

UNIVERSIDAD DE SAN ANDRÉS

TESIS DE MAESTRÍA EN FINANZAS



Seguro Indexado para Ganadería basado en el Índice de
Diferencia de Vegetación

Autor:
Roberto Darío Bacchini

Tutor:
Elsa Cortina

Noviembre de 2013

Índice

1. Introducción	1
2. Seguros indexados y derivados climáticos	2
3. Riesgos climáticos	4
3.1. Riesgos climáticos en la producción agropecuaria	5
3.2. Riesgos climáticos en ganadería en el Sudoeste de Buenos Aires	5
3.3. Cobertura de riesgos climáticos	7
4. Utilización de índices de vegetación para monitoreo de pasturas	8
5. Análisis de datos	10
5.1. Descripción de datos y construcción del índice	10
5.2. Análisis estadístico del índice	13
6. Modelo del Índice	15
6.1. Identificación y estimación del modelo	15
7. Diseño del contrato climático	18
7.1. Regla de definición de umbrales	19
7.2. Valor de los umbrales	20
8. Valuación del contrato climático	21
8.1. Simulación de Monte Carlo	21
8.2. Burn Analysis	22
9. Conclusiones	23
9.1. Líneas de investigación futuras	24



Resumen

El objetivo de este trabajo es diseñar y valorar un seguro indexado basado en el Índice Normalizado de Diferencia de Vegetación (NDVI) para mitigar el riesgo de sequía que enfrentan los productores ganaderos de la región Sudoeste de la provincia de Buenos Aires. Las contribuciones originales del trabajo son las siguientes: a) presentar y calibrar un modelo de regresión estacional con residuos ARIMA que capture adecuadamente la dinámica del NDVI para la región de interés; b) diseñar un seguro indexado sobre el índice cuyos pagos compensen las pérdidas sufridas por el sector de ganadería extensiva de la región; es decir, que se dispare el pago cuando el índice es inferior a un umbral preestablecido en dos meses consecutivos (el payoff que se propondrá es un spread tipo Parisian); y c) valorar el seguro indexado por simulación de Monte Carlo.

1. Introducción

Los derivados climáticos y los seguros indexados son contratos contingentes cuyos pagos se calculan en función del valor de una variable climática subyacente. Los actores económicos expuestos a la ocurrencia de ciertos eventos climáticos utilizan estos contratos principalmente con fines de cobertura. La principal diferencia entre un derivado y un seguro indexado es que en éste es necesario que el tomador tenga un interés asegurable relacionado con el evento climático que activaría un pago.

Entre 1996 y 1997 se negociaron los primeros derivados climáticos utilizados como herramienta de cobertura en el sector energético de Estados Unidos (Jewson and Brix, 2005; Geman and Leonardi, 2005; Alaton et al., 2002; Brocket et al., 2005), ya que el consumo de energía depende fuertemente de las condiciones del tiempo, en especial de la temperatura. En los últimos quince años hubo un amplio desarrollo de estos contratos: el crecimiento del volumen transado ha sido exponencial y las técnicas de valuación de los instrumentos se desarrollaron notablemente. Por otra parte, desde el año 2000 hasta la fecha se han llevado a cabo varias experiencias de seguros indexados basados en distintas variables subyacentes, orientados principalmente a la cobertura de distintos riesgos en el sector agropecuario. La mayoría de los contratos a nivel mundial se basan en índices de temperatura, pero en los últimos años se desarrollaron contratos con otras variables subyacentes, por ejemplo índices de precipitaciones, *Normalized Difference Vegetation Index* (NDVI)¹ o *El Niño Southern Oscillation* (ENSO)².

La agricultura en la Argentina cuenta con contratos tradicionales de seguro de daños para cultivos³, mientras que la implementación de seguros indexados se limitó a algunos contratos particulares hechos a medida (Mahul and Stutley, 2010). La ganadería no cuenta con instrumentos financieros que la protejan ante pérdidas en la producción, salvo algunos casos particulares de coberturas contra accidentes y mortalidad de animales pura sangre de alto valor (Mahul and Stutley, 2010).

En este trabajo se diseña y valúa un contrato climático cuyos pagos dependen del valor que toma el NDVI en los meses de primavera en el partido de Bahía Blanca de la Provincia de Buenos Aires. El contrato está diseñado para realizar una cobertura contra el riesgo de sequía que enfrentan los productores ganaderos de esa región, ya que un bajo valor del NDVI indica que hay escasez de pasturas necesarias para alimentar el ganado. Las hipótesis en las cuales se basa el trabajo son:

1. El NDVI es un buen indicador de la producción de materia seca (forraje) necesaria para alimentar al ganado.
2. Un nivel bajo del índice NDVI implica una reducción en la cantidad de forraje, lo cual ocasiona un daño económico para los productores ganaderos.
3. El costo de un derivado climático (o seguro indexado) es inferior al de los seguros tradicionales.

¹El NDVI es un índice que mide el vigor de la vegetación en la superficie de la tierra.

²ENSO es un índice de temperatura en la superficie del océano Pacífico (ver www.iri.columbia.edu) que suele asociarse a cambios en el régimen de precipitaciones en distintas zonas del planeta.

³El producto más demandado y comercializado es el seguro de daños en cultivos ocasionados por la caída de granizo, que representa aproximadamente el 95 % de las primas. Existen contratos multi-riesgo, pero las experiencias no fueron buenas para las compañías y la demanda es escasa.

4. La utilización por parte del Estado de estos instrumentos podría estabilizar el Gasto Público en caso de sequías extremas en las cuales se brindan subsidios declarando la emergencia económica.

En la práctica, la determinación del precio de los contratos climáticos se realiza en general mediante técnicas actuariales, que calculan el pago esperado de la cobertura (prima de riesgo pura) y luego le adicionan un recargo de seguridad técnico que tiene en cuenta el error inherente al proceso de estimación del valor esperado. Sin embargo, usualmente no se modela la dinámica de la variable subyacente sino solamente su distribución terminal. En este trabajo la prima pura se calcula modelando la dinámica estocástica del NDVI utilizando series de tiempo y simulación de Monte Carlo.

En la actualidad hay, por un lado, una línea de investigación orientada a la utilidad del NDVI y otros índices de vegetación para el monitoreo de la superficie terrestre, que analizan la dinámica del NDVI e incluso intentan hacer proyecciones del estado vegetativo en determinadas áreas (Paruelo and Lauenroth, 1995; Piwowar and LeDrew, 2002; Guerschman et al., 2003; Paruelo et al., 2004a,b; Grigera et al., 2007; Gonçalves et al., 2012). Por otro lado, hay pocas experiencias profesionales relacionadas con la implementación de seguros basados en NDVI: en México, España, Estados Unidos y Canadá funcionan desde hace algunos años estos contratos, mientras que en la Argentina y en el Uruguay se está analizando la factibilidad de su implementación. En este trabajo se unen las dos líneas, aplicando el modelado estocástico del NDVI a la valuación de contratos de seguro indexado.

Este trabajo está estructurado de la siguiente manera: en la sección 2 se presentan los contratos basados en índices climáticos o meteorológicos (derivados o seguros); en la sección 3 se describen los riesgos climáticos y su impacto en distintas actividades económicas, en particular en el sector agropecuario; en la sección 4 se analiza el NDVI y su utilización para la medición de la producción de pasturas; en la sección 5 se analizan preliminarmente los datos a utilizar, lo que permite proponer los modelos que se presentan y estiman en la sección 6; en la sección 7 se describe el contrato diseñado y en la sección 8 se realiza su valuación. Finalmente, en la sección 9 se presentan las conclusiones y se proponen líneas de investigación futuras.

2. Seguros indexados y derivados climáticos

Luego de un desarrollo inicial de derivados climáticos *over the counter* (OTC), en 1999 se inició la negociación de contratos estandarizados en el *Chicago Mercantile Exchange* (CME) basados principalmente en índices de temperatura (Alaton et al., 2002). También existen contratos novedosos que brindan pagos en función de la cantidad de días en los cuales se presentan heladas y otros que consideran la cantidad de nieve que cae en determinadas localidades. Contratos similares se implementaron en el *London International Financial Futures Exchange* (LIFFE). Si bien el desarrollo del mercado ha sido vertiginoso desde su aparición, la mayoría de los contratos siguen siendo OTC, y el volumen de operaciones aún no es significativo en los mercados institucionalizados (Geman and Leonardi, 2005). Este tipo de contratos climáticos puede ser útil para diversificar el riesgo de los operadores del mercado financiero internacional, ya que *a priori* los rendimientos de estos instrumentos no estarían correlacionados con el mercado financiero en general (Hess et al., 2005; Jewson, 2004).

Los seguros indexados (o paramétricos) son similares a los derivados climáticos en su naturaleza, ya que en ambos instrumentos el tomador recibe pagos contingentes sobre el valor de una variable meteorológica subyacente al contrato. La principal diferencia entre los seguros indexados y los derivados climáticos es que en los primeros quien tomó la cobertura debe sufrir un daño económico para recibir un pago (Alaton et al., 2002; Dischel and Barrieu, 2002), mientras que en un derivado no es necesario establecer relación alguna entre el índice subyacente y la situación económica del tomador. De este modo, mientras que un seguro siempre tiene fines de cobertura, un derivado podría utilizarse con fines de cobertura pero también con fines de inversión o especulación.

Los seguros indexados también se diferencian de los seguros indemnizatorios tradicionales: en un seguro indexado los pagos que recibe el asegurado están basados en un índice altamente correlacionado con los resultados de su negocio, y no en las pérdidas concretas que sufre el tomador (Mahul and

Stutley, 2010; Baez Barraza, 2010; Baez and Iglesias, 2010). En los seguros indexados que se utilizan en el sector agropecuario, las pérdidas se miden indirectamente a través del índice y no mediante una inspección del campo, aunque también hay contratos con “doble gatillo”. Existen experiencias de este tipo de contratos en Estados Unidos y Canadá desde la década del '90, y posteriormente se empezaron a implementar pilotos en países de bajos ingresos, generalmente con apoyo de organismos internacionales sin fines de lucro (Mahul and Stutley, 2010; Baez Barraza, 2010).

Los derivados climáticos se relacionan con eventos meteorológicos no catastróficos (Brock et al., 2005). Según el CME, los derivados climáticos no suplantarán la actividad aseguradora dado que, en general, ésta cubriría eventos de menor frecuencia pero mayor envergadura, mientras que los derivados estarían orientados a eventos de mayor frecuencia y menor intensidad. En este trabajo se analiza la conveniencia de utilizar un seguro indexado para mitigar el riesgo de sequía, que suele ser de baja frecuencia y alta intensidad, con lo cual el enfoque de seguro indexado se considera más apropiado.

La presencia de riesgos correlacionados en el sector agropecuario dificulta la aplicación de los seguros tradicionales basados en la compensación entre riesgos (Baez and Iglesias, 2010). Comparando los seguros indexados con los seguros tradicionales, una de las principales ventajas de los primeros es la disponibilidad inmediata de los fondos ante la ocurrencia de un evento adverso y los bajos costos administrativos (Baez Barraza, 2010), ya que no se requiere la inspección *en campo* para medir el daño (Hess et al., 2005). Las principales ventajas y desventajas de los seguros indexados en relación a los seguros tradicionales se muestran en la Tabla 1 (Hess et al., 2005; Baez Barraza, 2010; Baez and Iglesias, 2010).

Tabla 1: *Ventajas y desventajas de los seguros indexados.*

Ventajas	Desventajas
Menor riesgo moral	Presencia de riesgo de base,
Menor selección adversa,	Valuación poco transparente,
Menores costos administrativos,	Altos costos iniciales de puesta en marcha,
Estructura estandarizada y transparente,	Alta dependencia de la calidad de los datos,
Acceso al reaseguro,	Confiabilidad y difusión de las mediciones del índice,
Posibilidad de mercado secundario,	Incorporación de pronósticos (posible selección adversa),
No requiere historial (<i>track record</i>) del asegurado.	Capacitación de los usuarios finales.

El riesgo de base inherente a las coberturas paramétricas (correlación imperfecta entre el daño y el índice) genera que el contrato no brinde una cobertura adecuada y, en consecuencia, podría ser poco atractivo para los tomadores (Hess et al., 2005; Hellmuth et al., 2009; Hess et al., 2002; Makaudze and Miranda, 2010). Para reducir este riesgo, se deben diseñar contratos que maximicen la correlación entre el daño y el índice (Hess et al., 2005), lo cual en ocasiones requiere la combinación de más de una variable subyacente (Baez and Iglesias, 2010).

Para que pueda implementarse un seguro indexado, es fundamental que el índice subyacente al contrato sea fácilmente observable y medible, objetivo, transparente, verificable, estable y sostenible en el tiempo, y resistente a la manipulación (Hess et al., 2005; Baez Barraza, 2010). Si cumple con todas estas condiciones, bastaría con observar el valor que tomó el índice en el período de cobertura para determinar el monto de pago del contrato. Esto reduciría el riesgo moral y los costos de liquidación de los pagos.

Los seguros indexados asociados a variables climáticas generalmente tienen un elevado costo inicial en investigación y desarrollo para determinar la relación entre el índice y el riesgo cubierto, por eso son comunes los proyectos de análisis de factibilidad financiados por organismos internacionales sin fines de lucro, como el Banco Internacional de Reconstrucción y Fomento perteneciente al Banco Mundial. Desde el año 2001 se han implementado alrededor de treinta proyectos piloto de seguros indexados en países de ingresos medios y bajos (Baez Barraza, 2010), entre ellos México y Perú en nuestro continente; y actualmente se están llevando a cabo trabajos de investigación con el fin de analizar la viabilidad de este tipo de instrumentos en la Argentina y en el Uruguay.

