

COBERTURA PARAMÉTRICA DE SEQUÍA EN CULTIVO DE SOJA SEGÚN ÍNDICE SATELITAL

Jorge Rubio ^{*1}, Julieta Díaz ^{*2}, Estefanía Nieves Lio ^{*3}, Francisco Salari ^{**4}, Daniel H. Decbiara ^{**5},
Andrés Solarte ^{*6}, Carlos M. Scavuzzo ^{*7}

¹jrubio@conae.gov.ar; ²jdiaz@fundacionkittl.org.ar; ³enievaslio@fundacionkittl.org.ar; ⁴fsalari@sancorseguros.com;
⁵ddechiara@agriculturalriskconsultant.com; ⁶asolarte@fundacionkittl.org.ar; ⁷scavuzzo@conae.gov.ar

^{*}Instituto de Altos Estudios Espaciales "Mario Gulich"- CONAE. Ruta C45 Km 8, Falda del Cañete, Córdoba. ^{**}Grupo Sancor Seguros. Sunchales, Ruta Nacional 34 Km 257, Santa Fe. Argentina

Resumen

Recibido: 11/2020

Aceptado: 04/2021

Palabras clave

Riesgo.
Satélite.
Sequía.
TVDI.
Seguro.

Los seguros tradicionales son aquellos en los cuales la cuantificación del daño de un bien asegurable se realiza a campo por un perito idóneo en la temática. En el caso de los seguros paramétricos, es un índice el que determina la pérdida que una amenaza específica le genera a un bien asegurable. La industria del seguro requiere contar con instrumentos de medición que permitan cuantificar con un alto grado de correlación las pérdidas de rendimiento a causa del riesgo cubierto.

Se busca concretar un instrumento de medición satelital que permita estimar las pérdidas de producción a causa de la sequía, desarrollando un índice que nos permita medir la intensidad de la sequía agrícola y así poder correlacionar las pérdidas de producción que este fenómeno ocasiona a los cultivos extensivos.

Se propone generar un índice satelital que permita cuantificar la sequía agrícola analizando datos espaciales a escala regional y comparándolos con datos estimados de rendimientos a nivel de departamentos y de establecimientos. Encontrada una asociación entre las variables descritas, se procede a realizar un estudio de factibilidad técnica a nivel de píxel/predio que nos asegure una asociación entre altas anomalías de TVDI y bajos rendimientos. Probada esta asociación se estima y analiza el riesgo por sequía, estructurando el índice de sequía en una cobertura paramétrica calculando los umbrales (Trigger) que activarán la cobertura. Posteriormente se modelan las pérdidas estimadas, obteniendo mapas históricos con sus niveles de intensidades con una escala de 500m² y las consecuentes tasas técnicas de riesgo.

Copyright: Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires.

ISSN: 2250-687X - ISSN (En línea): 2250-6861

PARAMETRIC COVERAGE OF DROUGHT IN SOYBEAN CROP ACCORDING TO SATELLITE INDEX

Jorge Rubio ^{*1}, Julieta Díaz ^{*2}, Estefanía Nievas Lio ^{*3}, Francisco Salari ^{**4}, Daniel H. Dechiara ^{**5}, Andrés Solarte ^{*6}, Carlos M. Scavuzzo ^{*7}

¹jrubio@conae.gov.ar; ²jdiaz@fundacionkittl.org.ar; ³enievaslio@fundacionkittl.org.ar; ⁴fsalari@sancorsegueros.com;

⁵ddechiara@agriculturalriskconsultant.com; ⁶asolarte@fundacionkittl.org.ar; ⁷scavuzzo@conae.gov.ar

^{*}Instituto de Altos Estudios Espaciales "Mario Gulich"- CONAE. Ruta C45 Km 8, Falda del Cañete, Córdoba. ^{**}Grupo Sancor Seguros. Sunchales, Ruta Nacional 34 Km 257, Santa Fe. Argentina

Abstract

KEYWORDS

Risk.
Satellite.
Drought.
TVDI.
Insurance.

Conventional insurance policies are those in which a suitable expert in the area carries out the quantification of the damage to an insurable asset in the field. On the other hand, in the case of parametric insurance, the loss generated by a specific threat to an insurable asset is determined by an index. The insurance industry needs to have measurement instruments that allow us to quantify with a high degree of certainty the yield reduction in the field due to the hazard covered.

An improved satellite index has been developed to measure the intensity of the agricultural drought and therefore to identify production losses associated with this phenomenon on extensive plantations.

Secondly, spatial data at regional scale was analysed comparing it with estimated yield data at district and establishment level. Once an association was found between the variables previously described, a technical feasibility study was carried out at the pixel/farm level to ensure an association between high TVDI anomalies and low yields. Once this association was proved, the risk of drought was estimated and analysed, structuring the drought index in a parametric coverage. For this purpose, the thresholds (Trigger) were calculated which will activate the coverage. Then we model the historical losses, obtaining historical maps with their levels of intensities with a spatial scale at 500m² and the consequent technical rates of risk.

Copyright: Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires.

ISSN: 2250-687X - ISSN (En línea): 2250-6861

INTRODUCCIÓN

A lo largo de la historia, los eventos de sequía han causado pérdidas innumerables en diferentes sectores, siendo estas muy difíciles de cuantificar. Diversas son las cifras según la fuente de información consultada y la metodología utilizada para medir la sequía, siendo todo esto una gran problemática.

Diferentes búsquedas bibliográficas nos indican que el estado del arte en la temática aún es incipiente, encontrando entre otros trabajos metodologías difundidas para cuantificar las sequías meteorológicas, como el índice de sequía de Palmer (en inglés, Palmer Drought Index). Sin embargo, son pocas las metodologías adoptadas a nivel internacional para cuantificar la sequía agrícola. Por tal motivo, el objetivo del presente documento es describir una nueva metodología desarrollada y basada en el “Índice de Déficit Hídrico” por sus siglas en inglés TVDI (Temperature Vegetation Dryness Index) propuesto por Sandholt et al. (2002) para cuantificar la sequía agrícola.

El TVDI es un índice que se calcula a partir de un modelo combinando un índice de temperatura en superficie, denominado Land Surface Temperature (LST) y un índice de vegetación llamado Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). El autor original menciona que el modelo se encuentra íntimamente relacionado a la humedad superficial del suelo debido a los cambios en la inercia térmica y al control de la evaporación y transpiración sobre la distribución de la radiación neta (balance de energía). El mismo ha sido desarrollado para establecer el estado de la humedad (sequedad) del sistema suelo-planta. El presente trabajo se ha llevado a cabo con imágenes correspondientes al sensor MODIS a bordo del satélite TERRA y AQUA.

