

# DETECCIÓN DE INHOMOGENEIDADES EN SERIES DE PRECIPITACIÓN DIARIA EN LA REGIÓN CENTRO-SUR DE CHILE

Oliver Mesequer-Ruiz y Pablo Sarricolea

## RESUMEN

*Por su gran extensión latitudinal, desde los 17°S hasta casi 56°S, Chile continental presenta una gran diversidad climática. En ciertas áreas del país, las precipitaciones representan un factor determinante a la hora de desarrollar determinadas actividades humanas, tales como la agricultura o la minería. Es por ello que disponer de series meteorológicas de calidad se presenta como una necesidad de primer orden para así poder identificar, dentro de la propia variabilidad de la serie, qué corresponde a la propia variabilidad natural del clima, y qué corresponde a interferencias provocadas por cuestio-*

*nes del instrumental y por influencia directa antrópica. Para evaluar esto, se han aplicado diversos índices de detección de inhomogeneidades a un total de 152 estaciones pluviométricas: test de von Neumann, test de Thom y RPI (Real Precision Index). Estos tres test evalúan aspectos distintos de las series a las cuales se aplican, por lo que las series homogéneas para uno no tienen por qué serlo para otro. De las series analizadas, solo 73 presentaron tener una calidad de buena a tolerable según el RPI, que aparece como complementario a los otros dos test utilizados.*

## Introducción

En los estudios climatológicos, la calidad de los datos con los que se trabaja supone el primer desafío que se plantea ante los investigadores, anterior al planteamiento de la metodología con la que abordar los objetivos o del propio planteamiento de una hipótesis de trabajo. La calidad de los estudios meteorológicos y climatológicos depende, en un primer lugar, de la precisión de las mediciones, que van mejorando con el paso del tiempo. La cada vez más frecuente introducción de estaciones meteorológicas automáticas ha ayudado a mejorar la calidad y la precisión de las bases de datos registrados, pero al mismo tiempo, han supuesto nuevos problemas inherentes a este tipo de estaciones que suponen nuevos desafíos en la detección de

errores e inhomogeneidades a lo largo de las series (Michaelides, 2008; Sevruck *et al.*, 2009). Estos errores en el registro de los datos pueden aparecer por diversos motivos, desde el crecimiento de árboles o la construcción de edificios en las proximidades de una estación meteorológica (manual o automática), hasta por un mal funcionamiento del propio pluviómetro, como puede ser la pérdida de agua durante el registro. También aparecen errores aleatorios a lo largo del proceso de registro, almacenamiento y transmisión automática de los registros (Brunet y Jones, 2011).

Las series de datos climáticos suelen presentar a menudo una deficiencia de información referida a la toma de los datos, así como sobre los criterios seguidos por el observador en el caso de las estaciones manuales. De esta

manera, se desconocen las variaciones que puedan presentar debidas a cambios en el instrumental, localización de la propia estación o eventos extraordinarios que puedan alterar o interrumpir el funcionamiento normal del proceso de observación y registro de los datos (Martín-Vide, 2003). Estos errores son críticos, ya que afectan la continuidad de los registros de precipitación, y, en último término, influyen en los resultados de los modelos que usan estos datos como entrada. Los errores derivados pueden presentar magnitudes similares a la de la señal climática, así como variaciones a largo término, tendencias o ciclos, lo que puede provocar consideraciones equivocadas sobre los resultados de los estudios (Causinus y Mestre, 2004).

Con el objetivo de obtener resultados confiables, es nece-

sario partir de series de datos libres de cualquier tipo de irregularidad de carácter no climático. Por lo tanto, cobran especial interés e importancia la detección y la corrección de estos errores antes de llevar a cabo cualquier tipo de estudio climático basado en series instrumentales (Brunetti *et al.*, 2012; Buishand *et al.*, 2013; Domonkos, 2013). Por su parte, y en el mismo orden de cosas, la Organización Meteorológica Mundial hace especial énfasis en la importancia de la homogeneización de las series en los procesos de rutina a la hora de trabajar con este tipo de datos (WMO, 2010).

Para asumir que una serie de datos es homogénea, es necesario tener la seguridad de que las variaciones existentes se deben únicamente a la propia variabilidad de la dinámica natural del elemento medido y que no existe ningun-

## PALABRAS CLAVE / Chile Centro-Sur / Inhomogeneidad / Precipitación / Real Precision Index /

Recibido: 25/05/2016. Modificado: 21/03/2017. Aceptado: 23/03/2017.

**Oliver Mesequer-Ruiz.** Geógrafo, Universidad de Alicante, España. Magister en Planificación Territorial y Gestión Ambiental, Magister en Climatología Aplicada y Doctor en Geografía, Planificación Territorial y Gestión Ambiental,

Universidad de Barcelona, España. Dirección: Departamento de Ciencias Históricas y Geográficas, Facultad de Educación y Humanidades, Universidad de Tarapacá. Av. 18 de septiembre 2222, Arica, Chile. e-mail: omesequer@uta.cl

**Pablo Sarricolea.** Geógrafo y Magister en Geografía, Universidad de Chile. Magister en Planificación Territorial y Gestión Ambiental, Magister en Climatología Aplicada y Doctor en Geografía, Planificación Territorial y Gestión

Ambiental, Universidad de Barcelona, España. Dirección: Departamento de Geografía, Facultad de Arquitectura y Urbanismo, Universidad de Chile. Portugal 84, Torre Chica, Santiago, Chile. e-mail: psarricolea@uchilefau.cl

## DETECTION OF NON-HOMOGENEITIES IN DAILY PRECIPITATION SERIES IN CENTRAL AND SOUTHERN CHILE

Oliver Meseguer-Ruiz and Pablo Sarricolea

### SUMMARY

*Continental Chile presents a large climate diversity due to its latitudinal spread, from 17°S to 56°S. In some areas of the country, precipitation represents a determinant factor for the development of some human activities, such as agriculture or mining. That is why having access to quality meteorological datasets is a first order necessity so as to be able to identify, within the variability of the dataset, what data corresponds to the natural variability of climate, and what corresponds to matters related to the instrumental matters and man-induced*

*modifications. In order to evaluate this, different indices were applied to detect non-homogeneities to 152 datasets: von Neumann test, Thom test and Real Precision Index (RPI). These three tests evaluate different aspects of the series that they are applied to, so the series that are homogeneous for one of them not necessarily have to be homogeneous to another. Only 73 of the 152 datasets presented a good to tolerable quality according to the RPI, which appears as a complement to the other two.*

## DETECÇÃO DE INHOMOGENEIDADES NA SÉRIES DE PRECIPITAÇÃO DIÁRIA NA REGIÃO CENTRO-SUL DO CHILE

Oliver Meseguer-Ruiz e Pablo Sarricolea

### RESUMO

*Devido à sua grande extensão latitudinal, desde 17°S até quase 56°S, o Chile apresenta uma grande diversidade climática. Em determinadas áreas, as precipitações definem-se como um fator determinante no desenvolvimento de certas atividades humanas, tais como a agricultura ou a extração de minérios. É por isso que a disponibilidade de séries meteorológicas de qualidade são uma necessidade de primeira ordem para poder identificar, dentro das próprias variações da série climática, qual a importância da variabilidade natural no clima atual, que influencia corresponde a interferências da aquisição instrumental*