3. Riesgos climáticos

La asociación del riesgo climático con el sector de materias primas es inmediata. Sin embargo, prácticamente toda actividad económica se ve influenciada por los eventos climáticos que puedan afectar su desarrollo. Por ejemplo, una cantidad excesiva de días de lluvia perjudicaría al sector de la construcción impidiendo el avance de las obras; el sector turístico también está expuesto a los eventos climáticos: el ingreso de un centro de esquí con poca nieve se reduciría drásticamente; la organización de eventos deportivos al aire libre (torneos de tenis, por ejemplo) podría incurrir en más egresos de los esperados en caso de lluvia; la venta de cerveza de un bar disminuiría si la temperatura en verano no fuese suficientemente alta⁴; las compañías aseguradoras que protejan eventos meteorológicos también están obviamente expuestas; etc. (Alaton et al., 2002; Brocket et al., 2005). Ocurren además ciertos eventos catastróficos que pueden afectar a la economía en general y dañar severamente la situación financiera de los gobiernos. Los huracanes y los terremotos son ejemplos de este tipo de evento catastrófico, pero también lo son las sequías e inundaciones que pueden afectar a grandes extensiones del territorio de un país. En la Tabla 2 se detallan algunos ejemplos de la exposición al riesgo climático de distintos actores económicos.

Tabla 2: *Exposición a Riesgos Climáticos*

Tenedor del Riesgo	Variable Climática	Riesgo
Industria Enegetica	Temperatura	Bajas ventas en veranos fríos e inviernos cálidos
Consumidores de Energía	Temperatura	Costos de acondicionamiento de ambientes durante inviernos fríos y veranos cálidos
Productores de Bebidas	Temperatura	Bajas ventas durante veranos fríos
Industria de la Construcción	Temperatura, Lluvia, Nieve	Demoras por trabajo suspendido en días de «mal tiempo»
Centros de Ski	Nieve	Menores ingresos en inviernos con poca nieve
Gobiernos	Precipitaciones, Nieve, Vientos	Costos de asistencia por fenómenos que afecten a la población en general
Agricultura y Ganadería	Precipitaciones	Pérdidas de producción debido a sequías o inundaciones
Generadores de energía hidroeléctrica	Precipitaciones	Menor producción en períodos de sequía

Fuente: elaboración propia en base a Climetrix y Brocket et al. (2005).

Los fenómenos climáticos tienen incidencia en los ingresos a través del “riesgo de cantidad”, en contraposición al riesgo de precio (Geman and Leonardi, 2005). En el sector productivo, el riesgo de precio está relacionado con la incertidumbre en el precio de venta de la producción, mientras que el riesgo de cantidad se asocia al desconocimiento del volumen que se producirá. Si bien la cobertura de riesgo de precio está ampliamente difundida a través de los derivados financieros, en especial futuros y opciones, la cobertura del riesgo cantidad no se encuentra generalizada y se centra en la contratación de seguros tradicionales y, más recientemente, en los derivados climáticos y seguros indexados.

En el mundo se han observado innovaciones en los últimos años en materia de cobertura del riesgo climático, pero en la Argentina estas coberturas son limitadas, y se reducen a la contratación de seguros de daños patrimoniales tradicionales, principalmente contra granizo.

⁴Geman and Leonardi (2005) mencionan un contrato en el cual una cadena de bares de Londres recibiría una compensación económica durante el verano de 2001 por cada día que se registre una temperatura inferior a los 24°C.

3.1. Riesgos climáticos en la producción agropecuaria

Por tratarse de una actividad que generalmente se desarrolla a cielo abierto, la producción agropecuaria está especialmente expuesta a fenómenos meteorológicos que determinarán el éxito o fracaso de las actividades emprendidas y que influirán directamente en el volumen producido. El análisis de la exposición a riesgos climáticos no es útil únicamente para los productores, sino también para las empresas financieras relacionadas con el sector rural al momento de evaluar el riesgo de sus clientes. El impacto del riesgo climático en el sector agropecuario también es relevante para los gobiernos porque ciertos eventos, como sequías e inundaciones, pueden afectar a gran parte de la población, resultando en un deterioro de las finanzas públicas a través de distintos canales: disminución en el producto bruto interno, incremento en los gastos de subsidio, reducción de la recaudación impositiva, etc.

En la Argentina es relevante el análisis del impacto del clima en el sector primario, debido a la importancia de este sector en la actividad económica. En el año 2011, el 52 % de las exportaciones estuvieron relacionadas con el sector agropecuario (20 % productos primarios agropecuarios y 32 % manufacturas de origen agropecuario) y el 9,6 % del Producto Interno Bruto (PIB) a pesos corrientes correspondió al sector Agricultura, ganadería, caza y silvicultura. Se estima que en el sudoeste de la provincia de Buenos Aires el 28 % del Producto Bruto Geográfico (PBG)⁵ corresponde al sector agropecuario.

La fuerte sequía ocurrida entre los años 2008 y 2009 en gran parte del país constituye un buen ejemplo para analizar el daño que puede ocasionar un evento climático a la economía del sector primario. El PIB real del sector Agricultura, ganadería, caza y silvicultura cayó más de un 15 % de 2008 a 2009, lo cual implicó un menor crecimiento de la economía en general⁶. Si bien parte de esta caída se podría atribuir a la crisis financiera mundial, la reducción de más de un 30 % en la producción de soja y más de un 45 % en la producción de trigo sin lugar a dudas se explican principalmente por la sequía. El incremento del 10 % en la faena de vacunos de 2008 a 2009 también se podría explicar en parte por la escasez de forraje necesario para alimentar al ganado.

3.2. Riesgos climáticos en ganadería en el Sudoeste de Buenos Aires

La ganadería extensiva es altamente dependiente de los recursos forrajeros generados por las pasturas naturales que crecen de manera silvestre a cielo abierto. Estos recursos necesarios para alimentar el ganado son muy vulnerables a las inclemencias climáticas, y una sequía puede provocar enormes pérdidas en la producción ganadera. Un reducido nivel de precipitaciones en los meses correspondientes a los picos de crecimiento de pastos (primavera y otoño) afecta la oferta forrajera en los meses siguientes. El ajuste del stock de ganado es vital para minimizar las consecuencias de la sequía y se debe realizar antes de que ocurra el evento para evitar consecuencias a largo plazo en la oferta forrajera (Alhamad et al., 2007). Un mal manejo del ganado puede generar una menor producción en los pastizales debido al sobrepastoreo, lo cual debe evitarse para no dañar el ecosistema a largo plazo (Medina García et al., 2009). Además, la exposición a sequía es particularmente relevante en la ganadería extensiva, porque esta actividad suele llevarse a cabo en zonas no aptas para el desarrollo de la agricultura, es decir donde el régimen de precipitaciones indica que éstas son insuficientes para llevar adelante producciones agrícolas.

El sudoeste de Buenos Aires (SOBA) es una región primordialmente ganadera, debido a que las condiciones climáticas no permiten la viabilidad sustentable de producciones agrícolas. En la Figura 1 se observa el régimen de precipitaciones en la Provincia de Buenos Aires, y se puede apreciar que el promedio anual de lluvias disminuye hacia el sudoeste, lo que dificulta la siembra de los principales cultivos que predominan en el centro y norte de la provincia, como la soja y el trigo. En el SOBA predominan los sistemas de cría de ganado, que dependen de la capacidad de mantener cierto número

⁵El PBG es equivalente al PIB, pero calculado a nivel provincial.

⁶En 2009 el PIB real creció un 0,85 % en relación al año anterior. Si no se considerase el sector primario, el resto de los rubros hubieran crecido 1,69 % (sin contar los efectos multiplicadores que generaron menor crecimiento en otros sectores).

de vacas reproductivas y remplazarlas periódicamente con vaquillonas, por lo que dichas categorías de ganado constituyen un capital fundamental del sistema productivo.

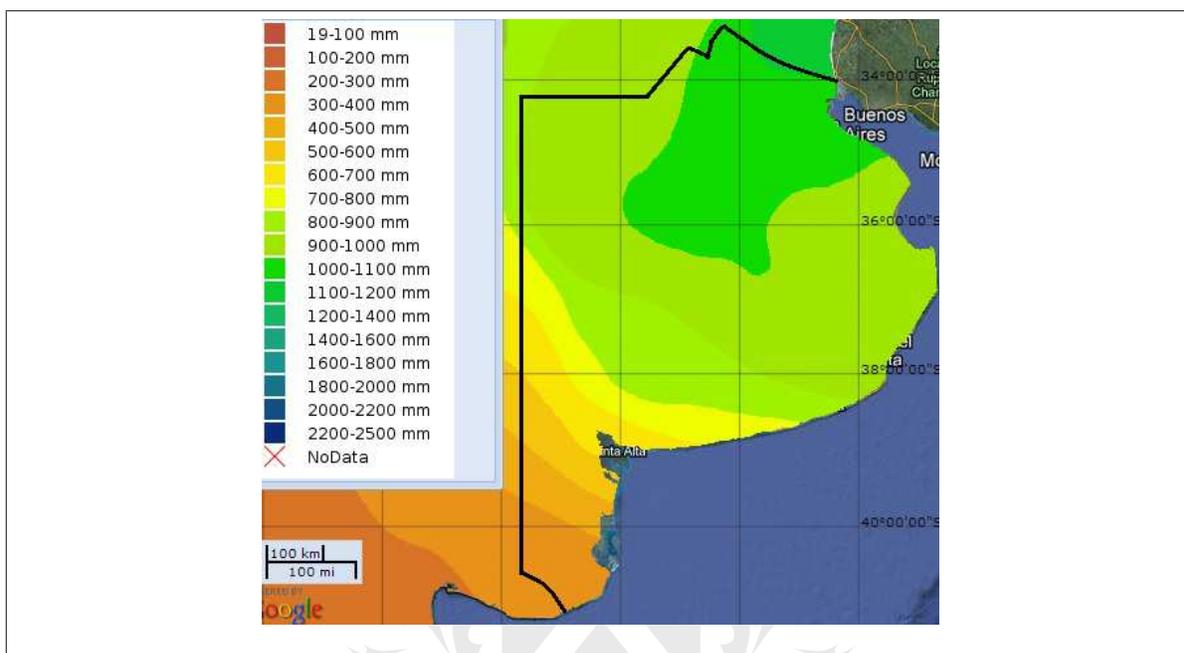


Figura 1: Régimen de precipitaciones (Isohietas) de la provincia de Buenos Aires.
Fuente: Elaboración propia en base GeoINTA (<http://geointa.inta.gov.ar>)

El SOBA representa aproximadamente el 15% de la producción ganadera de Buenos Aires y el 4% de la producción nacional. En la región hay más de 8.000 productores de ganado con más de 2 millones de cabezas en aproximadamente 3 millones de hectáreas, de las cuales el 85% eran pasturas naturales en 2009. Este elevado porcentaje de campo natural implica que la exposición a sequía es muy elevada en el sector ganadero del SOBA (Arias et al., 2012).

En la Argentina las sequías de los últimos años han provocado un enorme daño a la producción ganadera. Si bien no se obtuvieron mediciones directas de las pérdidas económicas en el sector ganadero debidas a ellas, la reducción en el número de animales muestra indirectamente los daños. En la última década el número de cabezas a nivel nacional cayó un 7,7% (de 52 millones en 2002 a 48 millones en 2011), mientras que en el último lustro la caída fue superior al 18% (en 2006 y 2007 el número de cabezas llegó a un pico superior a los 58 millones de cabezas)⁷.

Las sequías que afectaron al sector ganadero del país provocaron grandes pérdidas en el SOBA. La Figura 2 muestra la evolución histórica de las precipitaciones acumuladas en septiembre y octubre en la estación meteorológica de Bahía Blanca, donde se aprecian las fuertes sequías de primavera que afectaron a la región en los años 2008 y 2009, y contribuyeron a la importante reducción en el número de cabezas de ganado en el Sudoeste de Buenos Aires entre 2002 y 2010⁸ (ver Tabla 3). En particular es importante remarcar la disminución del capital productivo de los ganaderos de la región, ya que la cantidad de vacas y vaquillonas cayó dramáticamente. En la Tabla 3 se observa que, mientras en 2007 había 1,22 millones de vacas registradas en el SOBA, en 2010 solamente se registraron 0,86 millones; y el número de vaquillonas cayó de 0,50 a 0,29 millones de cabezas en el mismo período.

⁷Información extraída de FAOSTAT: <http://faostat.fao.org>

⁸Si bien algunos analistas que sostienen que la reducción en el número de cabezas de ganado se debió principalmente a cuestiones políticas y económicas, es evidente que la sequía tuvo un fuerte impacto también.