METODOLOGÍA

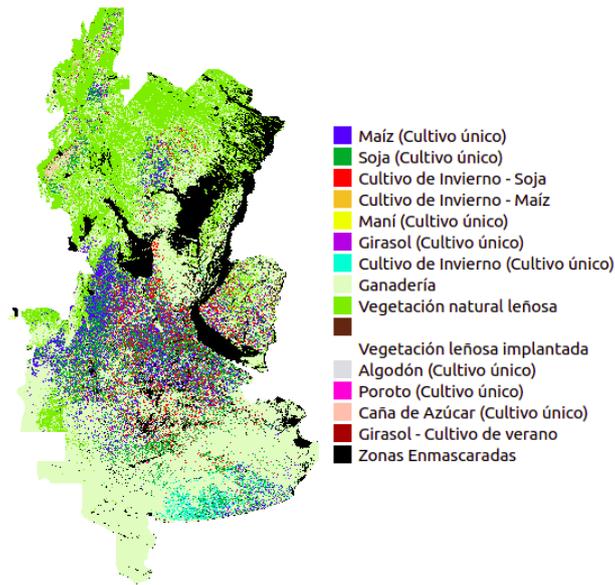
Procesamiento de imágenes

Los productos NDVI y LST suelen presentar faltantes de datos que se extrapolan a los mapas de TVDI calculados a partir del procesamiento de los primeros. Por otro lado, el cálculo de TVDI en zonas urbanas o con aguas semipermanentes arroja resultados anómalos, que pueden alterar cualquier análisis que se haga en zonas aledañas.

Se utilizaron dos máscaras diferentes para cubrir zonas de TVDI anómalo: se combinó cartografía con las plantas urbanas de todo el país y mapa de zonas con agua semipermanente, generándose una única máscara que se aplicó a cada mapa de TVDI.

Para el enmascaramiento de las zonas urbanas del país se utilizó el mapa de “Planta Urbana” del Instituto Geográfico Nacional, en tanto que para la máscara de agua se recurrió a los datos de Global Surface Water de ESA. De todos los productos disponibles, Extent, Occurrence, Transitions, Seasonality, Change y Recurrence, se tomaron datos que representaban cambios estacionales, en particular, las zonas que contaban con agua acumulada durante al menos un mes durante el año 2018. A su vez, se enmascaran zonas no cultivables a partir de información generada por el INTA (Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria) (ver Figura 1).

Figura 1: Mapa de coberturas publicado por el INTA



Suele ocurrir que en algunos de los productos utilizados para el cálculo de TVDI falten datos, particularmente en los mapas de LST, debido principalmente a coberturas nubosas durante la recolección de datos por parte del satélite Terra.

Los datos de Terra se recolectan diariamente, pero se procesan, y compaginan los mejores datos recogidos, cada 8 días para LST y cada 16 para NDVI.

Para mitigar esta deficiencia, se procedió a utilizar la lectura siguiente de LST para generar un TVDI “intermedio” en el que se combinan los datos de temperaturas mencionados con los de NDVI de 16 días. Es decir, se contó con dos lecturas de temperatura por cada una de NDVI de modo que se calculó un TVDI cada 8 días (ver Figura 2). De ese TVDI nuevo se tomaron los datos correspondientes a los sectores sin datos del TVDI anterior, y se completó este último con los datos del primero.

Figura 2: Datos utilizados en el cálculo del TVDI, combinación de dos productos consecutivos de LST con uno de NDVI.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
NDVI																
LST																
TVDI																

Se entiende por anomalía al desvío normalizado de un valor de una variable con respecto al valor medio de dicha variable. En este caso en particular, interesaba determinar las variaciones del índice

TVDI que permitieran inferir si se estaba ante un comportamiento regular o anómalo de índice en un lugar y momento en particular. Dado un lugar (píxel) i , se definió anomalía en la fecha t a la siguiente operación:

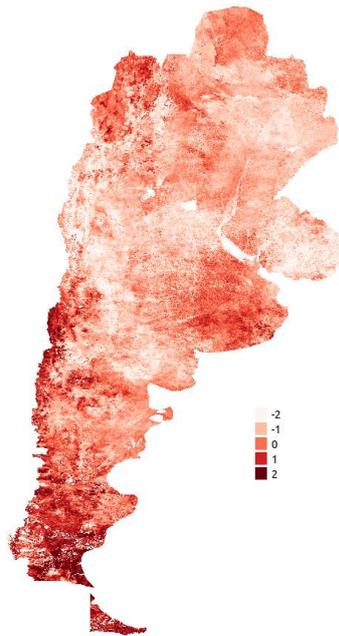
$$\text{Anom TVDI}_i = \frac{\text{TVDI}_{it} - \text{Media}_{\text{TVDI}_i}}{\text{DS}_{\text{TVDI}_i}} \quad (1)$$

donde $\text{Media}_{\text{TVDI}_i}$ y $\text{DS}_{\text{TVDI}_i}$ son la media y el desvío estándar temporal del TVDI en el período 2000/2019, en el lugar i , respectivamente.

Para llevar a cabo esta operación sobre cada píxel del mapa de TVDI, se calcularon mapas de valores medio y de sus correspondientes desvíos (además de máximos y mínimos) realizando estas operaciones sobre el mismo píxel de cada mapa correspondiente a los años mencionados.

De esta manera, se generó una base de datos de imágenes de satélite de los últimos 19 años y se calculó el valor medio y desvío del TVDI para ciclos de 16 días (23 ciclos por año). En la Figura 3 se muestra el mapa de anomalías del índice para la fecha juliana 161 del año 2006 a modo de ejemplo.

Figura 3: Mapa de anomalía de TVDI correspondiente a la fecha 161 del año 2006



Descripción de las variables

Se estudió la relación entre la anomalía de TVDI y datos de rendimiento de Soja a una escala departamental, utilizando datos de rendimiento reportados por la SIA (Subsecretaría de Agricultura, Dirección Nacional de Estimaciones, Delegaciones y Estudios Económicos) desde la campaña 2000/2001 a 2018/2019. Para ellos, se obtuvieron de las imágenes de anomalías de TVDI el promedio por departamento, utilizando los píxeles que quedaron fuera de la máscara de rutas, agua y zonas no agrícolas. Se tiene 23 datos de anomalía de TVDI para cada uno de los 266 departamentos que no quedan excluidos de la máscara, y para cada una de las 19 campañas.

Se estimó la tendencia creciente del rendimiento en los últimos 19 años dada por la influencia del uso de la tecnología en el agro. Se basó esta estimación en el trabajo de Occhiuzzi, en el cual se realiza un ajuste polinomial cuadrático, siempre en cuanto sea creciente (permitiendo flexibilidad en los extremos), sino, se considera un ajuste lineal, y como tercera opción un ajuste de grado cero. Esta estimación se realizó para cada departamento.

En base a la estimación de esta tendencia se definió, para cada departamento y cada campaña, la variable proporción de rendimiento respecto al ajuste (P), la cual resulta de realizar el cociente entre el valor de rendimiento reportado por la SIA (R) y el rinde esperado (T, de tendencia).

