



SISSA

REPORTE TÉCNICO CRC-SAS

METODOLOGÍA DE ESTIMACIÓN DE ÍNDICES DE SEQUÍA A PARTIR DE SERIES DE DATOS DE CORTO PERÍODO

Por Alessio Bocco, Hernán Veiga, Eugenia Garbarini, Julieta Moyano

SISSA - RT 001-2025
SEPTIEMBRE 2025



Contenido

1.	Introducción.....	- 2 -
1.1	Índice de Precipitación Estandarizado (SPI) e Índice de Precipitación- Evapotranspiración Estandarizados (SPEI)	- 3 -
2.	Cálculo de los índices de sequía.....	- 4 -
2.1	Período de referencia para el cálculo de índices.....	- 5 -
2.2	Cálculo de parámetros	- 6 -
2.2.1	Validación del ajuste (bondad de ajuste).....	- 7 -
2.2.2	Interpolación de parámetros	- 8 -
2.2.2.1	Evaluación de los métodos de interpolación.....	- 12 -
3.	Caso de estudio	- 13 -
	Referencias	- 18 -



1. *Introducción*

En el marco del proyecto de demostración SISSA, orientado al sector agrícola, se llevaron a cabo talleres participativos diseñados para integrar las necesidades de los tomadores de decisiones en el desarrollo de servicios climáticos. Una de las demandas clave identificadas fue la incorporación de datos generados a partir de redes de estaciones meteorológicas automáticas, tanto públicas como privadas. Estas estaciones, si bien proporcionan datos in situ de alta frecuencia, carecen de series temporales extensas que permitan el cálculo de valores climatológicos de referencia propios de cada sitio.

Para abordar esta limitación, se evaluaron múltiples metodologías que facilitan el aprovechamiento de estas fuentes de datos, las cuales están emergiendo como herramientas esenciales para la vigilancia climática. En el contexto agrícola, los valores de variables climáticas críticas—como la precipitación y las temperaturas máxima y mínima—son insumos fundamentales en el cálculo de índices de sequía, los cuales respaldan la toma de decisiones informada para la gestión de riesgos agrícolas.

Es fundamental integrar estos datos adicionales para enriquecer la información proporcionada por las estaciones meteorológicas in situ, utilizada en la vigilancia climática y en la toma de decisiones del sector agrícola. Si bien las estaciones convencionales de la red cuentan con datos completos para calcular estos índices, en otras esto no es posible debido a la falta de registros históricos, ya sea porque son estaciones recientes o porque han tenido interrupciones en el pasado. Este problema puede abordarse mediante la incorporación de redes de observación complementarias que ayudan a llenar estos vacíos de datos. Al reconstruir la historia de datos en estaciones con registros incompletos, es posible calcular índices de sequía en áreas donde previamente no era viable, mejorando así la cobertura y precisión del monitoreo climático en zonas agrícolas.

Las variables climáticas, como la precipitación y las temperaturas máxima y mínima, son insumos fundamentales en el cálculo de índices de sequía, que resultan esenciales para la gestión de riesgos. En el CRC-SAS, estos datos observados in situ se emplean para calcular cuatro índices de sequía: (i) el Índice de Precipitación Estandarizado (SPI) (McKee et al., 1993); (ii) el Índice de Precipitación – Evapotranspiración (SPEI) (Vicente-Serrano et al., 2010); (iii) los Deciles de Precipitación; y (iv) el Porcentaje de Precipitación Normal (PPN). Inicialmente, los métodos propuestos en este informe se centrarán en el cálculo de los índices SPI y SPEI.

Cabe señalar que los índices mencionados requieren el cálculo de una climatología, ya que se basan en la comparación entre los valores observados de la variable meteorológica y un valor climatológico de referencia, lo que permite evaluar la cercanía o desviación de las condiciones actuales respecto a las condiciones promedio históricas. Esta comparación es fundamental para



identificar anomalías que indiquen sequías o excesos hídricos.

Este informe se estructura en tres secciones principales: primero, una introducción a los índices de sequía y los métodos empleados para su cálculo; en segundo lugar, una descripción detallada de la metodología de estimación desarrollada en el marco del proyecto PD; y finalmente, un análisis de caso práctico que ilustra la aplicación de dicha metodología.

1.1 Índice de Precipitación Estandarizado (SPI) e Índice de Precipitación-Evapotranspiración Estandarizados (SPEI)

El Índice de Precipitación Estandarizado (IPE, o SPI por sus siglas en inglés) cuantifica las condiciones de déficit o exceso de precipitación en un lugar y para una escala determinada de tiempo (World Meteorological Organization 2012). El SPI fue desarrollado por McKee et al. (1993) con la finalidad de mejorar la detección del inicio de las sequías meteorológicas (definidas únicamente en función de la precipitación) y el monitoreo de su evolución. La principal ventaja de este índice es que su cálculo requiere de una única variable climática: la precipitación. Utilizar sólo precipitación requiere de dos asunciones: (i) la variabilidad de la precipitación es mucho mayor que la de otras variables climáticas como la temperatura o evapotranspiración; y (ii) otras variables son estacionarias, es decir, sus niveles promedio no cambian en el tiempo. En 2009 la Organización Meteorológica Mundial recomendó el SPI como el principal índice que los países deben utilizar para el monitoreo de las sequías (Hayes et al., 2011).

Más recientemente, se propuso el Índice de Precipitación-Evapotranspiración Estandarizado (SPEI por sus siglas en inglés) como una alternativa al SPI. Este nuevo enfoque tiene en cuenta para determinar la severidad de la sequía no sólo el déficit en la precipitación sino también la demanda atmosférica de agua (Vicente-Serrano et al., 2010; Beguería et al., 2013). Considerando las condiciones atmosféricas que también afectan la sequía, como la temperatura, la velocidad del viento y la humedad, se genera una medida más integral de la disponibilidad de agua. Como variable de entrada se utiliza el balance hídrico, es decir, la diferencia entre precipitación y evapotranspiración potencial (ETP o PET por sus siglas en inglés). El cálculo de ETP puede abordarse de diversas maneras. En este caso en particular se utilizó el método de Hargreaves-Samani (Hargreaves and Samani, 1982), ya que se basa en valores de temperatura máxima y mínima, y radiación solar extraterrestre.



2. Cálculo de los índices de sequía

El cálculo de índices de sequía se constituye por dos etapas: a) agregación de los valores de precipitación y temperatura, y b) cálculo de los índices propiamente dichos.

El insumo primario para calcular los índices de sequía son los valores diarios de variables climáticas como la precipitación y las temperaturas máxima y mínima. Estos valores se agregan en diferentes escalas temporales previamente definidas (1, 2, 3, 6, 9, 12, 18, 24, 36 y 48 meses). La agregación implica: (a) sumar las precipitaciones diarias y (b) promediar las temperaturas máximas y mínimas diarias para la escala temporal seleccionada.