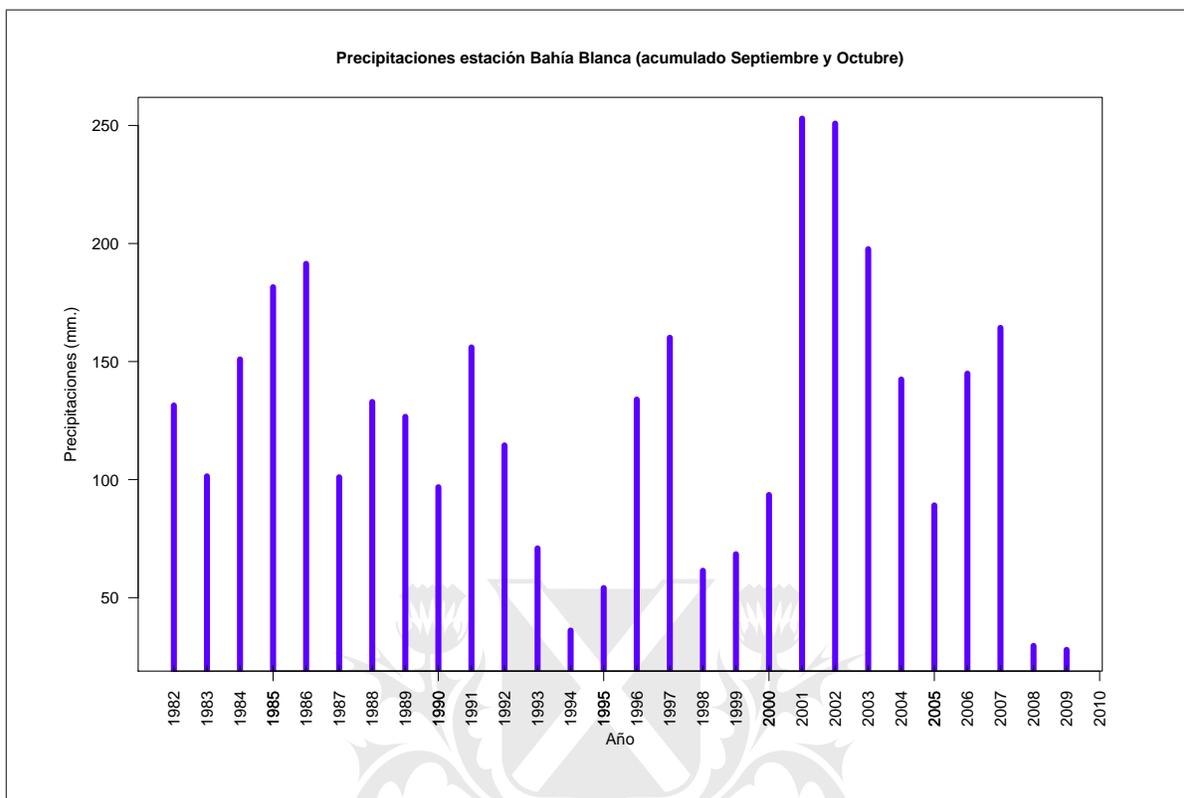


Figura 2: Precipitaciones acumuladas en septiembre y octubre en la estación de Bahía Blanca.

3.3. Cobertura de riesgos climáticos

Es evidente la necesidad del desarrollo de herramientas de cobertura y buenas prácticas de gestión del riesgo para paliar el efecto adverso de ciertos eventos meteorológicos en la actividad agropecuaria. Las prácticas de gestión y las herramientas disponibles difieren en el sector agrícola y el sector ganadero. En el sector agrícola existen coberturas de seguros que protegen a los productores de los eventos climáticos adversos. Sin embargo, la oferta de las aseguradoras se limita a la cobertura contra granizo principalmente, y en menor medida hay experiencias de coberturas multirisgo que no han tenido buenos resultados. Por otra parte, en el sector ganadero es casi inexistente la oferta de seguros y la protección contra el riesgo climático se limita a la buenas prácticas de manejo, por ejemplo, el implante de pasturas mejoradas y el traslado del ganado a campos en mejores condiciones.

Los seguros tradicionales son de difícil aplicación en zonas rurales extensas, debido a los altos costos administrativos, la asimetría en la información (que genera riesgo moral y selección adversa) y

Tabla 3: Número de cabezas en el Sudoeste de Buenos Aires

Año	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010
Vacas	1.315.860	1.298.040	1.287.984	1.299.376	1.254.120	1.217.072	1.143.064	901.576	863.258
Vaquillonas	556.336	552.068	514.219	485.032	511.888	504.746	483.277	375.622	291.669
Terneros	966.032	893.639	832.301	949.292	857.543	836.399	803.855	629.518	608.848
Novillos	349.066	355.946	365.899	311.311	275.896	278.276	250.750	183.921	191.433
Novillitos	378.968	356.160	333.110	318.875	314.720	328.771	376.643	258.848	159.746
Toros	75.930	77.913	76.441	73.212	74.252	71.843	65.930	55.091	51.365
Total	3.642.192	3.533.766	3.409.954	3.437.098	3.288.419	3.237.107	3.123.519	2.404.576	2.166.319

Fuente: elaboración propia en base datos de SENASA.

los riesgos covariados⁹ (Baez and Iglesias, 2010). Además, muchas veces fallan en el sector agropecuario a causa de los altos costos operativos asociados a la cobertura. Por un lado, la comercialización suele ser costosa debido a las grandes extensiones en las que se desarrolla la actividad. Por otro, hay elevados costos asociados a la determinación del daño en caso de siniestro. También está presente el riesgo moral: los productores que se han asegurado podrían tener menos incentivos para realizar buenas prácticas en el manejo de su producción. En particular, la contratación de un seguro de pasturas podría incentivar a un productor ganadero asegurado a incrementar la carga animal por hectárea provocando un deterioro en la producción de forraje; esto dispararía un pago en el contrato de seguro originado en un mal manejo de la explotación y no en un evento climático. Es fundamental realizar un buen diseño de los contratos para evitar este tipo de eventual manipulación de los pagos por alguna de las partes. Por ejemplo, es recomendable la realización de contratos para zonas extensas de cobertura para evitar la influencia de un asegurado individual, tomando el promedio de una zona para determinar los pagos. Sin embargo, lo que ocurre al promedio podría no reflejar lo que ocurre a un asegurado particular dando origen al llamado “riesgo de base”.

Para superar las limitantes de los seguros tradicionales en el sector agropecuario, en los últimos años comenzaron a desarrollarse experiencias relacionadas a seguros indexados o paramétricos. Los índices más utilizados como subyacentes son de dos tipos: climáticos (WII, por sus siglas en inglés) ó de rendimientos de área (AYII, por sus siglas en inglés). En los WII los pagos se determinan a base de un índice calculado a partir de variables meteorológicas o climáticas (precipitaciones, temperatura, etc.), mientras que en los AYII el índice se calcula a partir de la productividad promedio de una zona determinada en la cual se obtuvo la producción asegurada (Mahul and Stutley, 2010).

Más allá de sus limitaciones, los seguros tradicionales de daños en cultivos se han implementado durante más de un siglo para una gran cantidad de cereales, oleaginosas y en horticultura, pero hasta la fecha no pudieron brindar soluciones prácticas para asegurar grandes extensiones de campo de pastura natural contra las pérdidas ocasionadas por eventos climáticos. Por ello recientemente han cobrado relevancia los innovadores seguros indexados que determinan los pagos en función de índices de vegetación (IV) medidos a través de sensores remotos. Los IV compendian la información contenida en los índices climáticos y de rendimiento, ya que determinan el estado de la vegetación en un momento determinado en grandes extensiones, que depende tanto de las condiciones meteorológicas prevalcientes en las etapas críticas de crecimiento de la planta como de otros factores que puedan afectar la productividad. En España, Estados Unidos, Canadá y México hay experiencias de contratos contra sequía de pasturas basados en IV (Mahul and Stutley, 2010; Baez Barraza, 2010; Baez and Iglesias, 2010), y en otros países, por ejemplo la Argentina y Uruguay, se están llevando a cabo proyectos piloto que analizan la viabilidad de estas coberturas.

4. Utilización de índices de vegetación para monitoreo de pasturas

Para estudiar la exposición al riesgo de sequía en las producciones ganaderas extensivas es necesario medir la disponibilidad de pasturas. La producción forrajera se puede estimar de distintas maneras (Medina García et al., 2009), entre ellas cosecha de pasturas, estimaciones visuales (Waite, 1994) y a través de índices de vegetación (Paruelo and Lauenroth, 1995; Jobbágy et al., 2002; Di Bella et al., 2009). Es muy difícil cuantificar los efectos de las sequías en grandes extensiones de pastizales mediante inspección visual o cosecha, y por ello el uso de índices de vegetación calculados a partir de sensores remotos puede ser una herramienta útil para estimar las condiciones actuales de la vegetación e incluso realizar proyecciones de corto plazo (Alhamad et al., 2007).

Un índice de vegetación calculado a partir de mediciones realizadas con sensores remotos se obtiene combinando dos o más bandas espectrales, ya sea mediante combinaciones lineales o realizando un

⁹El riesgo covariado está dado por la ocurrencia de eventos que inciden de manera simultánea en un gran número de asegurados, y suele ser un elemento intrínseco de los seguros agrícolas (Hazell, 1992).

ratio. La cantidad relativa de radiación reflejada, transmitida y absorbida por una superficie depende de la superficie y de la longitud de la onda de la radiación. Las bandas espectrales utilizadas en un índice de vegetación se eligen de manera tal que la reflectancia aumenta en una banda y disminuye en la otra a medida que se incrementa la cobertura vegetal (Jackson and Huete, 1991). Uno de los índices que se utiliza con más frecuencia para monitoreo de pasturas es el Índice de Diferencia Normalizada de Vegetación (NDVI, por sus siglas en inglés), que es un indicador gráfico calculado a partir de mediciones de la reflectancia espectral de longitudes de onda roja visible, R, e infrarroja cercana, NIR (Jackson and Huete, 1991; Di Bella et al., 2009; Chantarat et al., 2012; Baez Barraza, 2010), como:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}. \quad (1)$$

Los datos primarios para este cálculo son datos espectrales registrados por las plataformas *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) y *Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer* (MODIS) pertenecientes a la *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) de la NASA (Paruelo and Lauenroth, 1995; Wardlow and Egbert, 2008). El índice se calcula a nivel píxel; cada píxel cubre una determinada cantidad de metros cuadrados y, dependiendo de la tecnología satelital utilizada, la resolución de cada píxel permitiría distinguir, con diferentes grados de precisión, el tipo de vegetación de cada zona. Para evaluar el riesgo de sequía en el sector ganadero, es necesario identificar píxeles con producción forrajera (pasturas).

El NDVI es el principal índice utilizado para monitorear el estado de la vegetación en la superficie de la Tierra (Baez Barraza, 2010), indicando el vigor y estado de la vegetación a partir del nivel de actividad fotosintética (Chantarat et al., 2012).

La Productividad Primaria Neta Aérea (ANPP, por sus siglas en inglés) estima la producción de materia seca (forraje). La ANPP depende de la radiación que recibe la planta, de la proporción que absorbe para realizar la fotosíntesis (Radiación Activa Fotosintéticamente Absorbida, APAR, por sus siglas en inglés), y de la “eficiencia en el uso de la radiación”¹⁰ (ϵ), que es específica del tipo de cobertura del suelo (Texeira et al., 2010). En particular, en ecosistemas dominados por pasturas la APAR tiene una relación directa con la ANPP. La ANPP entre dos momentos t_1 y t_2 se calcula a partir de la APAR y de ϵ como (Field et al., 1995; Piñeiro et al., 2006):

$$ANPP = \epsilon \times \int_{t_1}^{t_2} APAR.$$

A su vez, existe una relación lineal directa entre la APAR y el NDVI que justifica el uso de la integral anual del NDVI (I-NDVI) como sustituto de la ANPP (Tucker and Sellers, 1986; Jobbágy et al., 2002; Guerschman et al., 2003; Di Bella et al., 2009). Estas relaciones permiten utilizar el NDVI para estimar indirectamente el deterioro de la producción de forraje en caso de sequía y el consecuente daño a las explotaciones ganaderas. Los niveles bajos del NDVI se relacionan con una menor disponibilidad de alimento para el ganado, lo cual genera pérdidas económicas a los productores, ya sea por la muerte de animales, por la necesidad de venderlos a precios con descuento, o por el incremento de costos debido a la necesidad de compra de suplemento alimenticio o traslado de los animales a campos en mejores condiciones.

La literatura dedicada al análisis de la producción vegetal por medio del análisis del NDVI no es extensa. En (Liang, 2001) se realiza una clasificación de la cobertura de la superficie terrestre global a partir del análisis temporal del NDVI utilizando tres tipos de características: coeficiente de series de Fourier, periodograma en bruto, y coeficientes de modelos AR y ARIMA estacionales. El autor encuentra un comportamiento estacional significativo de doce meses en la serie del NDVI y dos picos en la evolución intra-anual promedio del NDVI en arbustos y pasturas. Estos resultados son similares a los que *a priori* se observan en las zonas forrajeras del Sudoeste de Buenos Aires, mediante una simple inspección gráfica de la serie temporal del NDVI (ver Capítulo 5). En (Jobbágy et al., 2002) se analizan

¹⁰Eficiencia con la que la vegetación convierte la radiación solar en biomasa.

patrones y factores que afectan la producción primaria en la Patagonia argentina utilizando el I-NDVI como sustituto de la ANPP. En (Di Bella et al., 2009) se analiza la producción forrajera en la zona pampeana argentina estudiando el comportamiento del NDVI, y se halla una relación significativa entre el I-NDVI y las precipitaciones medias anuales. Sin embargo, mencionan que es imperativo mejorar las estimaciones de la ANPP en base al I-NDVI, ya sea mediante el estudio de relaciones empíricas o a través de estimaciones de la eficiencia del uso de la radiación. En (Medina García et al., 2009) se realiza una estimación de la producción de forraje al final de la estación de crecimiento utilizando un modelo de regresión múltiple basado en el NDVI. Si bien el trabajo se basó en datos de campo, los autores utilizaron solamente tres años de datos, con lo cual sus resultados podrían cuestionarse. En (Fernández Manso et al., 2001) y (Fernandez-Manso et al., 2011) se analiza el comportamiento temporal del NDVI en Castilla y León, España, y se calibran modelos ARIMA estacional, concluyendo que los mismos son adecuados para realizar predicciones de corto plazo. También se encuentra una fuerte relación entre el NDVI y el nivel de precipitaciones.