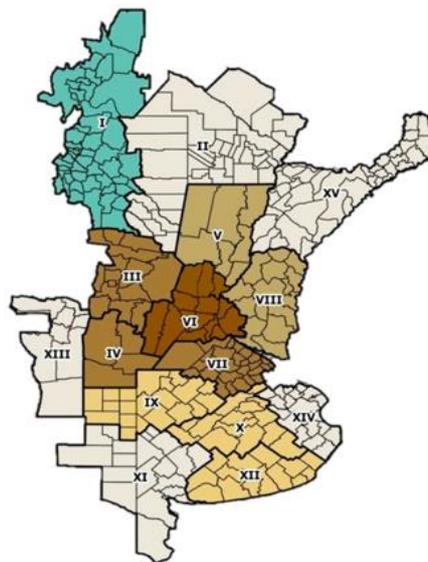
$$P = \frac{R}{T} \quad (2)$$

Esta variable tomará siempre valores positivos de los cuales, valores mayores a 1 significan rendimiento encima del esperado, y menores a 1, menor al esperado. No tiene unidades y se puede interpretar en términos de porcentaje.

Para cada una de las zonas PAS (Panorama Agrícola Semanal, ver Figura 4), de la Bolsa de Cereales de Buenos Aires (2019), se calculó el desvío de la variable proporción, teniendo en cuenta todos los departamentos incluidos en la zona, y los 19 años de datos contemplados. En base a este desvío se consideró como rendimiento bajo a toda proporción que se aleja de un desvío del valor esperado.

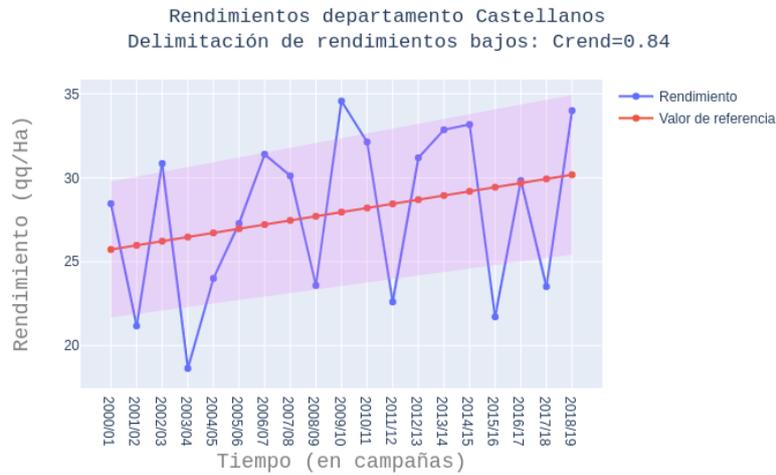
$$C_{rend} = 1 - \hat{\sigma}_z \quad (3)$$

Figura 4: Zonas PAS



En la Figura 5 se muestra el rendimiento de Soja para el departamento Castellanos, provincia de Santa Fe; el valor de referencia dado por el ajuste lineal y la limitación del rendimiento bajo/alto. Teniendo en cuenta la definición de corte de rendimiento propuesta, se observa que, por ejemplo, la campaña 2017/2018, tuvo un rendimiento bajo.

Figura 5: Rendimientos de Soja del departamento Castellanos, Santa Fe, y valor de referencia dado por el ajuste lineal. La zona sombreada delimita cuándo la proporción de rendimiento es baja/alta.

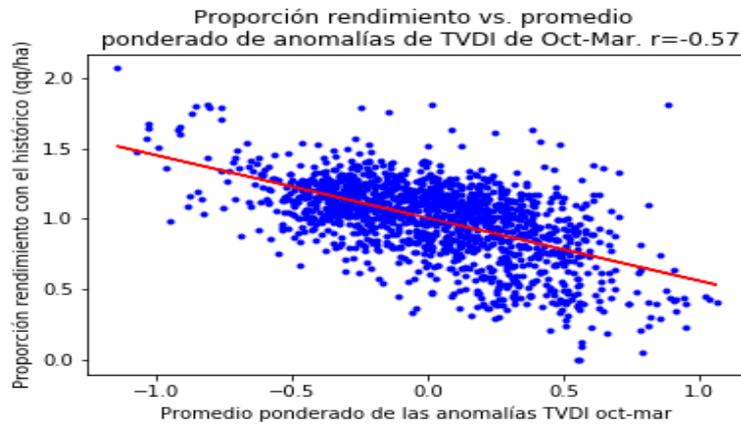


Análisis de correlación

Se analizó la asociación entre valores altos de TVDI, con valores bajos de rendimiento relevados a campo. Para esto se trabajó con tres enfoques distintos: tomando ambas variables como cuantitativas, tomando el índice como cuantitativa y el rendimiento como categórica y considerando ambas como categóricas.

Para el primer enfoque se realizó un gráfico de dispersión (ver Figura 6), en donde se graficó la proporción de rendimiento del departamento con respecto al rendimiento predicho por el ajuste en función del promedio de anomalías correspondientes a los meses Octubre a Marzo, con doble ponderación en los meses críticos (Enero, Febrero y Marzo). Los datos de rendimiento que se utilizaron corresponden a las campañas 2009/2010 hasta 2017/2018 inclusive, de las provincias que tienen mayor producción agronómica: Buenos Aires, Santa Fe, Entre Ríos, Este de Córdoba, y Norte de La Pampa. Se obtuvo un valor del coeficiente R de Pearson de -0.54 , cuyo valor indica una asociación lineal moderada entre las variables. Dado que el test de correlación de Pearson está sujeto a supuestos sobre las distribuciones de las variables, se estimaron los coeficientes de Spearman (-0.54) y de Kendall (-0.38). En ambos casos se concluye que existe evidencia estadísticamente suficiente para afirmar que el coeficiente de correlación es distinto de cero, indicando así asociación entre las variables presentadas.

Figura 6: Diagrama de dispersión de la proporción de rendimiento vs. promedio ponderado de anomalías de TVDI

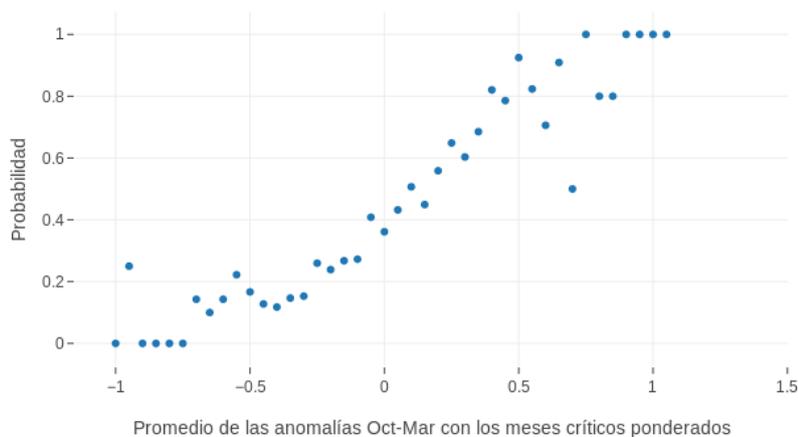


Para el segundo enfoque se consideró como éxito aquel caso en donde el rendimiento se encuentra por debajo de la media histórica y fracaso cuando el rendimiento está por encima de la media.

