

TARIFACIÓN DE UN SEGURO PARAMÉTRICO DE CLIMA CON APLICACIÓN AL SECTOR AGRÍCOLA

Ana María Jiménez Montoya.

Director: Rafael Serrano Perdomo

Enero 2020

Universidad del Rosario.

Maestría en Finanzas Cuantitativas

Resumen

En el presente documento se hace una introducción a los seguros paramétricos de cobertura de riesgo climático. Se presenta una metodología para tarifar este tipo de seguros a partir de información histórica de una variable meteorológica. Por último se estima el desempeño de este tipo de seguros para el caso particular de cultivo de flores en tres ubicaciones distintas de la Sabana de Bogotá.

Tabla de Contenido	
Capítulo 1	4
Cobertura de Riesgos Climáticos	4
Derivados Climáticos	4
Seguros Paramétricos	5
Capítulo 2	7
Modelo para el Efecto de la Temperatura en la Agricultura	7
Modelos Fenológicos	7
Fenología de la Rosa	8
Capítulo 3	10
Modelo Temporal para el Índice Climático	10
Descripción de los Datos	10
Definición del Índice Climático	12
Metodología de Modelamiento del Índice	13
Modelamiento de los GDC para la Sabana de Bogotá	14
Capítulo 4	24
Tarifación del Seguro Paramétrico	24
Descripción de las Condiciones del Seguro	24
Cálculo de la Prima a Partir de la Siniestralidad Histórica	25
Tarifación del Seguro utilizando la Serie de los GDC	26
Evaluación del Seguro	29
Conclusiones	32
Bibliografía	33

Capítulo 1

Cobertura de Riesgos Climáticos

Derivados Climáticos

Los productos de Cobertura Climática permiten que los negocios y otras organizaciones se aseguren contra los afectos económicos adversos que puedan tener como consecuencia de variaciones en el clima.

Están diseñados para asegurar frente a la ocurrencia de eventos no catastróficos, es decir eventos que se espera que ocurran con una frecuencia razonable y que pueden generar una fluctuación importante en los resultados de una empresa.

Estos instrumentos fueron desarrollados inicialmente por empresas de energía y de commodities hacia finales de la década de 1990. Los primeros derivados de clima comenzaron a transarse en 1997 y para 1999 la Bolsa Mercantil de Chicago comenzó la comercialización de futuros y opciones de clima. Hoy en día en este mercado se comercializan productos sobre índices climáticos de ciudades en EU, Canadá, Europa, Japón y Australia. (F.E. Benth y J.S. Benth, 2012)

Existen muchas variables climáticas que se pueden utilizar para estos derivados, sin embargo la más utilizada es la temperatura. Los derivados de temperatura se negocian a partir de tres índices principales cuyas definiciones provienen de los mercados energéticos:

- Heating Degree-day (HDD): Busca medir la demanda por calefacción, a partir de medir que tanto frío hace.

Los HDD de un día se miden cómo la diferencia entre una temperatura base T_0 , generalmente se toma como base $18^\circ\text{C}/65^\circ\text{F}$ y la temperatura promedio de ese día. Si la temperatura promedio del día está por encima de la base los HDD de ese día serán iguales a 0.

El valor del índice para un periodo de N días será igual a la suma de los HDD diarios durante ese periodo

$$HDD(1, N) = \sum_{t=1}^N \max(T_0 - T_t, 0).$$

Este índice es el subyacente de los futuros en la estación de invierno (Octubre a Abril) y es utilizado en Estados Unidos y Europa.

- Cooling Degree-Day (CDD): Busca medir la demanda de energía para enfriamiento, a partir de medir que tanto calor hace.

Los CDD de un día se miden cómo la diferencia la temperatura promedio del día y una temperatura base T_0 , generalmente se toma como base $18^\circ\text{C}/65^\circ\text{F}$. Si la temperatura promedio del día está por debajo de la base los CDD de ese día serán iguales a 0.

El valor del índice para un periodo de N días será igual a la suma de los CDD diarios durante ese periodo

$$CDD(1, N) = \sum_{t=1}^N \max(T_t - T_0).$$

Este índice es el subyacente de los futuros en la estación de verano (Abril a Octubre), se utiliza principalmente en Estados Unidos

- Cumulative Average Temperature (CAT):

$$CAT(1, N) = \sum_{t=1}^N T_t$$

Este índice es el subyacente de los futuros en la estación de verano para ciudades en Canadá, Europa y Asia.

Seguros Paramétricos

El desarrollo de la comercialización de seguros paramétricos se dio hacia el comienzo de la década del 2000, apalancado en una mayor disponibilidad y calidad de datos meteorológicos y una mayor capacidad tecnológica para manipular y analizar la información (AXA XL, 2019). Estos productos han sido impulsados por organismos multilaterales que ven en este tipo de seguros una herramienta para impulsar el desarrollo de economías emergentes (IFC, 2016)

Los seguros paramétricos de clima buscan compensar al asegurado frente a los posibles perjuicios económicos que pueda experimentar, debido a la ocurrencia de un fenómeno climático que impacte negativamente el desarrollo normal de sus actividades. Estos seguros pueden diseñarse para cubrir ante eventos catastróficos y no catastróficos.

En su definición son muy similares a los derivados climáticos, las principales diferencias es que, en los seguros no se transan en ningún mercado, debe existir un interés asegurable y se diseñan a la medida del asegurado. (F.E. Benth y J.S. Benth, 2012)

Los seguros paramétricos se consideran más simples que los seguros tradicionales ya que su definición se basa únicamente en tres elementos:

- **Índice:** Una variable o variables climáticas que inciden fuertemente en los ingresos o gastos del cliente.
- **Umbral o Trigger:** El valor del índice a partir del cual entra a operar el seguro, es decir que se paga una indemnización. La indemnización puede definirse en términos binarios, se paga o no se paga un monto fijo, o de forma incremental en función del valor que tome el índice.

- **Monto Máximo:** El valor máximo del pago que se haría, esto se hace para mantener el carácter indemnizatorio del seguro.
Adicionalmente este tipo de seguros tiene ciertas características que los diferencian positivamente de los seguros tradicionales. (AXA XL, 2019)

- **Objetividad:** El valor del índice es proporcionado por un tercero y se activa cuando este supera el umbral. No hay lugar a subjetividades sobre la ocurrencia del siniestro.
- **Rapidez:** Los siniestros se pagan a los pocos días de que se alcance el umbral acordado.
- **Hechos a la medida:** Se adaptan a las necesidades y ubicación específicas del cliente. Esto requiere que en el proceso de suscripción de las pólizas se identifiquen correctamente el índice y el nivel de afectación económica que pueda sufrir el cliente
- **Disminución de Costos:** La definición de los siniestros se hace inmediatamente, sin necesidad de ajustadores o de incurrir en otros costos de manejo de siniestros.
- **Cobertura Mundial:** Se pueden usar para cubrir riesgos en los lugares en los cuales no se cuenta con derivados financieros.

Otro punto a tener en cuenta es que tanto el precio como la indemnización de este seguro dependen de la disponibilidad de información meteorológica confiable, completa y oportuna:

- En el proceso de suscripción la información faltante o errónea genera potenciales errores en los modelos al tener que llenar los datos con supuestos y no con la información real.
- En el proceso de indemnización la información faltante o errónea genera dificultades para determinar si ocurrió o no un siniestros.
- Demoras en la entrega de la información generarán demoras en el proceso de ajuste y pago de los siniestros.

Por este motivo se debe controlar la calidad de los datos que se van a utilizar y garantizar la disponibilidad de la información durante el periodo de vigencia de la cobertura.

Capítulo 2

Modelo para el Efecto de la Temperatura en la Agricultura

Modelos Fenológicos

Los modelos fenológicos son una herramienta que se utiliza para predecir el tiempo de ocurrencia de distintos eventos en el desarrollo de organismos que no pueden regular su propia temperatura.

Las plantas y algunos animales invertebrados requieren cierta cantidad de calor para pasar de un punto en su ciclo de vida a otro, por lo tanto su desarrollo depende de las temperaturas a las que están expuestos en el ambiente que los rodea (UCIPM, 2016).

Debido a variaciones anuales en el clima, las fechas calendario no son una buena base para tomar decisiones sobre el manejo de estas especies. Medir la cantidad de calor acumulada en el tiempo por un organismo provee una escala de tiempo para el desarrollo fisiológico que es más precisa que los días calendario.

Al referirse al efecto de la temperatura en el crecimiento y el desarrollo se utilizan dos límites conocidos como límites fisiológicos:

- El **límite inferior de desarrollo** que es la temperatura por debajo de la cual se detiene el desarrollo de un organismo.
- El **límite superior de desarrollo**, no está tan bien definido, pero se toma como la temperatura a la cual la tasa de crecimiento comienza a disminuir. Para muchos organismos no se cuenta con información adecuada para estimarlo.

Ambos límites se determinan por medio de ejercicios controlados y son únicos para cada organismo.

La cantidad de calor que necesita un organismo para desarrollarse se conoce como **tiempo fisiológico**. Esta cantidad no varía, esto quiere decir que la combinación de temperatura (entre límites) y tiempo siempre será igual. El tiempo fisiológico frecuentemente se expresa en unidades llamadas **Grados-Día** (GD o DD por su sigla en Inglés).

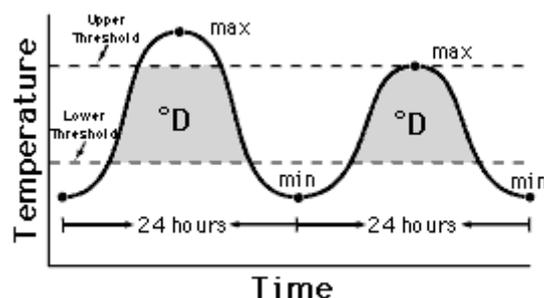


Ilustración 1: Cálculo de Grados Día (UCIPM, 2016)

En la gráfica se muestra el concepto de Grados-Día según el comportamiento de la temperatura en un día, el calor acumulado por el organismo en ese día corresponderá al área entre los dos límites fisiológicos.