Estos estudios muestran que el NDVI es una herramienta útil para el monitoreo remoto de la vegetación. Sin embargo, existen varios factores que alteran los valores de un índice de maneras complejas, a saber: el sensor utilizado, el ángulo solar, el suelo de fondo, la humedad del suelo, el ángulo de visión y las condiciones atmosféricas (Jackson and Huete, 1991). Por ello es necesario que expertos en teledetección sean los encargados del procesamiento de las imágenes satelitales y del cálculo a partir de las mismas de los índices de vegetación. En la Argentina, el Laboratorio de Análisis Regional y Teledetección de la Facultad de Agronomía de la UBA (LART-FAUBA) es reconocido por su experiencia en la materia. Actualmente, el LART-FAUBA posee un “Sistema de estimación y seguimiento de la productividad forrajera en tiempo real” en línea basado en datos satelitales de la NASA (<http://larfile.agro.uba.ar/lab-sw/sw/gui/Inicial.page>).

El NDVI puede utilizarse como variable subyacente en seguros indexados y derivados, porque permite medir la respuesta de la vegetación ante perturbaciones climáticas (Manobavan et al., 2003). En (McLaurin and Turvey, 2011) se estudia la aplicabilidad del NDVI en seguros indexados y hallan resultados muy diversos dependiendo de la región analizada. Sin embargo, si bien concluyen que en tierras cultivadas es necesario realizar una calibración *in situ*, también afirman que en lugares con praderas y pastizales el NDVI podría reflejar de manera confiable los patrones de lluvia y calor extremo. Estos resultados apoyarían el uso del NDVI en un seguro de pasturas.

5. Análisis de datos

5.1. Descripción de datos y construcción del índice

En este trabajo se utilizó una serie de veintiocho años de datos mensuales del NDVI, que cubren el periodo de enero de 1982 a diciembre de 2009. La base de datos del NDVI utilizada es propiedad intelectual del Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca de la Argentina (MAGyP) y fue construida, a partir de imágenes satelitales, en el Laboratorio de Análisis Regional y Teledetección de la Facultad de Agronomía de la Universidad de Buenos Aires (LART-FAUBA) bajo el marco de un proyecto conjunto de ese laboratorio y la Oficina de Riesgos Agropecuarios (ORA) del MAGyP. La ORA autorizó a los participantes en este trabajo (autor y mentor) a usar con fines exclusivamente académicos los datos de la base del NDVI.

El trabajo se focaliza en el departamento de Bahía Blanca de la provincia de Buenos Aires, que contiene 98 píxeles. La resolución espacial es de 1 píxel = 2.500 hectáreas y los píxeles fueron clasificados por LART-FAUBA de acuerdo al tipo de vegetación que cubre la superficie de la tierra. Debido a que interesa diseñar un instrumento para cobertura de riesgos del sector ganadero, solamente se consideran los píxeles “forrajeros”, que son aquéllos cuyo porcentaje de cobertura con forraje es superior al 70%. Luego de este filtro relacionado con el tipo de vegetación, quedaron en la muestra 74 píxeles. Una inspección gráfica de la evolución temporal del NDVI para estos píxeles permite observar un comportamiento disímil de algunos de ellos y esto condujo a realizar un análisis de agrupamiento

de datos mediante la técnica “k-media”. Como resultado se obtuvieron dos grupos, uno con 69 píxeles relativamente homogéneos, y el otro con 5 píxeles heterogéneos. En la Figura 3 se aprecian por separado las series temporales del NDVI para todos los píxeles de cada clúster y la medida de Silhouette que determina el nivel de homogeneidad de los datos dentro de cada grupo (Kaufman and Rousseeuw, 1990; Baez Barraza, 2010). El grupo de 69 píxeles relativamente homogéneos es el que se utiliza en este trabajo. Al analizar el número de datos faltantes para cada píxel se encontró que los píxeles con más de 5% de datos faltantes resultaron ser los cinco píxeles heterogéneos hallados mediante el análisis de *clusters*. Este resultado refuerza la decisión de trabajar con el grupo homogéneo de 69 píxeles.

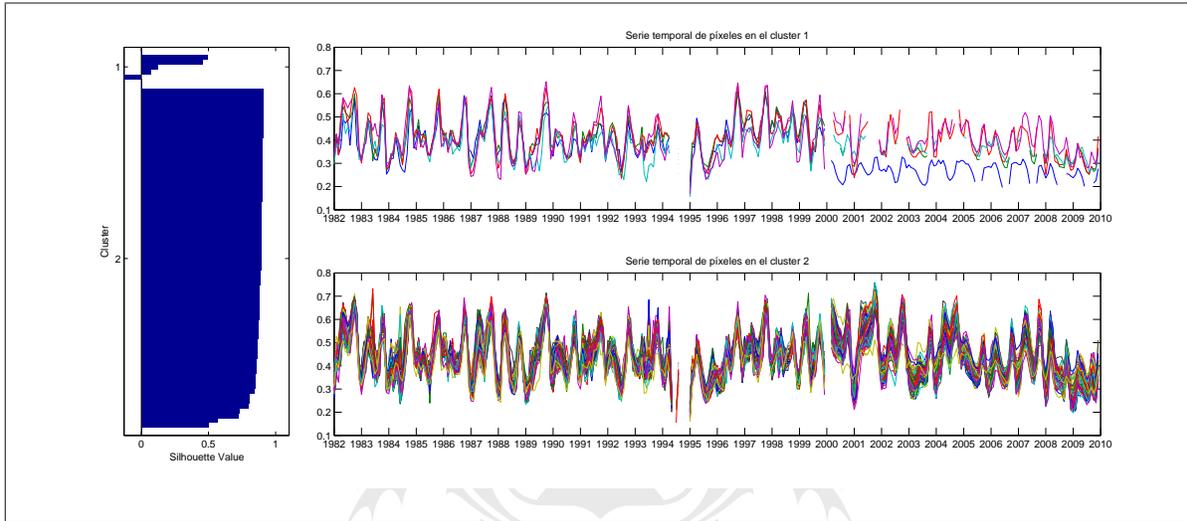


Figura 3: Análisis de clústers para las series temporales de NDVI de los píxeles de Bahía Blanca.

Para desarrollar el contrato climático es necesario definir el índice subyacente. En este trabajo el índice se define como el promedio espacial de los valores del NDVI en cada píxel de la zona; es decir,

$$I_{y,m} = \sum_{i \in A} \frac{NDVI_{y,m,i}}{N}, \quad (2)$$

donde y es el año y m es el mes en el cual se calcula el índice, i es el píxel, A es el conjunto de píxeles incluidos en el análisis y N es el número de elementos del conjunto A . Esta definición del índice permite reducir el riesgo moral presente en la cobertura. En la Figura 4 se aprecia la evolución temporal del índice (2), tomando en cuenta solamente los 69 píxeles forrajeros homogéneos del partido de Bahía Blanca.

El primer paso en el tratamiento de los datos es interpolar los datos faltantes. De los 336 datos mensuales que habría entre enero de 1982 y diciembre de 2009, faltan 7. Como se observa en la Figura 3 y en la Figura 4, en el mes de junio y entre septiembre y diciembre del año 1994, y en enero y febrero del año 2000, no hay registros del NDVI para los píxeles incluidos en el promedio. Como los datos faltantes no son aislados no es posible interpolar con los métodos clásicos (lineal, splines), ni inferir los datos faltantes a partir de datos de píxeles adyacentes usando, por ejemplo, el Método de Componente Principales. Por ello, estos datos se reconstruyeron mediante una interpolación temporal *ad-hoc*, teniendo en cuenta la estacionalidad evidente en el NDVI. Cada valor interpolado se calculó como el valor anterior del índice más el promedio de los cambios porcentuales mensuales calculado sobre todos los años con datos. El procedimiento para completar los datos faltantes fue el siguiente:

$$I_{y,m} = I_{y,m-1}(1 + M_{m-1,m}),$$

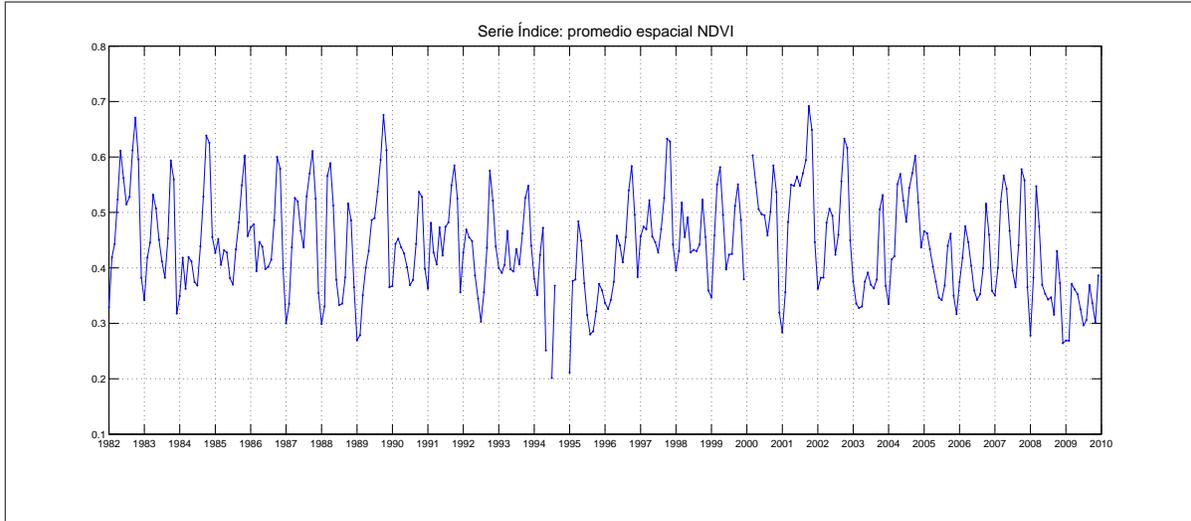


Figura 4: Evolución temporal del índice para Bahía Blanca.

donde $M_{m-1,m}$ es el cambio porcentual promedio entre el mes $m-1$ y el mes m calculado sobre todos los años con datos válidos:

$$M_{m-1,m} = \sum_{y=1982}^{2009} \frac{(I_{y,m}/I_{y,m-1} - 1)\mathbf{1}_{(I_{y,m},I_{y,m-1})}}{\sum_{y=1982}^{2009} \mathbf{1}_{(I_{y,m},I_{y,m-1})}},$$

donde $\mathbf{1}_{(I_{y,m},I_{y,m-1})}$ es una variable indicadora de los datos faltantes

$$\mathbf{1}_{(I_{y,m},I_{y,m-1})} = \begin{cases} 1 & \text{si no falta el dato "y, m" ni el dato "y, m-1",} \\ 0 & \text{si falta alguno de los dos datos} \end{cases}$$

La Figura 5 muestra la evolución temporal del índice (2), con los datos reconstruidos indicados con color rojo.

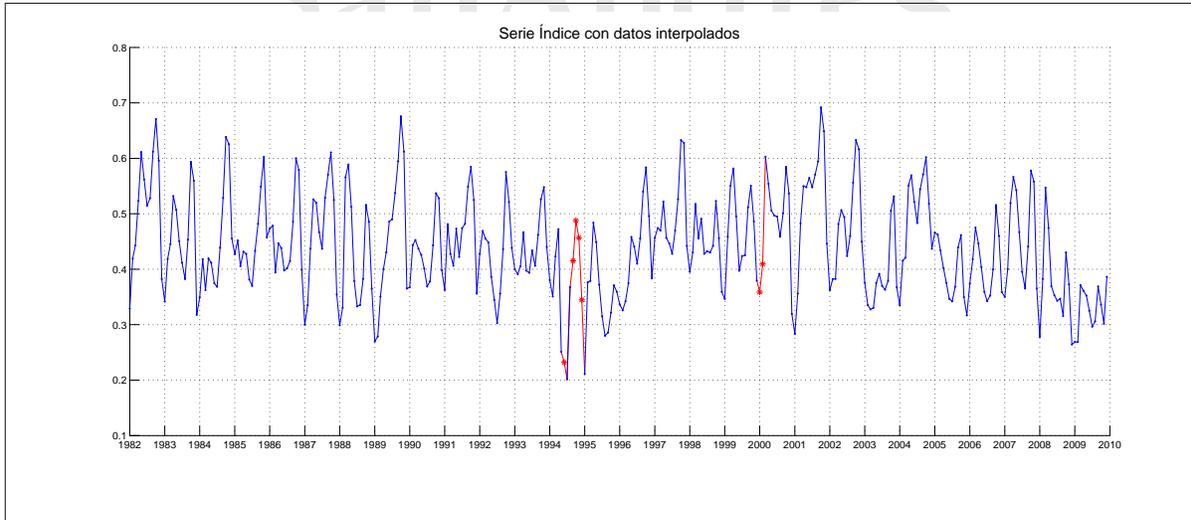


Figura 5: Evolución temporal del índice para Bahía Blanca, con datos faltantes rellenados.

5.2. Análisis estadístico del índice

La Tabla 4 expone la estadística descriptiva del índice (2). Si bien el test de Jarque-Bera permitiría no rechazar la hipótesis de normalidad de los datos, el análisis de las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial, que se muestran en la Figura 6, conduce a rechazar la hipótesis de ruido blanco Gaussiano.

Tabla 4: Estadística descriptiva del índice.

