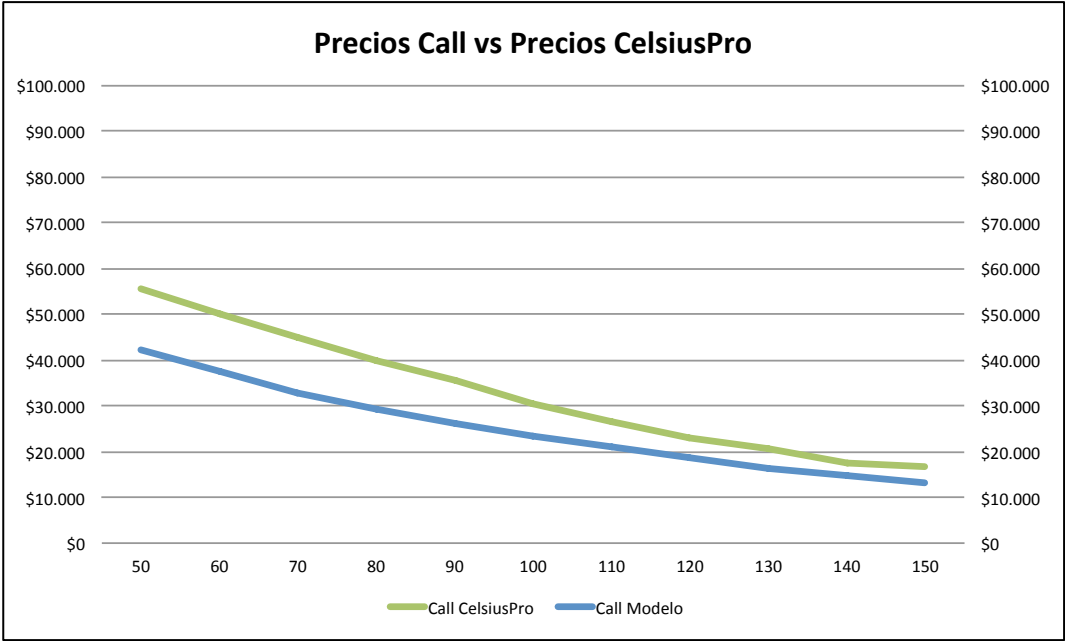
Fuente: Elaboración propia.

Figura 6.2 Precios de las opciones call y put calculados mediante burn analysis vs precios de las mismas opciones entregados por CelsiusPro.

Strike	Modelo		CelsiusPro	
	Precio Call	Precio Put	Precio Call	Precio Put - Dr
10	\$ 69.570	\$ 576	-	\$ 2.002
20	\$ 61.217	\$ 1.927	-	\$ 6.551
30	\$ 53.723	\$ 4.138	-	\$ 12.585
40	\$ 47.494	\$ 7.614	-	\$ 19.375
50	\$ 42.348	\$ 12.172	\$ 55.572	\$ 26.667
60	\$ 37.429	\$ 16.957	\$ 49.962	\$ 34.403
70	\$ 32.830	\$ 22.062	\$ 44.743	\$ 42.511
80	\$ 29.243	\$ 28.180	\$ 39.886	-
90	\$ 26.280	\$ 34.922	\$ 35.342	-
100	\$ 23.483	\$ 41.829	\$ 30.442	-
110	\$ 21.017	\$ 49.068	\$ 26.410	-
120	\$ 18.637	\$ 56.392	\$ 23.061	-
130	\$ 16.414	\$ 63.873	\$ 20.549	-
140	\$ 14.638	\$ 71.802	\$ 17.488	-
150	\$ 13.095	\$ 79.963	\$ 16.530	-

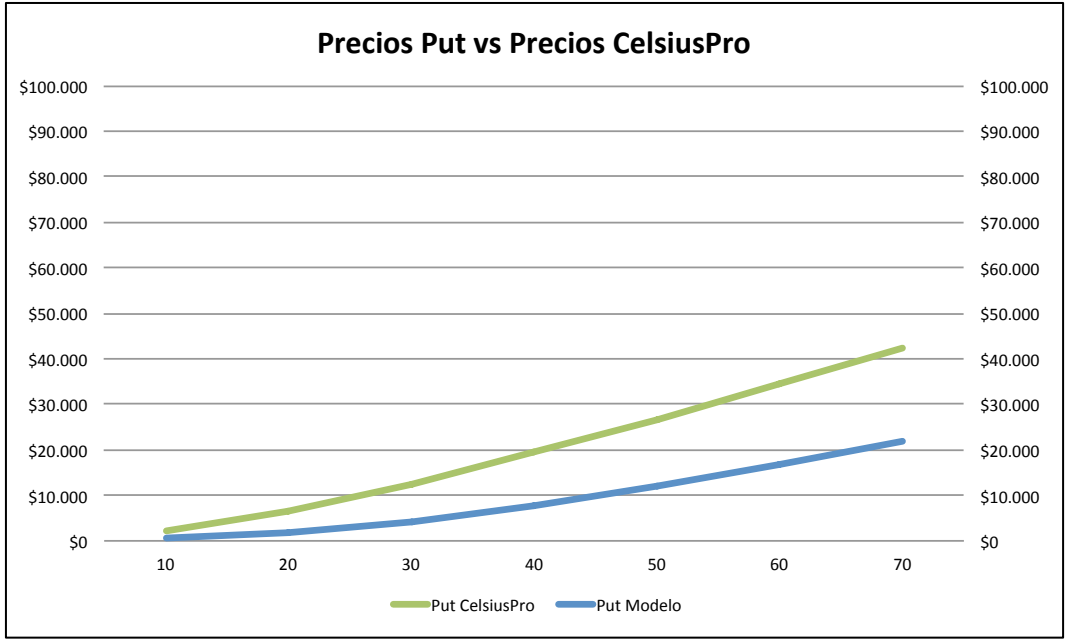
Fuente: CelsiusPro.

Figura 6.3 Gráfico de precios calculados mediante burn analysis vs precios de CelsiusPro para la opción call para distintos niveles strike.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 6.4 Gráfico de precios calculados mediante burn analysis vs precios de CelsiusPro para la opción put para distintos niveles strike.



Fuente: Elaboración propia.

De estos resultados se observan diferencias para los precios de las opciones call de entre 16% y 27% con respecto a los precios que entrega CelsiusPro y diferencias de entre 48% y 71% para los precios de las opciones put. El detalle de estas diferencias se encuentra en la figura 6.5.

Figura 6.5 Diferencias entre los precios entregados por el modelo con respecto a los precios de CelsiusPro.

Strike	Dif. Call	Dif. Put
10		71%
20		71%
30		67%
40		61%
50	24%	54%
60	25%	51%
70	27%	48%
80	27%	
90	26%	
100	23%	
110	20%	
120	19%	
130	20%	
140	16%	
150	21%	

Fuente: Elaboración propia.

Con esta valorización se tiene una aproximación al valor que tendría el precio de estos contratos. Este tipo de modelos tiene un buen funcionamiento para el promedio de los años, pero presenta deficiencias para predecir valores extremos, es decir precipitaciones muy altas o muy bajas, pues solo considera el promedio de las precipitaciones. Para tener un modelo que funcione de mejor manera en estos casos extremos, que es donde el emisor del contrato debe realizar los mayores pagos y por ende son de gran interés, se buscará realizar un modelo que discrimine entre estos casos y le entregue más importancia a los casos extremos.

Es importante recalcar que los precios del modelo están calculados sin considerar el riesgo que asume la compañía al vender estos contratos, de esta forma, es lógico pensar que el modelo subestime estos precios. La compañía emisora, en este caso CelsiusPro, agregará un spread al precio, el cual debiese ser estimado como el riesgo de mantener esa posición.

6.1.4 Monte Carlo con función distribución Lognormal (Modelo 2)

En busca de un modelo que entregue mejores resultados se realizarán simulaciones de Monte Carlo del índice precipitaciones acumuladas mensuales y luego se compararán estos resultados con los entregados por CelsiusPro y con los del *burn analysis*.

En primer lugar se analizará el comportamiento de los datos utilizando un software estadístico llamado Statfit. El primer paso en el modelamiento de la variable será escoger una función distribución que se ajuste a los datos.

La variable precipitaciones acumuladas mensuales es una variable continua, de esta manera nuestro análisis se acotará a la búsqueda de funciones continuas dejando de lado las funciones de distribución discretas.

