



UNIVERSIDAD
NACIONAL DE
VILLA MARIA

Biblioteca Central "Vicerrector Ricardo A. Podestá"
Repositorio Institucional

Selección de parcelas control para estudios de la dinámica post-incendio: desempeño de rutinas no paramétricas y autorregresivas

Año
2017

Autores
Landi, M. A., Ojeda, S., Di Bella, C. M., Salvatierra,
P., Argañaraz, J. P. y Bellis, L. M.

Este documento está disponible para su consulta y descarga en el portal on line de la Biblioteca Central "Vicerrector Ricardo Alberto Podestá", en el Repositorio Institucional de la **Universidad Nacional de Villa María**.

CITA SUGERIDA

Landi, M.A., [et al.] (2017). *Selección de parcelas control para estudios de la dinámica post-incendio: desempeño de rutinas no paramétricas y autorregresivas*. Revista de Teledetección, (49), p.79.



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución 4.0 Internacional

Selección de parcelas control para estudios de la dinámica post-incendio: desempeño de rutinas no paramétricas y autorregresivas

Landi, M. A.^{*1}, Ojeda, S.², Di Bella, C. M.^{3,4}, Salvatierra, P.⁵, Argañaraz, J. P.¹, Bellis, L. M.¹

¹Instituto de Diversidad y Ecología Animal (IDEA); CONICET-UNC y Facultad de Ciencias Exactas Físicas y Naturales, Universidad Nacional de Córdoba, Córdoba, Argentina.

²Facultad de Matemática, Astronomía y Física, Universidad Nacional de Córdoba, Córdoba, Argentina.

³Instituto Clima y Agua INTA Castelar, Hurlingham, Argentina.

⁴Depto. de Métodos Cuantitativos, Facultad de Agronomía- CONICET-UBA. - Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina.

⁵Instituto Académico Pedagógico de Ciencias Humanas (IAPCH), Universidad Nacional de Villa María, Villa María, Argentina.

Resumen: Los regímenes naturales de incendios han sufrido modificaciones; consecuentemente, es indispensable disponer de herramientas robustas para el seguimiento post-fuego de la vegetación. Los satélites de alta resolución temporal permiten construir series temporales de índices de vegetación para monitorear la recuperación post-fuego. Una de las técnicas utilizadas consiste en comparar la serie temporal de una parcela quemada con la de una parcela control no quemada. Sin embargo, para su implementación es necesario seleccionar parcelas control que antes del incendio tengan una vegetación con igual estructura y funcionamiento que la parcela quemada. Un estudio previo definió criterios biológicos para localizar parcelas quemadas y control con idéntico funcionamiento pre-incendio. Para testarlos se propuso una rutina de test no paramétricos de baja potencia estadística, analizando el cociente QVI (*Quotient Vegetation Index*) de las series temporales de NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) de parcelas control y quemadas. Sin embargo, actualmente existen técnicas de análisis autorregresivas con mayor potencia estadística. Los objetivos del presente trabajo fueron proponer seis nuevas rutinas basadas en test autorregresivos y comparar el desempeño de éstas contra la rutina no paramétrica. Seleccionamos 13.700 parcelas de bosque y extraímos las series temporales NDVI MODIS entre 2002 y 2005. Aleatoriamente seleccionamos 43 parcelas de referencia. A través de las rutinas planteadas comparamos la serie temporal de referencia con cada una de las 13.657 series restantes. Estimamos el desempeño midiendo la distancia euclidiana entre la serie de temporal de la parcela de referencia y las series temporales de las parcelas aceptadas por cada rutina. También, medimos la calidad y contabilizamos la cantidad de las series temporales QVI seleccionadas por cada rutina. Las rutinas autorregresivas tuvieron mejor desempeño, ya que seleccionaron parcelas control con series temporales de NDVI con la máxima similitud con respecto a las parcelas de referencia y series QVI de mayor calidad.

Palabras clave: selección de parcelas control, ecología del fuego, monitoreo post-incendio, NDVI MODIS, análisis de series de tiempo de NDVI.