Serie:	Índice
N:	336
Media:	0.44060
Mediana:	0.43507
Max:	0.69199
Min:	0.20135
Desvío Estándar:	0.09132
Asimetría:	0.23734
Curtosis:	2.64670
Jarque-Bera:	4.90199
p-value:	0.07333

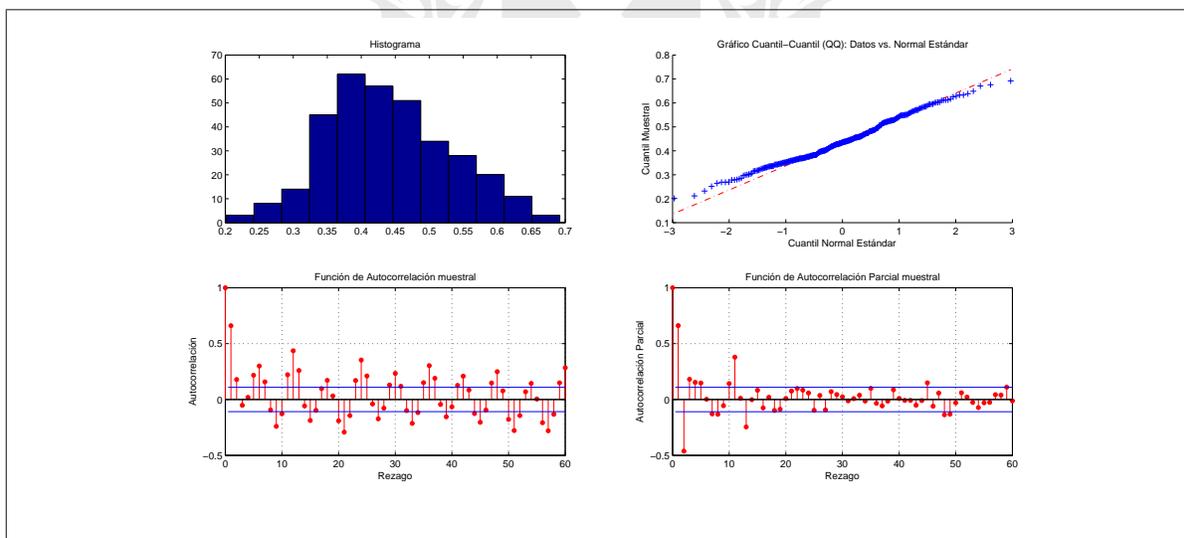


Figura 6: Histograma, QQ-Plot, función de autocorrelación y función de autocorrelación parcial de la serie del índice.

Las funciones de autocorrelación y autocorrelación parcial graficadas en la Figura 6 exhiben claros indicios de estacionalidad, lo cual es esperable debido a que el índice resume variables meteorológicas, que obviamente tienen características estacionales. Esto puede apreciarse además en la Figura 7, que muestra el promedio de los valores mensuales del índice. Guerschman et al. (2003) presentan resultados similares en el partido de Saavedra, con un pico elevado en primavera y un pico menor en otoño.

Para estimar el contenido de frecuencias de la serie se calculó el periodograma de la serie del índice (Wei, 1994; Cryer and Chan, 2008):

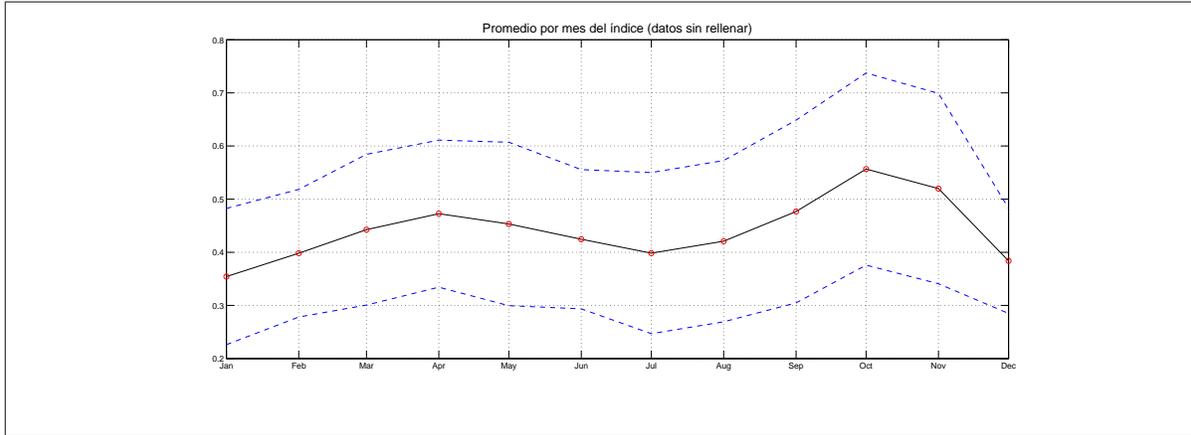


Figura 7: Promedio histórico por mes del índice, e intervalos de +/- dos desvíos estándar.

$$P(\omega_k) = \begin{cases} na_k^2 & k = 0, \\ (n/2)(a_k^2 + b_k^2) & k = 1, \dots, [(n-1)/2], \\ na_k^2 & k = n/2 \text{ cuando } n \text{ es par.} \end{cases} \quad (3)$$

donde $\omega_k = 2\pi k/n$ son las frecuencias de Fourier, n es el número de datos de la serie, y a_k y b_k son los coeficientes de Fourier. En la Figura 8 se observan una componente semestral dominante, seguida por una componente de largo plazo (14 años) y, además, varias frecuencias significativas que se deben incluir en el modelo. La Figura 9 muestra el periodograma acumulado estandarizado, que es un estimador insesgado del espectro integrado estandarizado y, bajo la hipótesis de inexistencia de componentes periódicas, debería ser una línea recta desde el punto (0;0) hasta el punto (0,5;1) (Box et al., 2008). El fuerte apartamiento de la línea recta por fuera de los límites de confianza de 25% y 5% indican la presencia de componentes periódicos.

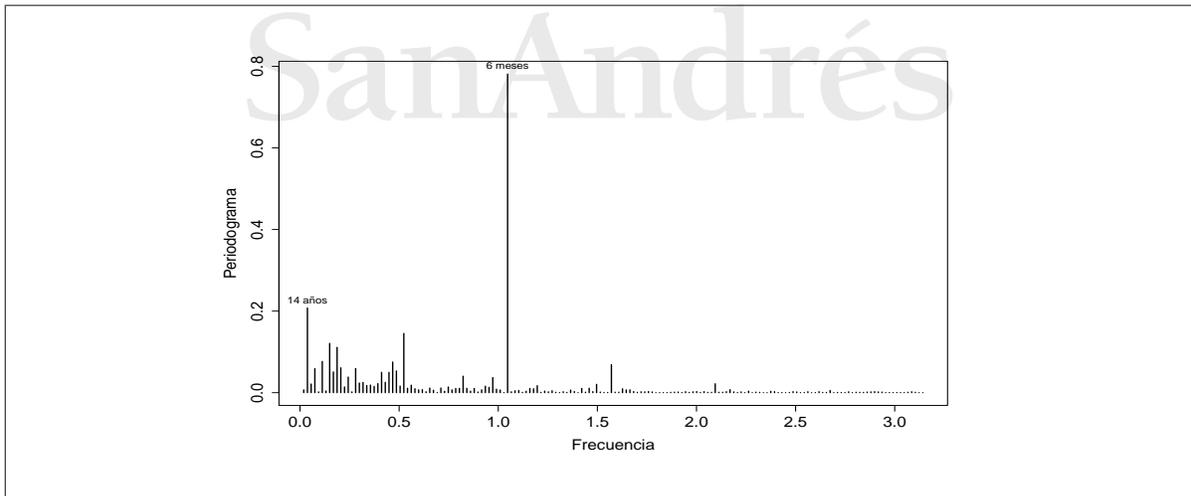


Figura 8: Periodograma del índice.

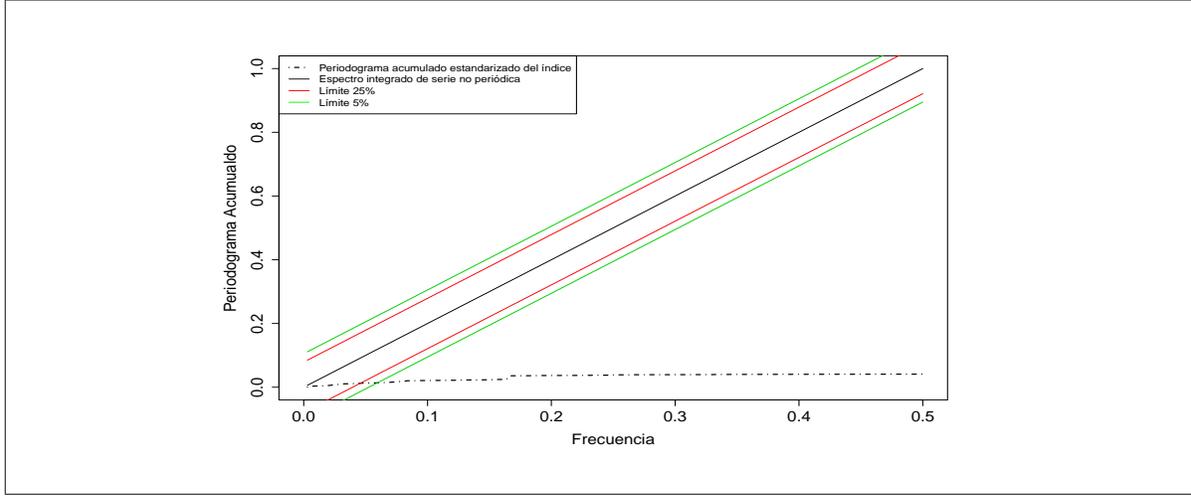


Figura 9: Periodograma Acumulado del índice.

6. Modelo del Índice

El modelo propuesto para representar la dinámica del índice es:

$$I_t = f_t + \eta_t, \quad (4)$$

donde f_t es un componente determinístico y η_t representa el término de ruido del modelo. Este modelo es similar al presentado en Lucia and Schwartz (2002), aunque estos autores trabajan con un modelo continuo y en este trabajo el modelado es con variables discretas.

El componente determinístico f_t se modela con una función lineal, para capturar la media y una eventual tendencia, y una combinación de funciones sinusoidales que capturan las frecuencias de Fourier relevantes mostradas en la Figura 8:

$$f_t = \beta_0 + \beta_1 t + \sum_{i=1}^{n/2} \left[A_i \cos\left(2\pi \frac{i}{n} t\right) + B_i \sin\left(2\pi \frac{i}{n} t\right) \right]. \quad (5)$$

Los pronósticos del modelo presentarán picos en otoño y primavera como los de la Figura 7.

El componente estocástico η_t tiene media cero y se modela con un modelo autorregresivo de medias móviles (ARMA), siguiendo la metodología de Box-Jenkins:

$$\phi(B)(1 - B)^d \eta_t = \theta(B) a_t, \quad (6)$$

donde B es el operador rezago ($By_t = y_{t-1}$); $\phi(x) = (1 - \phi_1 x - \phi_2 x^2 - \dots - \phi_p x^p)$ es el polinomio característico de la parte autorregresiva; $\theta(x) = (1 - \theta_1 x - \theta_2 x^2 - \dots - \theta_q x^q)$ es el polinomio característico de la parte de medias móviles; d es el orden de integración y a_t es un ruido blanco Gaussiano con volatilidad constante σ_a (Wei, 1994; Cryer and Chan, 2008).

6.1. Identificación y estimación del modelo

Para la estimación de los parámetros del modelo se utilizó la técnica de mínimos cuadrados generalizados (GLS, por sus siglas en inglés), que permite incorporar la posibilidad de autocorrelación y medias móviles en los residuos (Faraway, 2009). Los resultados del proceso de identificación y estimación muestran que: (i) no hay una tendencia lineal significativa, (ii) hay varias componentes sinusoidales

significativas, y (iii) los residuos del modelo se pueden representar con un proceso ARMA(2,[10])¹¹. El modelo final es el siguiente:

$$\begin{aligned}
 I_t = & \beta_0 + A_2 \cos\left(2\pi\frac{2}{336}t\right) + B_2 \sin\left(2\pi\frac{2}{336}t\right) + B_6 \sin\left(2\pi\frac{6}{336}t\right) + \\
 & + B_8 \sin\left(2\pi\frac{8}{336}t\right) + B_{10} \sin\left(2\pi\frac{10}{336}t\right) + A_{11} \cos\left(2\pi\frac{11}{336}t\right) + \\
 & + B_{15} \sin\left(2\pi\frac{15}{336}t\right) + A_{25} \cos\left(2\pi\frac{25}{336}t\right) + A_{28} \cos\left(2\pi\frac{28}{336}t\right) + \\
 & + A_{56} \cos\left(2\pi\frac{56}{336}t\right) + B_{56} \sin\left(2\pi\frac{56}{336}t\right) + A_{84} \cos\left(2\pi\frac{84}{336}t\right) + \\
 & + B_{84} \sin\left(2\pi\frac{84}{336}t\right) + A_{112} \cos\left(2\pi\frac{112}{336}t\right) + \eta_t,
 \end{aligned} \tag{7}$$

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)\eta_t = (1 - \theta_{10} B^{10})a_t. \tag{8}$$

La ecuación (7) incorpora las frecuencias significativas intra-anales, con períodos de 3, 4, 6 y 12 meses y componentes significativos de largo plazo (menor frecuencia), con periodos de hasta 14 años, detectados en el análisis de frecuencias (ver Figura 8). La Figura 10 muestra el análisis de los residuos $\hat{\eta}_t$ del modelo de regresión (7), donde se observan valores significativos de autocorrelación y autocorrelación parcial que permitieron identificar el proceso ARMA(2,[10]) de la ecuación (8). Además, la Figura 11, que muestra el periodograma acumulado de la serie de $\hat{\eta}_t$, indica que las componentes periódicas no fueron removidas por completo.