Agrupando en intervalos de 0.05 de promedio ponderado de anomalía de TVDI, se contó la proporción de éxito. De esta manera se obtuvo la Figura 7, en la cual se puede observar que a medida que aumenta el promedio ponderado de anomalía de TVDI, mayor es la proporción de departamentos para los cuales el rendimiento fue menor a la media.

Figura 7: Proporción de departamentos que tienen rendimiento menor a la media histórica, en función de intervalos de 0.05 de promedio ponderado de anomalía de TVDI

Probabilidad de que el rendimiento sea bajo (menor a la media) dada la anomalía de TVDI



A continuación se propuso modelar esta probabilidad, con una función logística, cuya pendiente del predictor lineal se estimó $\beta_1 = 2.312$, por lo cual, el Odd Ratio resultó de 10.09 ($OR = \exp(\beta_1)$). Se interpreta entonces que, si el promedio ponderado de anomalía es 1, la chance de que

un departamento posea rendimiento bajo es 10 veces más grande que si el promedio ponderado de anomalía es 0. Esto indica una asociación positiva entre las variables en estudio.

Finalmente, se estudió la asociación considerando ambas variables como cualitativas. Del mismo modo que se consideró la variable rendimiento, se analizó la variable anomalía en términos de dos clases: 1 ó 0, en función de que el TVDI sea seco o no. En particular, se tomó la variable promedio ponderado de anomalías de TVDI de Octubre a Marzo y los siguientes valores de corte (c): 0.3, 0.5 y 0.7. Para estos diferentes umbrales se realizaron tablas de doble entrada clasificando en cada una todos los datos de departamentos por campaña en alguna de las cuatro posibilidades. En los tres casos el Test Chi-cuadrado de independencia rechazó la hipótesis nula de que las variables sean independientes, y los coeficientes de correlación (coeficiente Phi, coeficiente de contingencia y V de Cramer) dieron muestra de una asociación entre las variables, dando aproximadamente los valores 0.27, 0.27 y 0.13 para los cortes 0.3, 0.5 y 0.7, respectivamente. Mostrando así, para los tres cortes, asociación entre Anomalía alta - Rendimiento bajo, y Anomalía baja - Rendimiento alto, con un leve indicio de que los cortes 0.3 y 0.5 son más acertados que el 0.7.

Determinación de umbrales

A continuación, se definen qué zonas se quieren analizar y en cuál rango de fechas se desea observar el TVDI. Se trabajó con cuatro rangos de fechas distintas: (en juliana) 305-049, 321-065, 337-081, 001-081. Se representó el escenario de la cosecha de Soja de 1ª, en el que se utilizaron 14 de las 15 zonas PAS, y en cada una se consideraron las fechas típicas de siembra brindadas por la ORA (Oficina de Riesgo Agropecuario) y se eligió el rango de fechas de TVDI que corresponde al período crítico del cultivo. Se procedió de manera análoga con el escenario para Soja de 2ª, en el que se utilizaron 9 de las 15 zonas PAS, y en este caso en todas se trabajó con el rango de fechas 001-081. En la Tabla 1 se visualiza, en detalle, toda esta información.

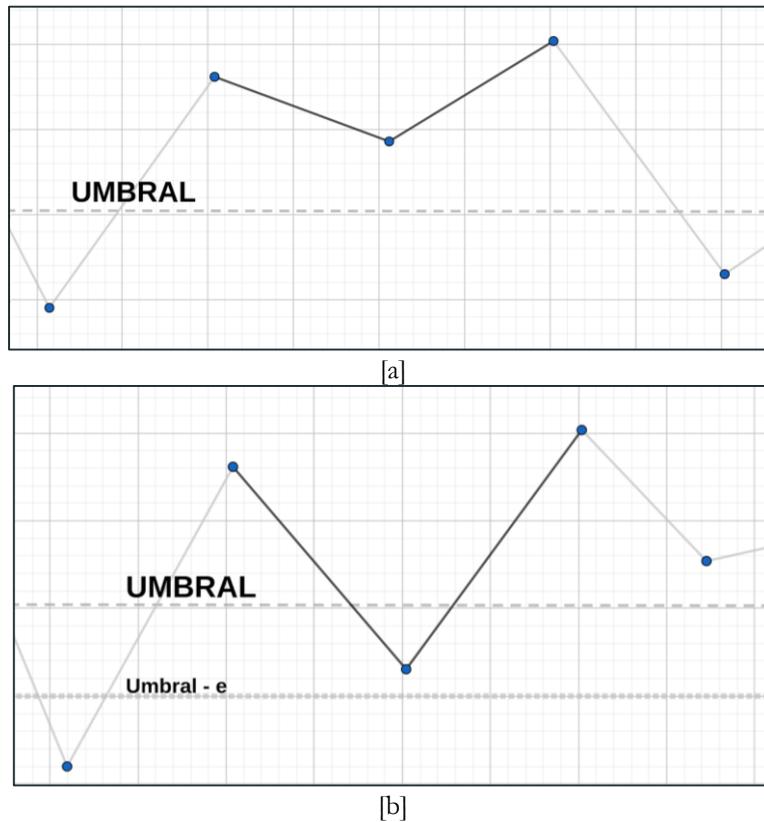
Tabla 1: Rango de fechas de anomalía de TVDI a observar, en función de la zona y la cosecha. El primero corresponde a la cosecha temprana (Soja de 1ª), el segundo a la cosecha tardía (Soja de 2ª).