Cada estadio en el desarrollo de un organismo tiene su propia cantidad total de calor requerida. El desarrollo se puede estimar acumulando los Grados-Día entre los límites fisiológicos durante la temporada de cultivo. La acumulación de Grados-Día desde un punto inicial puede ayudar a predecir cuándo se alcanzará una etapa de desarrollo (UCIPM, 2016)

Fenología de la Rosa

De acuerdo con (W. E. Rodríguez y V. J. Flórez, 2006), la rosa es una planta perenne que forma tallos florales continuamente, con variaciones en cantidad y calidad, presentando diversos estadios de desarrollo que van desde una yema axilar que brota hasta un tallo liso para cosechar.

En promedio, el ciclo de un tallo floral es de 10 a 11 semanas. Desde el momento de la poda, que se hace para inducir el comienzo de desarrollo de la rosa, se identifican los siguientes estadios de desarrollo:

- Arroz, diámetro de 0.4 cm
- Arveja, entre 0.5 y 0.7 cm
- Garbanzo, entre 0.8 y 1.2 cm
- Rayar Color, se separan ligeramente los pétalos y la flor comienza a mostrar su color.
- Corte, la flor llega a un punto de apertura comercial.

El tiempo entre cada uno de estos estadios se puede modelar utilizando un modelo fenológico tomando como límites fisiológicos las siguientes temperaturas:

- Límite inferior de desarrollo: 5.3°C
- Límite superior de desarrollo: 30°C

Mientras la temperatura se mantenga dentro de estos límites la planta acumulará una cantidad de calor igual a la diferencia entre la temperatura y el límite inferior.

Ante la dificultad de hacer una medición continua de la temperatura, para el cálculo de los Grados Días acumulados por la rosa en un día se utilizará la siguiente aproximación

$$GDC = \frac{T_{Max} - T_{Min}}{2} - T_{base}.$$

Donde la C indica que los grados días son medidos en grados Celsius. Se asume que si la temperatura promedio está por fuera de los límites, los GDC acumulados serán iguales a cero.

Cabe señalar la similitud entre la definición de los Grados Día utilizados para medir el desarrollo fenológico de organismos vivos y el indicador de Cooling Degree Day utilizado para los derivados climáticos.

(W. E. Rodríguez y V. J. Flórez, 2006) estimaron el comportamiento fenológico de tres variedades de rosas rojas como una función de los Grados Día acumulados.

A continuación se muestra la tabla de predicción para la variedad “Freedom”, esta tabla muestra el número de Grados-Día que se deben acumular desde el momento de la poda para que un cierto porcentaje de la cosecha de rosas pase al siguiente estadio de desarrollo. Por ejemplo:

- Se deben acumular 705,1GDC para que el 84,9% del cultivo haya pasado el estadio de arroz.
- Se deben acumular 822,6GDC para que el 88,8% del cultivo haya pasado el estadio de mostrar color.
- Se deben acumular 854,7GDC para que el 82,3% del cultivo haya sido cosechado.

		Predicción del número de tallos florales							
Días	Grados-día	Estadios de desarrollo fenológico							
		'Arroz'		'Garbanzo'		'Mostrando color'		'Cosecha'	
		Número	(%)	Número	(%)	Número	(%)	Número	(%)
35	312,4	19,5	8,9	10,0	4,2	13,4	6,7	0,0	0,0
41	376,7	30,6	14,9	17,2	7,4	17,1	9,9	0,0	0,0
44	408,5	36,4	22,0	21,5	11,4	19,2	13,5	0,0	0,0
50	467,9	45,8	31,0	30,7	17,0	23,5	17,9	12,6	2,6
56	526,8	51,3	41,0	39,8	24,4	28,3	23,2	16,4	6,0
59	561,1	51,9	51,1	44,4	32,6	31,3	29,1	19,2	10,0
63	602,2	50,0	60,9	48,7	41,6	35,1	35,7	23,1	14,8
66	632,3	46,9	70,1	50,7	51,0	37,9	42,8	26,4	20,3
70	675,1	40,7	78,0	51,6	60,5	42,1	50,7	32,0	26,9
73	705,1	35,5	84,9	50,8	69,9	45,0	59,2	36,7	34,5
77	747,8	27,7	90,4	47,7	78,7	49,3	68,4	44,5	43,7
80	779,9	22,2	94,7	44,1	86,8	52,4	78,2	51,4	54,4
84	822,6	15,6	97,8	38,1	93,9	56,5	88,8	62,3	67,3
87	854,7	11,5	100,0	33,1	100,0	59,5	100,0	72,0	82,3
93	893,0	0,0	100,0	0,0	100,0	0,0	100,0	85,5	100,0
Totales		485,411		528,5		510,8		482,0	

Ilustración 2 Tabla de Predicción del número de tallos florales y porcentaje de producción para diferentes estadios de desarrollo fenológico, en rosa variedad “Freedom”. Tomado de (W. E. Rodríguez y V. J. Flórez, 2006)

Este modelo fenológico y el concepto de Grados-Día provee una relación numérica de la incidencia de la temperatura sobre la producción de un cultivo de arroz y se utilizarán en este trabajo como el índice con respecto al cual se diseñará el seguro paramétrico.

Capítulo 3 Modelo Temporal para el Índice Climático

Descripción de los Datos

Para tarifar el seguro es necesario proyectar el comportamiento de los GDC diarios durante el periodo de cobertura del seguro, este índice depende de los valores diarios de la temperatura máxima y mínima.

Para estas dos variables climáticas se tomó la información pública disponible en el Banco de Datos del IDEAM (<http://dhime.ideam.gov.co/atencionciudadano/>), en tres municipios de la Sabana de Bogotá donde hay presencia de cultivos de flores.

Los municipios y ubicación de las estaciones analizadas se muestran en la siguiente tabla, junto con las fechas entre las cuales se tomó la información de temperatura mínima y máxima. La elección de estas fechas se hizo teniendo en cuenta la disponibilidad de datos en el portal del IDEAM.

Municipio	Nombre Estacion	Latitud	Longitud	Altitud	Desde	Hasta
Guasca	GUASCA [21205700]	4.88	- 73.87	2750	01/01/2006	30/06/2019
Mosquera	TIBAITATA [21205420]	4.69	- 74.21	2543	01/01/2000	30/06/2019
Tenjo	PROVIDENCIA GRANJA [21205980]	4.79	- 74.20	2560	01/01/2000	30/06/2019

Tabla 1: Detalle y Ubicación de las Estaciones Meteorológicas Analizadas

Al hacer un análisis de los datos recolectados se encuentra que en la muestra hay varios datos faltantes, medidos como la diferencia entre los datos obtenidos y el número de días del periodo de observación.

En general, hay más datos faltantes en la serie de temperatura máxima que en la de temperatura mínima. Este comportamiento se observó en otras estaciones que no se incluyeron en este documento, posiblemente porque históricamente la mayor preocupación del sector agrícola de la región ha sido la ocurrencia de heladas.

Municipio	Días	Temperatura Máxima			Temperatura Mínima		
		Datos	Faltantes	% Faltantes	Datos	Faltantes	% Faltantes
Guasca	4928	4084	844	17.1%	4481	447	9.1%
Mosquera	7120	6144	976	13.7%	6400	720	10.1%
Tenjo	7120	6237	883	12.4%	6410	710	10.0%

Tabla 2: Análisis de Datos Faltantes para las series de Temperatura descargadas del Portal del IDEAM

Cabe recordar que el éxito de este tipo de seguros recae en la disponibilidad y calidad de la información histórica del índice climático que se busca asegurar. Por esta razón, en la práctica, se debe contar con un proveedor de información meteorológica que asegure la disponibilidad y calidad de la información.

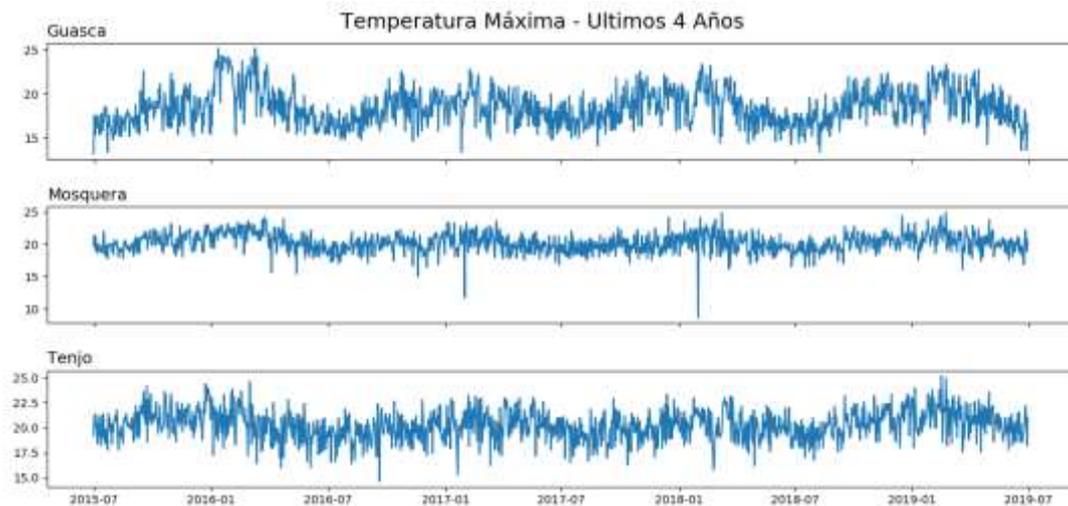
Además se deben incluir provisiones en el contrato de seguros sobre los pasos a seguir en el caso de que la estación contratada no esté disponible en algún momento durante el periodo de cobertura de la póliza.

Por tratarse de un ejercicio académico, los datos faltantes en cada una de las estaciones se llenaron con valores aleatorios acorde con la distribución observada de las temperaturas históricas disponibles para la misma fecha calendario.