Para calcular las estadísticas mensuales con mayor frecuencia, se utiliza el concepto de péntadas, es decir, períodos de 5 días consecutivos. Este método es flexible y permite ajustes: (a) cada mes se divide en 6 péntadas y (b) mientras las primeras cinco péntadas de un mes duran 5 días cada una, la sexta puede variar entre 3, 4, 5 o 6 días, dependiendo de si el mes tiene 28, 29, 30 o 31 días, respectivamente. Con este enfoque, se calculan estadísticas mensuales para cada péntada del año.

La ventaja principal de este sistema es que permite obtener diagnósticos de sequía con mayor frecuencia: cada cinco días al finalizar cada péntada (como se muestra con círculos naranjas en las filas c–e de la Figura 1). Esto proporciona un seguimiento de las condiciones de sequía seis veces al mes, en lugar de una sola vez, permitiendo diagnósticos más actualizados y precisos.

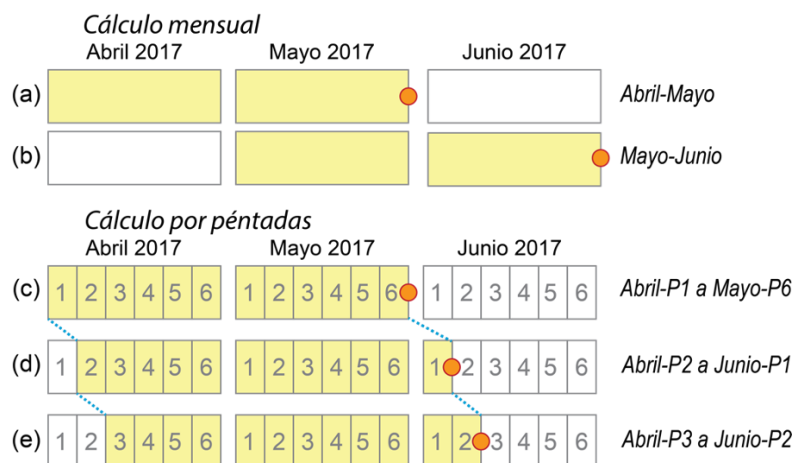


Figura 1.- Ejemplo de cálculo mensual y por péntadas del SPI-2 (2 meses) para mayo de 2017. Las líneas punteadas azules representan los desplazamientos y los cuadros sombreados en amarillo los datos de lluvia (Reporte Técnico CRC-SAS-2015-001).



2.1 Período de referencia para el cálculo de índices

Para el cálculo de los diferentes índices de sequía, generalmente es necesario estimar parámetros o cuantiles de la distribución empírica o teórica de precipitación. Para ello se determina un período de referencia fijo para el cual se estiman los parámetros necesarios. Es deseable que el período de referencia contenga la mayor parte de la variabilidad de las series climáticas. En este caso, el ajuste se realiza usando un período de referencia comprendido entre 1971-2010.

La elección del período de referencia es muy importante, ya que los valores de los índices calculados a partir de distintos ajustes pueden cambiar de manera importante. Por ejemplo, si se utiliza un período en donde las precipitaciones fueron relativamente bajas, es posible que se subestimen los eventos secos cuando las precipitaciones sean un poco mayores. Lo contrario ocurriría con los eventos húmedos que serían sobreestimados a partir de pequeños aumentos en la precipitación. Por este motivo, es deseable que el período de referencia contenga la mayor parte de la variabilidad de las series climáticas. A modo de ejemplo, en la Figura 2 se muestran las precipitaciones acumuladas durante el trimestre diciembre-febrero en Marcos Juárez. Las mismas presentan diferentes características en dos periodos distintos: 1961-1990 (línea naranja) representativo de un periodo más seco, y 1971-2000 (línea azul) de uno más húmedo.

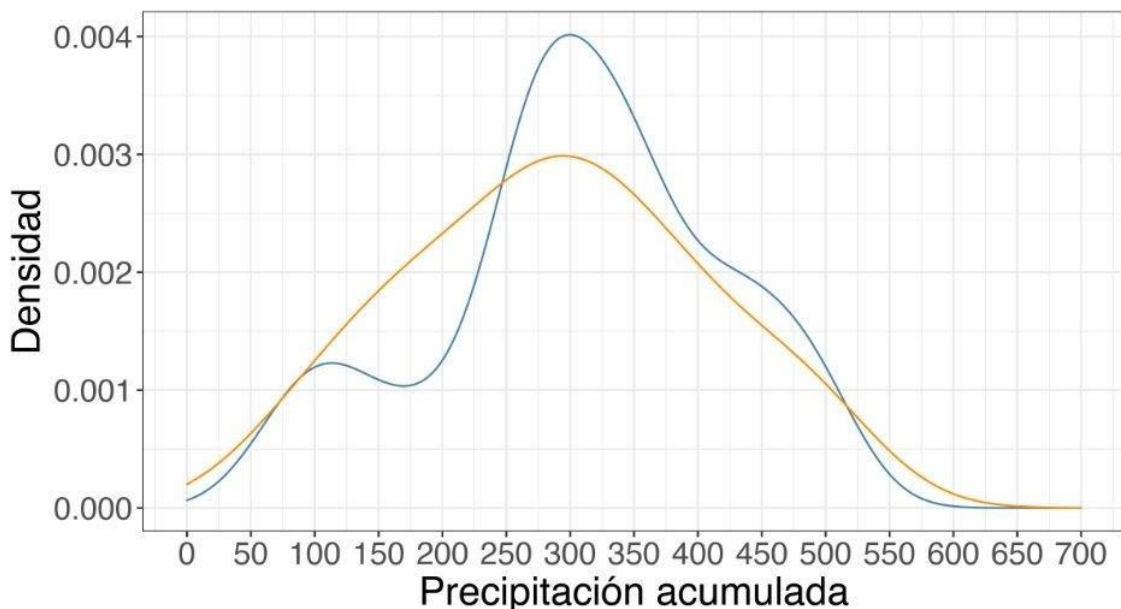


Figura 2.- Función de densidad de probabilidad para el trimestre diciembre-febrero en Marcos Juárez, Argentina. Línea naranja 1961-1990 y línea azul periodo 1971-2000.