Tras realizar un histograma de los datos, se aplica un análisis de ajuste de alguna función distribución. El resultado de este análisis recomienda en primer lugar utilizar una función de distribución lognormal. En la figura 6.6 se puede observar un gráfico con el histograma de la muestra y la función que mostró el mejor ajuste a los datos que fue una función lognormal con parámetros $\mu = 3,8931$ y $\sigma = 1,18832$.

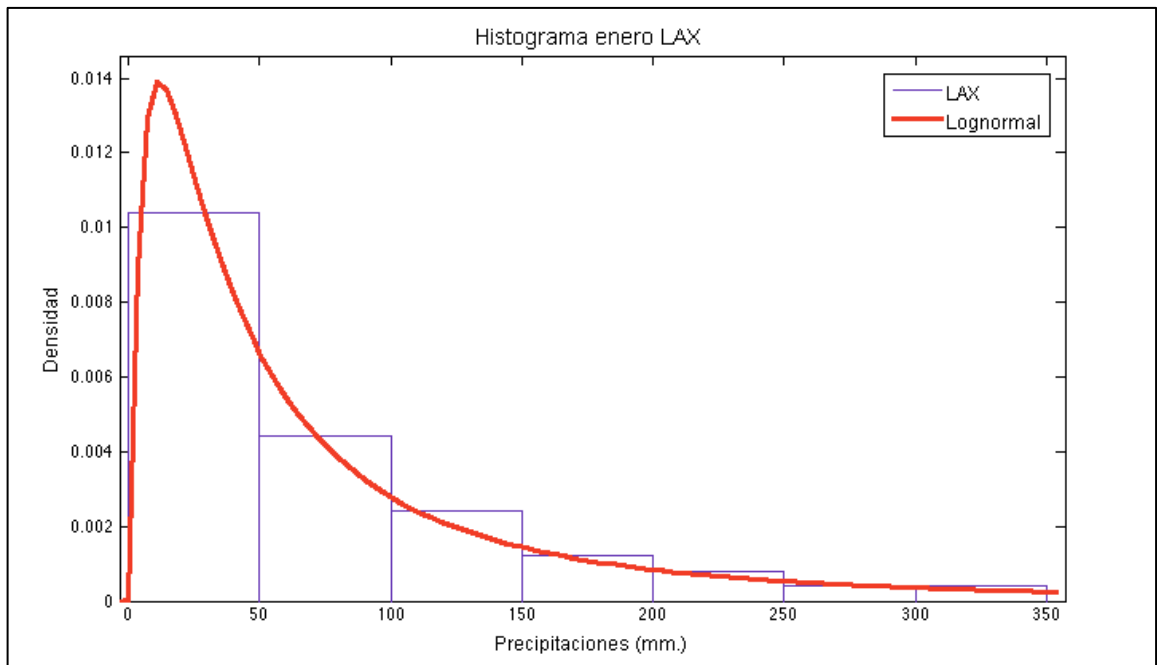
Para testear qué tan bueno es el ajuste de esta función distribución a los datos, se aplican tres test de bondad de ajuste: Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling y Chi cuadrado. Se puede observar que en ninguno de los casos se puede rechazar la hipótesis nula, que postula que los datos se ajustan a una función de distribución con los parámetros antes descritos. Los resultados de estos test de hipótesis se pueden observar en Anexo 5.

Posteriormente se utilizan estos parámetros y la función distribución encontrada para realizar una simulación de Monte Carlo, donde la variable aleatoria independiente son las precipitaciones mensuales acumuladas. Se realizaron pruebas para encontrar el cual era el número ideal de simulaciones de la variable. En primer lugar se realizó la prueba con 500 simulaciones, luego con 1.000, acá se registraron algunos cambios entre distintas simulaciones, luego se fue elevando el número de simulaciones y se encontró que entorno a 10.000 se encontraba un equilibrio y los resultados ya no dependían significativamente del número de simulaciones. Los parámetros que se usaron para estas comparaciones fueron el promedio de los datos simulados, su desviación estándar, skewness y kurtosis. De esta manera, se realizaron 10.000 simulaciones de la variable y se procede a realizar la valorización del derivado con estos datos. En este punto es importante revisar los supuestos necesarios para realizar simulaciones de Monte Carlo de una variable.

El primer supuesto es que los valores de la variable para diferentes años son independientes. Los valores de los índices históricos para contratos de un mes, se separan por once meses y los eventos de precipitaciones o tormentas, que son los

responsables del total de precipitaciones acumuladas en un mes poseen un período de tiempo que oscila entre los tres y los siete días. De esta forma, el total de precipitaciones acumuladas por mes para distintos años se puede considerar independiente del mismo valor para otro año (Pino, Rendoll y Torres, 2009).

Figura 6.6 Histograma de precipitaciones acumuladas en el mes de enero en Los Angeles International Airport (LAX), CA, EE.UU. y ajuste a una función distribución Lognormal.



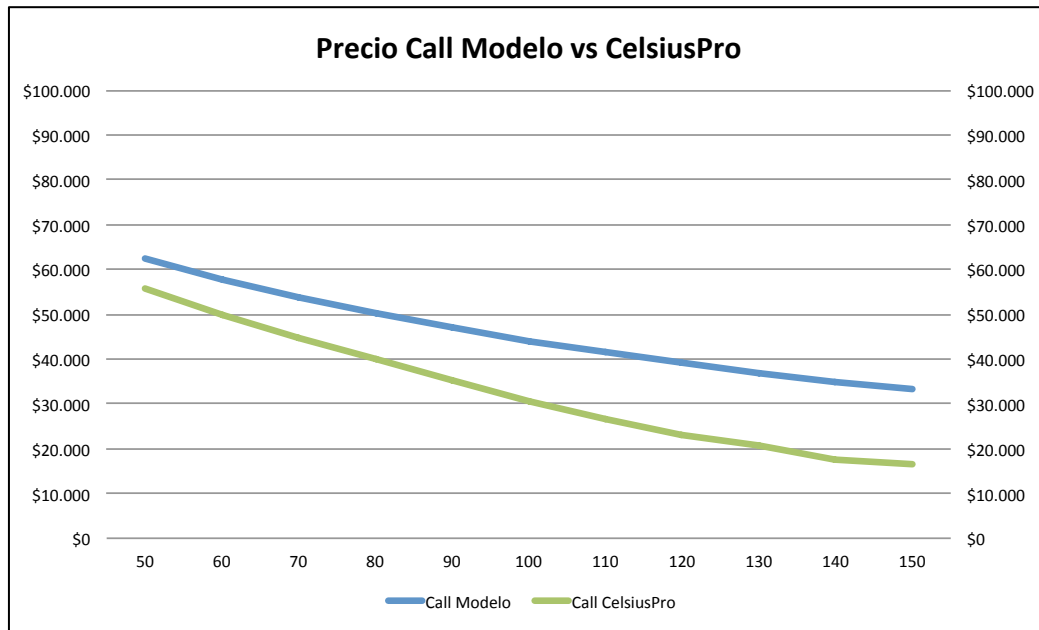
Fuente: Elaboración propia.