To cite this article: Landi, M. A., Ojeda, S., Di Bella, C. M., Salvatierra, P., Argañaraz, J. P., Bellis, L. M. 2017. Control plot selection for studies of post-fire dynamics: performance of non-parametric and autoregressive routines. *Revista de Teledetección*, 49, 79-90. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7116>

* Corresponding author: marcoslandi1980@gmail.com

Control plot selection for studies of post-fire dynamics: performance of non-parametric and autoregressive routines

Abstract: Natural fire regimes have been modified; therefore robust post-fire monitoring tools are needed to understand the post-fire recovery process. Satellites with high temporal resolution allow us to build time series of vegetation indices for monitoring post-fire vegetation recovery. One of the techniques used is to compare the time series of a burned plot with that of an unburned control plot. However, for its implementation it is necessary to select control plots in which the vegetation has the same structure and functioning than the plot burned before the fire. Previous study defined biological criteria to detect burned and unburned control plots with identical pre-fire vegetation functioning. Moreover, a non-parametric test routine of low statistical power was proposed to test them, this was based on the analysis of the QVI (Quotient Vegetation Index), calculated between NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) time series of the burned and control site. However, currently there are autoregressive analysis techniques with greater statistical power. Therefore the aims were to propose six new statistical routines based on autoregressive test, and compare the performance of these with the non-parametric routine. We selected 13,700 forest plots and extracted the NDVI MODIS time series between 2002 and 2005. We randomly selected 43 reference plots, and through each routine, we compared each reference time series with the other 13,657 time series. We estimated the performance of the routines measuring the euclidian distance between the time series of the reference plot and the time series of the plots accepted for each routine. We also measured the quality and the amount of the QVI time series selected by each routine. Autoregressive routines showed better performance than the non-parametric routine, since they selected control plots with NDVI time series with greatest similarity with respect to the reference plots and QVI series with highest quality.

Key words: control plot selection, fire ecology, post-fire monitoring, NDVI MODIS, NDVI time series analysis.

1. Introducción

Los incendios son un disturbio presente en diversos ecosistemas terrestres (Flannigan *et al.*, 2013) y juegan un rol fundamental como agentes modeladores del funcionamiento de los ecosistemas (Bond y Keeley, 2005). Sin embargo, los cambios en los patrones climáticos a nivel global, junto con las actividades humanas, como por ejemplo la agricultura y la ganadería, han modificado los regímenes naturales de incendios (Bond y Keeley, 2005; Flannigan *et al.*, 2013). Debido a esto, la actividad de incendios de muchos ecosistemas se halla fuera de su rango de variabilidad histórica (McKenzie *et al.*, 2011; Flannigan *et al.*, 2013), lo cual amenaza el equilibrio ecológico de los ecosistemas. Consecuentemente, es indispensable disponer de herramientas robustas para el monitoreo de la recuperación post-fuego del funcionamiento de los ecosistemas (Van Leeuwen *et al.*, 2010; Gitas *et al.*, 2012).

Los incendios ocurren como ensayos no planificados, debido a que generalmente no se puede predecir en forma exacta la fecha y lugar de ocurrencia de los mismos (San-Miguel-Ayanz *et al.*,

2013). En este contexto, los sensores remotos son una herramienta útil para estudiar los incendios, debido a que, a través de los datos espectrales capturados por los sensores, es posible obtener información sobre el lugar y la fecha de la ocurrencia de los incendios (Di Bella *et al.*, 2011), la severidad (Key, 2006) e intensidad (Giglio, 2010) de los mismos, como así también información acerca de la recuperación post-incendio de la vegetación (Pérez-Cabello *et al.*, 2009). La disponibilidad de satélites con alta resolución temporal, como por ejemplo MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*), permite obtener datos en forma diaria (Huete *et al.*, 2002). A partir de dichos datos es posible construir series de tiempo (Gitas *et al.*, 2012) y analizarlas para obtener métricas para caracterizar los procesos de recuperación post-fuego de la vegetación (Van Leeuwen *et al.*, 2010; Casady *et al.*, 2010; Di Mauro *et al.*, 2014). Por lo tanto, dichos satélites son indispensables para comprender la dinámica funcional post-incendio de los ecosistemas.

El funcionamiento de los ecosistemas puede ser descrito como el conjunto de procesos que determinan la tasa de intercambio de materia

y energía entre la vegetación y el medio que la rodea (Cabello *et al.*, 2012). El uso índices de vegetación (IV) como el NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*, Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) es una de las técnicas más utilizadas para caracterizar el funcionamiento post-fuego de los ecosistemas (Gitas *et al.*, 2012). Esto se debe a que este índice posee una fuerte correlación con la cantidad de biomasa presente (Gao *et al.*, 2000), el área foliar específica (Baret y Guyot, 1991) y la productividad primaria neta aérea (Gao *et al.*, 2000; Huete *et al.*, 2002). Por lo tanto, el NDVI está estrechamente relacionado con los procesos funcionales que determinan las tasas de los flujos de materia y energía ecosistémicos (Cabello *et al.*, 2012).