2.2 Cálculo de parámetros

Para el cálculo del SPI, el CRC-SAS utiliza la distribución Gamma debido a que ajusta adecuadamente las distribuciones empíricas de totales de precipitación para la mayoría de los meses y las estaciones consideradas, y además porque requiere solamente dos parámetros: alpha (α , parámetro de forma) y beta (β , parámetro de escala). La distribución Gamma interpreta simultáneamente α y β (Husak et al., 2007). Alpha describe la forma de la curva y beta, la dispersión de los valores (Wilks, 1995), permitiendo estimar estadísticos como la media y varianza. Diferentes valores de beta, con el mismo alpha, generan densidades de probabilidad distintas para la precipitación. Ambos parámetros se ajustan mediante el método Unbiased Sample Probability-Weighted Moments, basado en L-momentos (Hosking, 1990) y recomendado por Beguería et al. (2013).

Como la distribución Gamma no está definida para valores iguales a cero o negativos, la parte de las series de precipitación acumulada para una estación/mes/escala que contiene valores iguales a 0 mm se somete a un tratamiento diferente. Generalmente, los totales de precipitación iguales a cero en series de precipitación acumulada ocurren cuando se están analizando períodos breves (1 a 3 meses). Cuando existen totales de precipitación iguales a cero, se asignan al SPI valores basados en el “centro de masa” de la distribución de ceros. De este modo se obtienen valores de SPI que pueden interpretarse estadísticamente (media, = 0). Para normalizar la precipitación nula, se calcula su probabilidad sobre la base de la distribución acumulativa empírica. La metodología está descrita con detalle en Stagge et al (2015). Los parámetros alpha y beta pueden ser graficados en un mapa para dar un contexto espacial de la distribución de la precipitación y sus valores (Figura 3). Los parámetros corresponden a la primera quinta del año agregada para un período de tres meses para el cálculo del SPI 3. Es decir, se han agregado los valores de precipitación diaria para un período de 3 meses desde el 1 de enero hasta el 31 de marzo.

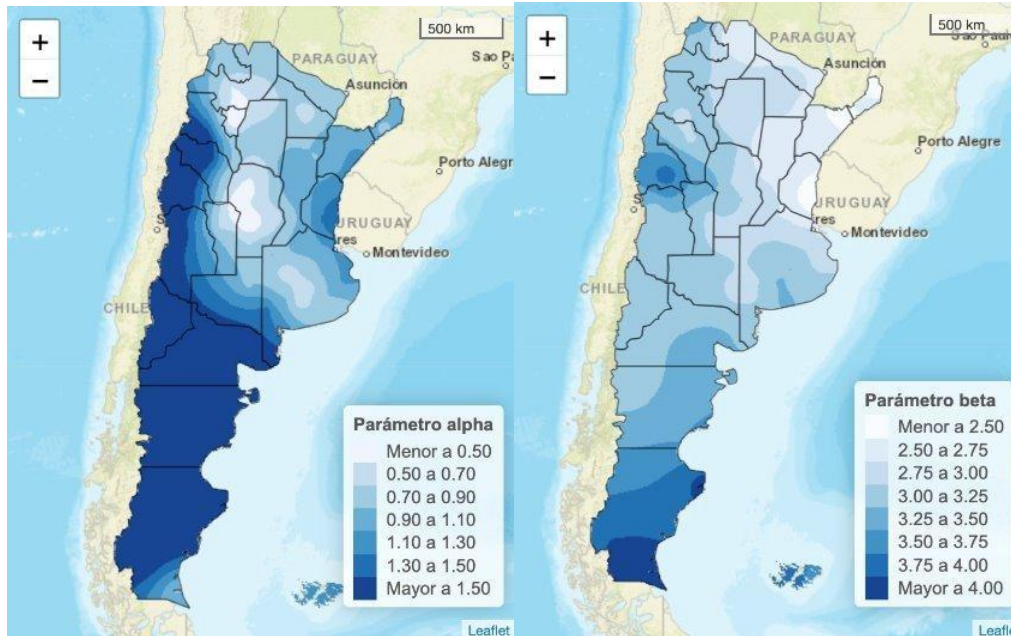


Figura 3.- Valores de los parámetros alfa (izquierda) y beta (derecha) correspondientes a los ajustes de la distribución gamma a las precipitaciones para la primer p ntada del a o.

Como se mencion  anteriormente, el SPEI utiliza como valor de entrada el balance h drico, mediante la diferencia entre la precipitaci n y la ETP. El c lculo de la evapotranspiraci n potencial es complicado, debido a que involucra muchos par metros (temperatura, humedad del aire, viento y radiaci n, entre otros). Como el balance entre precipitaci n y evapotranspiraci n puede tomar valores negativos, el ajuste se realiza con la distribuci n te rica Log-Log stica, que acepta valores nulos y negativos. En consecuencia, no es necesario aplicar un factor de correcci n al ajuste por la presencia de valores nulos, como se hace para el c lculo del SPI. La distribuci n Log-Log stica tiene tres par metros: escala, forma y ubicaci n. El m todo sugerido para ajustar estos par metros a la distribuci n es el de m xima verosimilitud o Maximum Likelihood (Beguer a et al., 2013).

2.2.1 Validaci n del ajuste (bondad de ajuste)

Una vez que se estimaron los par metros, es posible ajustar una funci n de probabilidad a todos los valores dentro del per odo de referencia para cada p ntada. Al realizar esto, es necesario comprobar la bondad del ajuste de las distribuciones para asegurar que los valores del  ndice



calculados sean confiables. Los tests probabilísticos utilizados para esto son las pruebas de Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling y Cramér-von Mises (Wilks, 2011), complementándose entre sí debido a sus fortalezas y debilidades. La ejecución de las pruebas devuelve el valor del estadístico correspondiente y un p-valor asociado al valor del estadístico, el cual es comparado con un umbral de significancia estadística de la prueba (en este caso 5%). El ajuste es rechazado cuando al menos un p-valor resultante de los tests es menor a dicho umbral.

Si los ajustes son válidos, se aplican tests basados en cuantiles, complementarios a los tests probabilísticos anteriores. La primera prueba es una variante de la raíz del error cuadrático medio entre los cuantiles observados y los teóricos, donde mientras más pequeño sea el error, mejor es el ajuste (Wilks, 2011). La segunda es una prueba de correlación basada en la concordancia de los cuantiles (Lawrence and Lin, 1989), donde los valores cercanos a 1 indican la máxima concordancia mientras que valores próximos a 0 indican lo contrario. La tercera prueba consiste en una comparación entre los cuantiles teóricos para una distribución determinada y los cuantiles estimados para los datos observados (Wilcox et al., 2013), comparando sólo 10 cuantiles representativos de la función de probabilidad y determinando a través de una prueba de Monte-Carlo si los cuantiles teóricos son iguales a los ajustados. El objetivo de esta prueba es determinar si los extremos de la distribución están ajustados, ya que definirán las probabilidades de ocurrencia de valores extremos de los índices de sequía.