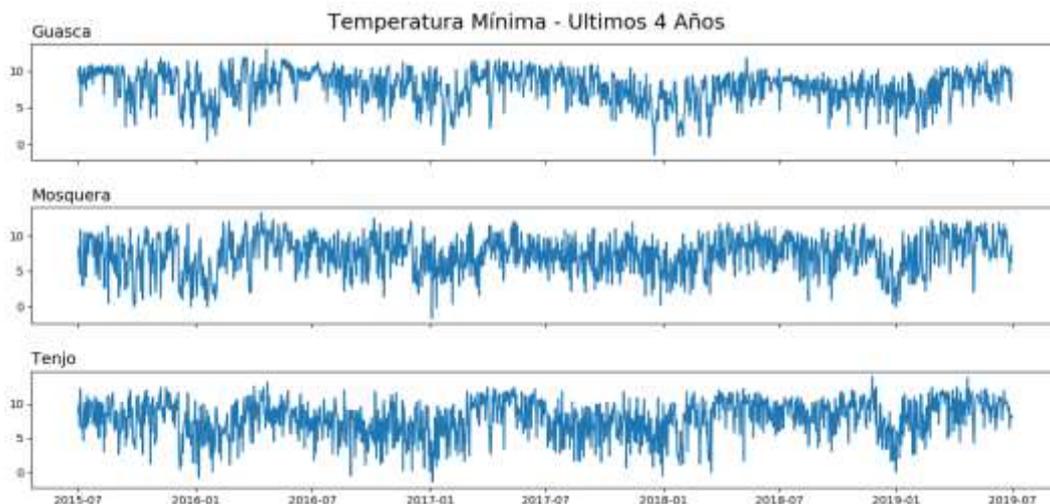
Adicionalmente, al hacer un análisis descriptivo de ambas series se observa que las temperaturas máximas promedio se encuentran entre 18°C y 20°C mientras que la temperatura mínima promedio está sobre los 7°C. También se observa una mayor variabilidad en la temperatura mínima que en la temperatura máxima.

Municipio	Temperatura Máxima				Temperatura Mínima			
	Media	Mediana	Desviación	Rango Intercuartil	Media	Mediana	Desviación	Rango Intercuartil
Guasca	18.58	18.60	1.87	2.49	7.62	8.00	2.23	3.20
Mosquera	19.99	20.00	1.48	1.76	7.16	7.58	2.70	3.42
Tenjo	19.88	19.90	1.56	2.05	7.53	8.00	2.84	4.00

Tabla 3: Estadísticas descriptivas de las Series Meteorológicas descargadas del Portal del IDEAM



Gráfica 1: Gráfica de los últimos 5 años de observaciones de Temperatura Máxima para cada una de las estaciones analizadas



Gráfica 2: Gráfica de los últimos 5 años de observaciones de Temperatura Mínima para cada una de las estaciones analizadas

Definición del Índice Climático

Siguiendo el modelo fenológico para el desarrollo de las rosas como una función de la temperatura, se utilizará como índice los grados día de crecimiento acumulados (GDC Acumulados).

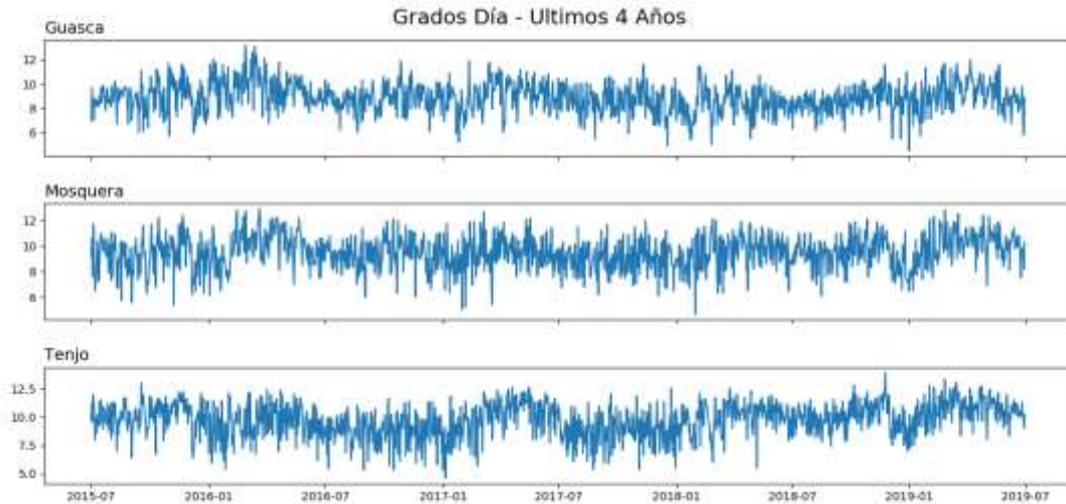
Adicionalmente, se debe tener en cuenta que el cultivo de rosas en la Sabana de Bogotá se hace en invernaderos, por lo tanto es importante determinar el efecto que puede tener este hecho sobre la temperatura y la cantidad de GDC acumulados por día. Con respecto a esto, (N. Monroy, I. Pérez y J. R. Cure, 2001) encontraron que:

- En los invernaderos utilizados en la Sabana de Bogotá la temperatura interna promedio en el día está dos grados por encima de la externa, esto se debe al efecto de la radiación del sol. Dado que las temperaturas máximas ocurren en horas del día, para la estimación del GDC se le sumarán 2°C a la temperatura máxima observada.
- Los invernaderos no ofrecen un buen aislamiento de las temperaturas frías, se observaron temperaturas mínimas externas e internas muy similares. Por este motivo no se hará ninguna modificación al valor observado de la temperatura mínima.

Teniendo en cuenta estos resultados, para calcular los GDC diarios se utilizará la siguiente fórmula

$$GDC = \max\left(\frac{(T_{Max} + 2) - T_{Min}}{2} - 5.3, 0\right).$$

Aplicando esta ecuación a las series de Temperatura Máxima y Temperatura Mínima diarias, se obtiene el siguiente comportamiento para los Grados Día de Crecimiento diarios.



Gráfica 3: Gráfica de los últimos 5 años de cálculo del GDC para cada una de las estaciones analizadas

Municipio	Grados Día			
	Media	Mediana	Desviación	Rango Intercuartil
Guasca	8.80	8.85	1.20	1.60
Mosquera	9.27	9.38	1.30	1.80
Tenjo	9.41	9.50	1.43	1.90

Tabla 4: Estadísticas descriptivas de los GDC

Los Grados Días promedio están entre 8°C y 9.5°C, las estaciones con más Grados Días promedio son Mosquera y Tenjo. Adicionalmente, cabe notar que la serie de Grados Día tiene menor variabilidad que las series de Temperatura Máxima y Mínima diarias.

Metodología de Modelamiento del Índice

Para modelar el GDC diario se piensa seguir la metodología de descomposición sugerida por (F.E. Benth y J.S. Benth, 2012), a partir de una serie de tiempo del comportamiento diario del parámetro a asegurar se define un modelo estocástico de la forma

$$y_t = T_t + S_t + R_t$$

con

$$T_t = a_0 + a_1 t$$

$$S_t = \sum_{l=1}^L \left(a_{2l} \cos\left(\frac{2l\pi t}{365}\right) + a_{2l+1} \sin\left(\frac{2l\pi t}{365}\right) \right)$$

$$R_t = \sum_{i=1}^p a_i (y_{t-i} - (T_{t-i} + S_{t-i})) + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j}$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t \epsilon_t \quad \epsilon_t \text{ i. i. d } \sim N(0,1)$$

donde $\epsilon_t \text{ i. i. d } \sim N(0,1)$ y σ_t es una función estacional no aleatoria de la forma

$$\sigma_t = b_1 t + \sum_{l=1}^{L_A} \left(b_{2l} \cos\left(\frac{2l\pi t}{365}\right) + b_{2l+1} \sin\left(\frac{2l\pi t}{365}\right) \right).$$

Cabe señalar que la fuentes consultados modelan series climáticas de países europeos que presentan una estacionalidad marcada por la diferencias de temperatura que se presentan entre las estaciones de verano e invierno.

En el caso de Colombia, y otros países tropicales, la estacionalidad de las variaciones en temperatura no son tan pronunciadas como en países ubicados en zonas templadas (C.M.I.C Taib y F.E. Benth, 2012). Por esta razón la aplicación del modelo sugerido estará condicionado al comportamiento observado de los datos históricos.

A continuación se detallan los pasos a seguir:

- a) Identificar tendencia a través del tiempo para la serie seleccionada, esto se hará por medio de una regresión lineal de los datos observados.
- b) Identificar componente estacional, como se mencionó anteriormente, puede que en el caso de Colombia este componente no sea tan relevante como en Europa o Estados Unidos.
- c) Una vez aislados los componentes de tendencia y estacionalidad, se examina la función de auto correlación (ACF) de la serie de tiempo resultante y se identifica un modelo ARMA que la modele apropiadamente.
- d) Analizar la función de autocorrelación (ACF) del cuadrado de los residuales del modelo ARMA para identificar la presencia de estacionalidad en los residuos.

Si se presenta estacionalidad, (F.E. Benth y J.S. Benth, 2012) sugieren utilizar una serie de Fourier truncada como filtro para eliminar la dependencia estacional de la varianza y dividir los residuales entre la raíz cuadrada de la varianza ajustada.

Modelamiento de los GDC para la Sabana de Bogotá

Siguiendo la metodología detallada anteriormente, se procede a modelar la serie de tiempo para los GDC diarios en cada una de las estaciones meteorológicas analizadas siguiendo el modelo

$$GDC_t = T_t + S_t + \sum_{i=1}^p a_i (GDC_{t-i} - (T_{t-i} + S_{t-i})) + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j}$$

$$\varepsilon_t = \sigma_t \epsilon_t \quad \epsilon_t \text{ i.i.d} \sim N(0,1).$$

Donde T_t representa el componente de tendencia, S_t representa el componente estacional y las sumatorias representan un proceso estacionario ARMA.

La segunda ecuación indica que los choques estocásticos pueden tener una varianza que dependa del tiempo, en este caso se modelará como una serie estacional.

El horizonte de análisis para las series de GDC comienza el 30 de octubre del primer año disponible para cada estación y termina el 29 de octubre del 2018 para todas las estaciones.

Los valores de los GDC observados del 30 de octubre de 2018 en adelante se utilizarán para evaluar el desempeño del seguro paramétrico y estimar el error de la proyección del comportamiento de los Grados Día durante el periodo de cobertura de la póliza.

A continuación se presentan los resultados para cada uno de los pasos descritos anteriormente:

- a) Identificar y aislar la tendencia para la serie seleccionada.

Para cada una de las estaciones analizadas se realiza una regresión lineal simple de los GDC para identificar el componente de tendencia.

$$T_t = a + bt$$

Municipio	Intercepto		Pendiente		R - Square
	Valor	P-Value	Valor	P-Value	
Guasca	8.799	-	0.00000	9.01E-01	-
Mosquera	9.064	-	0.00007	0.00E+00	0.010
Tenjo	8.996	-	0.00010	0.00E+00	0.048

Tabla 5: Resultados de la Regresión Lineal para los GDC calculados en cada una de las estaciones analizadas

Con excepción de Guasca, se tiene que los coeficientes de la regresión lineal son estadísticamente distintos a cero.