*dos dados e qual a importância da ação antrópica direta. Para avaliar esta temática, foram aplicados diversos índices de detecção de disparidades a dados de 152 estações pluviométricas: teste de von Neuman, teste de Thom e RPI (Real Precision Index). Estes três testes avaliam distintos aspetos das respetivas séries, pelo que as séries homogêneas identificadas com um método não tem que ser as mesmas que as obtidas com outro método. Das séries analisadas, somente 73 apresentam uma qualidade entre boa a tolerável, segundo o RPI, que se considera como complemento aos outros dois testes utilizados.*

na influencia humana o instrumental que la altere (González *et al.*, 2002). Así, únicamente se considerarán como homogéneas aquellas series de las que se pueda afirmar con certeza que los datos que presentan son exclusivamente el reflejo del comportamiento de la atmósfera en un lugar preciso sin ninguna influencia de variables artificiales. Además de esto, otros factores pueden inducir a la presencia de inhomogeneidades en una serie, como son la ausencia de criterios claros y precisos para los observadores de una estación, entre los que se pueden incluir el cambio en la hora de lectura de los datos, de la localización y cambios en los instrumentos de medida, que pueden provocar alteraciones en los propios registros y que son difíciles de detectar a simple vista (Štěpánek *et al.*, 2006).

Las observaciones meteorológicas poseen una gran cantidad

de inhomogeneidades. Una de las más frecuentes, y que es inherente a la propia toma de datos, es que los datos que se están registrando no lo están siendo con el instrumental que permite una mayor precisión en la toma de medidas disponible en ese momento, que serán más sofisticados que el instrumental tradicional de la serie estudiada. Otro caso es la utilización de diferentes unidades de medida (milímetros o pulgadas; nudos o metros por segundo, etc.), que, al ser convertidos a una unidad en particular (por ejemplo milímetros), presentarán más inhomogeneidades. Incluso si existen diversos observadores, serán apreciables variaciones en el registro de los datos por diferencias en la capacitación o en la experiencia. El tratamiento de datos meteorológicos originales realizado de una manera diferente a los estándares aceptados puede mostrar cuál es la calidad de los

datos de la propia serie. Esta realidad puede mostrar diferentes causas de inhomogeneidades en las series temporales. Los cambios no tienen por qué tener un origen meteorológico o climático, pero su desconocimiento puede estar en el origen de discusiones climáticas sin resolver (Petrovic, 1998).

Según Martín-Vide (2003) es posible acometer la tarea de identificar estas inhomogeneidades a partir de diferentes test. Estos diversos test, con diferentes niveles de exigencia, provocan que no en todas las ocasiones los resultados obtenidos sean los mismos, es decir, que una misma serie climática puede ser contemplada simultáneamente como homogénea por un test e inhomogénea por otro. Pese a la obtención de resultados favorables tras la aplicación de los diversos test, pueden quedar dudas sobre la homogeneidad de la serie, y esto es debido a

la propia variabilidad natural del clima.

Estos test de homogeneidad con diferentes niveles de exigencia no siempre son coincidentes en sus resultados, y entre ellos destacan dos grupos fundamentales: los de homogeneización absoluta y los de homogeneización relativa; los primeros solo examinan mediante algún método estadístico la serie estudiada basándose en su aleatoriedad. Por el contrario, los segundos comparan la serie en cuestión con otra u otras series homogéneas vecinas o cercanas (Martín-Vide, 2003). Habitualmente se disponen de series de datos de las cuales se desconocen las variaciones internas y las incidencias de las externalidades, lo que supone una incertidumbre a la hora de diferenciar la propia variabilidad del clima de otro tipo de influencias derivadas por causa no natural. Los métodos como el test de von

Neumann, sirven para dilucidar la homogeneidad de datos (Rodríguez *et al.*, 1996). En este sentido, es posible reconstruir series climáticas pluriseculares mediante la implementación de diversas técnicas que controlen la calidad y la homogeneización de series muy cercanas que presenten períodos temporales comunes (Prohom *et al.*, 2016).

La pluviometría es la variable climática que presenta una mayor variabilidad temporal en multitud de regiones en el mundo (Goodess y Jones, 2002; de Luis *et al.*, 2010; Rodríguez-Puebla y Nieto, 2010; Brunetti *et al.*, 2012; Bombardi *et al.*, 2014; Casanueva *et al.*, 2014). Es por esto que es de capital importancia disponer de datos de calidad que permitan atribuir esta variabilidad a la propia dinámica climática y no a errores derivados de la mala praxis en la etapa más primigenia, la recogida de datos. En algunos estudios (Venema *et al.*, 2012) se le da prioridad a la homogeneización de los datos de pluviometría debido a la menor calidad de los resultados que presentan los trabajos sobre esta variable, incluso poniendo de relieve la necesidad de obtener más y mejores test de homogeneidad (Domonkos *et al.*, 2012). Debido principalmente a la gran diversidad de series climáticas, es esencial desarrollar una mayor cantidad de test con diferentes propiedades (Ribeiro *et al.*, 2016a).

Los test de homogeneidad absoluta, como el de von Neumann y el de Thom, presentan diferencias. Este último no requiere que la serie analizada proceda de una población normal; por otra parte, el test de von Neumann exige que la serie analizada pueda ser considerada una muestra de una población normal o gaussiana asumible, por ejemplo, en la mayoría de las series anuales de temperatura y precipitación (Martín-Vide, 2003). Otros test, como el de Craddock (1979) acumulan las diferencias normalizadas entre una serie de referencia y la serie analizada para encontrar inhomogeneidades. Al aplicarlo a series de

precipitación, se concluyó que los mejores resultados se presentaban en aquel par de estaciones con el menor coeficiente de variación de la proporción entre ambas series. Otros test más modernos y que también presentan buenos resultados se basan en técnicas de simulación geoestadística, calculando la probabilidad local de funciones utilizando un método de estaciones vecinas (Ribeiro *et al.*, 2016b), u otros compuestos que se basan en test de homogeneización normal estándar (Rienznier y Gandolfi, 2011). También existen diferentes test que consideran metodologías combinadas a partir de las diferencias entre series de referencia y sus vecinas, la aplicación de límites intercuartiles, y comparando los valores de las series con valores esperados, que arrojan buenos resultados (Štěpánek *et al.*, 2013).

Por su parte, el *Real Precision Index* (RPI) proporciona un nuevo enfoque al procesamiento de los datos. EL RPI expresa la tolerancia en los cálculos realizados en un conjunto de datos, y, por lo tanto, puede aplicarse para completar series de datos a partir de interpolación directa (Petrovic, 2001). Este índice puede detectar inhomogeneidades si se aplica sobre series de datos continuas, y esto puede llevar a la identificación del problema y, por lo tanto, explicar las causas que conducen a estas perturbaciones. Este método considera únicamente la calidad de la lectura por parte de los instrumentos u observador, al margen de otras posibles fuentes de error. De esta manera, la identificación de inhomogeneidades puede condicionar el curso de numerosos debates sobre hipotéticos cambios en las tendencias de las series climáticas (Petrovic, 1998). Este índice también se ha utilizado en diversas situaciones, para la homogeneización de series barométricas y de temperatura en la República Checa (Štěpánek *et al.*, 2006) y también es utilizado para determinar la calidad de los datos que permiten la identificación del cambio climático (Petrovic, 2001).

El objetivo de esta investigación es el de evaluar la validez del RPI como test de homogeneidad para series de precipitación diaria en comparación con otros test de validez comprobada (von Neumann y Thom). Con ello se pretende contribuir a nuevos enfoques de estudio de homogeneidad y uso de datos pluviométricos a resolución fina.