2.2.2 Interpolación de parámetros

La necesidad de disponer de períodos de referencia extensos limita la selección de estaciones meteorológicas adecuadas para estimar los parámetros requeridos en el cálculo de índices de sequía. Para asegurar estimaciones estadísticamente robustas, lo ideal sería contar con series de datos de al menos 50 a 60 años. En el CRC-SAS se emplea un período de referencia que abarca de 1971 a 2010. Sin embargo, surge el desafío de integrar estaciones que no cuentan con la extensión de datos necesaria, lo que exige el desarrollo de metodologías que permitan aprovechar esta información de manera efectiva en el monitoreo de sequía.

La propuesta es utilizar los valores de los parámetros calculados en las estaciones con series de datos apropiadas y con ellos interpolarlos a las estaciones donde no pueden calcularse. Para ello, se utilizan 3 alternativas, según la distribución espacial de los puntos de observación:

- **Método de Sustitución del Vecino Más Cercano (Nearest Neighbor Substitution Method):** Este método asume que los parámetros de la distribución de precipitación de una estación con una serie de datos corta son comparables a los de su estación vecina más cercana, siempre y cuando ésta cuente con una serie de datos extensa y cumpla con los requisitos para el cálculo de índices de sequía. En este enfoque, se identifica la estación más cercana dentro de un radio determinado (actualmente, 75 km), y se



asignan los parámetros calculados en dicha estación a la estación con datos limitados. Esta técnica es apropiada cuando existe una correlación espacial significativa entre las estaciones y permite inferir parámetros en áreas donde las condiciones climáticas no varían drásticamente en distancias cortas.

- **Método del Promedio Regional (Regional Average Method):** Este método complementa al anterior al promediar los valores de los parámetros de todas las estaciones con series largas ubicadas dentro del radio definido. Si varias estaciones cumplen con estos criterios, el promedio de sus parámetros se emplea para la estación de interés. Este enfoque suaviza posibles anomalías de datos en una estación específica y proporciona una estimación regional que representa mejor las condiciones promedio en un área determinada. La técnica es útil en regiones donde hay múltiples estaciones cercanas y busca reducir la influencia de valores atípicos, logrando una mayor precisión en la estimación de parámetros en áreas con buena cobertura de estaciones.
- **Método de Interpolación Kriging (Kriging Interpolation Method) (Krige, 1951; Matheron, 1963):** Este método se emplea en situaciones donde no existen estaciones vecinas lo suficientemente cercanas para aplicar el Método de Sustitución del Vecino Más Cercano o el Método del Promedio Regional. La interpolación kriging, desarrollada en el ámbito de las geociencias, es una técnica avanzada de interpolación espacial que se basa en el modelo de semivarianza, el cual describe la relación entre los valores de una variable medida en diferentes ubicaciones en función de la distancia que las separa. El método kriging asume que la semivarianza tiene una dependencia espacial lineal con la distancia entre los puntos de observación. Esta suposición permite modelar como varía una variable en el espacio y, con base en esa variabilidad, estimar valores en ubicaciones no muestreadas, utilizando los datos observados en estaciones con series de tiempo largas distribuidas en la región. La técnica de kriging pondera los datos de acuerdo con su proximidad y la relación de semivarianza, de modo que las observaciones más cercanas y con mayor similitud espacial tienen un peso superior en la estimación final.

Una característica esencial del kriging es que no solo proporciona una estimación puntual de los valores en ubicaciones sin datos, sino que también genera estimaciones de la media y el desvío estándar de esos valores interpolados. La obtención del desvío estándar asociado a cada estimación permite evaluar la variabilidad de los parámetros en áreas con baja densidad de estaciones de medición. Esta información sobre la variabilidad es fundamental para caracterizar la incertidumbre en la estimación de los parámetros y en la posterior interpretación de los índices de sequía.

Para la estimación de la incertidumbre se utiliza un método estadístico de remuestreo llamado *bootstrap*. El *bootstrap* es una técnica de remuestreo que consiste en generar múltiples submuestras aleatorias de los datos originales, con reemplazo, permitiendo



así el cálculo de una distribución empírica de un estimador o parámetro. En este caso, el bootstrap permite tomar el valor estimado del parámetro mediante kriging, junto con su desvío estándar, para generar múltiples muestras que reflejan la posible variabilidad de dicho parámetro. A través del remuestreo bootstrap, es posible calcular n valores estimados de un índice de sequía en la estación de interés, cada uno derivado de diferentes realizaciones de los parámetros interpolados. Este conjunto de valores permite no solo obtener una estimación promedio del índice, sino también cuantificar la incertidumbre asociada al mismo, generando un intervalo de confianza que refleja la variabilidad y robustez de la estimación final.

La Figura 4 muestra un diagrama de flujo del proceso anteriormente descrito. La figura se interpreta de la siguiente manera:

1. **Estaciones convencionales con series largas:** El proceso inicia con la selección de estaciones que tienen registros históricos extensos. En estas estaciones, se calculan los parámetros necesarios para las distribuciones de las variables climáticas relevantes. Además, se seleccionan otras que no participarán de la estimación y se utilizarán como set independiente de validación.
2. **Evaluación de cercanía:** Se determina si hay estaciones cercanas a la estación de interés que carece de una serie temporal completa. La proximidad de estaciones vecinas es el criterio para seleccionar el método de estimación más adecuado.
 - **Si hay estaciones cercanas:**
 - **Vecina más cercana:** Si sólo hay una estación vecina cercana (dentro de un radio específico), se aplica el *Método de Sustitución del Vecino Más Cercano*, en el que los parámetros de distribución de esta estación se asignan a la estación de interés.
 - **Múltiples estaciones cercanas:** Si existen varias estaciones dentro del radio seleccionado, se aplica el *Método del Promedio Regional*, donde los parámetros de distribución de todas las estaciones cercanas se promedian. La ponderación por distancia también puede aplicarse para ajustar la contribución de cada estación en función de su proximidad.
 - **Si no hay estaciones cercanas:**
 - **Interpolación (Kriging):** Si no hay estaciones suficientemente cercanas, se utiliza la *Interpolación Kriging*. Esta técnica se basa en el modelo de semivarianza para realizar una estimación espacial, asignando valores de parámetros ajustados a la estación de interés.
3. **Parámetros ajustados:** Los parámetros de distribución resultantes (ya sea por sustitución, promedio regional o kriging) se asignan para la estación en análisis.
4. **Remuestreo (Bootstrap):** Si se considera necesario, se aplica un remuestreo mediante *bootstrap* sobre los parámetros obtenidos. Este proceso permite generar



- múltiples estimaciones del índice, produciendo un conjunto de valores que caracterizan la incertidumbre asociada a la estimación de los índices de sequía.
- **Índice estimado (n):** Con el remuestreo, se obtiene una serie de estimaciones del índice (n valores).
 - **Índice estimado (1):** Si no se realiza el remuestreo, se obtiene un único valor estimado del índice.
5. **Índice ajustado:** El índice de sequía ajustado se calcula y, en caso de haber aplicado remuestreo, se obtiene un rango de valores representativo de la incertidumbre.
6. **Análisis de errores:** Se realiza utilizando estaciones meteorológicas con series de datos largas que no forman parte del proceso de estimación de parámetros. Estas estaciones independientes sirven como una muestra de validación que permite evaluar la precisión y el error de las estimaciones obtenidas. Al comparar los índices de sequía estimados en las estaciones de interés con los datos observados en estas estaciones de referencia independientes se puede cuantificar la exactitud de los parámetros y asegurar la robustez del método utilizado para la interpolación o sustitución.