Actualmente, diversos trabajos han investigado la recuperación post-fuego del funcionamiento del ecosistema a partir del uso de series temporales de IV (Casady *et al.*, 2010; Van Leeuwen *et al.*, 2010; Di Mauro *et al.*, 2014). Uno de los diseños para monitorear la recuperación post-fuego de la vegetación utilizando series de tiempo consiste en la comparación de una parcela quemada con una parcela control no quemada adyacente (Díaz-Delgado *et al.*, 2002; Gitas *et al.*, 2012). Este diseño asume que si el fuego no hubiese ocurrido, la parcela incendiada tendría la misma estructura y funcionamiento de la vegetación que la parcela control no quemada (Lhermitte *et al.*, 2010). Por lo tanto, para implementar esta técnica es necesario contar con una herramienta que permita localizar parcelas control que antes del incendio posean, por definición, la misma estructura y funcionamiento de la vegetación que la de la parcela quemada. Diversos autores han asegurado la similitud estructural de la vegetación a través del uso de mapas de buena resolución espacial (Van Leeuwen *et al.*, 2010; Casady *et al.*, 2010; Di Mauro *et al.*, 2014). Sin embargo, hasta la fecha son escasos los trabajos realizados destinados a asegurar la similitud funcional entre las parcelas quemadas y control (Lhermitte *et al.*, 2010; Landi *et al.*, 2017).

En el trabajo realizado por Landi *et al.* (2017), los autores desarrollaron criterios biológicos para localizar y seleccionar parcelas control que aseguraban una similitud funcional pre-incendio suficiente con las parcelas quemadas. Como primer criterio los autores propusieron que antes del

incendio la parcela quemada y control tuvieran un nivel de actividad fotosintética promedio anual sin diferencias estadísticas significativas. Como segundo criterio se estableció que el patrón de actividad fotosintética de ambas parcelas cambiara a través del tiempo con la misma magnitud y sentido. Como tercer criterio se estableció que el nivel promedio de actividad fotosintética de ambas parcelas, en cada estación del año, no presentara diferencias estadísticamente significativas. Al mismo tiempo los autores propusieron testear los criterios a través de una rutina de test no paramétricos, analizando las propiedades del cociente QVI (*Quotient Vegetation Index*) calculado a partir de las series temporales de NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) de las parcelas control y quemadas. Sin embargo, los test estadísticos no paramétricos poseen baja potencia estadística para detectar los patrones buscados (Moretin y Castro, 1987), a la vez que pueden presentar problemas debido a la autocorrelación temporal de los datos (Sutradhar *et al.*, 1995).

En la actualidad, existen pruebas estadísticas autorregresivas, diseñadas específicamente para el análisis de series temporales, las cuales no solo son más potentes que los test no paramétricos, sino que no presentan problemas de autocorrelación temporal (Chatfield, 2000; Brockwell y Davis, 2010). Otra diferencia importante entre ambos enfoques es que las pruebas no paramétricas solo pueden testear la presencia de patrones previamente determinados por el investigador. En cambio, las pruebas autorregresivas, como por ejemplo la prueba de Dickey-Fuller o la prueba de Ljung Box, realizan una búsqueda global de patrones contenidos en las series temporales (Chatfield, 2000; Brockwell y Davis, 2010), lo cual permitiría detectar cualquier tipo de diferencia en los patrones de actividad fotosintética entre ambas parcelas. Por lo cual, el uso de pruebas autorregresivas genera un mayor grado de certeza con respecto a la calidad de las parcelas control detectadas, lo cual otorga un mayor grado de confianza a las conclusiones obtenidas como resultado de las comparaciones post-incendio entre la parcela referencia y la parcela control. Sin embargo, hasta la fecha no se ha probado el desempeño de rutinas de análisis basadas en test autorregresivos, aplicadas a la localización y selección de parcelas control analizando las propiedades de las series temporales de QVI. En este contexto, nos planteamos

como objetivo del presente trabajo comparar el desempeño de rutinas de análisis autorregresivas frente a rutinas no paramétricas, en el testeo de los criterios biológicos previamente desarrollados para la selección de parcelas control.

2. Métodos

2.1. Extracción de series temporales

Se escogió un área de 30×30 km en la región del bosque chaqueño argentino (25° 52'S, 63° 12'O), un área de incendios recurrentes para este tipo de vegetación (Di Bella *et al.*, 2011). En dicha área se seleccionaron las 13.700 parcelas de bosque de 250×250 m presentes (1 píxel MODIS) y a cada una de ellas se le extrajo la serie temporal de NDVI entre los años 2002 y 2005. Los datos de NDVI fueron extraídos a partir de imágenes MODIS Terra (MOD13Q1). Las imágenes fueron obtenidas desde el portal MODIS Land Products Subsets (<http://daac.ornl.gov/MODIS>). Este producto posee una resolución espacial de 250×250 m y una resolución temporal de 16 días (23 imágenes al año). Las parcelas de bosque fueron detectadas utilizando el mapa de vegetación GlobCover 2005, que posee una resolución de 300×300 m y fue generado y distribuido en forma gratuita por la Agencia Espacial Europea (<http://due.esrin.esa.int>). Aleatoriamente, se seleccionaron 43 parcelas de bosque de referencia, para ser utilizadas como si fueran parcelas de bosque quemadas a estudiar. Luego, mediante las rutinas estadísticas propuestas se comparó, de a una por vez, la serie temporal de cada parcela de referencia con las series temporales de las 13657 parcelas de bosque restantes (13700-43).