Al igual que en el caso del *burn analysis*, el derivado diseñado será una opción europea sobre las precipitaciones acumuladas mensuales y el método de valoración corresponde al cálculo de la esperanza de las diferencias entre los flujos simulados y los niveles strike, descontados al presente. El precio de la opción sería entonces:

$$\text{Precio} = E(\text{pagos}) \cdot e^{-rT}$$

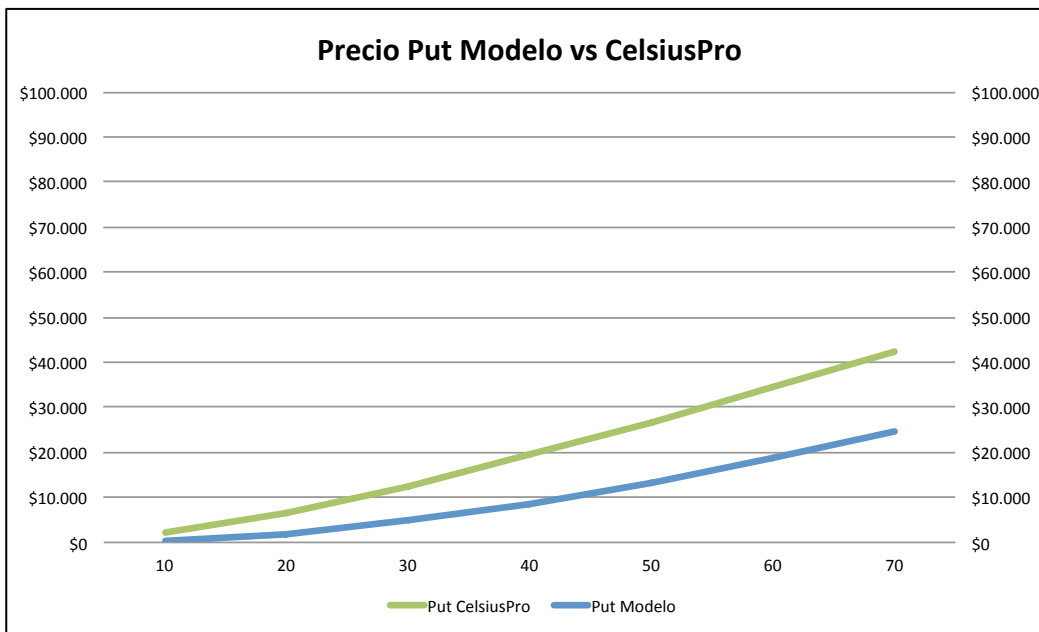
Para valorizar la opción se debe escoger un nivel de precipitaciones strike, en este caso se utilizaron niveles strike que van desde 10 mm. y hasta 150 mm. de precipitaciones acumuladas para el mes. Al igual que en el caso anterior, se establecerá un ticker de US\$1.000 para definir los pagos de las opciones, el cual será el mismo ticker que se utilizará para los precios cotizados por CelsiusPro.

Figura 6.5 Gráfico de precios entregados por el modelo vs precios de CelsiusPro para la opción call para distintos niveles strike.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 6.6 Gráfico de precios entregados por el modelo vs precios de CelsiusPro para la opción put.



Fuente: Elaboración propia.

Los resultados se presentan en figura 6.4 y los gráficos que permiten realizar una comparación entre los precios para la opción call (figura 6.5) y put (figura 6.6). Las diferencias existentes entre estos precios se pueden encontrar en Anexo 6

De los resultados obtenidos se puede observar que el modelo subestima los precios entregados por CelsiusPro para la opción put, lo que parece muy lógico, pero sobreestima los precios para la opción call, lo cual va totalmente fuera de la intuición. La razón de esto es una sobreestimación del índice detrás del derivado, de esta manera es interesante ver cuáles son los parámetros de los datos obtenidos tras la simulación y compararlos con los parámetros de la muestra ver tabla 6.3.

Tabla 6.3 Estadísticas descriptivas data histórica vs simulación.

	Min	Max	Nº de obs	Nº ceros	Promedio	Desviación estándar	Skewness	Kurtosis
Data histórica	0	322,8	50	2	76,469	74,336	1,513	2,002
Simulación LogNormal	0,5	5851	10.000	0	99,437	172,68	9,410	202,03

Fuente: Elaboración propia.

Al ver estos parámetros se puede observar el por qué de la sobreestimación antes discutida. El valor máximo de los datos entregados por el modelo es muy superior al máximo de la muestra, y es justamente en los valores extremos donde es necesario que el modelo se comporte de mejor manera, pues ahí es donde se registran los mayores pagos por parte del emisor del contrato. Viendo los otros parámetros, se puede observar que tanto el promedio como la desviación estándar de los datos simulados son muy superiores, lo que explica nuevamente la sobreestimación resultante. Para solucionar estos problemas se presenta un nuevo modelo.

6.1.5 Monte Carlo con funciones distribución variables (Modelo 3)

Para realizar el siguiente modelo se establece a priori un nivel *strike* de precipitaciones acumuladas para el mes en estudio, y luego se modela por separado la variable para valores inferiores y superiores al *strike*, cada uno basado en la función distribución que mejor se ajuste a cada set de datos.

Esta nueva metodología permite encontrar funciones de distribución que modelan a la variable separada en dos, para nivel *strike*, disminuyendo la pérdida de precisión y encontrando funciones que se ajustan de mejor manera a los datos.

Para comenzar la simulación, se realiza un análisis de los datos con un Software estadístico llamado *Mathwave EasyFit*. Como se comentó anteriormente se separan los datos entre datos inferiores y superiores al nivel *strike* escogido. Los niveles escogidos para efectos de comparaciones con los valores de CelsiusPro son: niveles que varían desde 30 mm. hasta 70 mm. en el caso de la opción put, que paga por cada milímetro bajo el *strike* y niveles desde 50 mm. hasta 130 mm. para la opción call, que paga por cada milímetro por sobre el *strike*. Es importante destacar que se descartaron los niveles extremos debido a la baja existencia de datos en la muestra para estos intervalos. Un caso es que sólo existen 5 registros de precipitaciones acumuladas en el mes de enero bajo 10 mm., de un total de 50 observaciones y en el otro extremo existen 7 registros de niveles sobre 150 mm. haciendo poco representativa a la muestra.

El primer paso para realizar este nuevo modelo es construir una base de datos que contenga para cada uno de los niveles *strike*, antes descritos, los valores de la muestra que son superiores e inferiores a este, y posteriormente, se procede a analizar estos datos y buscar la función distribución que mejor se ajuste en cada caso.

El resultado de este análisis mostró que, en la mayoría de los casos, la función distribución que mejor describe a los datos es la función Johnson SB. La función Johnson SB (*special bounded*) pertenece a la familia de funciones de Johnson y representan transformaciones de la función normal, es una función continua y puede ser simétrica o asimétrica, esta función se describe en base a cuatro parámetros: media, desviación estándar, *skewness* y *kurtosis*.

$$X \sim \text{Johnson SB}(\gamma, \delta, \lambda, \xi)$$

Nuevamente se aplican tres test de bondad de ajuste: Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling y Chi cuadrado. Los resultados de estos tests de hipótesis se encuentran en Anexo 7 y Anexo 8, donde se puede observar que ninguno de los test rechaza la hipótesis nula que postula que los datos se ajustan a la función distribución descrita con sus parámetros para cada caso.

Para ver algunos ejemplos del ajuste de las funciones, en las figuras 6.6 y 6.7 se puede observar el gráfico de un histograma para los datos de las precipitaciones acumuladas mensuales en LAX, un caso para valores inferiores al strike y el otro para valores superiores, en el mes de enero y la función distribución propuesta.

Posteriormente se generan números aleatorios para las variables, utilizando como base las funciones de Johnson, con los parámetros encontrados para cada caso y se realiza el proceso el cálculo de los precios de las mismas opciones call y put propuestas en los modelos de valorización anteriores. Los parámetros de la funciones de Johnson SB con los que se construyen las simulaciones de Monte Carlo se pueden ver en Anexo 9

Para el cálculo de los precios es importante hacer una salvedad ya que al separar los datos y ajustar funciones a cada una de estas datas, se realizan dos simulaciones de Monte Carlo para cada valorización y de esta manera los precios de las opciones ahora serán:

$$\begin{aligned} \text{Precio Put} &= [\mathbb{P}(X \leq K) \cdot \mathbb{E}(\text{pagos}_{X \leq K}) + \mathbb{P}(X > K) \cdot \mathbb{E}(\text{pagos}_{X > K})] \cdot e^{-rT} \\ \text{Precio Call} &= [\mathbb{P}(X \leq K) \cdot \mathbb{E}(\text{pagos}_{X \leq K}) + \mathbb{P}(X > K) \cdot \mathbb{E}(\text{pagos}_{X > K})] \cdot e^{-rT} \end{aligned}$$