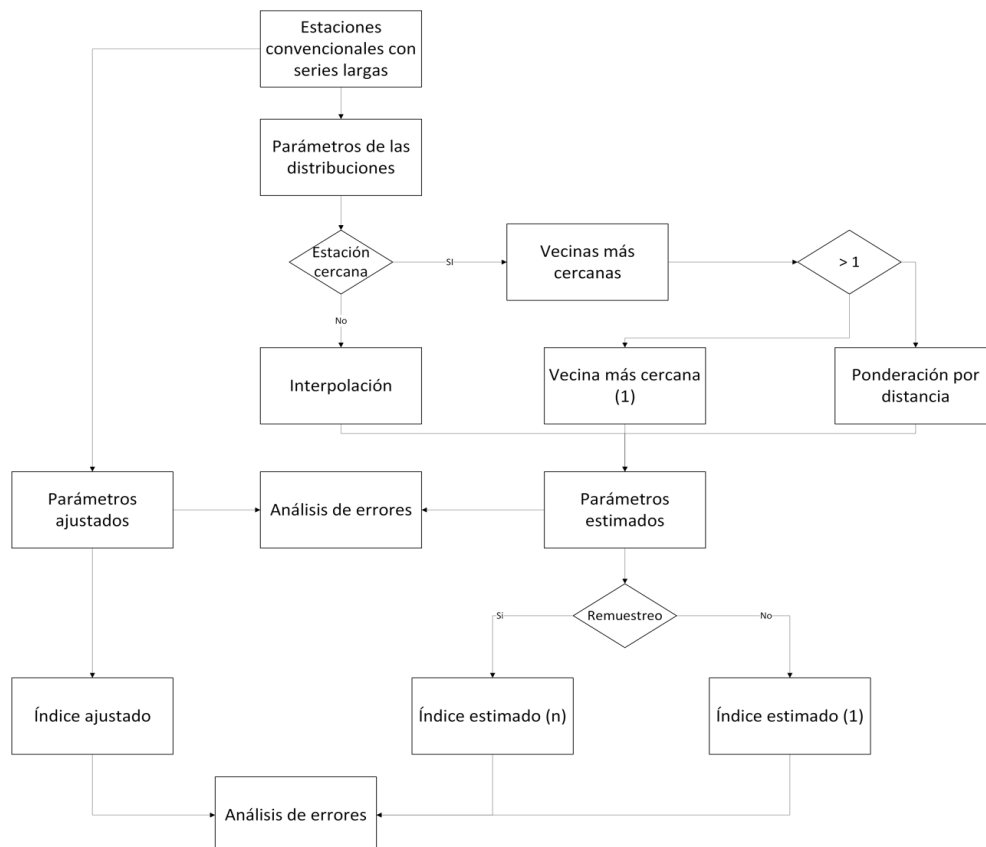


Figura 4.- Diagrama de flujo de la metodología desarrollada.



2.2.2.1 *Evaluación de los métodos de interpolación*

Los métodos propuestos se estudiaron en 3 estaciones meteorológicas del centro de Argentina (Marcos Juárez INTA - 87466, General Villegas INTA – 87537 y Villa Mercedes INTA - 9987011). En el análisis se compararon estas nuevas alternativas con la forma tradicional de cálculo de los índices SPI y SPEI. La comparación incluyó los valores de los índices en distintas escalas temporales y de los parámetros necesarios para su cálculo, también se graficaron funciones de densidad de probabilidad y gráficos cuantil-cuantil (Figura 5).

Las estaciones Marcos Juárez INTA y Villa Mercedes INTA cuentan con una estación a menos de 10 km de distancia, mientras que el punto de observación más cercano a General Villegas INTA se encuentra a más de 100 km. En general, los 3 métodos muestran resultados satisfactorios cuando las estaciones vecinas no están demasiado alejadas de la estación central. Se realizaron numerosas pruebas experimentales para encontrar un umbral de distancia apropiado, siendo 75 km la distancia máxima hasta la cual dichos métodos son óptimos (no mostrado). Una vez superada esa distancia, el método de Kriging es el único que presenta mejores estimaciones.