2.2. Rutinas de análisis de series temporales

2.2.1. Rutina no paramétrica

Como primer paso para implementar la rutina no paramétrica (R-NP) se calculó el cociente punto a punto QVI entre la serie temporal de NDVI de la parcela quemada (STQ) y la serie temporal de la parcela no quemada (STNQ) a ser evaluada como posible parcela control (Ecuación 1). Debido a que el cociente punto a punto entre series temporales puede calcularse utilizando diferentes índices de

vegetación, decidimos reemplazar el acrónimo QNDVI originalmente acuñado por Díaz-Delgado *et al.* (2002) por el de QVI.

$$QVI_{(STQ/STNQ)} = STQ/STNQ \quad (1)$$

Luego se representó la serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$ mediante el modelo aditivo de series temporales presentado en la Ecuación 2 (Brockwell y Davis, 2010). Donde $Me_{(QVI)}$ es el promedio, $T_{(QVI)}$ es la tendencia de la serie temporal, $S_{(QVI)}$ es el comportamiento estacional y $a_{(QVI)}$ es el termino correspondiente al error aleatorio.

$$QVI_{(STQ/STNQ)} = Me_{(QVI)} + T_{(QVI)} + S_{(QVI)} + a_{(QVI)} \quad (2)$$

Luego, para testear si la parcela no quemada cumplió con los criterios biológicos previamente planteados para ser considerada como control, se procedió al análisis de las propiedades de la serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$ mediante la siguiente rutina de test no paramétricos (R-NP) (Figura 1).

Criterio 1: Para detectar si antes del incendio las parcelas quemada y no quemada tenían un nivel de actividad fotosintética promedio anual sin diferencias significativas, se testeo si $Me_{(QVI)}=1$. Esto se debe a que si $Me_{(QVI)}$ está centrado en 1, entonces las series temporales de NDVI STQ y STNQ poseen el mismo valor promedio. Para testear si $Me_{(QVI)}=1$, se propuso estimar los límites inferior y superior de μ a través de la técnica Bootstrap con reemplazo, utilizando 1000 iteraciones (Chatfield, 2000; Alonso *et al.*, 2002).

Criterio 2: Para determinar si el patrón de actividad fotosintética de ambas parcelas cambió a través del tiempo con la misma magnitud y sentido, se testeo la presencia de tendencia en la serie $QVI_{(STQ/STNQ)}$. Esto se debe a que la presencia de una tendencia diferente de cero en la serie $QVI_{(STQ/STNQ)}$ indica que el patrón de actividad fotosintética de ambas parcelas cambia a través del tiempo con diferente magnitud o sentido (Figura 2 A y B). Para testear la presencia de tendencia en la serie $QVI_{(STQ/STNQ)}$ se utilizó el test de autocorrelación por rangos de Spearman (McLeod *et al.*, 1991; Yue *et al.*, 2002).

Criterio 3: Para determinar si el nivel promedio de actividad fotosintética de ambas parcelas, en cada estación del año, no presentaba diferencias estadísticamente significativas, se testeo la presencia de comportamiento estacional en la serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$. Esto se debe a que la presencia de un