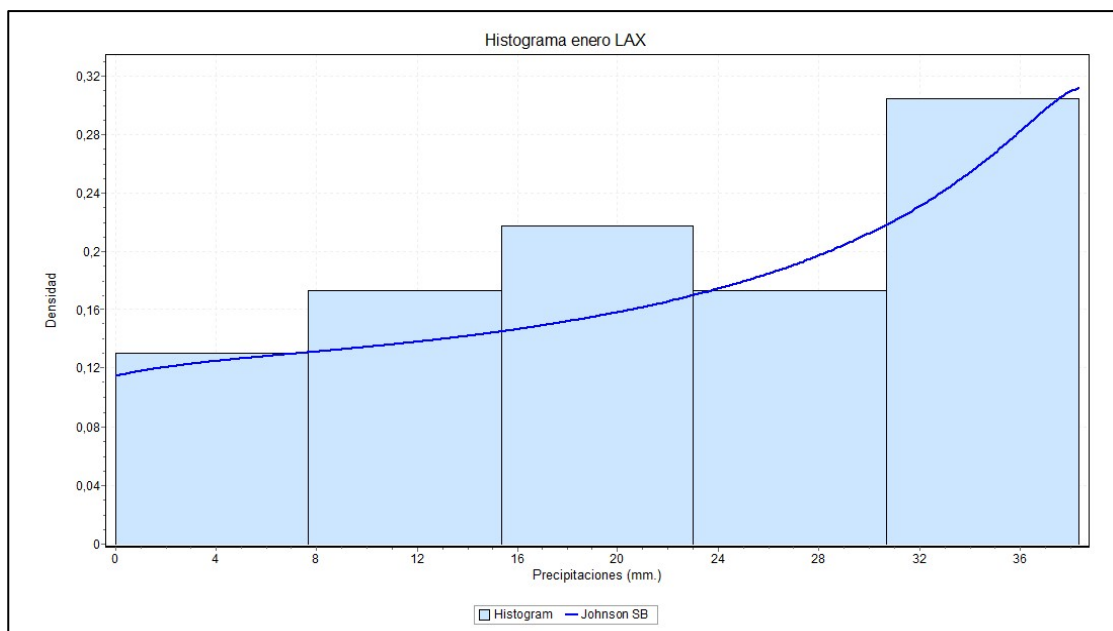
Pero notemos que en el caso de la opción put $\mathbb{E}(\text{pagos}_{X > K}) = 0$ debido a que esta se utiliza como instrumento para cubrir déficit de lluvia en un período, es decir, paga cuando los valores están por debajo del *strike* y su valor es cero para "X" superior al *strike* está definido como:

$$\text{Put} = \text{Max}(K - X; 0)$$

Lo mismo ocurre en el caso de la opción call donde $\mathbb{E}(\text{pagos}_{X \leq K}) = 0$, pues esta opción cubre sobre excesos de lluvia pagando solo para valores por sobre el *strike*. Así los precios quedan finalmente:

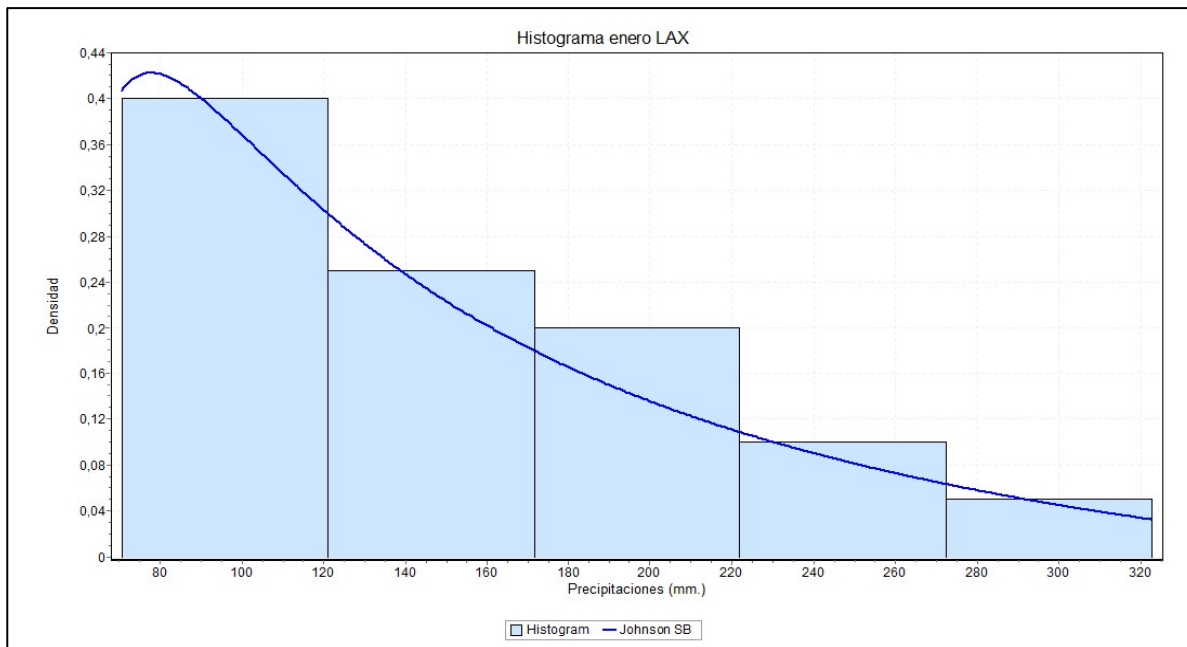
$$\begin{aligned} \text{Precio Put} &= [\mathbb{P}(X \leq K) \cdot \mathbb{E}(\text{pagos}_{X \leq K})] \cdot e^{-rT} \\ \text{Precio Call} &= [\mathbb{P}(X > K) \cdot \mathbb{E}(\text{pagos}_{X > K})] \cdot e^{-rT} \end{aligned}$$

Figura 6.7 Histograma de precipitaciones en el mes de enero para valores inferiores a 40 mm. en Los Angeles International Airport (LAX) y ajuste a función de Johnson.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 6.8 Histograma de precipitaciones en el mes de enero para valores superiores a 70 mm. en Los Angeles International Airport (LAX) y ajuste a una función de Johnson.



Fuente: Elaboración propia.

De esta manera para obtener el valor final de estas opciones hay que calcular las probabilidades de que los valores sean superiores o inferiores al *strike* para cada nivel escogido. Para calcular estas probabilidades, se observa en la muestra cuántos valores están sobre y por debajo del nivel *strike* y luego se dividen por el número total de observaciones. Las probabilidades obtenidas con este método se pueden observar en el Anexo 10. Los precios encontrados para las opciones con el procedimiento recién descrito se observan en figura 6.9.

Se puede observar que este modelo posee un mejor desempeño que el modelo de Monte Carlo con una función de distribución que describe a toda la data, pues siendo consistente con los datos que entrega el *benchmark*, se obtienen valores mucho más cercanos a los precios de CelsiusPro y nunca se sobrepasa este valor. Para ver estos resultados con mayor claridad, se pueden observar los gráficos de las figuras 6.10 y 6.11.

Como se observa en ambos gráficos, los resultados se comportan de una manera muy similar a las del *benchmark*, pero para hacer un análisis más extenso es interesante comparar las características relevantes de la data. Para esto se construye tabla 6.4, donde se puede observar que los parámetros relevantes que son el promedio y la desviación estándar son simuladas de buena manera, estos hacen que el ajuste de

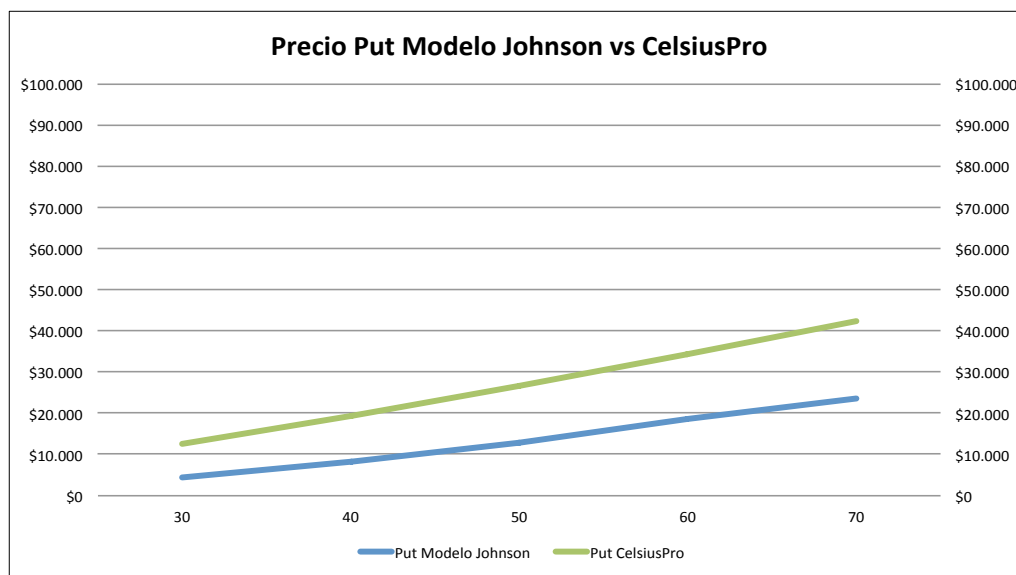
los precios encontrados con el modelo sea satisfactorio. Las diferencias existentes entre los precios de este modelo y los precios de Celsius Pro se encuentran en el Anexo 11.