Cantidad de fechas	Rango TVDI	Rango fechas	Cantidad de Zonas	Zonas
6	1-81	Enero-Marzo	3	I, II, V
8	321-65	2da Nov - 1era Marzo	6	III, IV, VI, VII, VIII, IX
8	337-81	Diciembre-Marzo	4	X, XI, XII, XIV
8	305-49	Noviembre-Febrero	1	XIII

Cantidad de fechas	Rango TVDI	Rango fechas	Cantidad de Zonas	Zonas
6	1-81	Enero-Marzo	9	III, IV, VI, VII, VIII, IX, X, XII, XIV

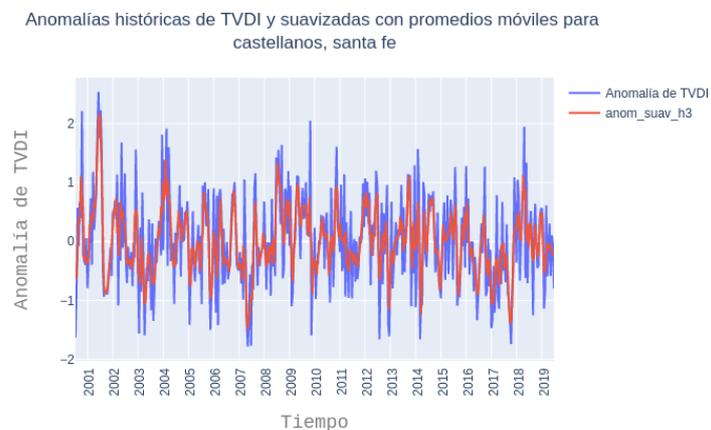
Definido esto se propusieron diferentes funciones de disparo, es decir, funciones que dada una serie de datos de TVDI devuelven true o false en función de si se observa anomalías altas sostenidas en el tiempo o no. Las funciones de disparo se basan en observar por tres fechas consecutivas los valores de las anomalías de TVDI que se encuentran por encima de un umbral. Se analizaron en total once opciones diferentes, divididas en dos grupos: permitir flexibilización en las segunda fecha o no. En la Figura 8 se visualiza esta idea.

Figura 8: Funciones de disparo. [a] Tres fechas de anomalía por encima de un umbral, [b] Tres fechas de anomalía por encima de un umbral permitiendo variabilidad (margen) en la fecha del medio



En el primer grupo se consideró procesar las anomalías originales, o, procesar la serie de datos de anomalías suavizadas, donde se probó un suavizado exponencial y uno de medias móviles, este último, con ventana de dos y de tres datos. En la Figura 9 se muestra la serie de anomalías del departamento Castellanos y el suavizado por medias móviles obtenido tomando como ventana $h = 3$.

Figura 9: Serie de anomalías del departamento Castellanos y suavizado por medias móviles con ventana de 3



En el segundo grupo se consideró que la flexibilización esté fija, y se probó con $e = 0.05$, $e = 0.10$, $e = 0.20$ y $e = 0.30$; o, se consideró que esta flexibilización sea el rmse (error cuadrático medio) dado por el suavizado de cada departamento, teniendo con esto tres opciones más. Cada una de estas funciones define una variable categórica Disparo distinta.

Una vez definido el escenario de zonas y fechas, para cada una de las once funciones de disparo, se buscó encontrar, por zona, un rango de umbrales de anomalía de TVDI para el cual la asociación entre las variables categóricas disparo y rendimiento bajo, sea alta. Para esto se fijaron métricas, denominadas (4) Métrica 1, (5) Métrica 2, (6) Proporción de disparos y (7) Coeficiente de correlación Phi, basadas en la Tabla 2. Además, se calculó el p-valor para el Test Chi-cuadrado de independencia:

$$m1 = \frac{d}{b+d} \tag{4}$$

$$m2 = \frac{b}{a+b+d} \tag{5}$$

$$n = \frac{b+d}{a+b+c+d} \tag{6}$$

$$\phi = \frac{ad-bd}{\sqrt{(a+b)(c+d)(a+c)(b+d)}} \tag{7}$$

Tabla 2: Representación de una tabla de contingencia de las variables categóricas Disparo y Rendimiento bajo

	No dispara	Dispara
Rendimiento alto	a	b
Rendimiento bajo	c	d

Se discreto la variable anomalía entre 0 y 1, y se computaron los valores de las diferentes métricas para esta desratización. Se asumió que las funciones m_1 , m_2 y n son monótonas y se definió, para cada función de disparo y para el corte de rendimiento definido, el rango de umbrales $[a, b]$ generado a partir de las condiciones $m_1 \geq 0.55$, $m_2 \leq 0.15$, y $n \geq 0.05$.

En el caso de que el intervalo encontrado haya sido nulo, se flexibilizó el corte de rendimiento, redefiniendo así la variable categórica Rendimiento bajo, y recalculando a partir de esta las funciones de métricas. Se realizó una flexibilización discreta equiespaciada de 0.01 tomando como máximo 0.20.

A continuación, se puntuó el rendimiento de la función de disparo para cada zona en función de la flexibilización que se necesitó hacer del corte de rendimiento para encontrar un rango de umbrales no nulo. Se definió un score por método dado por la suma de las puntuaciones para

cada zona, y se eligió, utilizando los valores de score, una misma función de disparo para ambos escenarios (Soja de 1ª y 2ª).

Se presenta como ejemplo la zona VIII y se muestra en la Figura 10 las métricas m_1 , m_2 y n para dicha zona, con el rango de fechas correspondiente a la cosecha temprana (321-65), con corte de rendimiento igual a 0.77. Si se marcan en este gráfico los límites establecidos para estas métricas, es decir, $m_1 \geq 0,55$, $m_2 \leq 0,15$ y $n > 0,05$, esto delimitará el rango de umbrales, que en este caso resultó ser [0.65, 0.95]. En la Figura 11 se visualiza esto.

Figura 10: Métricas para la zona VIII con corte de rendimiento igual a 0.77, y función de disparo permitiendo variabilidad en la segunda fecha con error de 0.10