## Área de Estudio y Datos Utilizados

Chile continental, por la gran extensión latitudinal en la que se extiende (desde los 17°S hasta los casi 56°S), es afectado por un gran número de dinámicas atmosféricas, relativas a diferentes latitudes y centros de acción (Sarricolea *et al.*, 2017). Estas dinámicas, que van desde latitudes intertropicales hasta zonas templadas con notables influencias polares, generan marcadas diferencias y contrastes en la distribución de diferentes variables meteorológicas, como es el caso de la precipitación. Es fundamental conocer los patrones de la distribución espacial y temporal de las precipitaciones (Trenberth, 2011), y de modo multiescalar, tanto a nivel espacial como temporal (global, zonal y regional, y centenaria, decadal, anual, mensual y diaria), pues en base a esto se construyen escenarios futuros.

En este trabajo se han analizado registros de un total de 152 estaciones (Tabla I) provenientes de las bases de datos de la Dirección General de Aguas (DGA) y de la Dirección Meteorológica de Chile (DMC), localizadas según indica la Figura 1. Estas estaciones proporcionan datos, en su mayoría, desde 1965 hasta 2010, año en el que se decidió cerrar el presente trabajo. El área de estudio abarca desde los climas semiáridos a los climas templado lluviosos de costa occidental (Sarricolea *et al.*, 2017), y la mayoría de las estaciones meteorológicas estudiadas se localiza en el clima mediterráneo (32-39°S).

El análisis de las series temporales de precipitación en Chile supone una importancia

particular, ya que, para muchas regiones del país, la pluviometría es un factor limitante de un gran número de actividades humanas y económicas (norte del país), mientras que en otras los recursos hídricos son abundantes (Montecinos y Aceituno, 2003; Valdés-Pineda *et al.*, 2015). Por su gran amplitud latitudinal, Chile continental presenta una gran diversidad climática (Sarricolea *et al.*, 2017). El norte del país está expuesto a largos períodos de sequía, provocando la degradación de los suelos a partir de la erosión, la desaparición de la cubierta vegetal y la disminución de los recursos hídricos, además de aumentar la vulnerabilidad a la salinización de los acuíferos. El sur del país, sin embargo, conoce en algunos puntos la acumulación de grandes cantidades de precipitación repartidas de manera uniforme y continuada a lo largo del año. Por lo tanto, analizar la calidad de las series de precipitación contribuye a mejorar la calidad de los estudios relativos al clima y a los procesos de desertificación en sus datos de partida (Valdés-Pineda *et al.*, 2015). Los regímenes de precipitación de Chile en particular, y de gran parte del continente sudamericano, muestran una importante relación con la temperatura superficial del mar, concretamente con las del Atlántico Sur y del Pacífico intertropical a modo de dipolo (Nmanchi *et al.*, 201; Bombardi *et al.*, 2014).

## Metodología

Se utilizaron tres test para detectar inhomogeneidades en las series diarias de precipitación en la región centro-sur de Chile: von Neumann, Thom y RPI. El test de von Neumann se calcula como

$$\delta^2 = \frac{1}{n-1} \sum (x_{i+1} - x_i)^2$$

es decir, el mismo corresponde al promedio del cuadrado de las diferencias de cada año de la serie menos el año anterior.

Luego se divide dicho valor por la varianza de la serie:

$$N = \frac{\delta^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

Si el cociente que se obtiene es próximo a 2, la serie se puede considerar aleatoria y, por lo tanto, homogénea. Para series pluviométricas anuales, un cociente comprendido entre 1,7 y 2,3, o incluso entre 1,6 y 2,4, indica homogeneidad.

En cambio, el test de Thom, de las rachas o de las alternancias, recomendado por la Organización Meteorológica Mundial, no requiere que la serie analizada proceda de una muestra normal. El test consiste en contabilizar el número de rachas o tramos de la serie que quedan por encima y por debajo de la mediana. El número de rachas se simboliza mediante R y se calcula el cociente Z:

$$Z = \frac{R - \frac{n+2}{2}}{\sqrt{\frac{n(n-2)}{4(n-1)}}}$$

Por último, si el valor absoluto de Z es <2,58 la serie puede considerarse aleatoria y por tanto homogénea, con un nivel de confianza superior al 90%, y si es <1,96 el nivel de confianza aumenta al 95%.

Por su parte, el RPI se basa en la presunción de que cada valor decimal se ve representado el mismo número de veces en toda la serie. En este caso, ese número es igual a una décima parte del total del número de casos de la serie ( $n_c$ ), siendo N el número de casos en la serie. Sin embargo, la cantidad real de cada número de decimales ( $n_r$ ) difiere del esperado, y se define como la diferencia del número de casos  $d_i$ :

$$d_i = n_r - n_c$$

Los valores positivos hacen referencia a los valores decimales, donde el número de casos real es superior al esperado. Los valores negativos representan un