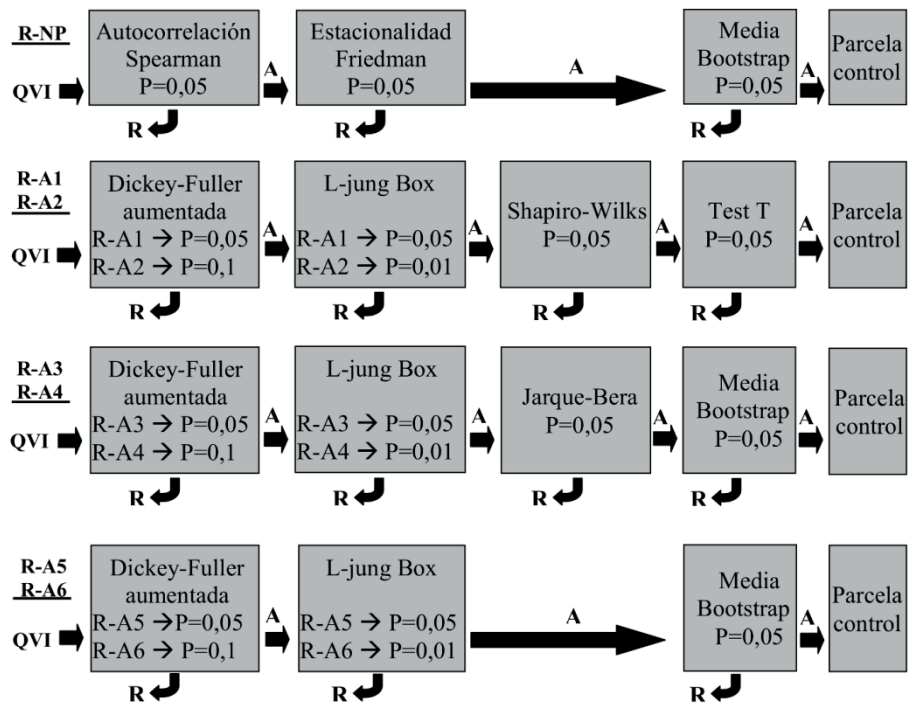


Figura 1. Rutinas de análisis no paramétrica y autorregresivas. A: serie de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$ que pasa en forma exitosa el test y es aceptada. R: serie de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$ que no pasa en forma exitosa el test y es rechazada.

patrón estacional en la serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$ indica que el patrón de actividad fotosintética de ambas parcelas es diferente, al menos en una estación del año (Figura 2 C y D). Para testear

que el promedio de IV de ambas parcelas, en cada estación del año, no presentara diferencias significativas, se utilizó el test de estacionalidad estable basado en el ANOVA no paramétrico de Friedman

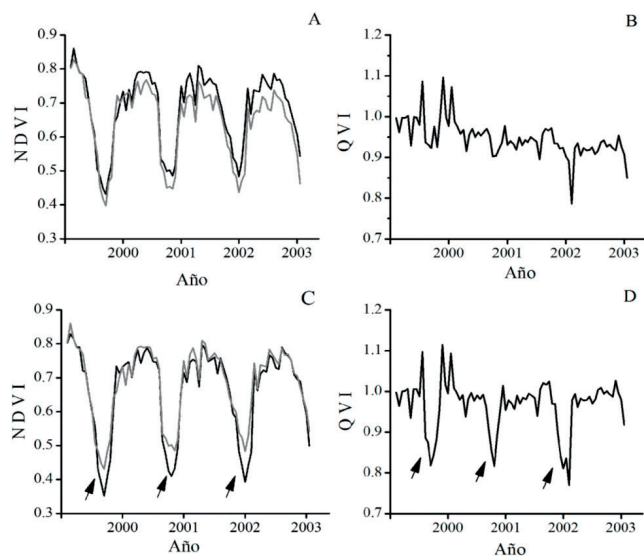


Figura 2. A y B: series temporales de NDVI y su respectiva serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$ para parcelas con patrones de actividad fotosintética con diferente evolución temporal. C y D: series temporales de NDVI y su respectiva serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$ para parcelas con diferente nivel promedio de actividad fotosintética en una estación del año. Las flechas indican los momentos con diferencias en el nivel de actividad fotosintética.

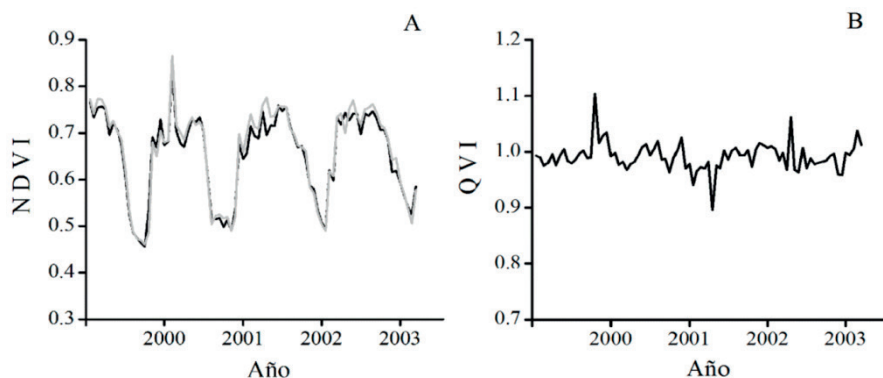


Figura 3. Series temporal de NDVI y su respectiva serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$ para una parcela quemada (negro) y una parcela control (gris) que pasó en forma exitosa todos los test.