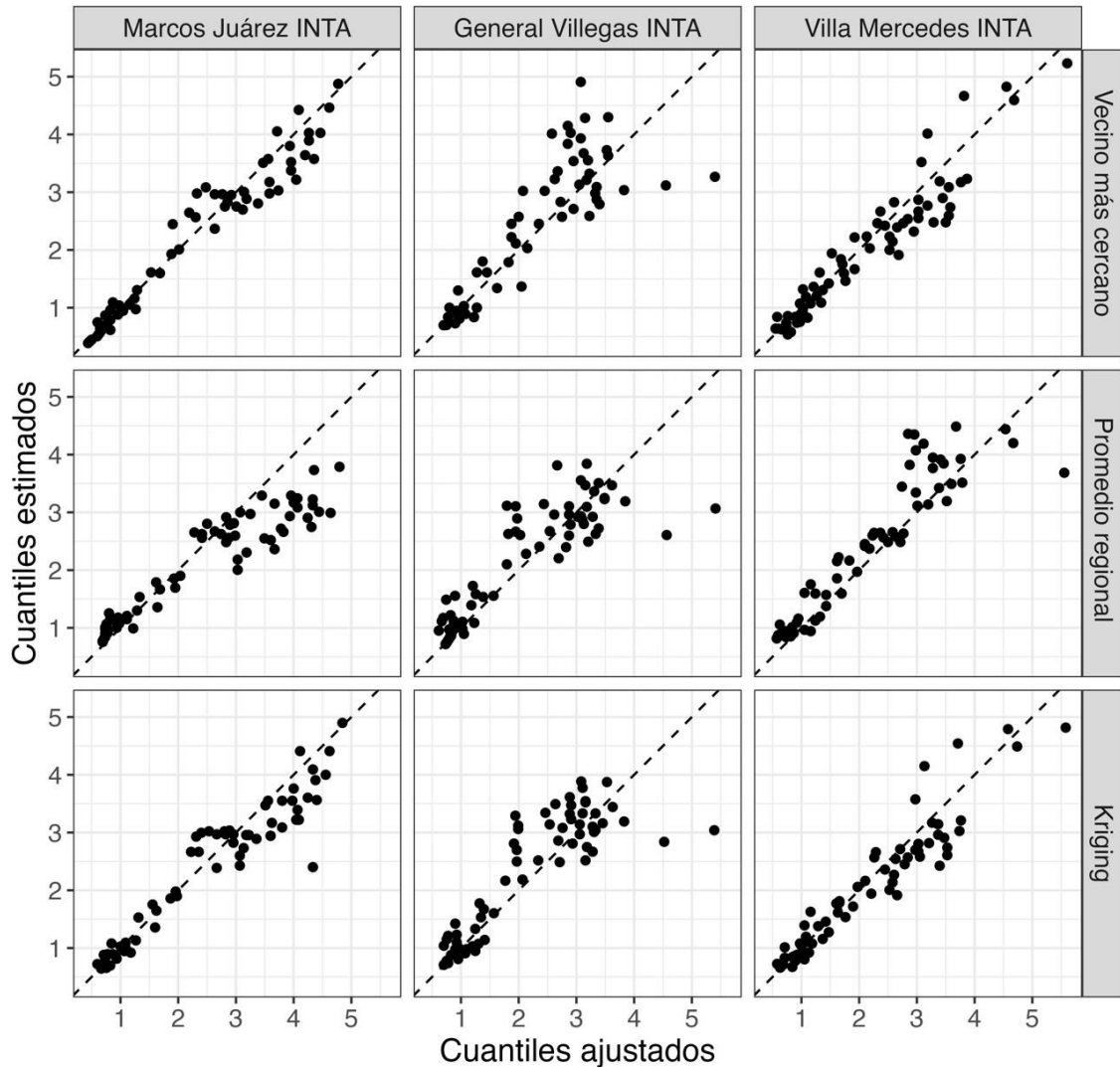


Figura 5.- Gráfico cuantil-cuantil para el parámetro alfa en el cálculo del SPI para los 3 métodos propuestos (arriba: Vecino más cercano, centro: Promedio regional y abajo: Kriging) en las estaciones seleccionadas.

3. Caso de estudio

Se realizó una prueba de concepto en colaboración con la Bolsa de Cereales de Córdoba, la cual participó activamente en el PD agrícola. La Bolsa opera una red de 118 estaciones



meteorológicas automáticas (Figura 6), una cantidad significativamente mayor que las 10 estaciones convencionales que forman parte de los datos del CRC-SAS. Aunque las estaciones automáticas no están distribuidas uniformemente en la provincia de Córdoba (165,321 km²), cada estación convencional representa aproximadamente las condiciones climáticas de un área de 16,532 km², mientras que cada estación automática cubre un área de alrededor de 1,401 km², proporcionando una resolución espacial considerablemente mayor.

La clave de este enfoque radica en integrar la larga serie temporal de las estaciones convencionales con la alta resolución espacial de las estaciones automáticas, aprovechando así las fortalezas de cada tipo de estación. Mientras que las estaciones convencionales aportan una extensa cobertura temporal que permite caracterizar patrones climatológicos robustos, las estaciones automáticas ofrecen una cobertura espacial detallada que mejora la representatividad a nivel local. En este estudio, se emplearon datos recopilados entre los años 2017 y 2023 para llevar a cabo esta integración.

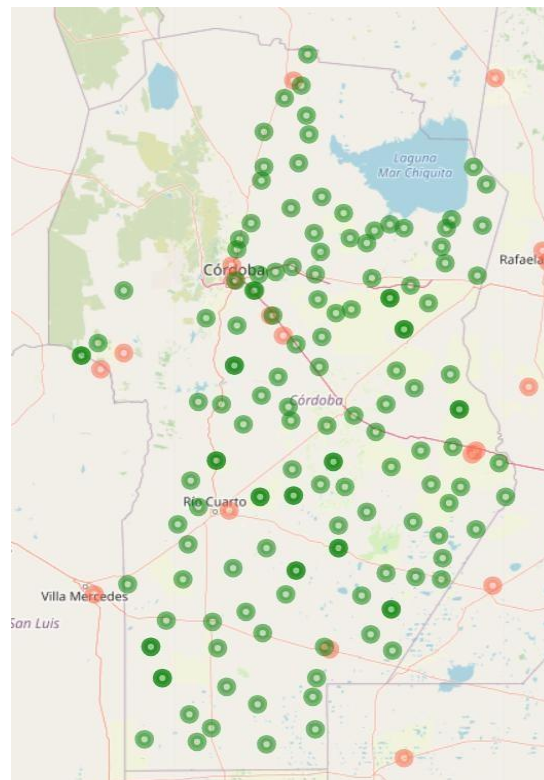


Figura 6.- Estaciones meteorológicas convencionales (puntos rojos) y automáticas (puntos verdes)

El primer paso para el cálculo de los índices de sequía es la agregación de los valores diarios a series mensuales en alta frecuencia. Primero se definieron las ventanas de agregación a utilizar



para las variables temperatura máxima, mínima y precipitación. Para este estudio se utilizaron los anchos de ventana 1, 3, 6 y 12 meses.

Luego se llevó a cabo la agregación de los valores diarios. En el caso de las series observadas, se definió una política de datos faltantes para cada ventana de agregación y variable, limitando tanto el total de días faltantes en un mes (en el caso de las tres variables) como la cantidad de días seguidos faltantes (en el caso de las temperaturas). Este paso y el anterior se realizaron para todas las estaciones, las que cuentan con datos válidos en el periodo de referencia y las que no.

Para cada estación meteorológica con suficientes datos en el periodo de referencia (1971-2010), se estimaron los parámetros de la función Gamma para el cálculo del SPI; y los parámetros de una función Log-logística y la evapotranspiración potencial (ETP) usando el método Hargreaves-Samani para el caso del SPEI. A modo de ejemplo, se muestra la estimación del parámetro alfa para las estaciones consideradas (Figura 7). Este ejemplo corresponde al periodo de 3 meses desde el 1 de enero hasta el 31 de marzo.