TABLA I  
ESTACIONES METEOROLÓGICAS UTILIZADAS EN EL PRESENTE ESTUDIO

N°	Estación	Serie	Fuente	N°	Estación	Serie	Fuente
1	La Serena	1965-2010	DMC	77	Colbún	1965-2011	DGA
2	Almendral	1972-2010	DGA	78	Colorado	1970-2011	DGA
3	La Laguna	1965-2010	DGA	79	Armerillo	1965-2011	DGA
4	Pabellón	1969-2010	DGA	80	Rio Maule	1965-2011	DGA
5	Recoleta Embalse	1965-2010	DGA	81	Melozal	1965-2011	DGA
6	La Torre	1979-2010	DGA	82	Linares	1975-2011	DGA
7	Paloma Embalse	1965-2010	DGA	83	Rio Melado	1965-2011	DGA
8	Cogotí Embalse	1965-2010	DGA	84	Hornillo	1976-2011	DGA
9	Las Ramadas	1965-2010	DGA	85	Tutuvén Embalse	1975-2011	DGA
10	Mincha Norte	1974-2010	DGA	86	Ancoa Embalse	1966-2002	DGA
11	San Agustín	1965-2010	DGA	87	Liguay	1977-2011	DGA
12	La Tranquilla	1966-2010	DGA	88	Quella	1965-2011	DGA
13	Pedernal Hacienda	1977-2010	DGA	89	Parral	1965-2011	DGA
14	Quilimarí	1980-2010	DGA	90	Digua Embalse	1965-2011	DGA
15	Chalaco Hacienda	1965-2010	DGA	91	Bullileo Embalse	1965-2011	DGA
16	El Trapiche	1975-2010	DGA	92	San Manuel	1976-2011	DGA
17	Palquico	1973-2010	DGA	93	Coelemu	1965-2011	DGA
18	Alicahue Hacienda	1965-2010	DGA	94	Dichato	1977-2011	DGA
19	Estero Rabuco	1965-2010	DGA	95	San Fabián	1972-2011	DGA
20	Vilcuya	1965-2010	DGA	96	Chillán	1981-2011	DMC
21	Riencillos	1965-2010	DGA	97	Chillán Viejo	1965-2011	DGA
22	Caleu	1965-2010	DGA	98	Coihueco Embalse	1971-2011	DGA
23	Rungue Embalse	1965-2010	DGA	99	Nueva Aldea	1965-2011	DGA
24	Valparaíso	1965-2005	DMC	100	Concepción	1965-2011	DMC
25	Lago Peñuelas	1974-2010	DGA	101	Chillancito	1965-2011	DGA
26	Colliguay	1965-2010	DGA	102	Diguillín	1965-2011	DGA
27	Cerro Calán	1976-2010	DGA	103	Las Trancas	1972-2011	DGA
28	Santiago	1965-2010	DMC	104	Fundo Atacalco	1965-2010	DGA
29	Los Panguiles	1981-2010	DGA	105	San Lorenzo	1965-2012	DGA
30	Terraza O. Central	1965-2010	DGA	106	Pemuco	1965-2012	DGA
31	Tobalaba	1969-2010	DMC	107	Cholguan	1977-2011	DGA
32	Antupirén	1980-2010	DGA	108	Laja	1976-2011	DGA
33	Bocatoma Maitenes	1988-2010	DGA	109	Trupan	1966-2011	DGA
34	San Antonio	1971-2010	DGA	110	Tucapel	1975-2011	DGA
35	Cerrillos de Leyda	1965-2010	DGA	111	Las Achiras	1965-2011	DGA
36	San José de M.	1972-2010	DGA	112	Los Ángeles	1965-2011	DGA
37	Pirque	1972-2010	DGA	113	San Carlos de Purén	1985-2011	DGA
38	El Yeso Embalse	1965-2010	DGA	114	Quilaco	1965-2011	DGA
39	Melipilla	1976-2010	DGA	115	Mülchen	1965-2011	DGA
40	Carmen de las R.	1965-2010	DGA	116	Cerro El Padre	1965-2011	DGA
41	San Gabriel	1978-2010	DGA	117	Cañete	1965-2011	DGA
42	Las Melosas	1965-2003	DGA	118	Collipulli	1975-2009	DGA
43	Rapel	1965-2010	DGA	119	Lumaco	1965-2011	DGA
44	Litueche	1979-2011	DGA	120	Laguna Malleco	1974-2011	DGA
45	Rancagua	1979-2011	DGA	121	Las Mercedes	1986-2011	DGA
46	Cocalán	1979-2011	DGA	122	Traiguén	1979-2011	DGA
47	Coltauco	1974-2011	DGA	123	Galvarino	1970-2011	DGA
48	Pichidegua	1978-2011	DGA	124	Curacautín	1979-2011	DGA
49	Pichilemu	1981-2011	DGA	125	Lonquimay	1987-2011	DGA
50	Rengo	1971-2011	DGA	126	Quillén	1968-2011	DGA
51	Popeta	1971-2011	DGA	127	Lautaro	1965-2011	DGA
52	Viña Vieja	1979-2003	DGA	128	Liucura	1987-2011	DGA
53	Central las Nieves	1977-2004	DGA	129	Vilcún	1965-2005	DGA
54	Millahue	1979-2011	DGA	130	Pueblo Nuevo	1979-2011	DGA
55	Ñilhue Barahona	1969-2011	DGA	131	Temuco	1965-2011	DMC
56	San Fernando	1972-2011	DGA	132	Puerto Saavedra	1970-2011	DGA
57	La Rufina	1972-2011	DGA	133	Cunco	1981-2011	DGA
58	Convento Viejo	1982-2011	DGA	134	Freire Sendos	1965-2011	DGA
59	La Candelaria	1974-2011	DGA	135	Los Laureles	1965-2012	DGA
60	El Membrillo	1965-2011	DGA	136	Quecheregua	1974-2011	DGA
61	Ranguilí	1979-2011	DGA	137	Quitratue	1975-2011	DGA
62	Santa Susana	1976-2011	DGA	138	Pucón	1975-2011	DGA
63	La Palma	1982-2011	DGA	139	Villarrica	1985-2011	DGA
64	El Manzano	1982-2011	DGA	140	Llafenco	1965-2011	DGA
65	Curicó 1	1985-2011	DMC	141	Curarrehue	1977-2011	DGA
66	Curicó 2	1965-2012	DGA	142	Valdivia	1986-2012	DMC
67	Los Queñes	1977-2011	DGA	143	Lago Riñihue	1976-2012	DGA
68	Lontué	1965-2011	DGA	144	Llancahue	1965-2012	DGA
69	Potrero Grande	1965-2011	DGA	145	Lago Maihue	1977-2012	DGA
70	Gualleco	1965-2011	DGA	146	Lago Ranco	1965-2012	DGA
71	El Guindo	1972-2011	DGA	147	Osorno	1983-2012	DMC
72	Pencahue	1969-2011	DGA	148	Adolfo Mattei	1965-2012	DGA
73	Talca UC	1987-2011	DGA	149	La Ensenada	1976-2006	DGA
74	Huapi	1982-2011	DGA	150	Puerto Montt 1	1977-2012	DMC
75	Nirivilo	1965-2011	DGA	151	Puerto Montt 2	1986-2012	DGA
76	San Javier	1965-2011	DGA	152	Mauullín	1965-2012	DGA

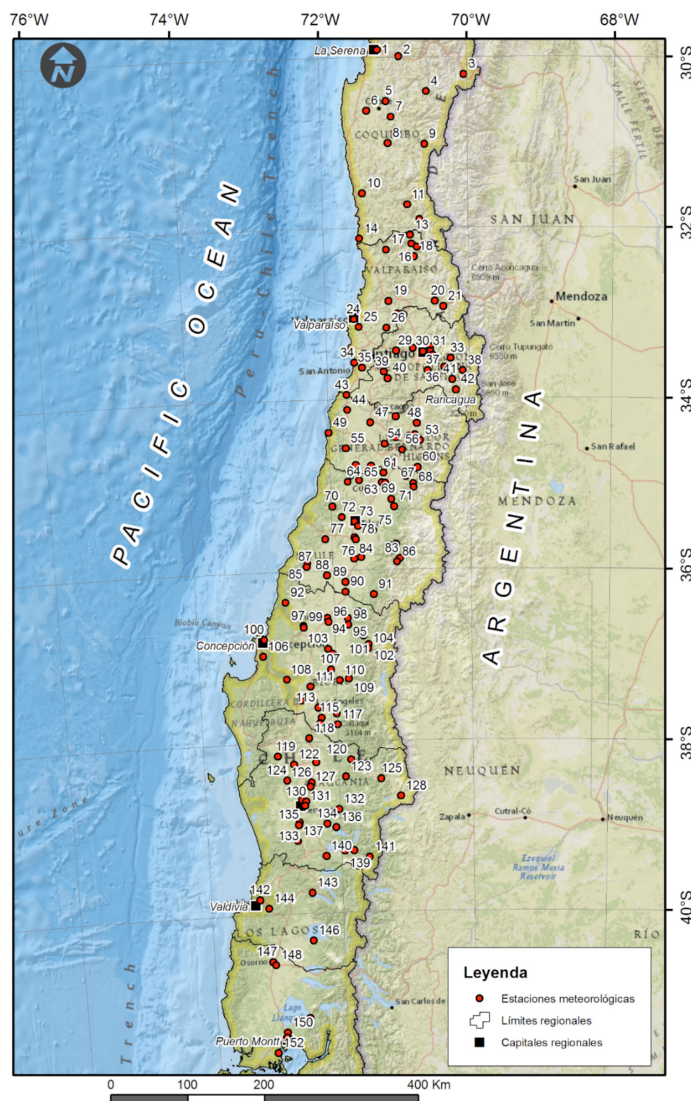


Figura 1. Localización de las estaciones utilizadas en el presente estudio.