Figura 6.9 Precios encontrados por el modelo vs precios de CelsiusPro.

Strike	Modelo		CelsiusPro	
	Precio Call	Precio Put	Precio Call - Rain	Precio Put - Dry
30	\$ 51.224	\$ 4.430		\$ 12.585
40	\$ 44.842	\$ 8.120		\$ 19.375
50	\$ 39.784	\$ 13.003	\$ 55.572	\$ 26.667
60	\$ 33.751	\$ 18.741	\$ 49.962	\$ 34.403
70	\$ 30.810	\$ 23.764	\$ 44.743	\$ 42.511
80	\$ 27.201		\$ 39.886	
90	\$ 24.081		\$ 35.342	
100	\$ 21.184		\$ 30.442	
110	\$ 18.690		\$ 26.410	
120	\$ 16.411		\$ 23.061	
130	\$ 14.306		\$ 20.549	

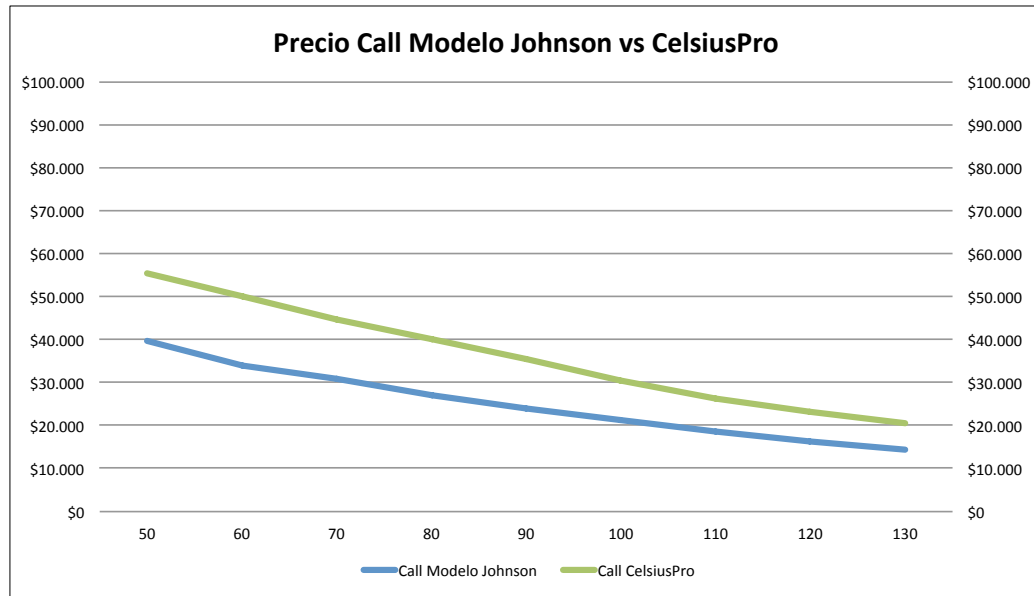
Fuente: Elaboración propia.

Figura 6.10 Gráfico de precios entregados por el Modelo de Johnson vs precios de CelsiusPro para la opción put.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 6.11 Gráfico de precios entregados por el Modelo de Johnson vs precios de CelsiusPro para la opción call.



Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6.4 Estadísticas descriptivas data histórica vs simulación para una opción call con K=60.

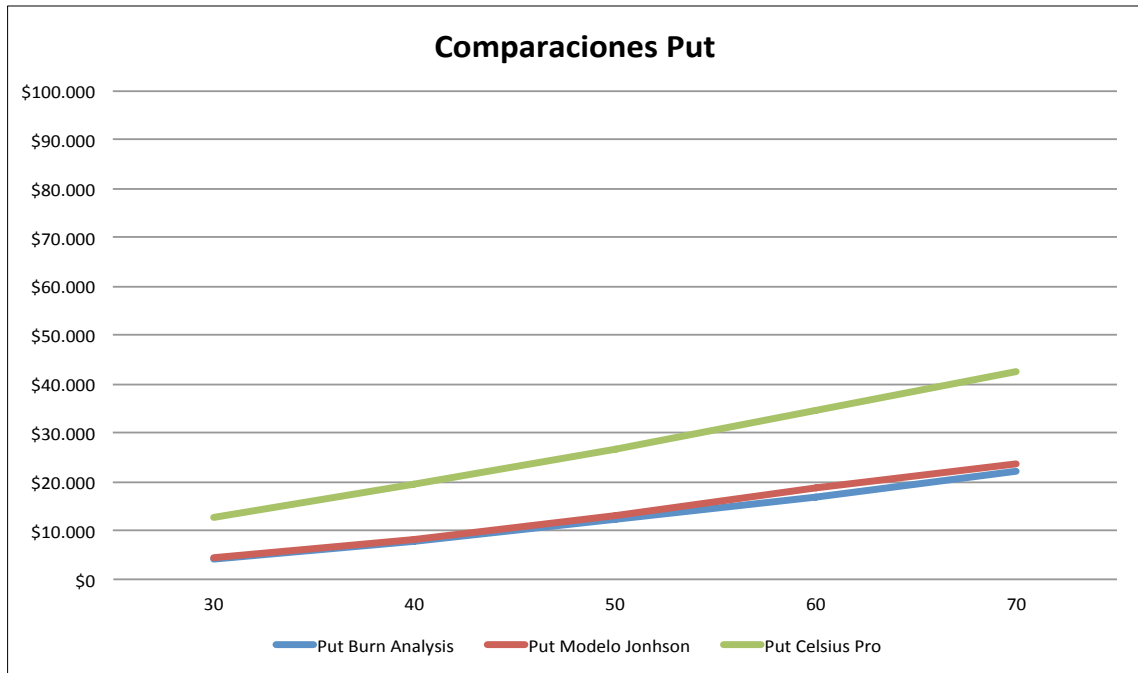
	Min	Max	Promedio	Desviación estándar
Data histórica	64,3	322,8	136,1	84,8
Simulación Johnson SB	51,2	412,1	136,9	72,8

Fuente: Elaboración propia.

6.1.6 Comentarios

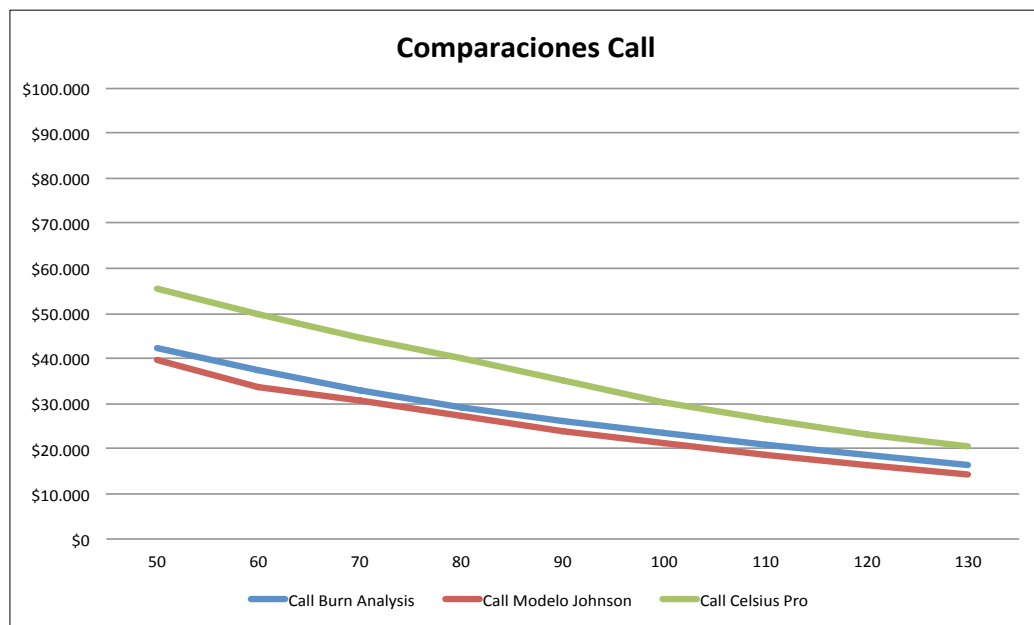
De los modelos planteados se puede observar que el modelo de *burn analysis* representa una buena aproximación a lo que será el precio del derivado, entregando de manera rápida y sencilla una primera estimación de su valor. Luego al modelar la variable mediante simulaciones de Monte Carlo, se presentaron dos modelos: el primero consiste en encontrar una función distribución que describa el comportamiento que ha tenido la variable a lo largo de la historia, y el segundo que supone la elección, a priori, de un nivel de precipitaciones *strike*, luego se separan los datos históricos en dos categorías, los datos mayores al nivel *strike* escogido y los datos menores a este, y después de esta separación, para cada una de las categorías se busca una función de distribución que se ajuste a los datos de la muestra.