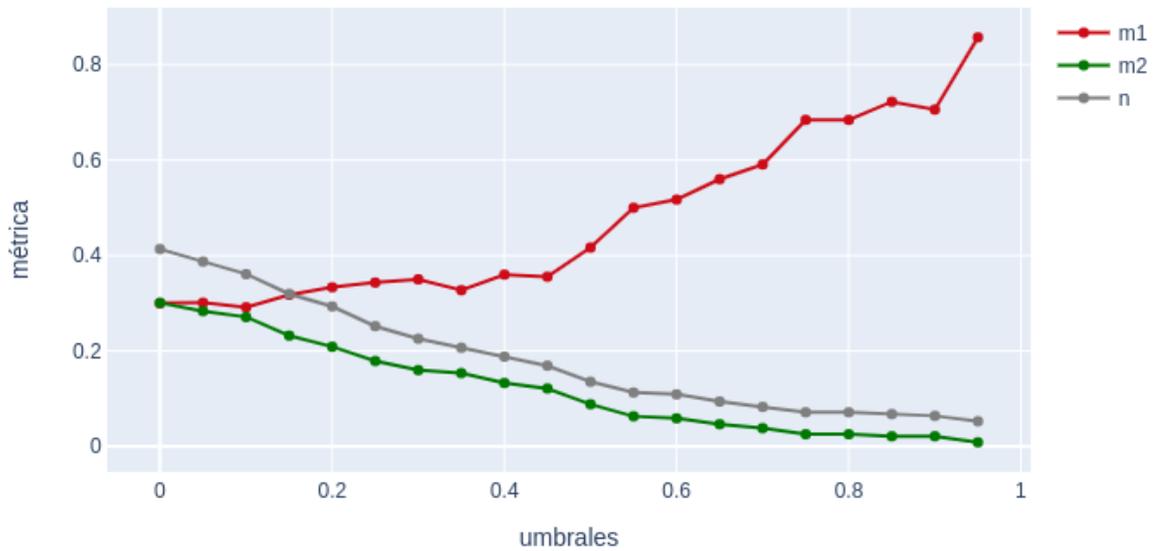
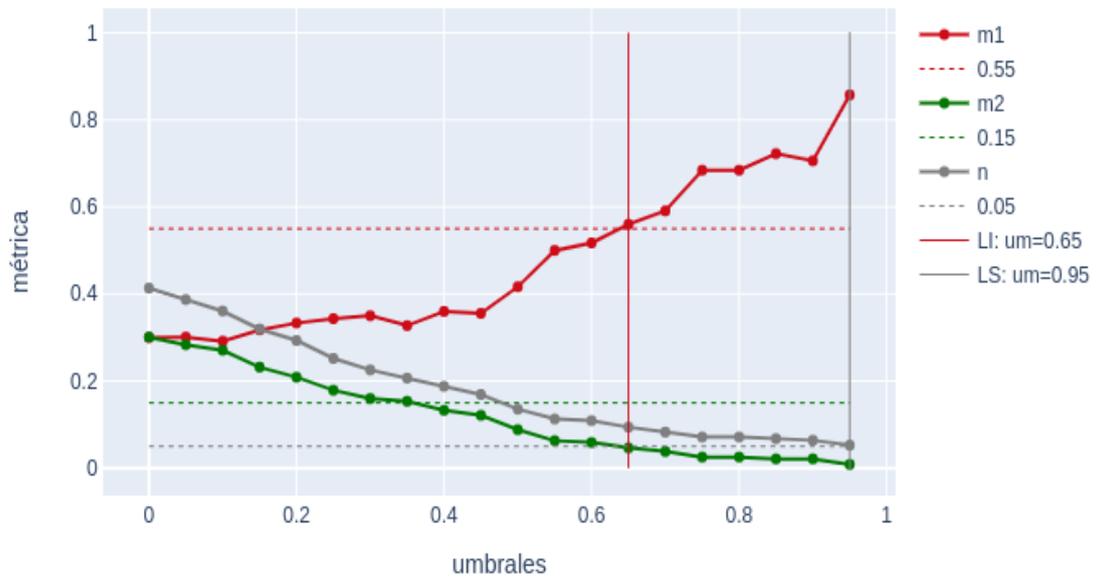


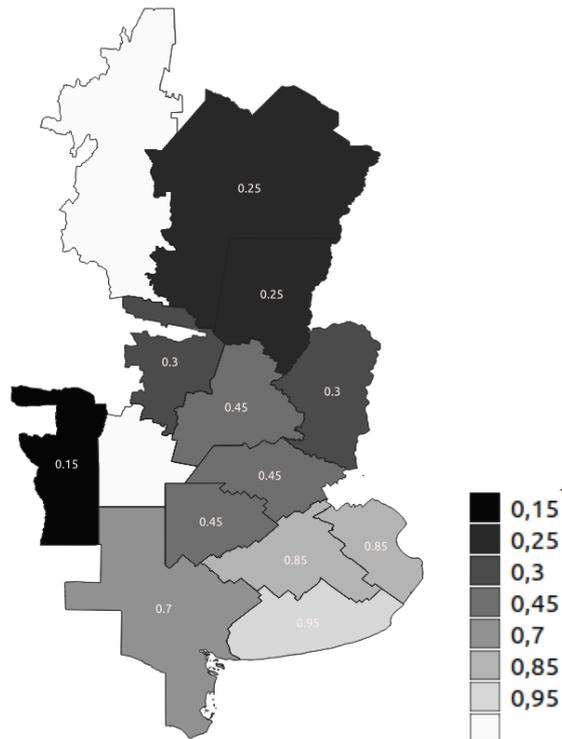
Figura 11: Rango de umbrales seleccionado para la zona VIII según las condiciones de las métricas



Mapas de intensidad de disparo

Con la función de disparo elegida se recalcularon los umbrales para los cuatro rangos de fechas, para todas las zonas. A continuación, se generó un mapa de las Zonas PAS modificadas donde a cada zona se le asigna el valor de umbral correspondiente según las fechas de interés. Por ejemplo, para el umbral inferior determinado por método de $e = 0.10$ se obtuvo el mapa que se muestra en la Figura 12.

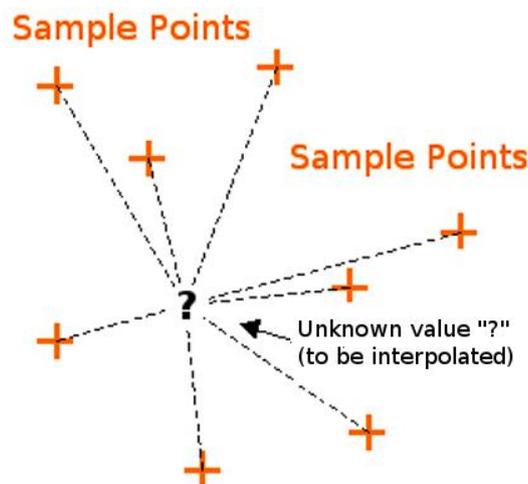
Figura 12: Mapa de umbral inferior ($e = 0.10$) correspondiente al rango de fechas 001-081



En dicha Figura se observa la discontinuidad que se presenta en los límites de zonas, debido a que cada una corresponde un umbral diferente. Para paliar este inconveniente se propuso asignar el valor del umbral de las zonas a su centro geométrico (puntos de muestra), considerar como desconocido el valor n en el resto de píxeles y proceder a una Interpolación por Distancia Inversa Ponderada (IDW por sus siglas en inglés Inverse distance weighting).

En este método de interpolación IDW, los puntos de muestra se ponderan durante la interpolación de tal manera que la influencia de un punto en relación con otros disminuye con la distancia desde el punto desconocido que se desea crear (ver Figura 13).

Figura 13: Método de interpolación IDW



El método IDW está basado principalmente en la inversa de la distancia elevada a una potencia matemática. El parámetro Potencia (P) permite controlar la significancia de puntos conocidos en los valores interpolados basándose en la distancia desde el punto de salida. Este parámetro controla cómo disminuirá la influencia de la ponderación a medida que aumenta la distancia desde el nuevo punto. Cuanto mayor sea el coeficiente de ponderación, menor será el efecto de los puntos si están lejos del punto desconocido durante el proceso de interpolación. A medida que aumenta el coeficiente, el valor del punto desconocido se aproxima al valor del punto de observación más cercano.

Se aplicó dicho método con distintos valores de coeficiente $P = (2, 3, 4 \text{ y } 5)$ y se seleccionó $P=5$ ya que la representación de los umbrales resultó más homogénea dentro de cada zona y variaba continuamente entre ellas (ver Figura 14).