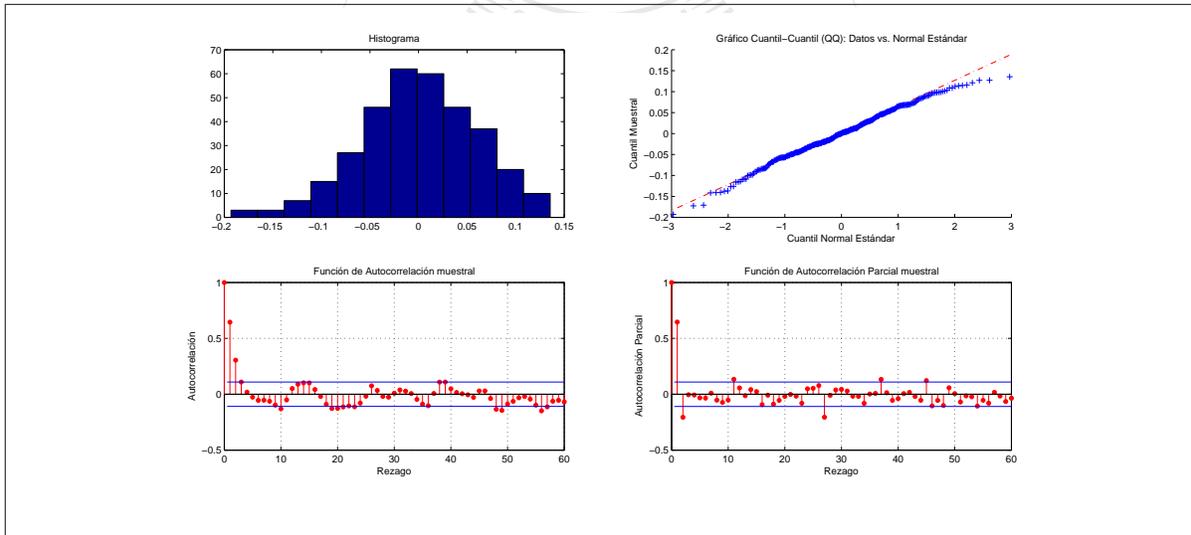


Figura 10: Histograma, QQ-Plot, función de autocorrelación y función de autocorrelación parcial de la serie de los residuos $\hat{\eta}_t$ de la regresión de la ecuación (7).

Al incluir en el modelo de regresión (7) la ecuación (8) para los residuos η_t , se logra una representación adecuada de la serie del índice basado en NDVI. En la Tabla 5 se observan los resultados del proceso de estimación.

¹¹En primera instancia se realizó la estimación de un proceso AR(2), pero la autocorrelación de orden 10 resultó significativamente distinta de cero y por ello se incorporó un término de medias móviles con rezago 10.

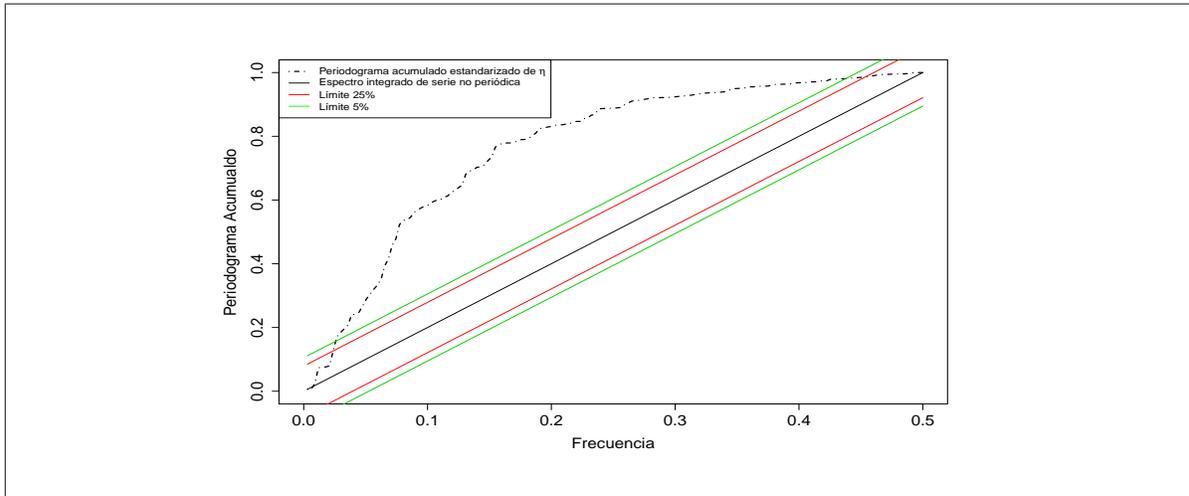


Figura 11: Periodograma Acumulado de $\hat{\eta}_t$.

La Figura 12 muestra el análisis de los errores residuales estimados \hat{a}_t , luego de filtrar un valor atípico¹². Si bien el correlograma muestra algunos valores levemente significativos, el test de Ljung-Box no rechaza la hipótesis de errores residuales incorrelacionados¹³. Aunque en el *qq-plot* se observe un ligero apartamiento de la recta de 45 grados, el test de Shapiro-Wilk no rechaza la hipótesis de normalidad (p-value = 0,1913), mientras que el test de Jarque-Bera arroja un p-value de 0,062. Además, se realizaron los test de *turning point*, *difference-sign* y *rank* (Brockwell and Davis, 2002) que ratifican la hipótesis de ruido blanco de los errores residuales. Finalmente, la Figura 13 muestra el periodograma acumulado de \hat{a}_t , donde se observa que los errores residuales del modelo ARMA de la ecuación (8) no presentan componentes periódicos.

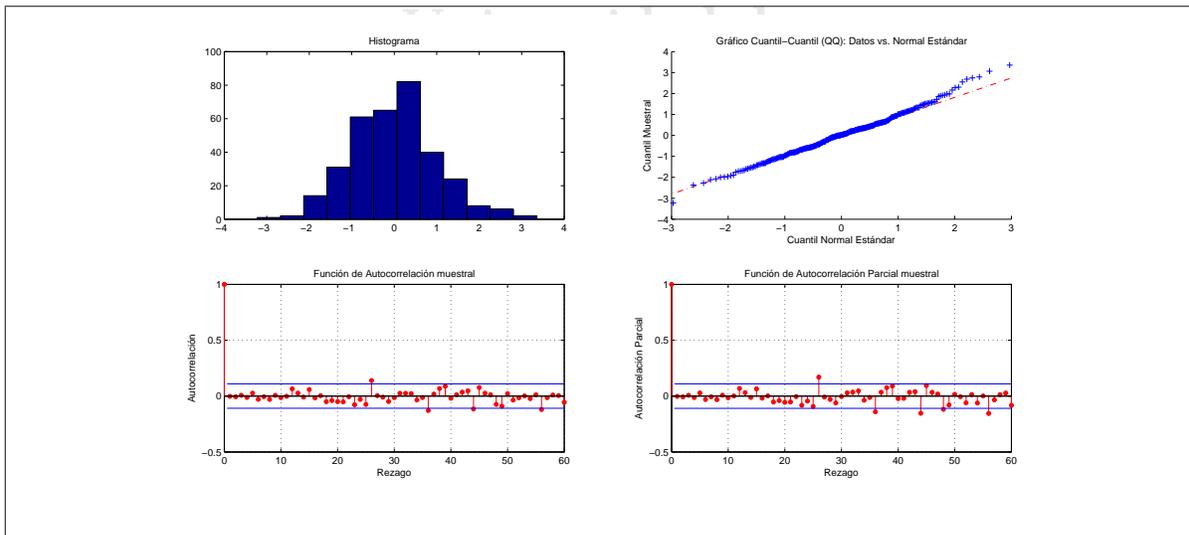


Figura 12: Histograma, *QQ-Plot*, función de autocorrelación y función de autocorrelación parcial de los residuos.

¹²El valor atípico corresponde a mayo de 1994, y puede deberse al proceso de interpolación utilizado.

¹³El test calculado con $r - 3$ grados de libertad ($r = 4, \dots, 336$ es la cantidad de rezagos testeados) arrojó un mínimo p-value de 0,1947.

Tabla 5: Resultado de la estimación del modelo final.

Parámetro	Período	Estimación	p-value
β_0	-	0.44088	0.0000
A_2	14 años	-0.02308	0.0050
B_2	14 años	0.02609	0.0016
B_6	4,667 años	0.02137	0.0093
B_8	3,5 años	0.01971	0.0160
B_{10}	2,8 años	0.02398	0.0033
A_{11}	2,545 años	0.01740	0.0313
B_{15}	1,867 años	0.01791	0.0254
A_{25}	1,083 años	-0.01720	0.0222
B_{28}	1 año	-0.02879	0.0001
A_{56}	6 meses	-0.06089	0.0000
B_{56}	6 meses	-0.02987	0.0000
A_{84}	4 meses	-0.01600	0.0000
B_{84}	4 meses	-0.01244	0.0001
A_{112}	3 meses	-0.01157	0.0000
ϕ_1	-	0.78087	0.0000
ϕ_2	-	-0.19573	0.0000
θ_{10}	-	-0.15642	0.0000
Estadístico F: 408 (p-value <2.2e-16)			
R^2 Ajustado: 0.9478			

Para la validación final del modelo de las ecuaciones (7) y (8), cuyos parámetros estimados están consignados en la Tabla 5, se realizó una comparación fuera de la muestra con un modelo *naive* que estima cada valor mensual del índice como el promedio histórico por mes. Se tomaron los datos del índice hasta diciembre de 2002 y se estimaron: (i) las ecuaciones (7) y (8), y (ii) el promedio por mes del valor del índice. La suma de los cuadrados de los errores de las predicciones para el periodo 2003-2009 fue 0,3539 para el modelo desarrollado en este trabajo, en comparación con 0,5709 del modelo *naive*.

7. Diseño del contrato climático

Para cumplir con el objetivo de cobertura, el contrato debe realizar pagos cuando se registre una escasez de pasturas que afecte a los productores de ganadería extensiva en el SOBA. En este sentido, debe definirse un evento medido a través del NDVI que generaría tal afectación a las pasturas. La Figura 7 muestra que los picos de crecimiento de pasturas se producen en otoño y primavera, y por lo tanto un registro bajo del NDVI en esos períodos podría condicionar el ciclo productivo.

En este trabajo se proponen dos contratos cuyos pagos se calculan en función del índice (2) registrado en los meses de septiembre a noviembre, con los siguientes tipos de *payoff*:

- (1) Bear spread mensual: en cada mes dentro del período de cobertura (septiembre a noviembre) se activa un pago si el índice es menor a un umbral disparador del mes UD_m^{bs} , se paga un monto máximo mensual PM_m si el índice es menor a un umbral de salida del mes US_m^{bs} ($<UD_m^{bs}$), y si el índice está entre UD_m^{bs} y US_m^{bs} se realiza un pago proporcional. El pago total en el año y es la suma de los pagos mensuales:

$$Payoff_y = \sum_{m=9}^{11} \frac{\max[UD_m^{bs} - \max(US_m^{bs}, I_{y,m}), 0]}{UD_m^{bs} - US_m^{bs}} \times PM_m \quad (9)$$

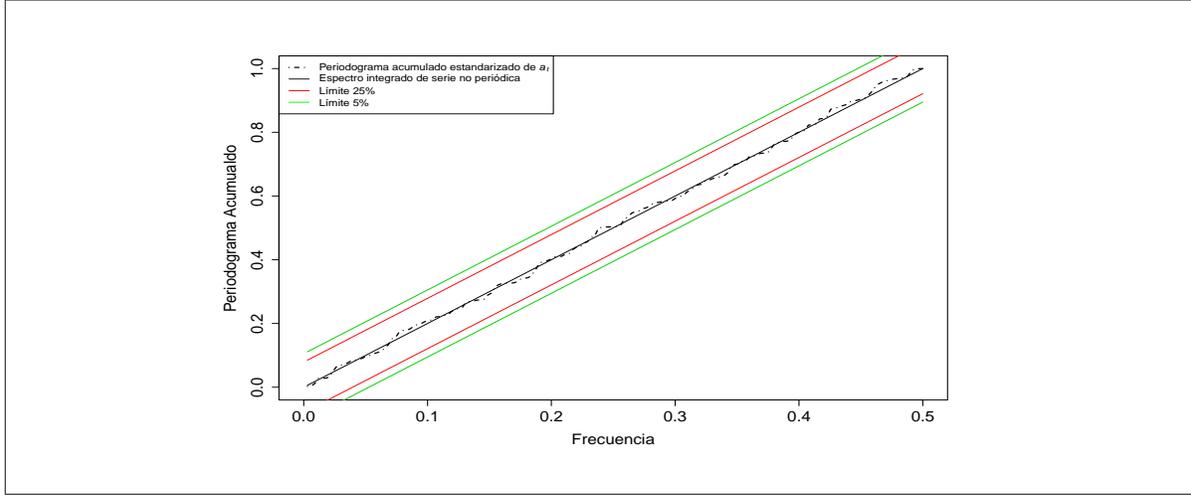


Figura 13: Periodograma Acumulado de \hat{a}_t .