Figura 6.12 Gráfico de precios entregados por burn analysis y modelo 3 vs precios de CelsiusPro para la opción put.



Fuente: Elaboración propia.

Figura 6.13 Gráfico de precios entregados por el modelo 3 vs precios de CelsiusPro para la opción call.



Fuente: Elaboración propia.

De los resultados encontrados se puede observar que al modelar la variable con el primero de los métodos, se obtiene una sobreestimación de la variable. De esta manera, al realizar la valorización de los derivados, se obtienen precios superiores a los entregados por CelsiusPro, lo cual invalida este modelo.

Los precios obtenidos con el modelo 3 presentan una aproximación mucho más precisa de la variable, lo que sugiere que se logra capturar las características relevantes de la variable simulada. La comparación con los precios de CelsiusPro muestra que los precios que entrega el modelo son bastante parecidos a la realidad. A continuación se observa un gráfico con los precios del modelo 3 y los precios obtenidos por el *burn analysis*, donde se puede apreciar el ajuste logrado con el último de los modelos figura 6.12 y 6.13.

VII. CONCLUSIONES

Del presente trabajo se puede concluir que las empresas cuyos flujos dependen de las condiciones meteorológicas ya no están dispuestas a dejar estos factores al azar y están en busca de medidas que permitan mitigar estos riesgos. Como consecuencia de esto, los mercados financieros han desarrollado instrumentos derivados sobre variables meteorológicas para mitigar los riesgos que esto significa.

La comercialización de este tipo de contratos tuvo inicio en la industria energética en el año 1999. Este sigue siendo el sector que más utiliza estos derivados con un 46% de las transacciones realizadas en los años 2010-2011. Otras industrias donde estos contratos han tenido un gran desarrollo son la industria de la construcción y la agricultura.

Uno de los tópicos que ha frenado, en cierta medida, al desarrollo de estos mercados ha sido la dificultad de encontrar el precio adecuado al cual transar estos instrumentos, principalmente porque los subyacentes de estos contratos no se comportan como el resto de los activos financieros y muchos de los supuestos que hacen los principales modelos de valorización conocidos para derivados no se cumplen en este tipo de subyacentes meteorológicos.

De esta manera una forma de contribuir al desarrollo de estos instrumentos es proponiendo modelos de valorización alternativos. Para poner precio a estos derivados debemos conocer el comportamiento de la variables subyacente. En este caso se trabajó sobre derivados sobre precipitaciones principalmente por la utilidad que tendría tener mercados de derivados más desarrollados sobre esta variable en nuestro país, por ejemplo para agricultores, la industria del vino y la industria de producción energética.

El problema de realizar un modelo de valorización radica en modelar a la variable subyacente, es decir modelar precipitaciones acumuladas mensuales. Este

problema se puede abordar desde dos perspectivas: modelamiento de dinámicas atmosféricas y estadística, debido a los plazos se decidió utilizar herramientas estadísticas.

Las herramientas estadísticas más utilizadas provienen de la búsqueda de una distribución de probabilidad que permita describir la data. Luego lo primero que se necesita es una base de datos histórica y que sea provista por una institución confiable. En este sentido las instituciones gubernamentales son una buena alternativa. En Chile estas instituciones son la Dirección Meteorológica de Chile (DMC) y la Dirección General de Aguas (DGA).

Luego de analizar esta data y encontrar una función distribución y los parámetros que la caracterizan, se presentaron tres modelos de valorización de opciones put y call sobre precipitaciones acumuladas mensuales. En primer lugar se plantea una primera aproximación al precio de estos derivados mediante un *burn analysis*, es decir mediante una valorización utilizando data histórica y luego dos modelos basados en ajustes de los datos a funciones de distribución conocidas. El primer análisis se hace con una función lognormal sobre toda la data, en base a este ajuste, se realizan simulaciones de Monte Carlo de los datos y de los resultados obtenidos se puede observar una sobreestimación del índice subyacente del derivado lo que finalmente resulta en precios por sobre lo esperado, con sobreestimaciones que van desde 11% para niveles de *strike* cercanos a la media de los datos y hasta 83% para valores muy pequeños del *strike*. Esta comparación de los resultados se hizo en base a los precios que entrega una empresa alemana de *weather risk management*, *Celsius Pro* para los mismo derivados estudiados.

Para aumentar la precisión del ajuste, se plantea una modificación del modelo, que consiste en separar la data entre valores superiores e inferiores a algún nivel *strike* y se buscan funciones de distribución que se ajusten a cada set de datos, luego se realizan simulaciones de Monte Carlo para cada una de las partes por separado, es decir, con la función que mejor se ajusta a los datos. La función que mejor se ajusta a los datos resultó ser una función llamada Johnson SB que depende de 4 factores: media, desviación estándar, skewness y kurtosis, estos últimos dos parámetros permiten acotar de mejor manera los resultados de la simulación, principalmente los valores extremos de la simulación. Los resultados obtenidos con este modelo son mucho más intuitivos, del punto de vista de que existe una subestimación de los precios que se tienen como referencia. En este punto se puede observar una subestimación de los precios que en el caso de la opción put varía entre un 11% y hasta un 33%, y en el caso de la call se aprecian diferencias desde 28% hasta 32%. Además del aumento de precisión, este modelo entrega una facilidad, que corresponde a que sólo es necesario modelar la parte de la data que sea necesaria en cada caso, es decir, en el caso de una opción call solo es necesario modelar la parte que aporta en el precio de la call, que son los valores superiores al strike. De igual manera para una opción put sólo será necesario modelar los datos inferiores al strike. Así, los esfuerzos de la modelación se reducen al área relevante en cada caso. El resto de los datos aportan cero al precio de

las opciones y estos se ven representados por un probabilidad asociada a cada caso, la cual es calculada a partir de la data histórica.

Durante la valorización se debió realizar un supuesto de una tasa de descuento, sobre la cual traer los flujos futuros al presente. Para testear la robustez de este modelo, se analizó la sensibilidad del modelo a esta tasa de interés. Se puede ver que variaciones de la tasa de interés no influyen de manera significativa en el precio. Variaciones de la tasa producen variación de casi igual magnitud en el precio del derivado. De esta manera la tasa escogida no representa un factor relevante para el modelo de valorización.

De esta manera se puede ver que los precios que entregan las compañías de *weather risk management* son bastante elevados, con respecto al *fair value*, esto se produce principalmente por la dificultad de encontrar una contraparte que permita diversificar el riesgo de la posición que toma la empresa al vender este tipo de contratos, lo que se ve reflejado en el precio del contrato.

De esta manera se puede concluir que los precios de estos contratos son elevados, pero que bajarían si existiese un mercado más líquido de derivados climáticos, el cual facilitaría la labor de encontrar una contraparte.

De la investigación se pudo observar que muchas veces las empresas emisoras contratan a reaseguradoras para no quedarse con el riesgo de las posiciones que ofrecen, de esta manera pare del negocio se encuentra en las economías de escala que tienen los grandes bancos al contratar a una reaseguradora versus la que tendría una empresa por el mismo seguro.