déficit de ese valor respecto al esperado. La suma de todas las diferencias es igual a 0. Sin embargo, la suma de los valores absolutos de todas las diferencias es superior a 0:

$$D_{\text{abs}} = \sum_{i=1}^{i=9} |d_i| > 0$$

Se define el RPI de la siguiente manera:

$$RPI = \frac{2N}{2N - D_{\text{abs}}} \times 0,1$$

Para aplicar el cálculo del RPI, de precisión en la toma de registros y aplicado a las series pluviométricas a escala

diaria, se han descartado de la serie todos aquellos días en los que no se había registrado precipitación, que, para el caso de varios observatorios de Chile, eran numerosos. Esta realidad es la que ha obligado a este proceso, ya que distorsionaría la efectividad del RPI, siempre señalando un exceso de días cuyo valor decimal registrado sería 0. Para realizar esto, se consideran como homogéneas todas las series cuyo RPI sea <0,25, definido como tolerable. Según esta metodología, se distinguen tres categorías:

- Datos de alta precisión, en los que el valor del RPI se encuentra entre 0,1 y 0,15 y que suelen provenir de estaciones

meteorológicas con el mejor equipamiento y el personal más profesional, y pueden ser usados para cualquier tipo de análisis con éxito.

- Datos de precisión tolerable, en los que el valor del RPI se encuentra entre 0,15 y 0,25, de observatorios en los que el equipamiento utilizado es de una calidad menor al de la categoría anterior; a menudo son datos provenientes de estaciones no profesionales. Estas series pueden utilizarse para un análisis sencillo, como la obtención de estadísticos descriptivos, pero no para estudios más complejos, como la creación de modelos climáticos.

- Datos de precisión no tolerable, aquellas series con un valor del RPI entre 0,25 y 1, frecuentemente en estaciones con instrumentos que carecen de certificación para uso meteorológico o con observadores sin formación ni cualificación meteorológica.

## Resultados y Discusión

Se han aplicado las tres metodologías propuestas a las series de precipitación de las 152 estaciones meteorológicas estudiadas. Los resultados de los test de von Neumann se muestra en la Tabla I y los correspondientes a los tests de Thom y RPI se muestran en la Tabla II.

Es posible apreciar que los resultados son diferentes en los tres casos, tal y como se refleja en las tres últimas columnas de la Tabla II. El test de von Neumann otorga validez a 116 de las 152 estaciones, un 76,3% del total, mientras que el test de Thom declara como homogéneas a 149 de las 152 estaciones (98%). Los únicos tres observatorios que no presentan homogeneidad según el test de Thom o de las rachas son Laguna Malleco, Lago Maihue y Puerto Montt 1, los cuales tampoco presentan homogeneidad según el test de von Neumann, por lo que se puede asumir que este último es más selectivo a la hora de detectar inhomogeneidades que el primero, ya que además de

considerar como inhomogéneas las mismas que el test anterior, incorpora otras.

Por su parte, el test del RPI muestra que la calidad de los datos se cumple para el 48% de las estaciones (73 de 152). Así, se puede considerar a este último más selectivo que los test de von Neumann y Thom, si bien presenta homogeneidad en series para las que ninguno de los otros dos test anteriores la habían mostrado (Lago Maihue y Puerto Montt 1). Esto se explicaría porque los criterios aplicados en los diferentes test son distintos, por lo que podría asumirse que los diferentes métodos son complementarios. El RPI cuestiona la precisión del registro en el momento en el que este dato se integró en la serie temporal y no tanto el valor propio, por lo que, en rigor, para obtener como resultado las series que presentan la mejor calidad para ser analizadas, lo más conveniente es realizar un estudio multi-criterio, consistente en el análisis comparativo de los vecinos más cercanos, aplicando los límites de los intervalos intercuantiles y comparando los valores obtenidos con los esperados según las medias de métodos estadísticos aplicados a datos espaciales (Štěpánek *et al.*, 2013). Para una posterior homogeneización de las series, convendría considerar aquellas series vecinas que hayan sido consideradas como homogéneas y con la longitud suficiente que permitan ser comparadas con las que no cumplieron con los requisitos de los test. Posteriormente, se sugiere la detección de puntos de ruptura (*break points*) y, finalmente, llevar a cabo una fase de ajuste (Prohom *et al.*, 2016).

Al correlacionar los valores obtenidos para cada índice (el cociente final para el caso del test de von Neumann, el valor de Z para el test de Thom, y el propio valor del índice para el RPI), se obtienen los valores de la r de Pearson que aparecen en la Tabla III. El nivel de significancia obtenido para estas correlaciones en el caso del test de von Neumann con el test de Thom y con el RPI es superior