(Moretin y Castro, 1987; Sutradhar *et al.*, 1995), utilizando los años como bloques y las estaciones del año como tratamiento con cuatro niveles de factor (primavera, verano, otoño, invierno). Para obtener cada dato usado en el test de Friedman se promediaron los datos $QVI_{(STQ/STNQ)}$ correspondientes a cada estación del año. Las series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ que cumplen con los tres criterios planteados pueden ser considerados como

un ruido aleatorio con $\mu=1$. Esto se debe a que el modelo aditivo de series temporales clásico utilizado asume que una serie temporal sin tendencia ni comportamiento estacional es un ruido aleatorio (Moretin y Castro, 1987; Brockwell y Davis, 2010). Los posibles candidatos no quemados, a partir de los cuales se generan series de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$ que pasan exitosamente todos los test propuestos, pueden ser considerados parcelas de control, debido a que no solo poseen idénticos patrones de actividad fotosintética (Figura 3), sino que también poseen la misma cobertura vegetal medida a través de mapas de vegetación (Figura 4).

2.2.2. Rutinas autoregresivas

Para implementar las rutinas autorregresivas también se analizaron las propiedades de la serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$ mediante el modelo aditivo de series temporales (Brockwell y Davis, 2010) presentado en la Ecuación 2. Nuevamente se propone que si la parcela quemada y la posible parcela control no quemada poseen igual patrón de actividad fotosintética antes del incendio, la correspondiente serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$ calculada tendrá una $Me_{(QVI)}=1$, $T_{(QVI)}$ será nula y $S_{(QVI)}$ será nula. Por lo tanto, la serie de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$ correspondiente tendrá las características de un ruido blanco aleatorio con distribución normal (Fuller, 1996; Yaffee y McGee, 2000), pero con $Me_{(QVI)}=1$ en vez de cero. Sobre la base de esta definición se propuso una rutina que denominamos R-A1, la cual consiste en la aplicación en forma sucesiva de 4 test estadísticos autorregresivos, que aplicados en conjunto permiten detectar series de

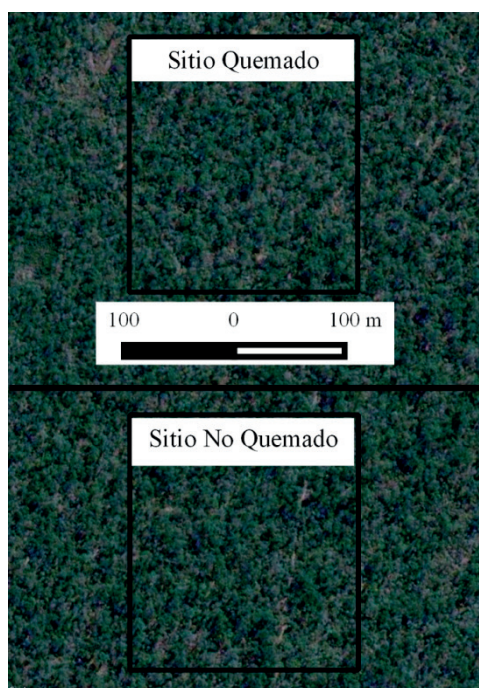


Figura 4. Imagen Google Earth con la estructura vegetal de una parcela quemada y una parcela no quemada control real, que cumple con los tres criterios propuestos.

ruido blanco aleatorio con distribución normal y centradas en uno (Figura 1).

- 1) Primero se propuso detectar la presencia de raíz unitaria en la serie de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$, debido a que la raíz unitaria es típica de series de tiempo con tendencia (Chatfield, 2000). Para esto se utilizó la prueba de Dickey-Fuller aumentada con un nivel de significancia de 0,05, la cual establece como hipótesis nula que la serie posee raíz unitaria, es decir, que la serie de tiempo posee tendencia.
- 2) Como segundo análisis se propuso detectar la presencia de autocorrelación temporal en la serie $QVI_{(STQ/STNQ)}$, debido a que los datos de una serie temporal se hallan correlacionados cuando la serie posee tendencia o patrones estacionales (Poling y Fuqua, 1986). Para esto se utilizó la prueba de Ljung-Box con un nivel de significancia de 0,05, la cual establece como hipótesis nula que los datos se distribuyen en forma independiente (Box y Pierce, 1970; Brockwell y Davis, 2010).
- 3) El tercer análisis propuesto comprueba la distribución de los datos, ya que los datos de una señal de ruido blanco poseen una distribución normal (Cromwel *et al.*, 1994). Para esto se utilizó el test de Shapiro-Wilk, con un nivel de significancia de 0,05.
- 4) Por último, se propuso testear que la serie de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$ posee $Me_{(QVI)}=1$, para esto se utilizó el test T para la media poblacional (Quinn y Keough, 2002) con un nivel de significancia de 0,05. Nuevamente, los posibles candidatos no quemados a partir de los cuales se generan series de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$ que pasan en forma exitosa los cuatro test propuestos, pueden ser considerados parcelas de control.