VIII. INVESTIGACIONES FUTURAS

El modelo presentado en este trabajo está dentro de la categoría de modelos de valorización para derivados sobre precipitaciones mensuales acumuladas. Existen otros modelos que pueden resultar relevantes en algunas industrias, como por ejemplo, la industria de agricultura podría requerir una cobertura para una semana o un día en particular y de esta manera modelos de predicción diarios serían relevantes. Es escasa la literatura en torno a estos, dentro de los trabajos se recomienda leer (Cao, Li & WEi, 2004) y (Banjo, 2006).

Resulta interesante investigar sobre nuevas variables que actúen como subyacentes de para estos derivados de acuerdo a las necesidades que vayan surgiendo en las distintas industrias. En el último congreso de la WRMA³ se plantearon algunas inquietudes provenientes de la industria de la producción de energía eólica sobre coberturas por algunas horas del día sobre la variable velocidad y dirección del

³ Weather Risk Management Association 13th Annual Meeting, 2011

viento. Por otro lado, empresas que participan en la industria de producción energética solar fotovoltaica también se mostró interesada en coberturas sobre esta variable.

Claramente se podría realizar coberturas sobre cualquier variable meteorológica, el problema de hacerlo radica en los modelos de predicción de estas variables que resultan muy complejos en algunos casos, de esta manera, se puede afirmar que hay mucho que avanzar en este ámbito. Se recomiendan estudios desde el lado financiero acompañados por meteorólogos para profundizar en los modelos de predicción.

Si bien los derivados climáticos que han tenido mayor desarrollo son los derivados sobre la temperatura, en países como Chile y el resto de Latinoamérica aun no existe un mercado donde se puedan transar estos instrumentos, lo cual significa una muy buena oportunidad de desarrollo. El primer paso a dar en este ámbito sería la creación de un índice climático por parte de alguna institución financiera, y de esta manera entregar un fuente estándar y de fácil acceso a datos meteorológicos.

Por otro lado, otros tipos de instrumentos podrían ayudar a satisfacer las necesidades que puedan surgir, hasta el momento los derivados climáticos más utilizados son opciones y futuros. Nuevos instrumentos como swaps o estrategias de opciones también podrían ayudar a cubrir estas necesidades.

IX. BIBLIOGRAFÍA

1. AUER, J. 2003. Weather derivatives heading for sunny times. Frankfurt Voice, Deutsche Bank Research, p. 1.
2. BANJO, M. 2006. A first look at pricing rainfall options. School of economics and finance, Queensland University of Technology.
3. BARRIEU, P. y SCAILLET, O. 2008. A primer on weather derivatives. London School of Economics, UK, p. 10.
4. CAMPBELL, S. y DIEBOLD, F. 2005. Weather forecasting for weather derivatives. American Statistical Association.
5. CASTRO, M. 2009. Managing weather risk with rainfall option. Universidad Torcuato di Tella, Buenos Aires, Argentina.
6. CAO, M. y WEI, J. 2003. Weather derivatives: A new class of financial instruments. Working paper, University of Toronto, Canada.
7. CAO, M., Li, A. y WEI, J. 2004. Precipitation modeling and contract valuation: A frontier in weather derivatives. The Journal of Alternative Investments, p. 1.
8. DAVIS, M. 2000. Pricing weather derivatives by marginal value. Imperial College London, UK.
9. DE PAZ COBO, S. 2004. Derivados vinculados al seguro. Universidad Pontificia de Salamanca, Facultad del CC del Seguro, Madrid, España.
10. HULL, J. 2002. Introducción a los Mercados de Futuros y Opciones, Cuarta Edición, Prentice Hall, Madrid.
11. JEWSON, S. y BRIX, A. 2005. Weather Derivative Valuation: The Meteorological, Statistical, Financial and Mathematical Foundations. Cambridge University Press, New York. pp. 1-36.
12. MUSSIO, V. 2009. Derivados Climáticos Aplicados a la Agricultura, Universidad Nacional de Rosario, Argentina.
13. LEE, Y. y OREN, S. 2009. An equilibrium pricing model for weather derivatives in a multi-commodity setting. Department of Industrial Engineering and Operations Research, University of California, Berkeley, CA.

14. PAPANAZIAN, G. 2010. Modeling the dynamics of temperature with a view to weather derivatives. Accenture.
15. STELL, J. 2006. WRMA annual survey. En: WRMA SURVEY results: 22 de junio de 2006. PricewaterhouseCoopers. 29 p.
16. ZAPRANIS, A. y ALEXANDRIDIS, A. 2009. Weather derivatives pricing: Modeling the seasonal residual variance of an Ornstein-Uhlenbeck temperature process with neural networks. Department of Accounting and Finance, University of Macedonia of Economic and Social Sciences, Greece.

Sitios web

- Bizee Degree Days, www.degreedays.net
- Bloomberg, www.bloomberg.com
- Banco Central de Chile, www.bcentral.com
- CME Group, www.cmegroup.com
- Environmental Finance, www.environmental-finance.com
- PricewaterhouseCoopers, www.pwc.com
- Stephen Jewson web page, www.stephenjewson.com
- Weather Risk Management Association, www.wrma.org

X. ANEXOS

1. Ciudades en las que se miden los índices días grado HDD

Futuros sobre clima -- Días de calefacción						
Lugar	Fecha	1M	2M	3M	4M	Snowfall
Atlanta	03/29/11	297	118	115	315	
Baltimore	03/29/11	639	331	285	519	
Boston	03/29/11	809	505	338	586	
Chicago	03/29/11	888	477	380	700	
Cincinnati	03/29/11	635	331	305	584	
Dallas	03/29/11	177	54	93	346	
Des Moines	03/29/11	795	388	375	723	
Detroit	03/29/11	933	490	391	677	
Houston	03/29/11	73	31	31	149	
Kansas City	03/29/11	658	280	283	597	
Las Vegas	03/29/11	174	54	31	250	
Minneapolis	03/29/11	1102	525	483	856	
NY	03/29/11	711	369	222	461	
Philadelphia	03/29/11	646	339	250	494	
Portland	03/29/11	591	431	314	555	
Sacramento	03/29/11	363	217	93	346	
Salt Lake City	03/29/11	677	452	370	748	
Tucson	03/29/11	85	37	17	159	
<input type="checkbox"/> 91) CDD <input checked="" type="checkbox"/> 92) HDD						
Futuros sobre clima -- Días de calefacción						
Lugar	Fecha	1M	2M	3M	4M	Snowfall
Europa						
Amsterdam	03/28/11	364	364	364	364	
Barcelona	03/28/11	188	188	188	188	
Berlín	03/28/11	407	407	407	407	
Essen	03/28/11	372	372	372	372	
Londres	03/29/11	305	195	205	205	
Madrid	03/28/11	245	245	245	245	
París	03/29/11	275	164	306	306	
Estocolmo	03/28/11	523	523	523	523	

Fuente: Bloomberg Finance L.P.

2. Ciudades en las que se miden los índices días grado CDD

Futuros sobre clima -- D AireAcondicionado							
Lugar	Fecha	CAT	1M	2M	3M	4M	5M Strips
Atlanta	03/29/11		44	190	363	461	1765
Baltimore	03/29/11		19	73	249	366	1173
Boston	03/29/11		5	23	148	261	761
Chicago	03/29/11		9	40	167	294	840
Cincinnati	03/29/11		22	70	198	324	1033
Dallas	03/29/11		16	157	557	702	2595
Des Moines	03/29/11		16	66	219	367	1060
Detroit	03/29/11		8	34	174	275	805
Houston	03/29/11		177	393	524	597	2580
Kansas City	03/29/11		32	103	255	436	1372
Las Vegas	03/29/11		124	451	695	874	3349
Minneapolis	03/29/11		7	37	169	329	836
NY	03/29/11		13	60	261	406	1304
Philadelphia	03/29/11		269	407	387	180	1320
Portland	03/29/11		1	20	60	152	434
Sacramento	03/29/11		16	104	220	339	1157
Salt Lake City	03/29/11		3	68	225	502	1297
Futuros sobre clima -- D AireAcondicionado							
Lugar	Fecha	CAT	1M	2M	3M	4M	5M Strips
Tucson	03/29/11		135	399	635	694	2881
Europa							
Amsterdam	03/29/11	303					2478
Barcelona	03/29/11	431					3414
Berlín	03/29/11	298					2680
Essen	03/29/11	306					2451
Londres	03/29/11	321					2589
Madrid	03/29/11	381					3381
París	03/29/11	345					2753
Rome	03/29/11	419					3480
Estocolmo	03/29/11	210					2520
Calgary	03/29/11						51
Edmonton	03/29/11						34
Montreal	03/29/11						311
Toronto	03/29/11						365
Vancouver	03/29/11						69
Winnipeg	03/29/11						177
Oslo	03/29/11						

91) CDD 92) HDD

Fuente: Bloomberg Finance L.P.