- (2) Opción barrera parisina: la estructura de pago es similar a la anterior, pero se activa un pago solamente si en dos meses consecutivos el índice es inferior al umbral disparador de cada mes UD_m^p . El pago total en el año y es¹⁴:

$$Payoff f_y = \mathbf{1}_{\{P\}} \sum_{m=9}^{11} \frac{\max[UD_m^p - \max(US_m^p, I_{y,m}), 0]}{UD_m^p - US_m^p} \times PM_m \quad (10)$$

donde $\mathbf{1}_{\{P\}}$ es una variable indicadora que toma el valor 1 si $I_{y,9} < UD_9^p$ y $I_{y,10} < UD_{10}^p$, o $I_{y,10} < UD_{10}^p$ y $I_{y,11} < UD_{11}^p$; y toma el valor 0 en otro caso.

Si los umbrales son iguales en ambos contratos (i.e. $UD_m^{bs} = UD_m^p$ y $US_m^{bs} = US_m^p$), la prima del contrato tipo parisino será menor, ya que la probabilidad de pago está asociada a la probabilidad conjunta de que en dos meses consecutivos el índice esté por debajo del umbral disparador, mientras que en el contrato *bear* basta con que en un mes el índice sea menor al umbral¹⁵.

Desde un punto de vista técnico, el contrato tipo parisino sería más adecuado, ya que para que exista un daño en las pasturas es necesario que haya una sequía persistente en el tiempo. Sin embargo, desde un punto de vista operativo, en un contrato *bear* se podrían realizar liquidaciones mensuales, pagando por mes cada vez que el índice es menor al umbral disparador, mientras que en el contrato parisino para realizar una liquidación es necesario esperar a que pasen al menos dos meses. Además, se debe tener presente que la medición del índice realizada por las instituciones especializadas podría demorar hasta un mes (e.g., la medición de septiembre estaría disponible recién a finales de octubre), lo cual implica una postergación ineludible de la liquidación. La recepción de pagos oportunos (por mes) podría evitar que los productores realicen una venta forzosa de ganado, y en este sentido la opción *bear* podría resultar más eficaz en una aplicación práctica.

7.1. Regla de definición de umbrales

En los seguros de rendimiento de área (AYII) la cobertura suele activarse cuando el rendimiento observado es inferior a cierto porcentaje del rendimiento proyectado (Skees et al., 1997), que generalmente se calcula como el promedio histórico de los rendimientos en toda la muestra, o bien como un promedio del rendimiento de los últimos 3 a 5 años.

¹⁴Notar que los umbrales pueden ser distintos a los del pago tipo *bear spread*.

¹⁵Matemáticamente, $P(\mathbf{1}_{\{P\}} = 1) < P(I_{y,9} < UD_9 \cup I_{y,10} < UD_{10} \cup I_{y,11} < UD_{11})$.

El NDVI medido en campos naturales es un *proxy* del rendimiento de las pasturas, y por ello en este trabajo se utiliza la misma metodología que en los AYII para establecer los umbrales (*strikes*) de los contratos (9) y (10), es decir como un porcentaje del valor esperado del índice en el período de cobertura. El valor esperado del índice se calcula utilizando el modelo (4): $E(I_t) = f(t) + E(\eta_t)$. Con fines ilustrativos se muestran también los resultados obtenidos si el valor esperado se calcula como el promedio histórico por mes (valor esperado *naive*).

Sean k_1^{bs} el porcentaje del valor esperado que activa pagos en el contrato (9), k_2^{bs} ($< k_1^{bs}$) el porcentaje del valor esperado que determina el umbral de salida, y k_1^p y k_2^p ($< k_1^p$) los porcentajes correspondientes al contrato (10). Entonces los umbrales para el año $y + 1$ se pueden escribir como:

$$\begin{aligned} UD_m^{bs} &= k_1^{bs} \times E_i(I_{y+1,m}), \\ US_m^{bs} &= k_2^{bs} \times E_i(I_{y+1,m}), \\ UD_m^p &= k_1^p \times E_i(I_{y+1,m}), \\ US_m^p &= k_2^p \times E_i(I_{y+1,m}), \end{aligned} \tag{11}$$

donde $i = GLS$ para el caso en que el valor esperado se calcula con el modelo de las ecuaciones (7) y (8), e $i = naive$ para el caso en que el valor esperado se calcula como el promedio histórico del mes m .

Alternativamente, los umbrales se podrían definir como cierto número de desvíos estándar por debajo del valor esperado (Arias et al., 2012), pero este caso no se analiza en este trabajo y se deja para futuras investigaciones.

7.2. Valor de los umbrales

Para la valuación del contrato se utilizan valores de k_1 desde el 100 % hasta el 70 % y valores de k_2 desde k_1 hasta el 70 %¹⁶.

En la Tabla 6 se consignan los umbrales calculados de acuerdo a la ecuación (11) para distintos niveles de cobertura (i.e., distintos valores de k) utilizando el valor esperado basado en el modelo (4).

Tabla 6: *Umbrales con el modelo.*

Mes	Cobertura (k)			
	100 %	90 %	80 %	70 %
Septiembre	0,5630	0,5067	0,4504	0,3941
Octubre	0,6000	0,5400	0,4800	0,4200
Noviembre	0,5365	0,4829	0,4292	0,3756

La Tabla 7 muestra los umbrales utilizando el valor esperado *naive* (promedio histórico). Comparando las Tablas 6 y 7 se observa que con el promedio histórico se subestiman los valores esperados del índice en el año 2010, lo cual conduciría a la determinación de umbrales relativamente bajos para la cobertura (i.e. menor probabilidad de pago).

Tabla 7: *Umbrales naive (valor esperado = promedio histórico).*

Mes	Cobertura (k)			
	100 %	90 %	80 %	70 %
Septiembre	0,4745	0,4271	0,3796	0,3322
Octubre	0,5541	0,4987	0,4433	0,3879
Noviembre	0,5176	0,4659	0,4141	0,3623

¹⁶Notar que $k_2 = k_1$ implica un contrato del tipo “todo o nada”.

8. Valuación del contrato climático

Los contratos definidos en la Sección 7 se valúan por simulación de Monte Carlo y *Burn Analysis* (Geman and Leonardi, 2005). Teniendo en cuenta las combinaciones de tipos de *payoff* (*bear spread* y *parisina*), posibles umbrales disparadores y de salida (ver Tablas 6 y 7), y metodologías de valuación utilizadas (Simulación de Monte Carlo y *Burn Analysis*), se realizaron un total de 60 valuaciones¹⁷.

Las hipótesis para la valuación de los contratos definidos en las ecuaciones (9) y (10) son:

- (i) Los contratos se acuerdan al inicio de un año calendario y la liquidación se realiza a fines de diciembre.
- (ii) Se normaliza el pago máximo total anual, i.e. $\sum_{m=9}^{11} PM_m = \$1$,
- (iii) El pago máximo por mes es idéntico en cada uno de los meses dentro del periodo de cobertura, i.e. $PM_9 = PM_{10} = PM_{11} = \$0,33$, y
- (iv) La tasa libre de riesgo es 5%.

Las hipótesis (ii) y (iii) implican que las primas que se obtengan serán un porcentaje del pago máximo anual. En la práctica podría relajarse la hipótesis (iii), ya que PM_m podría tener distintos valores para cada mes de acuerdo la incidencia que tuviera un déficit de pasturas en el mes m en la oferta forrajera anual.

En el contexto tradicional de valuación de derivados, el valor de un contrato en el momento t es igual al pago esperado al vencimiento del contrato en T utilizando la medida de martingala Q , condicionado a la información en t :

$$V_t = e^{-r(T-t)} E^Q[\text{Payoff}_T | F_t]$$

En un mercado completo, la medida Q es única, pero como el índice NDVI no es un activo negociable estamos ante un mercado incompleto. Por lo tanto, la valuación clásica riesgo-neutro basada en argumentos de no arbitraje no es posible, y un precio de mercado del riesgo (MPR) distinto de cero es necesario. La estimación de un MPR adecuado para el mercado de derivados climáticos es muy difícil, más aún teniendo en cuenta la iliquidez de ciertos contratos¹⁸, y por ello la mayoría de los trabajos académicos suponen $\text{MPR} = 0$.

En la Argentina no existe un mercado de derivados climáticos y la información de los contratos de seguro es confidencial, por lo que resulta imposible realizar una estimación del MPR. Por ello, se supone que el precio de mercado del riesgo es cero, pero teniendo en claro que bajo este supuesto se realiza una subestimación de la prima del contrato.

En este trabajo, el valor de los contratos se calcula como el valor esperado del pago anual, utilizando la medida real R , descontado por un año a la tasa libre de riesgo:

$$V_t = e^{-r} E^R[\text{Payoff}_T | F_t] \tag{12}$$

8.1. Simulación de Monte Carlo

La Tabla 8 muestra las primas del contrato *Bear Spread* definido en la ecuación (9) para los umbrales definidos en la Tabla 6. La prima para el caso $k_1 = k_2 = 100\%$ ($UD_m^{bs} = US_m^{bs} = f(t) + E(\eta_t)$; $m = 9, 10, 11$) es aproximadamente $50\%e^{-0,05}$, lo cual es esperable ya que se trata de un contrato “todo o nada” que paga cuando el valor del índice está por debajo de su valor esperado, lo que ocurre aproximadamente con una probabilidad aproximada de 0,5.

¹⁷La valuación con *burn analysis* se realizó únicamente para los umbrales de la Tabla 7.

¹⁸En particular, hay pocas experiencias de contratos basados en NDVI, y su implementación es realizada como un seguro.

Tabla 8: Primas Bear Spread. Método: Simulación de Monte Carlo. Umbrales según Tabla 6.

k_1	k_2			
	100 %	90 %	80 %	70 %
100 %	47,62 %	30,39 %	18,96 %	12,94 %
90 %	-	15,61 %	7,53 %	4,21 %
80 %	-	-	2,42 %	0,90 %
70 %	-	-	-	0,17 %

La Tabla 9 muestra las primas del contrato *Bear Spread* para los umbrales definidos en la Tabla 7. Las primas son significativamente menores a los de la Tabla 8, esto se explica por la fuerte subestimación del valor esperado del índice en el año 2010 al utilizar el promedio histórico. En particular, el contrato con $k_1 = k_2 = 100\%$ tiene una prima de 20,59 %, muy inferior al valor esperable de $50\%e^{-0,05}$.

Tabla 9: Primas Bear Spread. Método: Simulación de Monte Carlo. Umbrales según Tabla 7.

k_1	k_2			
	100 %	90 %	80 %	70 %
100 %	20,59 %	11,65 %	6,97 %	4,73 %
90 %	-	5,09 %	2,30 %	1,27 %
80 %	-	-	0,69 %	0,25 %
70 %	-	-	-	0,05 %

Las Tablas 10 y 11 muestran las primas de la opción parisina definida en la ecuación (10) con los umbrales de las Tablas 6 y 7, respectivamente. Como es de esperar, los valores son significativamente menores a los de la opción *bear*, ya que en el caso de la opción parisina los pagos por mes serían en principio iguales, pero para que se active el pago anual se requiere que en dos meses consecutivos el índice esté por debajo del umbral disparador. En la Tabla 11 se observa que un contrato “todo o nada” con un nivel de cobertura de 70 % prácticamente no tiene valor, ya que, con los umbrales tan bajos definidos en base al promedio histórico, la probabilidad de que en dos meses consecutivos se observe un valor del índice menor a dichos umbrales es despreciable.

Tabla 10: Primas Opción Parisina. Método: Simulación de Monte Carlo. Umbrales según Tabla 6.

k_1	k_2			
	100 %	90 %	80 %	70 %
100 %	37,78 %	25,82 %	16,46 %	11,27 %
90 %	-	8,75 %	4,82 %	2,78 %
80 %	-	-	0,76 %	0,34 %
70 %	-	-	-	0,02 %

8.2. Burn Analysis

El *burn analysis* consiste en la valuación del contrato como el promedio de los pagos pagos históricos, descontado a la tasa libre de riesgo. Este es el método que habitualmente se usa en la práctica, pero es muy criticado en las investigaciones académicas. Según Geman and Leonardi (2005), no debería utilizarse para la valuación, sino solamente para tener una idea del orden de magnitud de la prima de un contrato. Además, Cao et al. (2003) muestran que el valor de los contratos podría ser altamente sensible al tamaño de la muestra.

Para el *burn analysis* se utilizan solamente los umbrales de la Tabla 7, ya que la metodología se basa exclusivamente en los datos históricos, sin realizar el ajuste de ningún tipo de modelo. Las Tablas

Tabla 11: Primas Opción Parisina. Método: Simulación de Monte Carlo. Umbrales según Tabla 7.

k_1	k_2			
	100 %	90 %	80 %	70 %
100 %	12,03 %	7,51 %	4,66 %	3,18 %
90 %	-	1,68 %	0,89 %	0,51 %
80 %	-	-	0,09 %	0,04 %
70 %	-	-	-	< 0,00 %

12 y 13 exhiben las primas calculadas con esta metodología, en las que se destacan primas elevadas para los umbrales bajos (e.g. $k = 70\%$). Este resultado se debe principalmente a que la metodología no contempla la dinámica temporal del índice, en particular las componentes periódicas de largo plazo (frecuencia mayor al año), y asume implícitamente que la distribución de probabilidades de los valores del índice es la misma en todos los años.