TABLA II  
HOMOGENEIDAD DE LAS SERIES SEGÚN LOS TESTS DE VON NEUMANN, THOM Y RPI

N°	Estación	N	Von Neumann	Mediana	R	n	Z	Z	Thom	Valor RPI	RPI
1	La Serena	1,801	ok	66,25	26	48	0,292	0,292	ok	0,125	ok
2	Almendral	2,091	ok	69	14	41	-2,372	2,372	ok	0,372	
3	La Laguna	2,131	ok	124,75	23	48	-0,584	0,584	ok	0,480	
4	Pabellón	2,298	ok	118	21	44	-0,610	0,610	ok	0,462	
5	Recoleta Embalse	1,829	ok	77,95	20	48	-1,459	1,459	ok	0,459	
6	La Torre	2,470		93,5	19	34	0,348	0,348	ok	0,463	
7	Paloma Embalse	1,937	ok	103,85	18	48	-2,043	2,043	ok	0,123	ok
8	Cogotí Embalse	2,238	ok	123,9	24	48	-0,292	0,292	ok	0,192	ok
9	Las Ramadas	2,151	ok	234,25	26	48	0,292	0,292	ok	0,285	
10	Mincha Norte	2,411		153,5	24	39	1,136	1,136	ok	0,414	
11	San Agustín	2,151	ok	194,75	28	48	0,875	0,875	ok	0,290	
12	La Tranquilla	2,338	ok	211,5	24	47	-0,147	0,147	ok	0,335	
13	Pedernal Hacienda	2,286	ok	217,5	16	36	-1,015	1,015	ok	0,153	ok
14	Quilimarí	2,546		232,4	17	33	-0,177	0,177	ok	0,126	ok
15	Chalaco Hacienda	2,072	ok	177,85	26	48	0,292	0,292	ok	0,329	
16	El Trapiche	2,246	ok	200,05	23	38	0,987	0,987	ok	0,289	
17	Palquico	2,448		225	21	40	0,000	0,000	ok	0,427	
18	Alicahue Hacienda	2,248	ok	233,35	26	48	0,292	0,292	ok	0,407	
19	Estero Rabuco	2,312	ok	363,75	27	48	0,584	0,584	ok	0,248	ok
20	Vilcuya	2,364	ok	341,3	26	48	0,292	0,292	ok	0,212	ok
21	Riencillos	2,127	ok	411,05	26	48	0,292	0,292	ok	0,152	ok
22	Caleu	2,110	ok	471,8	25	48	0,000	0,000	ok	0,315	
23	Rungue Embalse	2,003	ok	282,2	24	48	-0,292	0,292	ok	0,198	ok
24	Valparaíso	2,114	ok	395,1	23	41	0,474	0,474	ok	0,118	ok
25	Lago Peñuelas	2,288	ok	630,5	21	39	0,162	0,162	ok	0,306	
26	Colliguay	2,367	ok	520,9	29	48	1,167	1,167	ok	0,207	ok
27	Cerro Calán	2,474		400,3	21	37	0,500	0,500	ok	0,187	ok
28	Santiago	2,369	ok	311,6	26	48	0,292	0,292	ok	0,113	ok
29	Los Panguiles	2,428		312,95	15	32	-0,719	0,719	ok	0,204	ok
30	Terraza O. Central	2,191	ok	291,85	24	48	-0,292	0,292	ok	0,119	ok
31	Tobalaba	2,611		337,5	25	44	0,610	0,610	ok	0,118	ok
32	Antupirén	2,599		443,3	18	33	0,177	0,177	ok	0,307	
33	Bocatoma Maitenes	1,914	ok	328,2	12	25	-0,613	0,613	ok	0,252	
34	San Antonio	2,117	ok	376	22	41	0,158	0,158	ok	0,168	ok
35	Cerrillos de Leyda	1,982	ok	402,55	21	48	-1,167	1,167	ok	0,171	ok
36	San José de M.	2,210	ok	499,5	20	41	-0,474	0,474	ok	0,445	
37	Pirque	2,622		427,85	23	40	0,641	0,641	ok	0,207	ok
38	El Yeso Embalse	1,880	ok	473,6	21	48	-1,167	1,167	ok	0,325	
39	Melipilla	2,418		344,7	17	37	-0,834	0,834	ok	0,161	ok
40	Carmen de las R.	2,259	ok	364,45	27	48	0,584	0,584	ok	0,217	ok
41	San Gabriel	2,568		559,7	24	35	1,887	1,887	ok	0,377	
42	Las Melosas	2,129	ok	602,1	22	39	0,487	0,487	ok	0,412	
43	Rapel	2,291	ok	504,55	25	48	0,000	0,000	ok	0,226	ok
44	Litueche	2,126	ok	616,75	18	34	0,000	0,000	ok	0,470	
45	Rancagua	2,575		395,8	19	34	0,348	0,348	ok	0,155	ok
46	Cocalán	2,357	ok	477	18	34	0,000	0,000	ok	0,467	
47	Coltauco	2,556		579,7	20	34	0,697	0,697	ok	0,201	ok
48	Pichidegua	2,273	ok	502,9	19	39	-0,487	0,487	ok	0,356	
49	Pichilemu	1,997	ok	460,75	16	32	-0,359	0,359	ok	0,188	ok
50	Rengo	2,255	ok	506,6	26	42	1,250	1,250	ok	0,186	ok
51	Popeta	2,385	ok	549,05	24	42	0,625	0,625	ok	0,243	ok
52	Viña Vieja	2,603		572,4	17	25	1,430	1,430	ok	0,114	ok
53	Central las Nieves	2,447		869,4	16	28	0,385	0,385	ok	0,121	ok
54	Millahue	2,350	ok	719,45	23	34	1,742	1,742	ok	0,281	
55	Nilahue Barahona	2,070	ok	501,45	21	44	-0,610	0,610	ok	0,313	
56	San Fernando	2,389	ok	643,35	23	42	0,312	0,312	ok	0,171	ok
57	La Rufina	2,047	ok	1071,6	26	48	0,292	0,292	ok	0,321	
58	Convento Viejo	2,327	ok	674,2	23	42	0,312	0,312	ok	0,171	ok
59	La Candelaria	1,925	ok	701,7	18	39	-0,811	0,811	ok	0,122	ok
60	El Membrillo	2,578		641,5	19	32	0,719	0,719	ok	0,349	
61	Ranguilí	2,327	ok	576,25	19	32	0,719	0,719	ok	0,275	
62	Santa Susana	2,265	ok	757,7	15	28	0,000	0,000	ok	0,257	
63	La Palma	2,584		543,15	19	32	0,719	0,719	ok	0,184	ok
64	El Manzano	2,270	ok	1273	20	37	0,167	0,167	ok	0,391	
65	Curicó 1	1,863	ok	650,2	22	48	-0,875	0,875	ok	0,111	ok
66	Curicó 2	1,888	ok	590,5	26	40	1,602	1,602	ok	0,196	ok
67	Los Queñes	2,226	ok	1254,8	28	48	0,875	0,875	ok	0,186	ok
68	Lontué	2,283	ok	613,5	21	37	0,500	0,500	ok	0,380	
69	Potrero Grande	2,030	ok	1010,7	22	41	0,158	0,158	ok	0,205	ok
70	Gualleco	2,043	ok	766,5	24	48	-0,292	0,292	ok	0,367	
71	El Guindo	2,053	ok	608,75	26	48	0,292	0,292	ok	0,455	
72	Pencahue	1,917	ok	529,1	14	26	0,000	0,000	ok	0,151	ok
73	Talca UC	2,150	ok	581,1	16	31	-0,183	0,183	ok	0,121	ok
74	Huapi	2,217	ok	942	23	44	0,000	0,000	ok	0,449	
75	Nirivilo	1,931	ok	800,6	29	48	1,167	1,167	ok	0,220	ok
76	San Javier	2,346	ok	710	25	43	0,772	0,772	ok	0,153	ok
77	Colbún	2,020	ok	976,65	24	48	-0,292	0,292	ok	0,328	