3. Tabla de pagos de un contrato sobre un índice días grado HDD, con un tick de US\$20.

Current Weather



Mostly Cloudy
Temperature: 55°F
Dew Point: 24°F

RH: 28%
Wind: S 8 mph
Pressure: 1013 mb

Day	Hi	Low	Average	Weather	HDD	\$Impact
THU	54°	34°	44		21°	\$420
FRI	52°	37°	45		20°	\$400
SAT	52°	37°	45		20°	\$400
SUN	56°	37°	47		18°	\$360
MON	54°	37°	46		19°	\$380
TUES	58°	37°	48		17°	\$340
WED	61°	30°	46		19°	\$380
Total \$2680/ per contract						

Fuente: CME Group.

4. Definición de un futuro climático sobre la temperatura, usando un índice días grados HDD en New York

Notas												
Description: New York Heating Degree Days(HDD) Index Future.The Measuring Station is located at La Guardia International Airport.												
											25) Ver todas las notas	
Especificaciones de contrato						Horario Bolsa						
Nombre	NEW YORK HDD FUT Mar11					Bolsa			Local			
26) Ticker	NFH1 Index					17:00-15:15			18:00-16:15			
27) Bolsa	CME-Chicago Mercantile Exchange											
Subyacente												
Tamaño	20 \$ x index											
Valor de 1.0 pt	\$ 20											
Tamaño Tick	1.0											
Valor Tick	\$ 20											
28) Precio	711.0 index points											
Valor contrato	\$ 14,220 @ 03/29/11											
Lím margen						Pagado al contado						
	Especulador			Hedger			1era oper L Jun 22, 2009					
Inicial	1,163.7			862			Últ oper L Abr 4, 2011					
Secundario	862			862			Fecha valoración L Abr 4, 2011					
Rango de precios												
	Lím arriba n.a.			Máximo po 724.0								
	Lím abajo n.a.			Mínimo po 611.0								
Ciclo	Jan	Feb	Mar	Apr	-	-	-	-	-	Oct	Nov	Dec
1) Futuro	2) Opción	4) Genérico	5) Mensual									

Fuente: Bloomberg Finance L.P. (29/03/2011)

5. Tests de hipótesis para verificar la bondad de ajuste a la función LogNormal

```

Lognormal
  minimum = 0. [fixed]
  mu      = 3.8931
  sigma   = 1.18832
Chi Squared
  total classes      10
  interval type     equal probable
  net bins          10
  chi**2            5.6
  degrees of freedom 9
  alpha             5.e-002
  chi**2[9,5.e-002] 16.9
  p-value           0.779
  result            DO NOT REJECT
Kolmogorov-Smirnov
  data points       50
  ks stat           8.05e-002
  alpha             5.e-002
  ks stat[50,5.e-002] 0.188
  p-value           0.876
  result            DO NOT REJECT
Anderson-Darling
  data points       48
  ad stat           0.723
  alpha             5.e-002
  ad stat[5.e-002] 2.49
  p-value           0.54
  result            DO NOT REJECT

```

Fuente: Elaboración propia

6. Diferencias entre precios obtenidos desde Celsius Pro y los obtenidos por el modelo LogNormal.

Strike (mm)	CelsiusPro		Modelo		Diferencias Call	Diferencias Put
	Precio Call - Rain	Precio Put - Dry	Precio Call	Precio Put		
10	-	\$ 2.002	\$ 88.882	\$ 335		83%
20	-	\$ 6.551	\$ 80.573	\$ 1.927		71%
30	-	\$ 12.585	\$ 73.529	\$ 4.783		62%
40	-	\$ 19.375	\$ 67.526	\$ 8.680		55%
50	\$ 55.572	\$ 26.667	\$ 62.352	\$ 13.407	11%	50%
60	\$ 49.962	\$ 34.403	\$ 57.806	\$ 18.761	14%	45%
63	\$ 48.368	\$ 36.803	\$ 56.546	\$ 20.471	14%	44%
70	\$ 44.743	\$ 42.511	\$ 53.775	\$ 24.631	17%	42%
80	\$ 39.886	-	\$ 50.183	\$ 30.939	21%	
90	\$ 35.342	-	\$ 46.992	\$ 37.649	25%	
100	\$ 30.442	-	\$ 44.120	\$ 44.678	31%	
110	\$ 26.410	-	\$ 41.516	\$ 51.973	36%	
120	\$ 23.061	-	\$ 39.153	\$ 59.512	41%	
130	\$ 20.549	-	\$ 37.016	\$ 67.275	44%	
140	\$ 17.488	-	\$ 35.064	\$ 75.223	50%	
150	\$ 16.530	-	\$ 33.273	\$ 83.333	50%	

Fuente: Elaboración propia.

7. Tests de hipótesis para verificar la bondad de ajuste a la función Johnson SB que se ajusta a valores $K > 50$

Johnson SB [#31]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	24				
Statistic	0,08637				
P-Value	0,98699				
Rank	1				
a	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	0,21205	0,24242	0,26931	0,30104	0,32286
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	24				
Statistic	0,25682				
Rank	1				
a	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	3				
Statistic	0,59143				
P-Value	0,89839				
Rank	10				
a	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	4,6416	6,2514	7,8147	9,8374	11,345
Reject?	No	No	No	No	No

Fuente: Elaboración propia

8. Tests de hipótesis para verificar la bondad de ajuste a la función Johnson SB que se ajusta a valores $K \leq 50$

Johnson SB [#31]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	26				
Statistic	0,09366				
P-Value	0,96037				
Rank	1				
a	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	0,20399	0,2332	0,25907	0,28962	0,31064
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	26				
Statistic	0,51568				
Rank	6				
a	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	2				
Statistic	0,28643				
P-Value	0,86657				
Rank	1				
a	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	3,2189	4,6052	5,9915	7,824	9,2103
Reject?	No	No	No	No	No

Fuente: Elaboración propia

9. Parámetros de funciones de Johnson SB que se ajustan a cada set de datos

Johnson SB	gama	delta	lambda	epsilon
Toda la data	1,46	0,73	421,65	0,13
K>10	1,40	0,71	404,60	9,12
K>20	1,35	0,71	396,90	15,87
K>30	1,3106	0,74858	397,25	21,869
K>40	1,26	0,79	391,54	34,49
K>50	1,20	0,75	366,95	48,53
K>60	1,1891	0,76228	366,49	50,511
K>70	1,18	0,83	377,12	52,92
K>80	1,17	0,88	373,29	64,15
K>90	1,1345	0,8454	350,99	79,91
K>100	1,10	0,83	332,69	94,56
K>110	1,05	0,78	310,00	106,81
K>120	1,0549	0,77893	310	106,81
K>130	1,04	0,82	312,32	109,56
K<=30	-0,21	0,76	42,06	-7,28
K<=40	-0,3458	0,59942	45,721	-5,3614
K<=50	-0,35	0,82	59,94	-10,45
K<=60	-0,06	1,65	109,17	-29,80
K<=70	0,92304	1,5033	135,32	-19,399

10. Probabilidades de que $K > X$ y que $K \leq X$

Probabilidades muestra		
K	$X > K$	$X \leq K$
10	0,90	0,10
20	0,80	0,20
30	0,68	0,32
40	0,54	0,46
50	0,48	0,52
60	0,46	0,54
70	0,40	0,60
80	0,34	0,66
90	0,30	0,70
100	0,26	0,74
110	0,24	0,76
120	0,24	0,76
130	0,22	0,78
140	0,16	0,84
150	0,14	0,86

Fuente: Elaboración propia.

Observación: Las probabilidades están calculados como el número de observaciones que cumplen estar por sobre o debajo el strike dividido por el número total de observaciones.

11. Diferencias entre precios obtenidos desde Celsius Pro y los obtenidos por el modelo de Johnson.

Strike (mm.)	Dif. Call	Dif. Put
30		11%
40		17%
50	28%	22%
60	32%	27%
70	31%	33%
80	32%	
90	32%	
100	30%	
110	29%	
120	29%	
130	30%	

Fuente: Elaboración propia.