Tabla 12: Primas Bear Spread. Método: Burn analysis. Umbrales según Tabla 7.

k_1	k_2			
	100 %	90 %	80 %	70 %
100 %	41,90 %	32,55 %	24,27 %	19,24 %
90 %	-	21,52 %	15,98 %	12,58 %
80 %	-	-	12,46 %	9,18 %
70 %	-	-	-	6,79 %

Tabla 13: Primas Opción Parisina. Método: Burn analysis. Umbrales según Tabla 7.

k_1	k_2			
	100 %	90 %	80 %	70 %
100 %	36,24 %	29,74 %	22,86 %	18,30 %
90 %	-	15,85 %	12,79 %	10,96 %
80 %	-	-	10,19 %	8,03 %
70 %	-	-	-	4,53 %

9. Conclusiones

El seguro indexado basado en NDVI presentado en este trabajo tiene como subyacente un índice calculado como el promedio de los valores del NDVI en un municipio, y en este sentido brindaría una cobertura imperfecta del riesgo de sequía para productores individuales, quienes estarían expuestos al riesgo de base en caso de contratar individualmente la cobertura. El contrato podría implementarse como una cobertura a nivel meso o macro, adquirida por una institución privada o pública expuesta a un evento que afecte de manera global a la zona, independientemente de los daños particulares que sufra cada uno de los productores.

En el modelo del índice se hallaron componentes periódicas con frecuencias mayores al año, y por lo tanto los umbrales de los contratos (*strikes*) deben ser dinámicos (i.e. dependientes del año de cobertura) incorporando la tendencia que implican las componentes periódicas de largo plazo. La utilización de un promedio histórico *naive* podría subestimar o sobrestimar el valor esperado en el año próximo, el cual constituye la base para determinar los umbrales. Sin embargo, en la práctica, los tomadores del riesgo son reacios a establecer umbrales elevados basados en una tendencia calculada a partir de un modelo matemático, ya que si el modelo no es totalmente adecuado se podrían activar

pagos que signifiquen elevadas sumas de dinero para los emisores del contrato, y generalmente prefieren establecer los *strikes* en base al promedio de los últimos 3 a 5 años.

Para la valuación del contrato se supuso que el precio de mercado del riesgo es cero. Sin embargo, el mercado es incompleto y el precio de mercado del riesgo sería positivo, ya que los emisores del contrato reclamarían una compensación para asumir el riesgo de sequía, que no se puede cubrir con una estrategia dinámica *delta-neutral*. Lamentablemente, al no existir un mercado activo de contratos basados en NDVI (e.g. mercado de futuros), la estimación del precio de mercado del riesgo no resulta posible. Por otra parte, la implementación práctica de un contrato basado en NDVI debería realizarse como un contrato de seguro, y los tomadores del riesgo probablemente trasladarían sus costos (e.g. gastos operativos y de emisión) a quienes contraten la cobertura. Las primas calculadas en este trabajo representan un piso del valor real que cobrarían los emisores, porque al incluir el precio de mercado del riesgo y los gastos de los emisores del contrato las primas comerciales serían más elevadas.

9.1. Líneas de investigación futuras

Podría realizarse un análisis de las primas con umbrales basados en los percentiles de la distribución de probabilidades del índice, lo cual permitiría estimar la frecuencia con la que se esperarían pagos (e.g. una vez cada diez años si el umbral se fija en el percentil 10), que es una variable clave que analizan las empresas de seguros para cotizar contratos.

La presencia de componentes periódicas de largo plazo en el comportamiento del NDVI, según modelo identificado en este trabajo, podría validarse realizando la calibración en otras localidades del SOBA, y también en otras regiones con pastura natural.

Para la valuación del contrato sería interesante incorporar en las ecuaciones (7) y (8) el precio de mercado del riesgo, y realizar un análisis de sensibilidad de las primas ante cambios en el MPR.

Agradecimientos

Agradezco especialmente a mi compañera de vida, Viviana, por todo el apoyo que me dio en el proceso de realización de mi maestría.

Además, quiero agradecer a la Dra. Elsa Cortina, por su inagotable paciencia y por sus invaluable aportes en el desarrollo del trabajo.

Finalmente, gracias a todo el equipo de la Oficina de Riesgo Agropecuario, en especial a Sandra Occhiuzzi y Daniel Míguez, quienes me introdujeron en el tema de las coberturas de riesgos agropecuarios.

Referencias

- P. Alaton, B. Djehiche, and D. Stillberger. On modelling and pricing weather derivatives. *Applied Mathematical Finance*, 9(1):1–20, 2002.
- MN Alhamad, J. Stuth, and M. Vannucci. Biophysical modelling and NDVI time series to project near-term forage supply: Spectral analysis aided by wavelet denoising and arima modelling. *International Journal of Remote Sensing*, 28(11):2513–2548, 2007.
- Diego Arias, Pablo Valdivia, Charles Stutley, Darío Bacchini, Sandra Occhiuzzi, and Daniel Míguez. NDVI pasture index-based insurance for livestock producers in South West Buenos Aires province. feasibility study: Final report. Technical report, World Bank and Agricultural Risk Office - Ministry of Agriculture, Livestock, and Fisheries, Argentina, 2012.
- K. Baez and E. Iglesias. Adaptation and vulnerability to drought in grazing livestock system: The role of index insurance. Technical report, International Society for Ecological Economics (ISEE), Oldenburg and Bermen, Germany, October 2010.

- K. Baez Barraza. El potencial del seguro indexado en Chile: Una aplicación a la gestión del riesgo de sequía en pastos. Technical report, Escuela de ingenieros Agrónomos, Departamento de Economía y Ciencias Sociales Agrarias, Universidad Politécnica de Madrid, 2010.
- G. Box, G. Jenkins, and G. Reinsel. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Wiley, San Francisco, fourth edition, 2008.
- P. Brocket, M. Wang, and C. Yang. Weather Derivatives and Weather Risk Management. *Risk Management and Insurance Review*, 8(1):127–140, 2005.
- Peter J. Brockwell and Richard A. Davis. *Introductio to Time Series and Forecasting*. Springer-Verlag, New York, second edition, 2002.
- Melanie Cao, Anlong Li, and Jason Wei. Weather derivatives: a new class of financial instruments. *Social Science Research Network*, 2003.
- Sommarat Chantararat, Andrew G Mude, Christopher B Barrett, and Michael R Carter. Designing index-based livestock insurance for managing asset risk in northern kenya. *Journal of Risk and Insurance*, 2012.
- J. D. Cryer and K. Chan. *Time Series Analysis, with applications in R*. Springer, New York, second edition, 2008.
- C.M. Di Bella, I.J. Negri, G. Posse, F.R. Jaimes, E.G. Jobbágy, M.F. Garbulsky, and V.A. Deregibus. Forage production of the Argentine pampa region based on land use and long-term Normalized Difference Vegetation Index data. *Rangeland ecology & management*, 62(2):163–170, 2009.
- R. Dischel and P. Barrieu. Financial weather contracts and their application in risk management. In *Climate risk and the weather market: Financial risk management with weather hedges*, volume 209 of *Graduate Texts in Mathematics*, pages 25–42. Risk Books, London, UK, 2002.
- J. J. Faraway. *Linear Models with R*. Chapman & Hall/CRC, Boca Raton, USA, 2009.
- A. Fernández Manso, JA Delgado, and C. Quintano Pastor. Predicción de la evolución de la vegetación a partir del análisis de las series temporales del NDVI. In *Teledetección: medio ambiente y cambio global*, pages 114–117. Departament de Medi Ambient i Ciències del Sòl, 2001.
- A. Fernandez-Manso, C. Quintano, and O. Fernandez-Manso. Forecast of NDVI in coniferous areas using temporal ARIMA analysis and climatic data at a regional scale. *International Journal of Remote Sensing*, 32(6):1595–1617, 2011.
- C.B. Field, J.T. Randerson, and C.M. Malmström. Global net primary production: Combining ecology and remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 51(1):74–88, 1995.
- H. Geman and M.P. Leonardi. Alternative approaches to weather derivatives pricing. *Managerial Finance*, 31(6):46–72, 2005.
- R.R.V. Gonçalves, J. Zullo Jr, L.A.S. Romani, C.R. Nascimento, and A.J.M. Traina. Analysis of ndvi time series using cross-correlation and forecasting methods for monitoring sugarcane fields in brazil. *International Journal of Remote Sensing*, 33(15):4653–4672, 2012.
- Gonzalo Grigera, Martín Oesterheld, and Fernando Pacín. Monitoring forage production for farmers’ decision making. *Agricultural Systems*, 94(3):637–648, 2007.
- J.P. Guerschman, J.M. Paruelo, and I.C. Burke. Land use impacts on the Normalized Difference Vegetation Index in temperate Argentina. *Ecological applications*, 13(3):616–628, 2003.

- P.B.R. Hazell. The appropriate role of agricultural insurance in developing countries. *Journal of International Development*, 4(6):567–581, 1992.
- M.E. Hellmuth, D.E. Osgood, U. Hess, A. Moorhead, and H. Bhojwani. Index insurance and climate risk: Prospects for development and disaster management. Climate and Society No. 2. International Research Institute for Climate and Society (IRI), Columbia University, New York, USA, 2009.
- U. Hess, K. Richter, and A. Stoppa. Weather risk management for agriculture and agri-business in developing countries. In Robert S. Dischel, editor, *Climate Risk and the Weather Market*. Risk Books, London, 2002.
- Ulrich Hess, Jerry Skees, Andrea Stoppa, Barry Barnett, and John Nash. Managing agricultural production risk: Innovations in developing countries. Technical report, The International Bank for Reconstruction and Development / The World Bank, 2005.
- R.D. Jackson and A.R. Huete. Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine*, 11(3-4):185–200, 1991.
- S. Jewson. Introduction to Weather Derivative Pricing. *The Journal of Alternative Investments*, 7(2): 57–64, 2004.
- S. Jewson and A. Brix. *Weather Derivative Valuation. The Meteorological, Statistical, Financial and Mathematical Foundations*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2005.
- E.G. Jobbágy, O.E. Sala, and J.M. Paruelo. Patterns and controls of primary production in the Patagonian steppe: A remote sensing approach. *Ecology*, 83(2):307–319, 2002.
- L. Kaufman and P.J. Rousseeuw. *Finding groups in data: an introduction to cluster analysis*, volume 39. Wiley Online Library, 1990.
- S. Liang. Land-cover classification methods for multi-year AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 22(8):1479–1493, 2001.
- J. Lucia and E. Schwartz. Electricity prices and power derivatives: Evidence from the Nordic power exchange. *Review of Derivatives Research*, 5:5–50, 2002.
- O. Mahul and C.J. Stutley. *Government support to agricultural insurance: Challenges and options for developing countries*. World Bank Publications, 2010.
- E.M. Makaudze and M.J. Miranda. Catastrophic drought insurance based on the remotely sensed normalised difference vegetation index for smallholder farmers in Zimbabwe. *Agrekon*, 49(4):418–432, 2010.
- M. Manobavan, NS Lucas, D.S. Boyd, and Petford. The sensitivity and response of terrestrial South American vegetation to interannual climatic variability induced by the ENSO. *Journal of Environmental Informatics*, 2(2):1–10, 2003.
- M. McLaurin and C. Turvey. Applicability of the normalized difference vegetation index in index-based crop insurance design, 2011. Cornell University, School of Applied Economics and Management.
- G. Medina García, R. Gutiérrez Luna, F.G. Echavarría Chairez, M.D. Amador Ramírez, and J.A. Ruiz Corral. Estimación de la producción de forraje con imágenes de satélite en los pastizales de Zacatecas. *Revista Mexicana de Ciencias Pecuarias*, 47(2):135–144, 2009.
- J. M. Paruelo and W. K. Lauenroth. Regional Patterns of Normalized Difference Vegetation Index in North American Shrublands and Grasslands. *Ecology*, 76(6):1888–1898, 1995.

- J. M. Paruelo, M. F. Garbulsky, J. P. Guerschman, and E. G. Jobbágy. Two decades of normalized difference vegetation index changes in south america: identifying the imprint of global change. *International Journal of Remote Sensing*, 25(14):2793–2806, 2004a.
- J. M. Paruelo, R. A. Golluscio, J. P. Guerschman, A. Cesa, V. V. Jouve, and M. F. Garbulsky. Regional scale relationships between ecosystem structure and functioning: the case of the patagonian steppes. *Global Ecology and Biogeography*, (13):385–395, 2004b.
- G. Piñeiro, M. Oesterheld, and J.M. Paruelo. Seasonal variation in aboveground production and radiation-use efficiency of temperate rangelands estimated through remote sensing. *Ecosystems*, 9(3):357–373, 2006.
- J.M. Piwowar and E.F. LeDrew. Arma time series modelling of remote sensing imagery: a new approach for climate change studies. *International Journal of Remote Sensing*, 23(24):5225–5248, 2002.
- Jerry R Skees, J Roy Black, and Barry J Barnett. Designing and rating an area yield crop insurance contract. *American Journal of Agricultural Economics*, 79(2):430–438, 1997.
- Marcos Texeira, Mariano Oyarzabal, and Dolores Arocena. Patrones espaciales y temporales en el funcionamiento de la vegetación del sudoeste de buenos aires y el norte de la patagonia: generacion de una base de datos de aplicación en la implementación de seguros agropecuarios. Technical report, LART, Facultad de Agronomía, UBA, 2010.
- C. J. Tucker and P. J. Sellers. Satellite remote sensing of primary production. *International Journal of Remote Sensing*, 7(11):1395–1416, 1986.
- RB Waite. The application of visual estimation procedures for monitoring pasture yield and composition in exclosures and small plots. *Tropical Grasslands*, 28:38–38, 1994.
- B. D. Wardlow and S. L. Egbert. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m NDVI data: An assessment for the U.S. Central Great Plains. *Remote Sensing of Environment*, 112:1096–1116, 2008.
- W.W.S. Wei. *Time series analysis*. Addison-Wesley Redwood City, California, 1994.