En conjunto los análisis propuestos en la rutina R-A1 permiten detectar una situación ideal en la que la serie $QVI_{(STQ/STNQ)}$ es un ruido blanco centrado en 1. Detectar una serie temporal $QVI_{(STQ/STNQ)}$ con estas características significa que las parcelas quemada y no quemada control poseen exactamente el mismo funcionamiento en todos los procesos que interactúan de múltiples maneras, a todas las escalas en que el IV es capaz de captar información. Este criterio, si bien es ideal, puede llegar a ser muy restrictivo

para seleccionar parcelas control en situaciones reales. Por lo tanto, en función de las pruebas estadísticas planteadas, se propusieron 5 rutinas autorregresivas alternativas con diferentes grados de restricción. Dichas rutinas permiten seleccionar parcelas de control que, a pesar de poseer un nivel de credibilidad inferior a las seleccionadas por la rutina RA1, estadísticamente siguen cumpliendo con los criterios biológicos desarrollados para ser consideradas como candidatas a parcelas control. Se propuso una rutina R-A2 (Figura 1) utilizando el test de Dickey-Fuller con un nivel de significancia relajado ($P=0,1$) y el test de Ljung-Box con un nivel de significancia más estricto ($P=0,01$). Estas modificaciones en los niveles de significancia aumentan la probabilidad de que una serie $QVI_{(STQ/STNQ)}$ supere cada test en forma exitosa.

Se propusieron dos rutinas más (R-A3, R-A4, Figura 1), en las cuales se reemplazó el test de normalidad por el test de simetría de curtosis de Jarque-Bera, el cual establece como hipótesis nula que el conjunto de datos posee simetría o curtosis correspondiente a una distribución normal (Cromwel *et al.*, 1994). La rutina R-A3 utiliza los test de Dickey-Fuller y de Ljung-Box con un nivel de significancia del 0,05, mientras que la rutina R-A4 utiliza el test de Dickey-Fuller relajado ($P=0,1$) y el test de Ljung-Box estricto ($P=0,01$). Por último, se propusieron dos rutinas más en las cuales no se testea ni la normalidad ni la curtosis (R-A5, R-A6, Figura 1). La rutina R-A5 utiliza los test de Dickey-Fuller y de Ljung-Box con un nivel de significancia del 0,05, mientras que la rutina R-A6 utiliza el test de Dickey-Fuller relajado ($P=0,1$) y el test de Ljung-Box estricto ($P=0,01$). Debido a que en las rutinas 3 a 6 no se comprueba el supuesto de normalidad, en éstas se estimó la media a través del método Bootstrap (Alonso *et al.*, 2002; Chatfield, 2000).

2.3. Análisis del desempeño de las rutinas

Para analizar el desempeño de las nuevas rutinas autorregresivas frente a la rutina no paramétrica, se calculó la distancia euclidiana promedio (Ecuación 3) entre cada una de las 43 series temporales de referencia con las 13.657 series temporales restantes.

$$D.Euc. = \frac{\sqrt[2]{\sum_{i=0}^{n-1} (STQ_{(i)} - STNQ_{(i)})^2}}{n} \quad (3)$$

Siendo n la cantidad de datos de la serie temporal y el subíndice i el valor de la serie temporal de IV en dicho tiempo. También se estimó la calidad de las series $QVI_{(STQ/STNQ)}$ bajo el supuesto de que las series con menor dispersión tendrán una menor amplitud en el intervalo de confianza estimado para $Me_{(QVI)}$. Luego se comparó la distancia euclidiana promedio y la amplitud del intervalo de confianza entre las series rechazadas por todas las rutinas propuestas (R) con las series seleccionadas por cada uno de las 7 rutinas planteadas. También, se comparó el número de parcelas que generaron series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ aceptadas por cada rutina y rechazadas por todas las rutinas propuestas. Mediante un Modelo Lineal Generalizado analizamos los datos (Quinn y Keough, 2002), utilizando cada repetición como efecto aleatorio, debido a que en cada repetición se utilizó una serie temporal de referencia diferente. Para modelar la falta de homogeneidad de varianza entre las repeticiones, utilizamos modelos estadísticos con heterogeneidad de varianza, utilizando cada repetición como criterio de agrupamiento (Quinn y Keough, 2002).