N°	Estación	N	Von Neumann	Mediana	R	n	Z	Z	Thom	Valor RPI	RPI
78	Colorado	2,148	ok	1373,8	26	48	0,292	0,292	ok	0,270	
79	Armerillo	2,064	ok	2271	24	48	-0,292	0,292	ok	0,279	
80	Rio Maule	2,016	ok	2284,95	24	48	-0,292	0,292	ok	0,112	ok
81	Melozal	2,120	ok	694,25	28	48	0,875	0,875	ok	0,285	
82	Linares	1,877	ok	886,8	16	39	-1,460	1,460	ok	0,156	ok
83	Rio Melado	2,108	ok	2064,1	19	39	-0,487	0,487	ok	0,123	ok
84	Hornillo	1,866	ok	2153,65	22	48	-0,875	0,875	ok	0,292	
85	Tutuvén Embalse	1,886	ok	849,4	19	38	-0,329	0,329	ok	0,144	ok
86	Ancoa Embalse	2,382	ok	1603,6	22	38	0,658	0,658	ok	0,272	
87	Liguay	1,558		932,75	13	38	-2,302	2,302	ok	0,390	
88	Quella	2,000	ok	674,15	28	48	0,875	0,875	ok	0,393	
89	Parral	2,197	ok	969,4	26	48	0,292	0,292	ok	0,205	ok
90	Digua Embalse	2,126	ok	1403,05	26	48	0,292	0,292	ok	0,157	ok
91	Bullileo Embalse	1,963	ok	2170,1	26	48	0,292	0,292	ok	0,124	ok
92	San Manuel	2,136	ok	1377	27	48	0,584	0,584	ok	0,363	
93	Coelmu	1,518		772,95	22	48	-0,875	0,875	ok	0,331	
94	Dichato	1,953	ok	974,1	15	33	-0,884	0,884	ok	0,270	
95	San Fabián	1,095		1745	17	42	-1,562	1,562	ok	0,365	
96	Chillán	2,016	ok	1049,15	22	48	-0,875	0,875	ok	0,110	ok
97	Chillán Viejo	2,091	ok	1059,9	16	36	-1,015	1,015	ok	0,274	
98	Coihueco Embalse	1,820	ok	1379,85	17	42	-1,562	1,562	ok	0,151	ok
99	Nueva Aldea	2,021	ok	1001,45	28	48	0,875	0,875	ok	0,327	
100	Concepción	1,952	ok	1109,05	26	48	0,292	0,292	ok	0,121	ok
101	Chillancito	1,957	ok	980,25	26	48	0,292	0,292	ok	0,442	
102	Diguillín	1,905	ok	2116,55	24	48	-0,292	0,292	ok	0,186	ok
103	Las Trancas	1,139		2162,2	18	48	-2,043	2,043	ok	0,368	
104	Fundo Atacalco	1,869	ok	2313,3	20	48	-1,459	1,459	ok	0,264	
105	San Lorenzo	1,082		2292,9	20	47	-1,327	1,327	ok	0,366	
106	Pemuco	1,501		1206,25	19	42	-0,937	0,937	ok	0,248	ok
107	Cholguan	1,653	ok	1361,2	12	36	-2,367	2,367	ok	0,222	ok
108	Laja	1,247		953,95	18	48	-2,043	2,043	ok	0,437	
109	Trupan	2,028	ok	1682,7	22	47	-0,737	0,737	ok	0,237	ok
110	Tucapel	1,855	ok	1594,9	17	38	-0,987	0,987	ok	0,328	
111	Las Achiras	1,557		1003,05	24	48	-0,292	0,292	ok	0,397	
112	Los Angeles	1,867	ok	1081,65	22	48	-0,875	0,875	ok	0,263	
113	San Carlos de Purén	2,076	ok	1199,35	13	28	-0,770	0,770	ok	0,408	
114	Quilaco	1,798	ok	1542,1	22	48	-0,875	0,875	ok	0,147	ok
115	Mülchen	2,102	ok	1262,1	24	48	-0,292	0,292	ok	0,132	ok
116	Cerro El Padre	1,742	ok	2017,05	20	48	-1,459	1,459	ok	0,418	
117	Cañete	1,665	ok	1232,6	30	48	1,459	1,459	ok	0,257	
118	Collipulli	1,028		1230,5	24	45	0,151	0,151	ok	0,159	ok
119	Lumaco	2,175	ok	1006	30	48	1,459	1,459	ok	0,471	
120	Laguna Malleco	0,000		2644,2	16	48	-2,626	2,626		0,327	
121	Las Mercedes	1,265		1445	12	27	-0,981	0,981	ok	0,525	
122	Traiguén	2,278	ok	996,6	23	34	1,742	1,742	ok	0,272	
123	Galvarino	2,393	ok	898,8	19	34	0,348	0,348	ok	0,251	
124	Curacautín	1,075		1731,1	19	43	-1,080	1,080	ok	0,442	
125	Lonquimay	1,798	ok	1407,95	13	26	-0,400	0,400	ok	0,327	
126	Quillén	1,799	ok	1224,5	25	45	0,452	0,452	ok	0,207	ok
127	Lautaro	1,838	ok	1243,5	26	48	0,292	0,292	ok	0,304	
128	Liucura	2,427		723,1	12	26	-0,801	0,801	ok	0,314	
129	Vilcún	1,915	ok	1669,35	24	48	-0,292	0,292	ok	0,361	
130	Pueblo Nuevo	1,827	ok	1188,5	21	41	-0,158	0,158	ok	0,199	ok
131	Temuco	1,912	ok	1151,15	22	48	-0,875	0,875	ok	0,119	ok
132	Puerto Saavedra	1,948	ok	1120,7	17	34	-0,348	0,348	ok	0,182	ok
133	Cunco	1,394		1785,5	15	43	-2,315	2,315	ok	0,363	
134	Freire Sendos	2,082	ok	1477,75	16	32	-0,359	0,359	ok	0,347	
135	Los Laureles	1,617	ok	2103,1	24	48	-0,292	0,292	ok	0,352	
136	Quecheregua	1,863	ok	1979	19	39	-0,487	0,487	ok	0,401	
137	Quitratue	2,186	ok	2102,5	19	38	-0,329	0,329	ok	0,615	
138	Pucón	1,785	ok	2141,4	15	29	-0,189	0,189	ok	0,124	ok
139	Villarrica	2,022	ok	2145,9	28	48	0,875	0,875	ok	0,283	
140	Llafenco	0,000		3450	22	48	-0,875	0,875	ok	0,475	
141	Curarrehue	1,455		2529,5	21	37	0,500	0,500	ok	0,514	
142	Valdivia	1,903	ok	1795,7	20	48	-1,459	1,459	ok	0,108	ok
143	Lago Ríñihue	1,879	ok	2236,5	10	27	-1,766	1,766	ok	0,155	ok
144	Llancahue	2,010	ok	1911,6	17	37	-0,834	0,834	ok	0,137	ok
145	Lago Maihue	0,001		2916,65	10	36	-3,044	3,044		0,144	ok
146	Lago Ranco	1,963	ok	1985,9	20	48	-1,459	1,459	ok	0,233	ok
147	Osorno	1,540		1320,4	20	48	-1,459	1,459	ok	0,108	ok
148	Adolfo Matthei	1,883	ok	1314,65	15	30	-0,372	0,372	ok	0,122	ok
149	La Ensenada	2,312	ok	2460,3	14	31	-0,913	0,913	ok	0,118	ok
150	Puerto Montt 1	1,405		1725,3	16	48	-2,626	2,626		0,127	ok
151	Puerto Montt 2	1,827	ok	1877,2	18	36	-0,338	0,338	ok	0,142	ok
152	Maullín	1,687	ok	1681,7	11	26	-1,201	1,201	ok	0,396	

TABLA III  
 CORRELACIONES MUTUAS  
 ENTRE LOS DIFERENTES  
 ÍNDICES

	Thom	RPI
Von Neumann RPI	<b>-0,45</b> 0,02	<b>-0,16</b>

Valores en negrita representan valores de la  $r$  de Pearson significativas con un  $p$ -valor  $<0,05$ .

al 95%, con valores de -0,45 y -0,16 respectivamente.

Sin embargo, la correlación entre el valor del RPI con el del test de von Neumann es, pese a ser significativo, casi nulo, y el del RPI con el valor de  $Z$  del test de Thom, puede considerarse nulo, por lo que este índice (RPI) puede considerarse prácticamente independiente de los otros dos (von Neumann y Thom).

Estos resultados confirman la medida en la que los test de von Neumann y Thom presentan resultados similares, pero también como el RPI otorga lo que podría considerarse como un punto de vista diferente sobre la precisión de las medidas y la homogeneidad de una serie en sus registros (Štěpánek *et al.*, 2006).

## Conclusiones

Los test de homogeneidad de von Neumann y Thom presentaron resultados similares al ser aplicados a 152 series de precipitación de Chile, obteniendo con el primero de ellos un mayor número de series no homogéneas. El RPI, por su parte, únicamente consideró homogéneas a 73 de las 152 estaciones utilizadas, el 48% del total. Por la relación que guardan estos índices entre sí, es posible afirmar que el RPI proporciona unos resultados con base diferente a la de los otros dos, ya que presta atención a la precisión del dato registrado y no a la importancia o peso del monto total. El RPI se presenta por lo tanto como un test complementario a los anteriores, que, además, puede aplicarse a series de datos que no presenten necesariamente una distribución normal.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen el apoyo de los proyectos FONDECYT de Iniciación 11130629 y 11160059 del Gobierno de Chile, así como a la Dirección General de Aguas y a la Dirección Meteorológica de Chile por la cesión de datos. También se agradece el apoyo del Grupo de Climatología de la Universidad de Barcelona (2014SGR300, Generalitat de Catalunya), así como al Convenio de Desempeño UTA-MINEDUC y al proyecto UTA-Mayor 5744-16.