Además se debe notar la tendencia creciente de la temperatura durante el periodo de análisis. De acuerdo con estos resultados, los GDC diarios promedio en todas las estaciones han venido aumentando en el tiempo, las variaciones acumuladas durante el periodo de análisis están entre 0.01°C y 0.66°C.

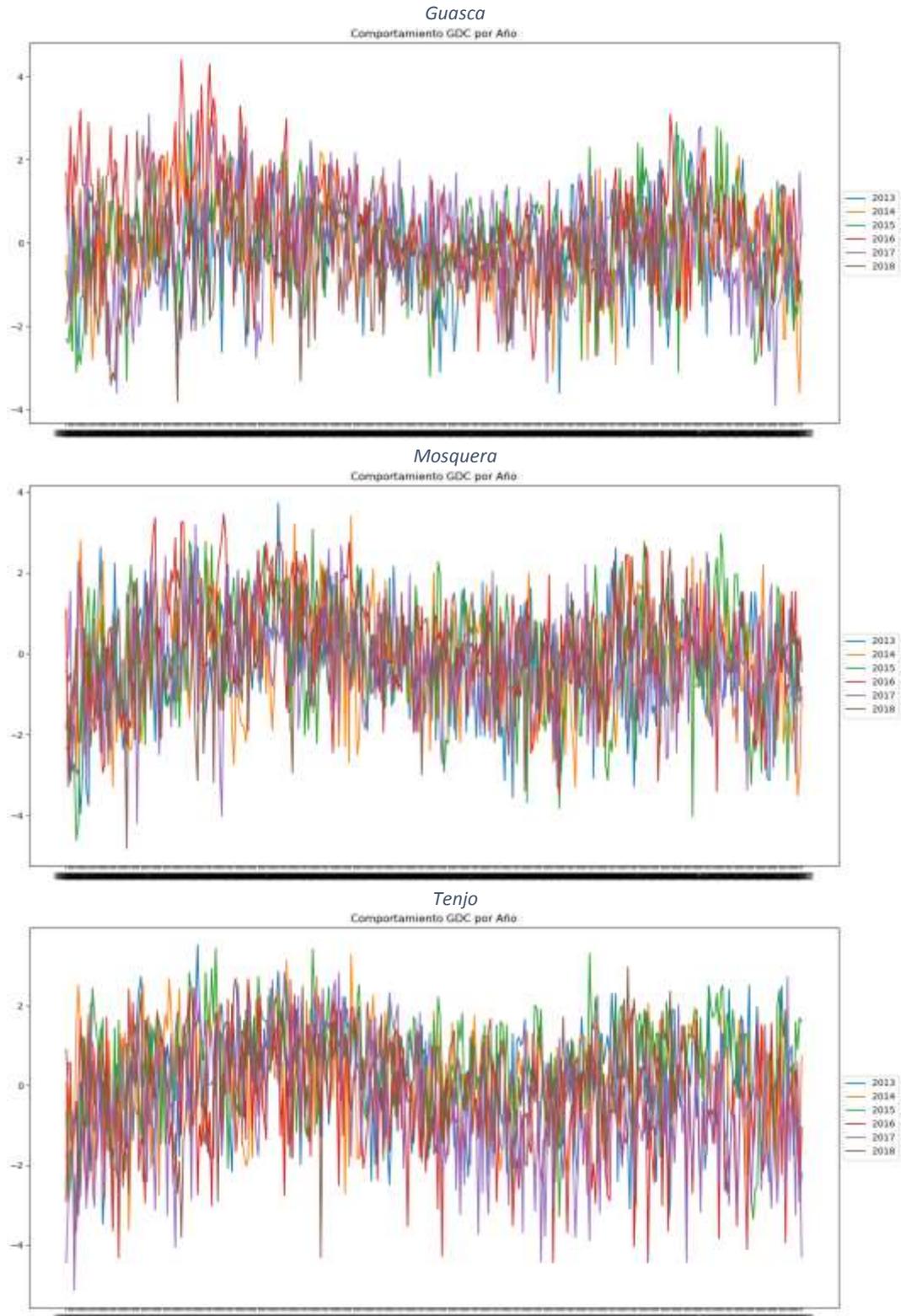
Variación en GDC hasta el 29/10/18

Guasca	Mosquera	Tenjo
0.01	0.44	0.66

Tabla 6: Incremento en la GDC Promedio desde la fecha de inicio de observación al 29/10/18

b) Identificar y aislar el componente estacional.

En las siguientes gráficas que muestran el comportamiento año a año de los Grados Día diarios, las gráficas sugieren un comportamiento estacional aunque no muy pronunciado.



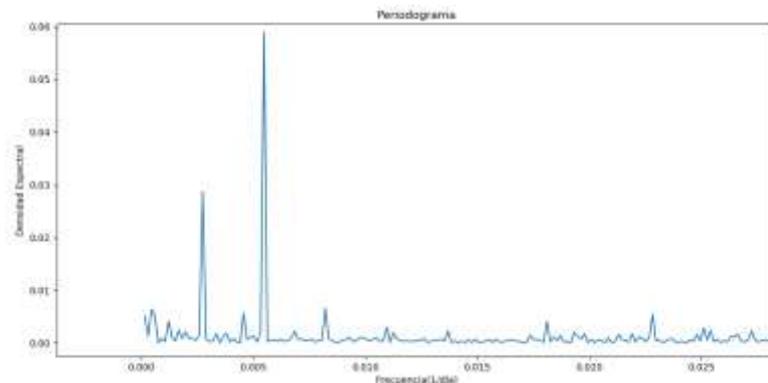
Gráfica 4: Comportamiento anual de los GDC diarios para cada una de las estaciones analizadas

Para identificar los coeficientes del componente estacional, se utiliza la transformada discreta de Fourier de cada una de las series analizadas, teniendo en cuenta que toda serie de tiempo con n observaciones se puede descomponer como una suma de coeficiente de Fourier

$$y_t = \sum_{i=0}^{n/2} \left(a_i \cos\left(\frac{2i\pi t}{n}\right) + b_i \sin\left(\frac{2i\pi t}{n}\right) \right) \text{ si } n \text{ es par.}$$

Con esta descomposición se obtienen $n/2+1$ armónicos, pero para modelar la estacionalidad solo se tomarán los armónicos más significativos de la serie. Estos se identifican por medio del Periodograma, que grafica el *espectro* definido como $C_i^2 = a_i^2 + b_i^2$ contra la *frecuencia* $f_i = \frac{i}{n}$.

El espectro es una medida de la proporción de la variación de la serie de tiempo original explicada por la oscilación de las frecuencia armónicas, los armónicos principales son aquellos con mayores valores espectrales.



Gráfica 5: Periodograma Estación Mosquera

En la gráfica se puede observar que hay dos frecuencias principales que tienen una mayor densidad espectral que las demás, por lo tanto se toman los coeficientes de Fourier correspondientes a esas frecuencias.

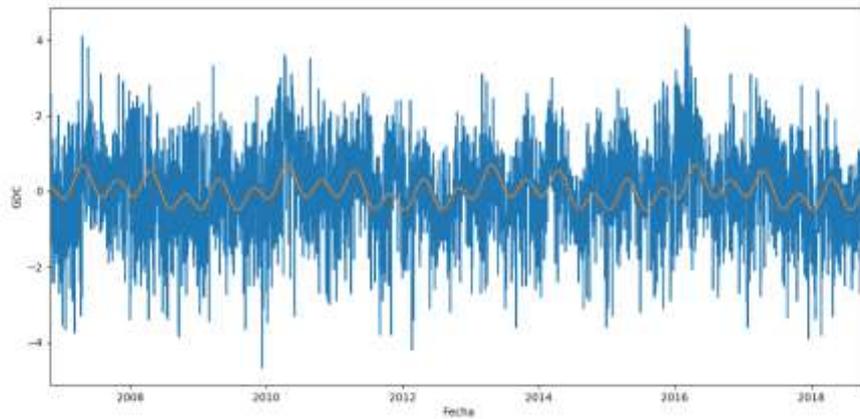
Este ejercicio se hace para cada una de las series analizadas y se obtienen los siguientes resultados.

Municipio	n	f	$\tau=1/f$	a	b
Guasca	4	0.000913	1,095.0	32.15	470.81
	12	0.002740	365.0	442.73	155.40
	24	0.005479	182.5	667.96	127.63
Mosquera	18	0.002740	365.0	1,010.11	85.68
	36	0.005479	182.5	1,438.19	196.54
Tenjo	18	0.002740	365.0	1,217.63	18.07
	36	0.005479	182.5	1,492.55	194.44

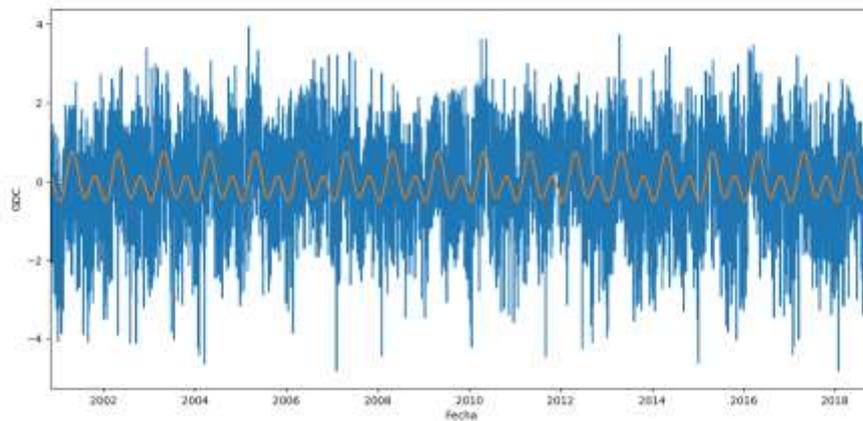
Tabla 7: Armónicos Principales de las Series analizadas

Con estos factores se calcula el componente estacional para cada una de las series analizadas.