Figura 14: Mapa de umbrales interpolados por IDW con $P=5$



RESULTADOS

Se seleccionó el método de disparo que permite flexibilización fija en la segunda fecha dado por $e = 0.10$, habiendo obtenido este el mejor score tanto para el escenario de Soja de 1ª como de Soja de 2ª.

Se observa en las Tablas 3, a, b, c y d, los umbrales obtenidos para los distintos rangos de fechas. Se resaltan las zonas de interés en cada rango. En todos los casos se rechaza la hipótesis de que las variables categóricas en juego son independientes, y se encuentra una asociación moderada entre ambas.

Tabla 3.a Rango de umbrales, corte de rendimiento y medidas de asociación para el rango de fecha 305-049

Zona	a	b	crend	%	Phi a	Phi b	p-valor a	p-valor b
I							nan	nan
II	0.95	0.95	0.72 (+0.03)	28%	0.15	0.15	< 0.01	< 0.01
III	0.45	0.55	0.77	23%	0.37	0.28	< 0.01	< 0.01
IV							nan	nan
V	0.45	0.6	0.83 (+0.13)	17%	0.4	0.41	< 0.01	< 0.01
VI	0.7	0.75	0.88 (+0.04)	12%	0.24	0.23	< 0.01	< 0.01
VII	0.65	0.65	0.91 (+0.09)	9%	0.3	0.3	< 0.01	< 0.01
VIII	0.75	0.95	0.77	23%	0.36	0.47	< 0.01	< 0.01
IX	0.65	0.75	0.89 (+0.09)	11%	0.22	0.21	< 0.01	0.01
X	0.8	0.95	0.8	2%	0.47	0.34	< 0.01	< 0.01
XI	0.7	0.8	0.74 (+0.07)	26%	0.35	0.31	< 0.01	< 0.01
XII	0.95	0.95	0.87 (+0.10)	13%	0.19	0.19	0.01	0.01
XIII	0.4	0.55	0.88 (+0.07)	12%	0.23	0.28	0.05	0.01
XIV	0.65	0.75	0.92 (+0.11)	8%	0.3	0.24	< 0.01	< 0.01

Tabla 3.b Rango de umbrales, corte de rendimiento y medidas de asociación para el rango de fecha 321-065

Zona	a	b	crend	%	Phi a	Phi b	p-valor a	p-valor b
I							nan	nan
II	0.85	0.85	0.82 (+0.13)	18%	0.11	0.11	0.02	0.02
III	0.45	0.55	0.77	23%	0.35	0.3	< 0.01	< 0.01
IV							nan	nan
V	0.45	0.45	0.79 (+0.09)	21%	0.46	0.46	< 0.01	< 0.01
VI	0.7	0.75	0.88 (+0.04)	12%	0.23	0.22	< 0.01	< 0.01
VII	0.65	0.65	0.94 (+0.12)	6%	0.24	0.24	< 0.01	< 0.01
VIII	0.65	0.95	0.77	23%	0.37	0.47	< 0.01	< 0.01
IX	0.6	0.6	0.81 (+0.01)	19%	0.42	0.42	< 0.01	< 0.01
X	0.85	0.95	0.8	2%	0.4	0.29	< 0.01	< 0.01
XI	0.7	0.85	0.74 (+0.07)	26%	0.37	0.3	< 0.01	< 0.01
XII	0.95	0.95	0.87 (+0.10)	13%	0.19	0.19	0.01	0.01
XIII	0.4	0.55	0.88 (+0.07)	12%	0.23	0.28	0.05	0.01
XIV	0.65	0.65	0.9 (+0.09)	1%	0.34	0.34	< 0.01	< 0.01

Tabla 3.c Rango de umbrales, corte de rendimiento y medidas de asociación para el rango de fecha 337-081

Zona	a	b	crend	%	Phi a	Phi b	p-valor a	p-valor b
I							nan	nan
II	0.3	0.45	0.8 (+0.11)	2%	0.33	0.28	< 0.01	< 0.01
III	0.35	0.55	0.77	23%	0.4	0.35	< 0.01	< 0.01
IV							nan	nan
V	0.35	0.4	0.76 (+0.06)	24%	0.49	0.51	< 0.01	< 0.01
VI	0.7	0.7	0.88 (+0.04)	12%	0.25	0.25	< 0.01	< 0.01
VII	0.65	0.65	0.92 (+0.10)	8%	0.25	0.25	< 0.01	< 0.01
VIII	0.55	0.75	0.77	23%	0.42	0.51	< 0.01	< 0.01
IX	0.6	0.6	0.81 (+0.01)	19%	0.48	0.48	< 0.01	< 0.01
X	0.85	0.9	0.92 (+0.12)	8%	0.16	0.14	0.02	0.04
XI	0.75	0.8	0.73 (+0.06)	27%	0.31	0.29	< 0.01	< 0.01
XII	0.95	0.95	0.77	23%	0.33	0.33	< 0.01	< 0.01
XIII	0.35	0.45	0.88 (+0.07)	12%	0.24	0.28	0.04	0.01
XIV	0.85	0.85	0.81	19%	0.4	0.4	< 0.01	< 0.01

Tabla 3.d Rango de umbrales, corte de rendimiento y medidas de asociación para el rango de fecha 001-081

Zona	a	b	crend	%	Phi a	Phi b	p-valor a	p-valor b
I							nan	nan
II	0.25	0.5	0.76 (+0.07)	24%	0.31	0.21	< 0.01	< 0.01
III	0.3	0.4	0.77	23%	0.36	0.4	< 0.01	< 0.01
IV							nan	nan
V	0.25	0.25	0.86 (+0.16)	14%	0.32	0.32	< 0.01	< 0.01
VI	0.45	0.5	0.87 (+0.03)	13%	0.29	0.27	< 0.01	< 0.01
VII	0.45	0.45	0.85 (+0.03)	15%	0.29	0.29	< 0.01	< 0.01
VIII	0.3	0.4	0.95 (+0.18)	5%	0.18	0.15	0.01	0.03
IX	0.45	0.65	0.81 (+0.01)	19%	0.51	0.33	< 0.01	< 0.01
X	0.85	0.9	0.92 (+0.12)	8%	0.15	0.14	0.03	0.05
XI	0.7	0.7	0.73 (+0.06)	27%	0.3	0.3	< 0.01	< 0.01
XII	0.95	0.95	0.77	23%	0.33	0.33	< 0.01	< 0.01
XIII	0.15	0.3	0.9 (+0.09)	1%	0.27	0.25	0.01	0.03
XIV	0.85	0.85	0.81	19%	0.4	0.4	< 0.01	< 0.01

Se seleccionó el umbral más alto y se calculó a nivel lote, para cada campaña, la intensidad del disparo. Se definió la función intensidad de disparo como la máxima cantidad de fechas consecutivas para las cuales la anomalía cruza el umbral. Se permitió la flexibilización $e = 0.10$ siempre en cuanto la anomalía en la fecha anterior y la posterior hayan sido mayores al umbral. Se considera que el seguro dispara si esta intensidad es mayor o igual a 3. Este producto es la base para el cálculo de tasas del seguro, en el que cada uno de estos valores es reemplazado por porcentajes de pago.