## REFERENCIAS

Bombardi RJ, Carvalho LMV, Jones C, Reboita MS (2014) Precipitation over eastern South America and the South Atlantic Sea surface temperature during neutral ENSO periods. *Climate Dynam.* 42: 1553-1568.  
 Brunet M, Jones PD (2011) Data rescue initiatives: Bringing historical climate data into the 21<sup>st</sup> century. *Climate Res.* 47: 29-40.  
 Brunetti M, Calioero T, Coscarelli R, Gullà G, Nanni T, Simolo C (2012) Precipitation variability and change in the Calabria region (Italy) from a high resolution daily dataset. *Int. J. Climatol.* 32: 57-73.  
 Buishand TA, De Martino G, Spreeuw JN, Brandsma T (2013) Homogeneity of precipitation series in the Netherlands and their trends in the past century. *Int. J. Climatol.* 33: 815-833.  
 Casanueva A, Rodríguez-Puebla C, Frías MD, González-Reviriego N (2014) Variability of extreme precipitation over Europe and its relationships with teleconnection patterns. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 18: 709-725.  
 Caussinus H, Mestre O (2004) Detection and correction of artificial shifts in climate series. *J. Royal Statist. Soc. Ser. C* 53: 405-425.  
 Craddock J (1979) Methods of comparing annual rainfall records for climatic purposes. *Weather* 34(9): 332-346.  
 De Luis M, Brunetti M, Gonzalez-Hidalgo JC, Longares LA, Martín-Vide J (2010) Changes in seasonal precipitation in the Iberian Peninsula during 1946-2005. *Global Planet Change* 74: 27-33.  
 Domonkos P, Venema V, Auer I, Mestre O, Brunetti M (2012) The historical pathway towards more accurate homogenisation. *Adv. Sci. Res.* 8: 45-52.

Domonkos P (2013) Measuring performances of homogenization methods. *Időjárás, Quart. J. Hung. Meteorol. Serv.* 117: 91-112.  
 González JC, De Luis M, Štěpánek P, Raventós J, Cuadrat JM (2002) Reconstrucción, estabilidad y proceso de homogeneizado de series de precipitación en ambientes de elevada variabilidad pluvial. En *VII Reunión Nacional de Climatología*. Zaragoza, España.  
 Goodess CM, Jones PD (2002) Links between circulation and changes in the characteristics of Iberian rainfall. *Int. J. Climatol.* 22: 1593-1615.  
 Martín-Vide J (2003) *El tiempo y el Clima*. Rubes. Barcelona, España. 127 pp.  
 Michaelides S (2008) *Precipitations. Advances in Measurements, Estimation and Prediction*. Springer. Berlín, Alemania. 540 pp.  
 Montecinos A, Aceituno P (2003) Seasonality of the ENSO-related rainfall variability in Central Chile and associated circulation anomalies. *Am. Meteorol. Soc.* 16: 281-296.  
 Nmanchi HC, Li J, Anyadike RNC (2011) Does a dipole mode really exist in the South Atlantic Ocean? *J. Geophys. Res. Atmos.* 116: D15104.  
 Petrovic, P (1998) Measurement precision as a cause of inhomogeneity in weather data time series. En *Proc. 2<sup>nd</sup> Seminar on Homogenization of Surface Climatological Data*. Budapest, Hungría.  
 Petrovic P (2001) Selection of data sets by quality and its role in climate research. En Brunet, M, Lopez Bonillo D (Eds.) *Detecting and Modelling Regional Climate Change*. Springer. Berlín, Alemania. pp. 21-29.  
 Prohom M, Barriendos M, Sanchez-Lorenzo A (2016) Reconstrucción and homogenization of the longest instrumental precipitation series in the Iberian Peninsula (Barcelona, 1786-2014). *Int. J. Climatol.* 36: 3072-3087.  
 Ribeiro S, Caineta J, Costa AC (2016a) Review and discussion of homogenisation methods for climate data. *Phys. Chem. Earth, Parts A/B/C* 94: 167-179.  
 Ribeiro S, Caineta J, Costa AC, Henriques R, Soares A (2016b) Detection of inhomogeneities in precipitation time series in Portugal using direct sequential simulation. *Atmos. Res.* 171: 147-158.  
 Rienzner M, Gandolfi C (2011) A composite statistical method for the detection of multiple undocumented abrupt changes in the mean value within a time series. *Int. J. Climatol.* 31: 742-755.

Rodríguez R, Llasat M, Martín-Vide J (1996) Revisión de los criterios de homogeneidad aplicados a variables meteorológicas. En Juaristi J. (Ed.) *Modelos y Sistemas de Información en Geografía*. Universidad del País Vasco. España. pp. 98-112.  
 Rodríguez-Puebla C, Nieto S (2010) Trends of precipitation over the Iberian Peninsula and the North Atlantic Oscillation under climate change conditions. *Int. J. Climatol.* 30: 1807-1815.  
 Sarricolea P, Herrera-Ossandon M, Meseguer-Ruiz O (2017) Climatic regionalisation of continental Chile. *J. Maps* 13(2): 66-73.  
 Sevruck B, Ondrás M, Chvila B (2009) The WMO precipitation measurement intercomparisons. *Atmos. Res.* 92: 376-380.  
 Štěpánek P, Řezníčková L, Brázdil R (2006) Homogenization of daily air pressure and temperature series for Brno (Czech Republic) in the period 1848-2005. En *Proc. 5<sup>th</sup> Seminar for Homogenization and Quality Control in Climatological Databases*. (29/05-2/06/2006). Budapest, Hungría. pp. 107-121.  
 Štěpánek P, Zahradníček P, Farda A (2013) Experiences with data quality control and homogenization of daily records of various meteorological elements in the Czech Republic in the period 1961-2010. *Időjárás, Quart. J. Hung. Meteorol. Serv.* 117: 123-141.  
 Trenberth K (2011) Changes in precipitation with climate change. *Climate Res.* 47: 123-138.  
 Valdés-Pineda R, Valdés JB, Díaz HF, Pizarro-Tapia R (2015) Analysis of spatio-temporal changes in annual and seasonal precipitation variability in South America-Chile and related ocean-atmosphere circulation patterns. *Int. J. Climatol.* 36: 2979-3001.  
 Venema V, Mestre O, Aguilar E, Auer I, Guijarro J, Domonkos P, Vertacnik G, Szentimrey T, Štěpánek P, Zahradníček P, Viarre J, Muller-Westermeier G, Lakatos M, Williams C, Menne M, Lindau R, Rasol D, Rustemeier E, Kolokythas K, Marinova T, Andresen L, Acquafredda F, Fratianni S, Cheval S, Klancar M, Brunetti M, Gruber C, Prohom Duran M, Likso T, Esteban P, Brandsma T (2012) Benchmarking homogenization algorithms for monthly data. *Climate of the Past* 8: 89-115.  
 WMO (2010) *Guide to Climatological Practices*. World Meteorological Organization. Ginebra, Suiza.