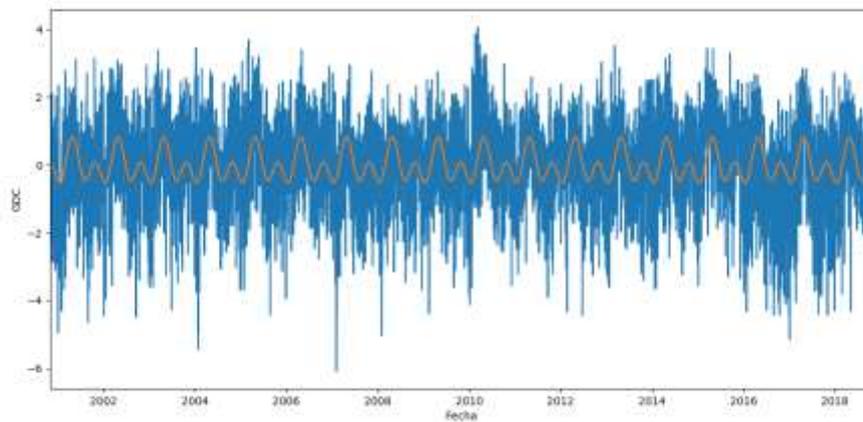
Guasca



Mosquera



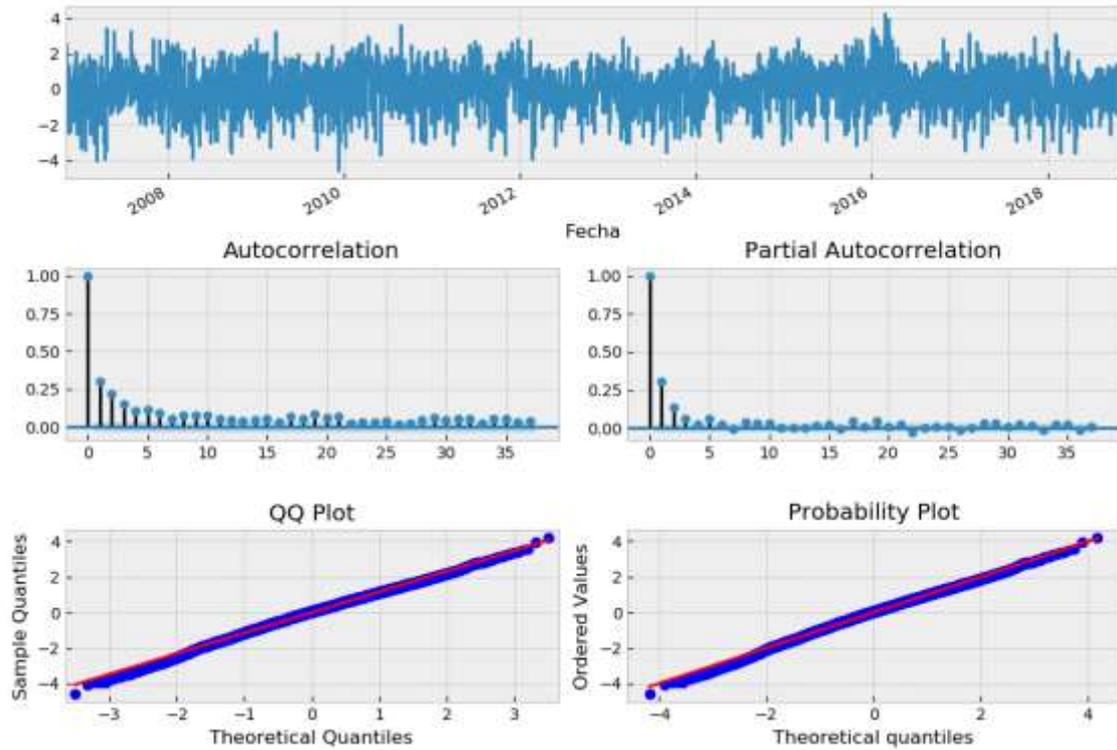
Tenjo



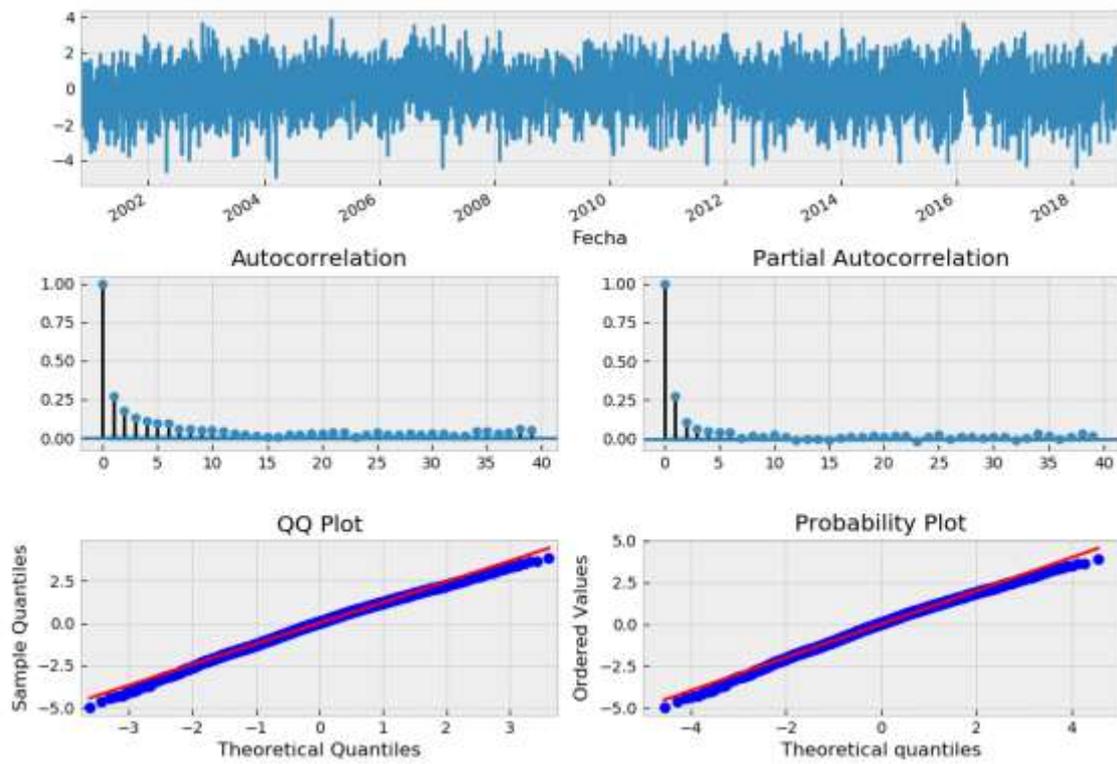
Gráfica 6: Estacionalidad Identificada para las Series analizadas

Una vez se aísla el componente de estacionalidad, el análisis gráfico y los resultados de las pruebas estadísticas de estacionariedad indican que las series obtenidas son estacionarias y pueden modelarse como un proceso ARMA.

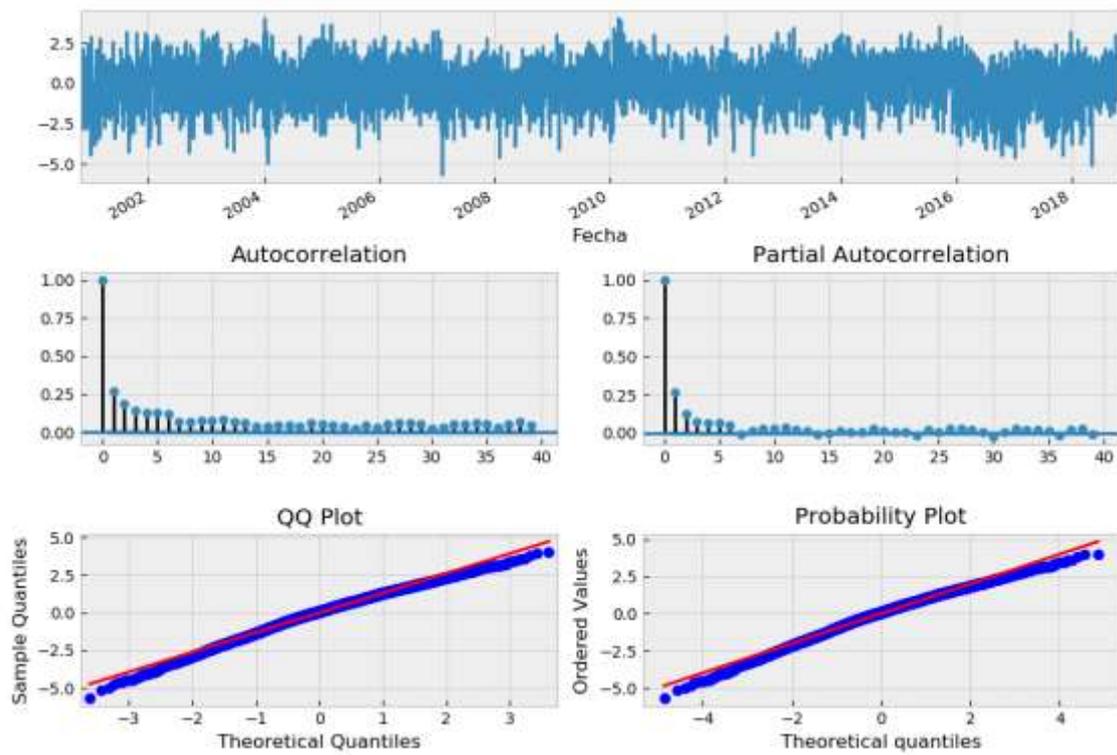
Guasca



Mosquera



Tenjo



Gráfica 7: Series Desestacionalizadas

Pruebas de Estacionariedad

P-Value	Guasca	Mosquera	Tenjo
ADF	7.02E-22	-	4.75E-30
KPSS	0.100	0.10	0.1

Tabla 8: Resultados de las pruebas estadísticas de Estacionariedad para las series desestacionalizadas

c) Identificar el modelo ARMA que mejor modele la serie desestacionalizada.

Para identificar el mejor modelo se utiliza la función AutoARIMA en Python, que para cada una de las series analizadas elige un modelo ARMA(p,q) que minimice el valor del Criterio de Información de Akaike (AIC).

Esta función se aplica para cada una de las series desestacionalizadas, obteniendo los siguientes modelos.