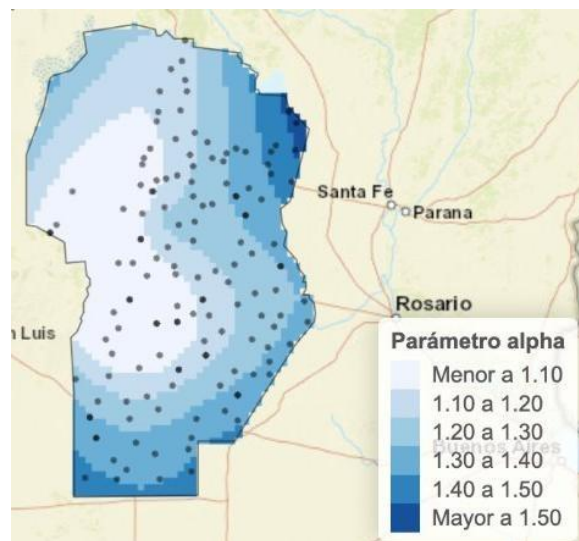


Figura 7.- Valores estimados del parámetro alfa correspondientes a las precipitaciones.

Una vez confirmado que los ajustes de los parámetros son válidos, se calcularon los índices de sequía SPI e SPEI. Para las estaciones que cuentan con una climatología válida, se realizó con el cálculo tradicional, y para las estaciones con menor cantidad de datos con los métodos propuestos.



Como ejemplo, se presenta la evolución del SPI 3 en El Crispín para el año 2022-2023. Los parámetros para calcular el SPI para El Crispín se estimaron utilizando el método de Promedio Regional ya que dentro del rango de 75 km se encuentran 2 estaciones meteorológicas en las que se calculan los índices con los métodos tradicionales (Córdoba Observatorio y Córdoba AERO). La línea naranja representa el valor del índice para cada péntada. La incertidumbre en el cálculo del SPI proviene de la estimación de los parámetros de la distribución teórica, en el gráfico se la representa con boxplots (Figura 8).

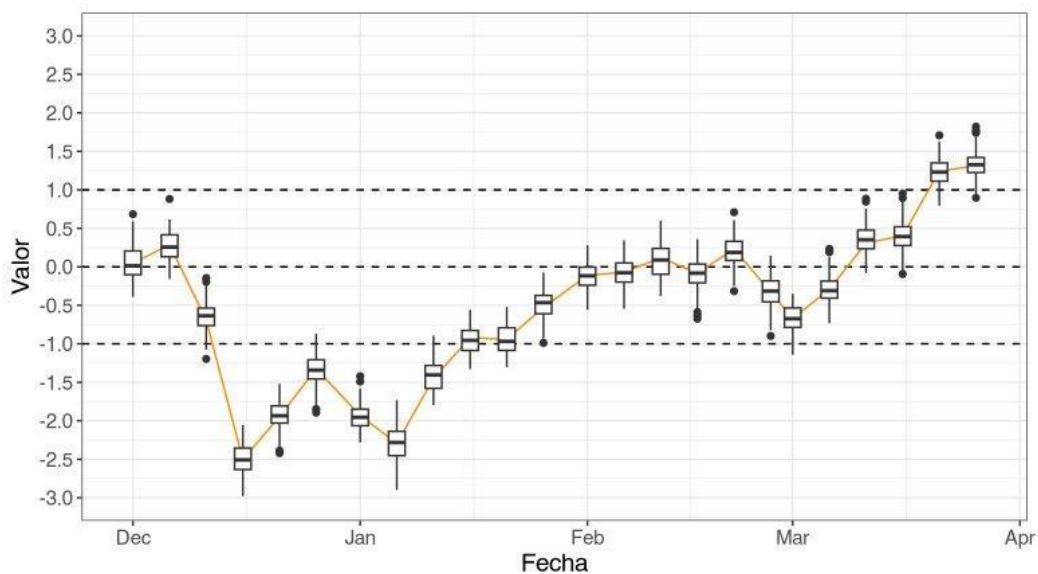


Figura 8.- Valores estimados del SPI 3 en El Crispín provincia de Córdoba, Argentina.

Además de analizar series de valores de SPI y SPEI, otro uso destacado de sumar nuevas redes de estaciones meteorológicas es comparar los resultados obtenidos con otras fuentes de datos. Por ejemplo, aquí se comparan los valores de SPI a 3 meses calculados con datos de CHIRPS (Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station Data; Funk et al., 2015) con los obtenidos mediante los métodos propuestos. En el caso presentado (Figuras 9 y 10) se pueden ver distintos valores del índice en el oeste y sur de Córdoba, al ser fuentes distintas de información pueden existir diferencias en los resultados como las presentadas. Las Figuras muestran mapas de SPI 3 correspondientes al 21 de diciembre de 2022 durante la última sequía. Lo importante es analizar las razones de estos resultados para lograr tomar mejores decisiones, ya que ambas fuentes de información son confiables en la región.

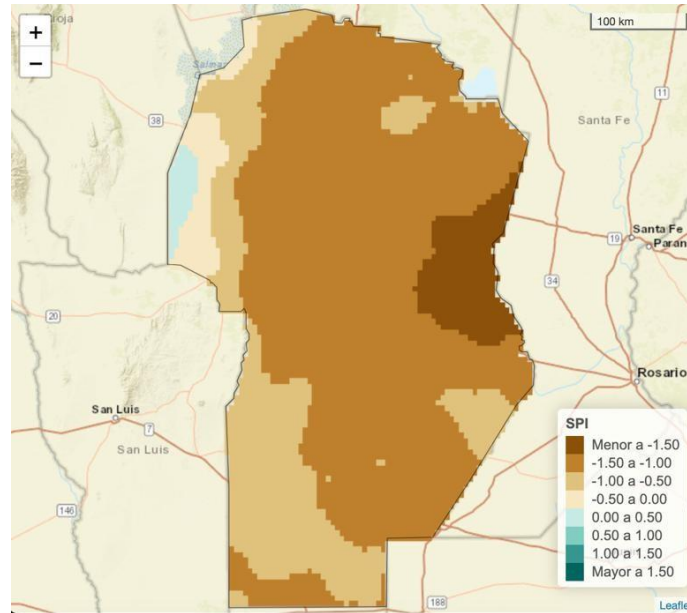


Figura 9.- Valores estimados del SPI 3 a través de CHIRPS.