Se muestra en las Figuras 15 y 16 los mapas de intensidad de disparo para el rango de fechas 337-081 con el umbral más bajo, para las campañas 2008/2009 y 2017/2018.

Figura 15: Mapa de intensidad de disparos de Anomalías de TVDI. Campaña 2008/2009.

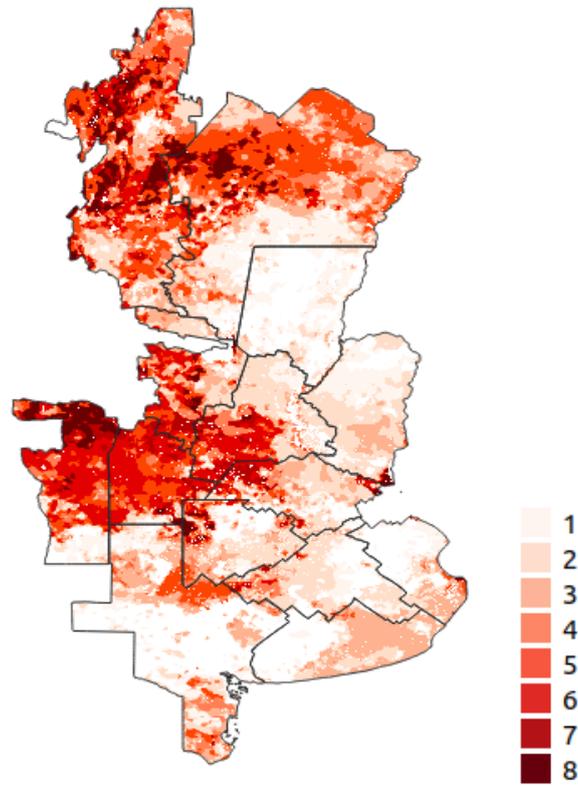
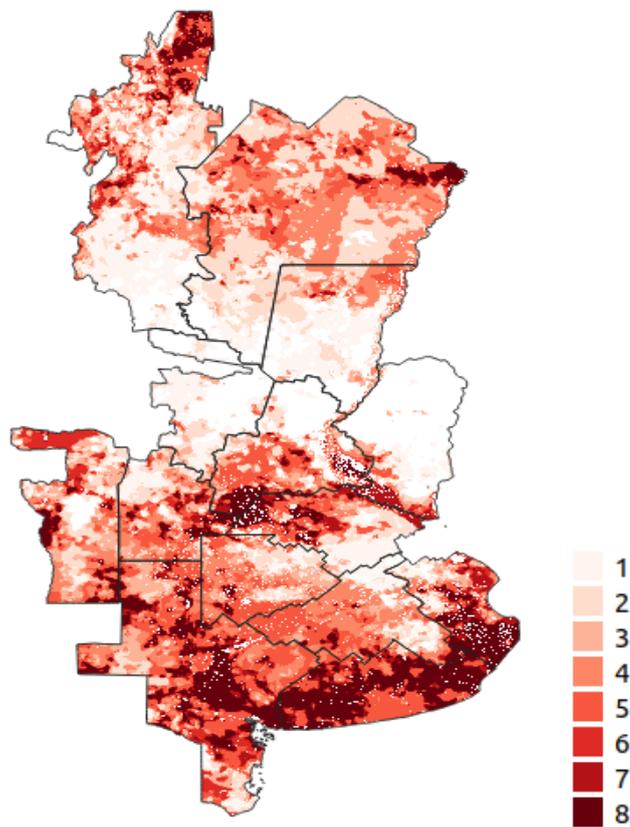


Figura 16: Mapa de intensidad de disparos de Anomalías de TVDI. Campaña 2017/2018



CONCLUSIONES

Los eventos catastróficos de sequía y la falta de instrumentos que permitan cuantificar la misma nos indican la necesidad de generar nuevas soluciones. El propósito del presente trabajo fue desarrollar una metodología que brinde respuesta a la problemática planteada. La misma ha sido resuelta, re adaptando un índice de déficit hídrico satelital (TVDI), el cual se ha ajustado para medir de forma adecuada las pérdidas que estos eventos ocasionan en diferentes regiones agroecológicas.

Podemos afirmar que los avances en las ciencias aplicadas han posibilitado a lo largo del tiempo ampliar el abanico de herramientas disponibles, pudiendo en este caso operativizar un producto complejo, el cual requiere de procesamiento avanzado en teledetección para su aplicación a gran escala. Lo expuesto en los resultados nos permite llegar a la conclusión de que es posible obtener mapas de disparos y tasas de riesgo a partir de un índice satelital para cuantificar el riesgo de sequía agrícola. A pesar de que la metodología ha sido desarrollada en principio para cuantificar las pérdidas en el cultivo de Soja en Argentina, Uruguay y Paraguay la misma es posible de extrapolar a otros territorios y cultivos como por ejemplo Maíz y Trigo, entre otros.

La articulación entre sectores públicos y privados a nivel nacional e internacional, han posibilitado que la investigación, el desarrollo y nuevas tecnologías puedan extenderse a la sociedad en su conjunto para su aplicación y uso. Los desarrollos llevado adelante por el Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich (IG) de la Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE) a partir de información espacial de la Agencia Espacial de los Estados Unidos (NASA) con el soporte de Sancor Cooperativa de Seguros (SANCOR SEGUROS) han permitido que la aseguradora elabore una nueva cobertura paramétrica de sequía en cultivo de Soja según índice satelital, ajustándose ésta a las necesidades y/o prioridades de los productores agropecuarios.

Por todo lo expuesto, queda demostrado que es posible estructurar índices satelitales específicos para cuantificar riesgos particulares como el de la sequía a partir de instrumentos paramétricos para la transferencia del riesgo brindando así nuevas soluciones innovadoras. Estas soluciones, irán evolucionando con el paso del tiempo a medida que se amplían las fronteras del conocimiento.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Occhiuzzi, S. & Basualdo, A. (2013). Determinación de zonas homogéneas de riesgo para cereales y oleaginosas en Argentina. Madrid: Fundación Mapfre (Instituto de Ciencias del Seguro).
- Rouse Jr, J. W., Haas, R. H., Schell, J. & Deering, D. (1973). Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation.
- Sandholt, I., Rasmussen, K. & Andersen, J. (2002). A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of environment* 79 (2-3), 213–224.
- Wan, Z., Hook, S. & Hulley, G. (2015). MOD11A2 MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1 km SIN Grid V006, NASA EOSDIS Land Processes DAAC.