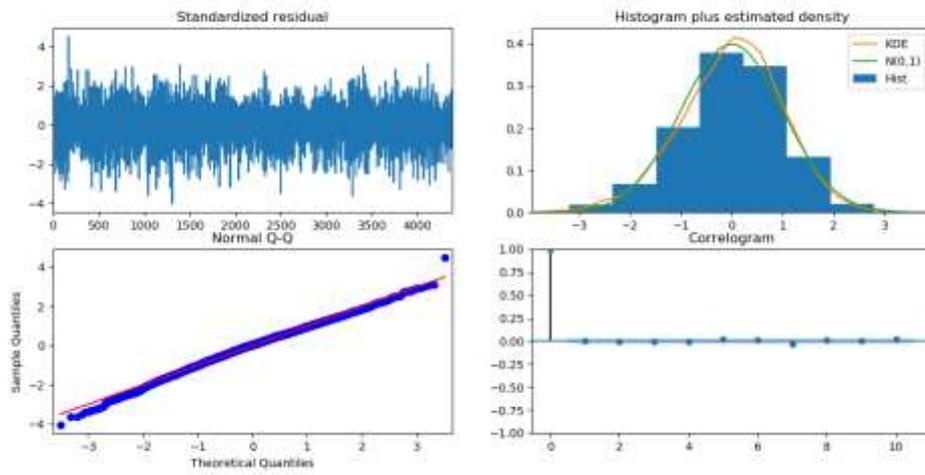
ARMA		Guasca	Mosquera	Tenjo
p		5	2	3
q		2	1	2
AR	Coefficientes	(-0.0186794 -0.0944716 -0.181584 1.05822 0.206008)	(-0.0903131, 0.954762)	(0.0563804 -0.908626 1.85086)
	p-values	(0,0,0,0,0.246)	(0,0)	(0,0,0.008)
MA	Coefficientes	(-0.940618 0.0386067)	-1.3751	(0.650701 -1.64424)
	p-values	(0.02 ,0)	0	(0,0)
σ		1.087	1.169	1.240

Tabla 9: Modelos ARMA para cada una de las Estaciones analizadas, identificado utilizando la función AutoARIMA

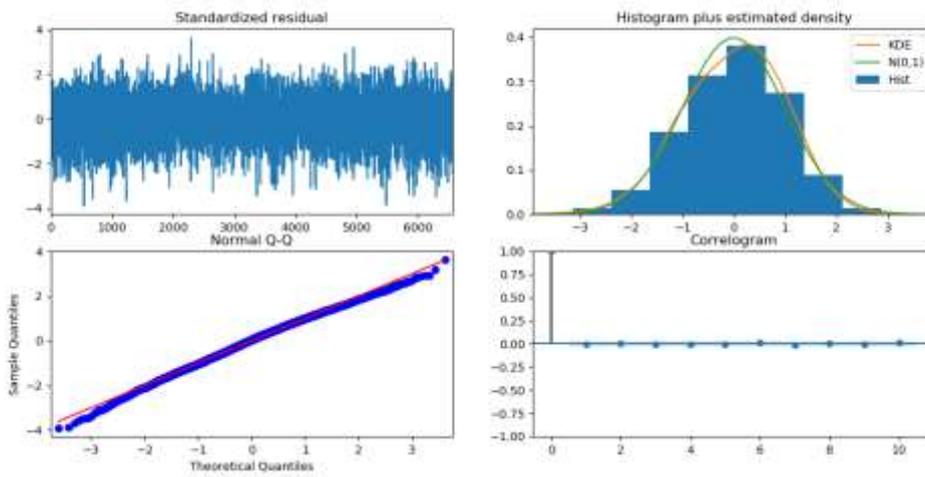
A continuación se presentan los resultados de las pruebas realizadas a los residuos de cada una de los modelos.

En general, en las gráficas descriptivas se observa un comportamiento de los errores aproximadamente normal.

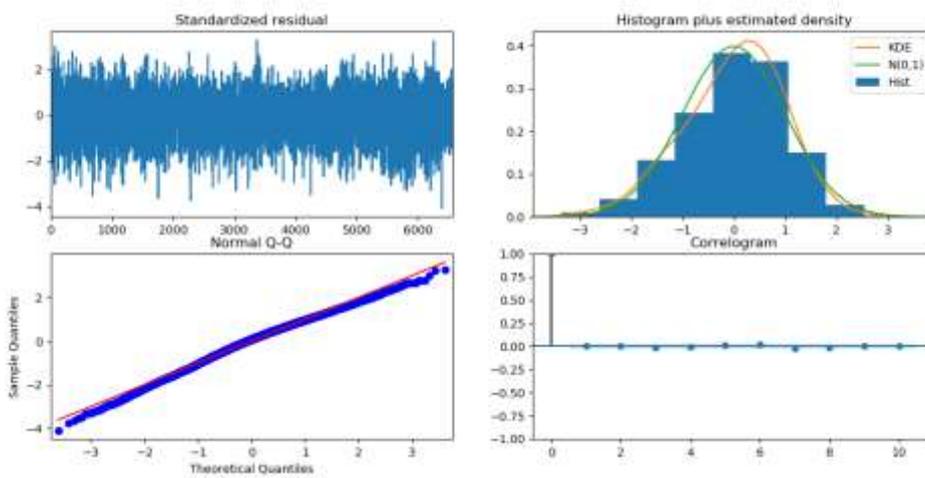
Guasca ARMA (5,2)



Mosquera ARMA (2,1)

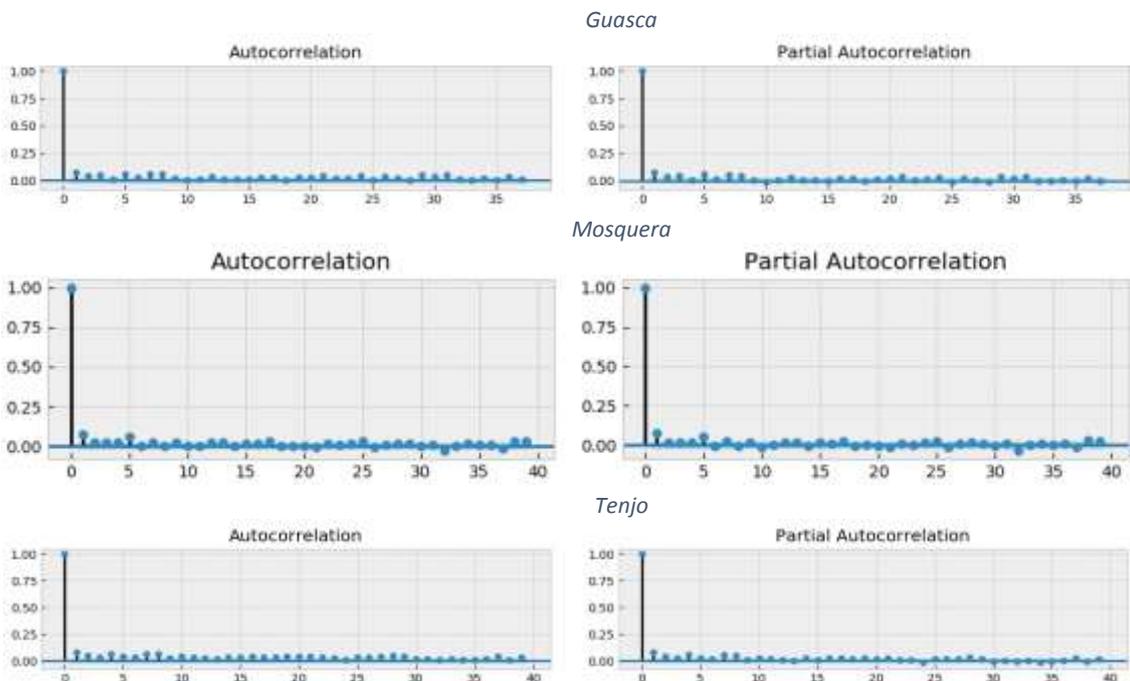


Tenjo ARMA (3,2)



Gráfica 8: Gráficas de análisis de los residuos para cada uno de los modelos ajustados a partir de la información de las estaciones analizadas.

d) Por último se analiza el comportamiento de los cuadrados de los residuos de los modelos ARMA encontrados para cada uno de los casos.



Gráfica 9: Autocorrelación del cuadrado de los residuos

Como se puede observar en las gráficas, no hay evidencia de una estacionalidad para el cuadrado de los residuos y por lo tanto se trabajará asumiendo una varianza constante.

Capítulo 4 Tarifación del Seguro Paramétrico

Descripción de las Condiciones del Seguro

Como caso de aplicación de un seguro paramétrico se toma la producción de rosas de exportación de variedad “Freedom” en la temporada previa al Día de San Valentín, se escoge esta festividad particular por dos razones principales:

- Es uno de los principales picos de exportación del sector floricultor colombiano. El Ministerio de Comercio estima que en 2019 para esta fecha se exportaron cerca de 35 mil toneladas de flores, equivalentes a unos 600 millones de tallos (MinComercio, 2019)
- Es una de las épocas de mayor variabilidad de temperatura en la Sabana de Bogotá con la presencia de heladas que pueden dañar o disminuir la calidad de las flores producidas.

Se definen los tres elementos del seguro:

- a) **Índice:** Para el diseño del seguro paramétrico se utilizarán los GDC como índice que relaciona el comportamiento de la temperatura y el rendimiento del cultivo de rosas.
- b) **Umbral:** Como umbral se tomaran 822.6 GDC acumulados durante el periodo de vigencia de la póliza.

Esta cifra corresponde a los grados día de crecimiento acumulados necesarios para que el 67% del cultivo haya sido cosechado, tal como aparece en la tabla de desarrollo fenológico de las rosas de variedad “Freedom” calculada por (W. E. Rodríguez y V. J. Flórez, 2006) y presentada anteriormente.

Se toma esta cifra de forma arbitraria bajo el supuesto de que con una producción inferior al 67% de los tallos se generarán pérdidas para el asegurado por la dificultad de cumplir los compromisos adquiridos previamente con los distribuidores.

En la práctica esta cifra debe ser conciliada entre la Compañía de Seguros y el Asegurado, dependiendo del valor del índice que generará pérdidas al asegurado.

- c) **Monto:** Para este ejercicio se asume un valor asegurado unitario por cada grado de desviación entre los GDC acumulados durante la vigencia del seguro y el umbral pactado.

El monto a indemnizar debe ser una función de los gastos en los que incurrirá el asegurado o de las pérdidas que sufrirá en el caso de que ocurra el evento asegurado. Al momento de la suscripción se debe verificar que está en línea con la información financiera histórica del cliente.