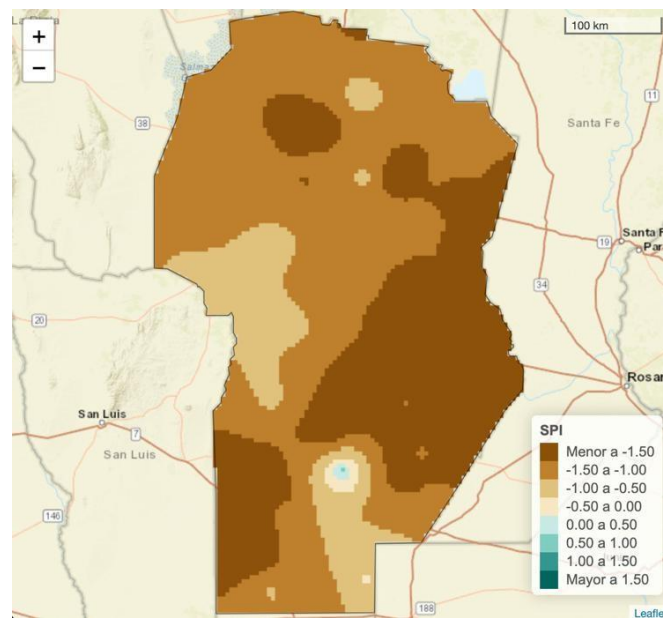


Figura 10.- Valores estimados del SPI 3 con la metodología propuesta.



Por último, la Figura 11 corresponde a la misma péntada mencionada anteriormente, mostrando sólo las estaciones convencionales del CRC-SAS. Estos datos son los más precisos dada la calidad de los datos de entrada usados para el cálculo de índice de sequía. Se puede observar en la figura que el patrón mostrado es consistente con las estimaciones a partir de estaciones automáticas.

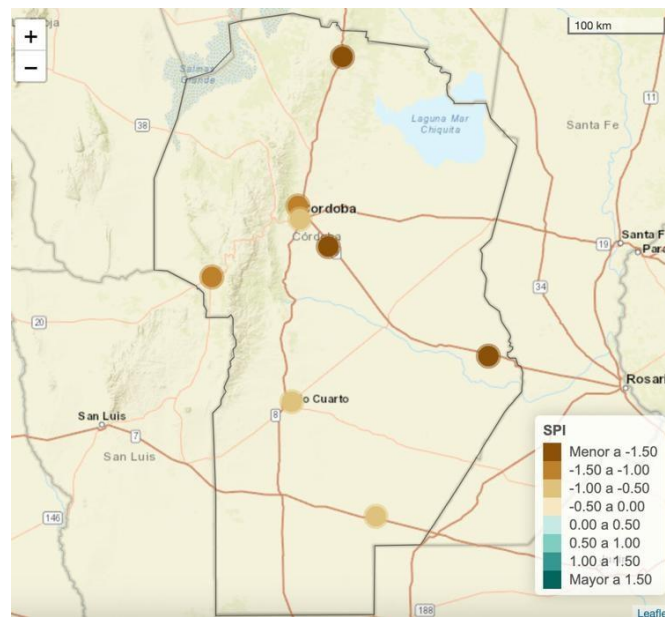


Figura 11.- Valores del SPI 3 calculados para estaciones convencionales.

No obstante, es importante resaltar el compromiso existente entre cobertura espacial y temporal que se mencionó anteriormente. Es muy importante complementar estos datos con nuevas metodologías que permitan tener una imagen más global de un fenómeno tan complejo como la sequía.

Referencias

Beguería, Santiago, Sergio M. Vicente-Serrano, Fergus Reig, and Borja Latorre. 2013. "Standardized Precipitation Evapotranspiration Index (Spei) Revisited: Parameter Fitting, Evapotranspiration Models, Tools, Datasets and Drought Monitoring." *Journal Article. International Journal of Climatology* 34: 3001–23.



Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M. et al. *The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes.* *Sci Data* 2, 150066 (2015). <https://doi.org/10.1038/sdata.2015.66>

Hargreaves, GH, and ZA Samani. 1982. "Estimating Potential Evapotranspiration." *Journal Article. Journal of the Irrigation and Drainage.*

Hayes, Michael, Mark Svoboda, Nicole Wall, and Melissa Widhalm. 2011. "The Lincoln Declaration on Drought Indices: Universal Meteorological Drought Index Recommended." *Journal Article. Bulletin of the American Meteorological Society* 92 (4): 485–88. <https://doi.org/10.1175/2010bams3103.1>.

Hosking, J.R.M., 1990. *L-moments: analysis and estimation of distributions using linear combinations of order statistics.* *Journal of the Royal Statistical Society B*, 52: 105-124.

Husak, G.J., Michaelsen, J. y Funk, C., 2007. *Use of the gamma distribution to represent monthly rainfall in Africa for drought monitoring applications.* *International Journal of Climatology*, 27(7): 935-944. <https://doi.org/10.1002/joc.1441>

Krige, D.G. (1951) *A Statistical Approaches to Some Basic Mine Valuation Problems on the Witwatersrand.* *Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa*, 52, 119-139.

Lawrence I-Kuei Lin. "A Concordance Correlation Coefficient to Evaluate Reproducibility." *Biometrics* 45, no. 1 (1989): 255–68. <https://doi.org/10.2307/2532051>.

Matheron, G.; *Principles of geostatistics.* *Economic Geology* 1963; 58 (8): 1246–1266. doi: <https://doi.org/10.2113/gsecongeo.58.8.1246>

McKee, Thomas B, Nolan J Doesken, and John Kleist. 1993. "The Relationship of Drought Frequency and Duration to Time Scales." *Journal Article. AMS 8th Conference on Applied Climatology*, 179–84. <https://doi.org/citeulike-article-id:10490403>.

Reporte Técnico CRC-SAS-2015-001. Descripción de índices para el monitoreo de sequía meteorológica implementados por el Centro Regional del Clima para el Sur de América del Sur.

Stagge, J.H., Kohn, I., Tallaksen, L.M. y Stahl, K., 2015. *Modeling drought impact occurrence based on meteorological drought indices in Europe.* *Journal of Hydrology*, 530: 37-50. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.09.039>.



Vicente-Serrano, Sergio, Santiago Beguería, and Juan López-Moreno. 2010. "A Multiscalar Drought Index Sensitive to Global Warming: The Standardized Precipitation Evapotranspiration Index." *Journal Article. Journal of Climate* 23: 1696–1718.

Wilcox, R. R., Erceg-Hurn, D. M., Clark, F., & Carlson, M., 2013. Comparing two independent groups via the lower and upper quantiles. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 84(7), 1543–1551. <https://doi.org/10.1080/00949655.2012.754026>.

Wilks, D.S. (Editor), 1995. *Statistical methods in the atmospheric sciences: an introduction. International Geophysics Series. Academic Press, New York, 467 pp.*

Wilks, D.S., 2011. *Statistical methods in the atmospheric sciences. Academic press.*

World Meteorological Organization, 2012. *Standardized Precipitation Index User Guide (M. Svoboda, M. Hayes and D. Wood), Geneva.*