Resumen del Seguro	
Fecha Suscripción	29/10/18
Fecha Inicio	01/11/18
Fecha Fin	31/01/19
Indice	GDC Acumulado
Umbral	822.6
SA	\$1
Pago	Lineal

Tabla 10: Resumen de las Condiciones del Seguro

Cálculo de la Prima a Partir de la Siniestralidad Histórica

Una de los métodos tradicionales de tarificación de seguros es calcular la prima del seguro como un promedio histórico de los siniestros que se hubieran pagado si la póliza hubiera estado vigente en esos momentos.

Para hacer esto se toma la serie histórica de los GDC y se calcula la acumulación de GDC en cada una de las ubicaciones analizadas durante el periodo de cobertura de la póliza para cada uno de los años del periodo de observación.

GDC Acumulados Históricos entre 01/11 y 31/01

Año	Guasca	Mosquera	Tenjo
2000		739.76	716.94
2001		813.68	812.37
2002		795.99	779.75
2003		822.91	821.06
2004		831.90	844.83
2005		832.36	849.69
2006	763.48	866.90	862.53
2007	820.95	841.71	836.94
2008	780.47	837.76	848.73
2009	760.34	804.59	831.20
2010	790.55	849.50	831.00
2011	821.52	929.48	903.08
2012	820.67	776.07	864.57
2013	797.59	838.18	864.76
2014	795.20	806.02	876.43
2015	857.16	837.25	896.40
2016	803.10	834.86	811.64
2017	751.70	822.50	832.90

Tabla 11: Calculo de los GDC acumulados históricos en los periodos definidos por el periodo de cobertura del seguro propuesto.

Con estos valores se calcula el pago que se habría hecho en caso de que la póliza se hubiera aplicado y se calcula el promedio de dichos pagos.

Pagos Acumulados Históricos entre 01/11 y 31/01

Año	Guasca	Mosquera	Tenjo
2000		82.85	105.66
2001		8.93	10.24
2002		26.62	42.85
2003		-	1.54
2004		-	-
2005		-	-
2006	59.12	-	-
2007	1.65	-	-
2008	42.13	-	-
2009	62.26	18.01	-
2010	32.05	-	-
2011	1.08	-	-
2012	1.94	46.53	-
2013	25.01	-	-
2014	27.40	16.59	-
2015	-	-	-
2016	19.50	-	10.96
2017	70.90	0.10	-
Promedio	28.59	11.09	9.51

Tabla 12: Cálculo de los Pagos Histórico para cada una de las estaciones analizadas

La prima a cobrar por el seguro será el promedio calculado con la información histórica.

Tarifación del Seguro utilizando la Serie de los GDC

Otra posibilidad para el cálculo de la prima es utilizar el modelo de comportamiento de la serie de tiempo de los GDC que se encontró anteriormente.

Para una póliza indexada con los GDC acumulados en un periodo de tiempo entre las fechas $\tau_1 < \tau_2$ el pago al final del periodo de vigencia será

$$Pago = X(\tau_1, \tau_2) = \max(Umbral - GDC_{Acum}(\tau_1, \tau_2), 0).$$

Es decir, que si al final de la vigencia los GDC acumulados no superaron el umbral contratado, el asegurado recibirá una cantidad igual a $Umbral - GDC_{Acum}(\tau_1, \tau_2)$ y si los GDC acumulados superan el umbral pactado, no recibirá nada.

El precio que la compañía de seguros cobrará por este seguro será igual al valor esperado del pago, descontado a valor presente desde el momento en el que se emite la póliza (t) hasta el momento de pago de la indemnización (τ_2):

$$P(t, \tau_1, \tau_2) = e^{-r(\tau_2-t)} E[X(\tau_1, \tau_2) | F_t]$$

$$Prima = P(t, \tau_1, \tau_2) = e^{-r(\tau_2-t)} E[\max(Umbral - GDC_{Acum}, 0) | F_t]$$

Dónde F_t representa la información conocida sobre el comportamiento del índice climático a la fecha de emisión de la póliza y r la tasa de descuento, que se estima en función de los rendimientos financieros que pueda generar la prima pagada por el asegurado durante el tiempo de vigencia de la póliza.

En la práctica, para tarifar seguros con vigencias menores a un año se omite el factor de descuento ya que su efecto no es significativo, es decir que se trabaja con $r=0$.

Para estimar la función de pago se utilizará el modelo para GDC que se estimó anteriormente

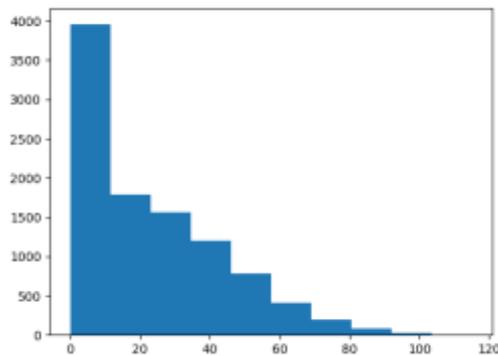
$$GDC_t = T_t + S_t + \sum_{i=1}^p a_i (GDC_{t-i} - (T_{t-i} + S_{t-i})) + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j}$$

y se simulan 10,000 trayectorias posibles para el GDC diario a partir de la fecha de emisión del seguro.

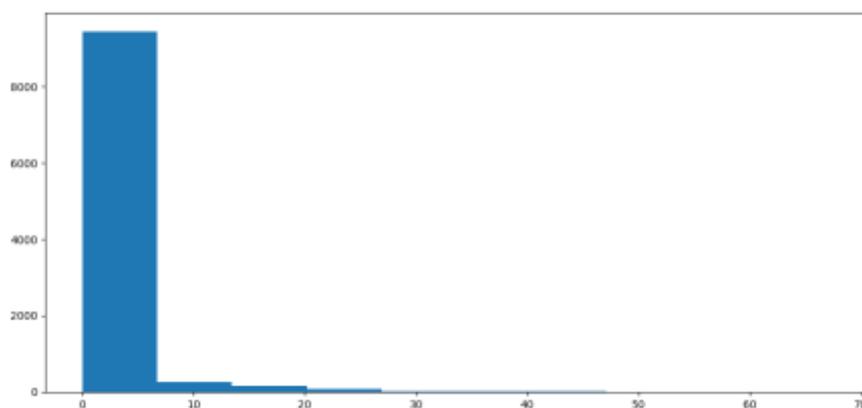
Para cada una de las trayectorias se calcula el pago correspondiente, para así obtener un histograma de los pagos posibles que se tendría este seguro en los distintos municipios.

Por último se calcula el valor de la prima que pagará el asegurado como el promedio de los pagos, a este promedio se le conoce como la Prima Pura de Riesgo.

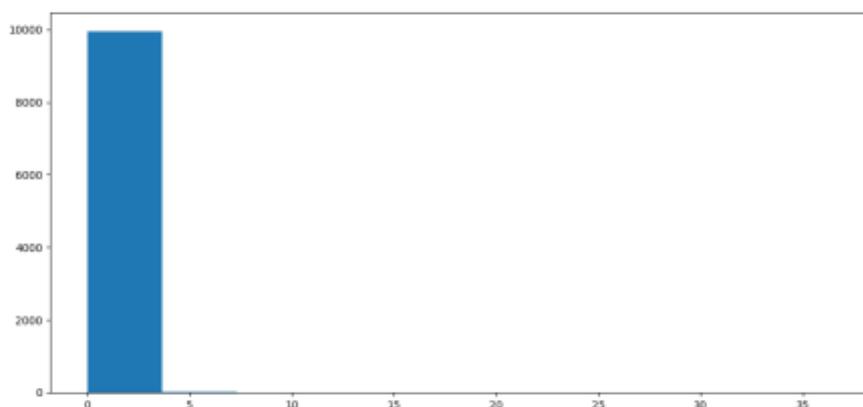
Guasca



Mosquera



Tenjo



Gráfica 10: Histogramas de Frecuencia de la función de pago para cada una de las estaciones analizadas

A partir de los pagos simulados se calcula el valor esperado de los pagos en cada uno de los municipios.

Pagos	Guasca	Mosquera	Tenjo
Media	22.20	1.06	0.07
Desviación	21.26	4.36	1.06

Tabla 13: Valor esperado de los Pagos durante el periodo de cobertura del seguro para cada una de las estaciones analizadas

Para todos los municipios analizados, la utilización de las simulaciones sobre las series de GDC genera una disminución en el valor de la prima que se le cobra al cliente, si se compara con la prima calculada a partir de información histórica.

	Guasca	Mosquera	Tenjo
Prima Historica	28.59	11.09	9.51
Prima Serie de	22.20	1.06	0.07
Diferencia	- 6.38	- 10.03	- 9.45
Diferencia %	-22%	-90%	-99%

Tabla 14: Comparación de las Primas Calculadas con la metodología histórica y el modelo de la Serie de Tiempo

Evaluación del Seguro

Una vez se tiene la tarifa del seguro, se evalúa el beneficio que genera para los asegurados en los distintos municipios analizados.

En la tabla se muestra el pago que se haría al final del periodo de cobertura, calculado a partir del comportamiento observado de los GDC acumulados durante la vigencia de la póliza.

Se observa que la diferencia entre la prima y la indemnización presenta menos variabilidad con la metodología de las series de tiempo que con la prima calculada con la información histórica.

	Guasca	Mosquera	Tenjo
Prima Historica	28.59	11.09	9.51
Prima Serie de	22.20	1.06	0.07
Pago Observado	25.15	-	-
Dif. Observado vs. Historicos	(3.43)	(11.09)	(9.51)
Dif. Observado vs. Serie de Tiempo	2.95	(1.06)	(0.07)

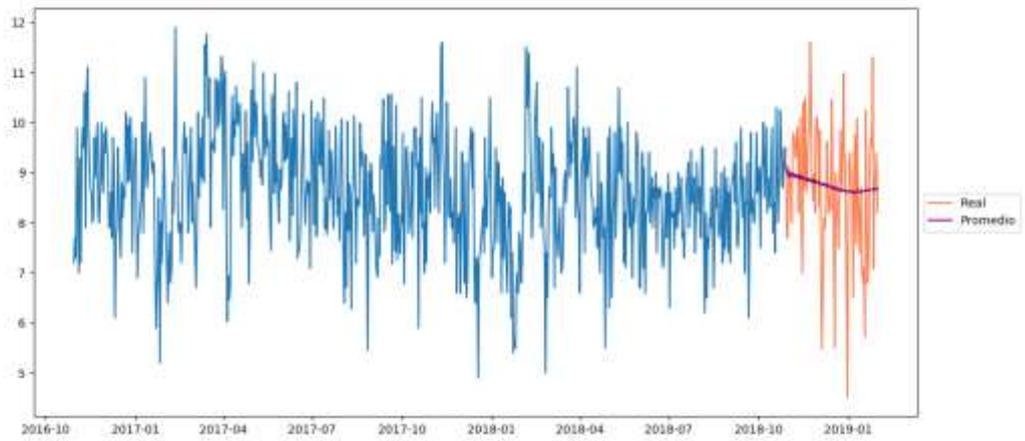
Tabla 15: Comparación de las primas calculadas por las dos metodologías y el pago que debería hacerse de acuerdo con los datos observados en el periodo de cobertura.

También cabe notar que la prima por series de tiempo es más justa para los asegurados. En conjunto la suma de las diferencias genera un beneficio para los asegurados de \$1.83 por cada peso asegurado mientras que la prima histórica genera un beneficio global de \$24.03 por peso asegurado para la compañía de seguros.

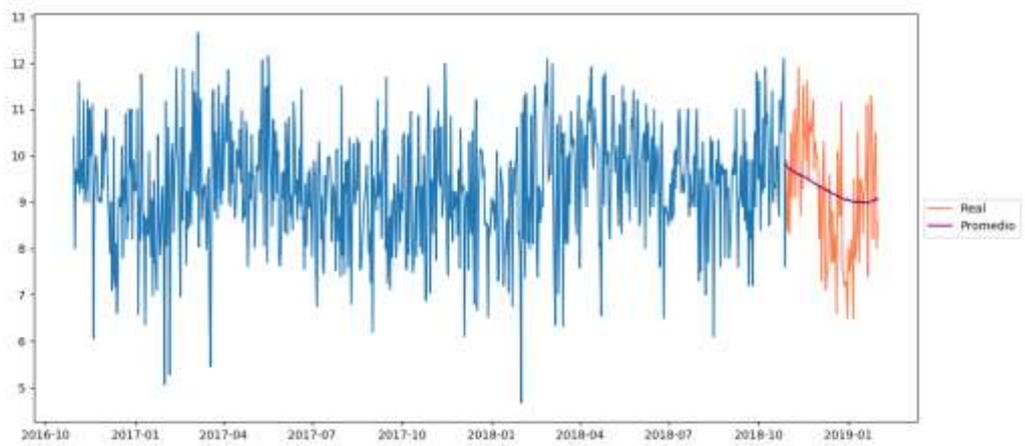
Se debe tener en cuenta adicionalmente, que las primas calculadas corresponden a primas puras de riesgo. En la práctica estas primas se recargan con un factor de seguridad para posibles desviaciones de la siniestralidad (como la observada en Guasca) más un factor de recargo que incluye conceptos como Comisiones, Gastos Administrativos y la Utilidad de los accionistas.

Comparación GDC Observados y GDC Proyectados

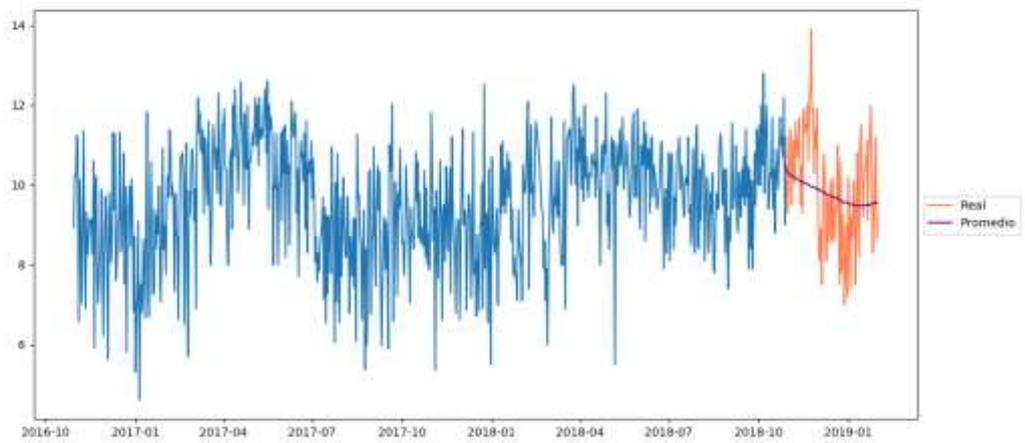
Por último se hace una comparación entre los GDC Observados durante la vigencia del seguro y los GDC proyectados promedio.



Gráfica 11: Comparación entre la serie de GDC Observada y Proyectada para la estación de Guasca



Gráfica 12: Comparación entre la serie de GDC Observada y Proyectada para la estación de Mosquera



Gráfica 13: Comparación entre la serie de GDC Observada y Proyectada para la estación de Tenjo

En general los promedios de las proyecciones se mantienen dentro del comportamiento observado de las series.

Adicionalmente al análisis gráfico se calculan medidas de error para las proyecciones.

Municipio	MSE	MAPE	MAE	MPE
Guasca	1.67	12.7%	0.99	-4.4%
Mosquera	1.54	12.0%	1.05	-3.0%
Tenjo	1.70	11.2%	1.09	0.1%

Tabla 16: Medidas de Error para las Proyecciones de los GDC diarios para cada una de las estaciones analizadas

La proyección con mayor error es la de Guasca. En general se acepta que un pronóstico con un MAPE inferior el 20% está dentro de parámetros adecuados.

Adicionalmente se observa que el MAPE tiende a ser más alto para la serie de Guasca en la que se tienen menos años de observación.

Para disminuir los errores y mejorar la estimación se sugieren algunas estrategias:

- Recolectar más información histórica para mejorar el ajuste de la serie, esto puede ser un poco difícil ya que las bases de datos utilizadas no son de muy buena calidad para años anteriores.
- Revisar el filtro de desestacionalización, se puede evaluar la utilización de otro tipo de filtros para aislar el componente estacional.
- Analizar el comportamiento de la varianza de los residuos del modelo ARMA para estimar la conveniencia de utilizar un modelo de tipo ARCH o GARCH.

Conclusiones

- Los seguros paramétricos se presentan como una alternativa más simple que los seguros tradicionales ya que su definición se basa en tres elementos, reducen las asimetrías de información y no requieren incurrir en costos de ajuste de seguro.
- La correcta estimación de las primas e indemnizaciones de este tipo de seguros requiere que se cuente con una fuente confiable y continua de información
- Los modelos fenológicos son una herramienta útil para predecir el desarrollo las plantas como una función de la temperatura.
- Los Grados-Día permiten proyectar los distintos estados de desarrollo de un cultivo, en este caso particular las rosas, como una función del calor acumulado en el tiempo. En particular permiten predecir el porcentaje de rendimiento de un cultivo como una función de la temperatura acumulada durante un periodo de tiempo.
- Al depender de la Temperatura Máxima y Mínima diarias, los Grados-Día Diarios forman una serie de tiempo que puede ser modelada. Adicionalmente, la desviación de la serie de Grados-Día es menor que la de las series de temperatura a partir de las cuales se calcula.
- Aunque la serie de Grados-Día presenta un comportamiento estacional para todas las estaciones analizadas este efecto es muy pequeño en algunas de ellas. Se debe seleccionar un filtro adecuado para la estacionalidad para así evitar ruido en las estimaciones.
- Un seguro climático puede tarifarse a partir de la información histórica o utilizando el modelo para las series de tiempo. En los datos analizados se observa que, en general, la prima de un seguro tarifado utilizando series de tiempo es menor que la prima calculada con el comportamiento histórico.
- En general los modelos de ajuste generaron proyecciones con un nivel aceptable de error (MAPE menor al 20%).

Bibliografía

- AXA XL (2019). Hablemos: AXA Climate. URL https://axaxl.com/es-mx/fast-fast-forward/articles/hablemos_axa-global-parametrics
- Benth, F.E. y Benth, J.S. (2012). Modeling and Pricing in Financial Markets for Weather Derivatives. World Scientific Publishing.
- Conrad, S., Finger, R. y Sporri, M. (2015). Flexible weather index-based insurance design. *Climate Risk Management*, 10, 106–117
- IFC (2016). Innovative insurance to manage climate risks, URL <https://www.ifc.org/wps/wcm/connect/3d92eed5-e66d-4bd6-91be-5d2d38659e8e/Note-9-EMCompass-Innovative-Insurance-to-Manage-Climate-Risks.pdf?MOD=AJPERES&CVID=lsGrrAW>
- Jewson, S. y Brix, A. (2005). Weather Derivative Valuation, the Meteorological, Statistical, Financial and Mathematical Foundations. Cambridge University Press.
- Ministerio de Comercio de Colombia. (2019). URL <http://www.mincit.gov.co/prensa/noticias/comercio/cerca-de-35-mil-toneladas-de-flores-colombianas-fu>
- McMaster, G.S. y Wilhelm, W.W. (1997). Growing degree-days: one equation, two interpretations. *Agricultural and Forest Meteorology*, 87, 291 – 300.
- Monroy, N., Pérez, I. y Cure, J.R. (2001). Estudio de la variabilidad en el clima y la producción de rosas en la sabana de Bogotá. *Revista de Ingeniería*, 14, 38-43.
- Peñafiel, V.M. y Andrade, M. (2013). Análisis estocástico sobre registros de temperatura. *Revista Boliviana de Física*, 23, 8-15.
- Rodríguez, W. E. y Flórez, V. J. (2006). Comportamiento fenológico de tres variedades de rosas rojas en función de la acumulación de la temperatura. *Agronomía Colombiana*, 24, 2, 247-257.
- Shumway, R.H. y Stoffer, D.S. (2017). Time Series Analysis and Its Applications with R examples. Springer International Publishing.
- SWISS RE (2018). What is parametric insurance?. URL https://corporatesolutions.swissre.com/insights/knowledge/what_is_parametric_insurance.html
- Taib, C.M.I.C y Benth, F.E. (2012). Pricing of temperature index insurance. *Review of Development Finance*, 2, 22–31
- University of California Agriculture and Natural Resources (UCIPM). (2016). About Phenology Models. URL <http://ipm.ucanr.edu/WEATHER/ddphenology.html>
- Wilks, D.S. (2019). Statistical Methods in the Atmospheric Sciences. Elsevier