3. Resultados

Los resultados muestran que la rutina de análisis autorregresiva R-A1 es la que selecciona series temporales de IV con menor distancia euclidiana promedio con respecto a las series temporales de IV de referencia ($F=158,21$; $P<0,0001$, Figura 5).

Esta rutina seleccionó series temporales de IV con una distancia euclidiana promedio con respecto a las series de referencia de (D.Euc.=44,17), lo cual representa una disminución del 39,1% de la distancia en relación a la series rechazadas por todas las rutinas (D.Euc.=72,48) y del 23,3% con respecto a las series seleccionadas por la rutinas no paramétrica (D.Euc.=57,62). Las rutinas autorregresivas alternativas en las cuales no se testeó el supuesto de normalidad (R-A3 a R-A6) tuvieron distancias euclidianas significativamente superiores que aquellas en las que se testeó la normalidad (R-A1 y R-A2). Las series temporales de IV seleccionadas por las rutinas autorregresivas alternativas (R-A2 a R-A6) poseen distancias euclidianas con respecto a las series de referencia entre 3,2 y 8,2% más grandes que las de las series seleccionadas por la rutina ideal R-A1.

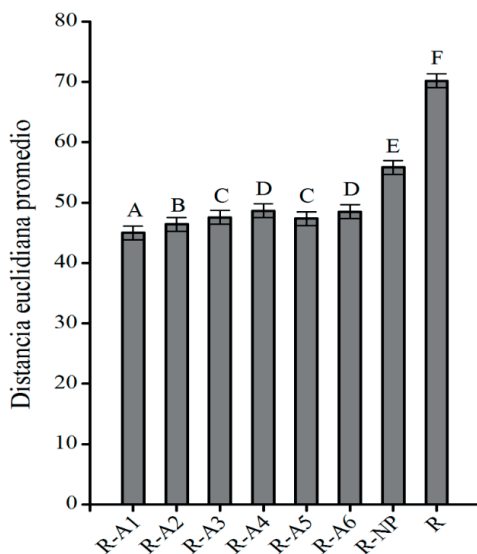


Figura 5. Distancia euclidiana promedio medida entre las series temporales de IV de las parcelas usadas como referencia y las series temporales rechazadas por todas las rutinas y las aceptadas por cada rutinas. Letras diferente indican diferencias significativas $P=0,05$.

El análisis de la amplitud de los intervalos de confianza muestra que las series temporales seleccionadas por las rutinas autorregresivas R-A1 y R-A2 generaron las series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ con amplitudes significativamente menores que las demás rutinas ($F=38,99$; $P<0,0001$, Figura 6). La amplitud de las series $QVI_{(STQ/STNQ)}$ seleccionadas por estas rutinas (Amplitud=0,0373) es 38,3% menor que la amplitud medida por las series temporales de IV rechazadas por todas las rutinas (Amplitud=0,0516). Es importante remarcar que la amplitud del intervalo de confianza medido para las series temporales seleccionadas por la rutina no paramétrica y las series rechazadas si presentan diferencias significativas entre sí. Para corroborar ver Figura 6 comparacion R-NP y R.

El análisis de la cantidad de parcelas que generaron series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ que superan con éxito las diferentes rutinas propuestas muestra que la mayoría de las series temporales testeadas son rechazadas por todas las rutinas ($F=488,4$, $P<0,0001$, Figura 7). La rutina ideal R-A1 es la más restrictiva, ya que en promedio superan con éxito dicha rutina entre 15 y 16 series temporales. A su vez, la rutina no paramétrica es la más permisiva de todas ya que la cantidad de series que

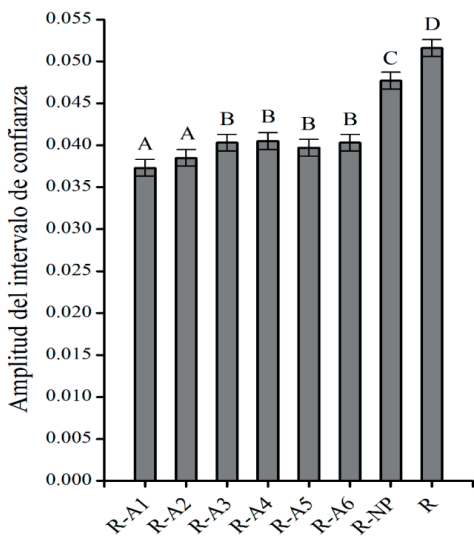


Figura 6. Amplitud del intervalo de confianza promedio medido para las series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ rechazadas por todas las rutinas y las aceptadas por cada rutina. Letras diferente indican diferencias significativas $P=0,05$.

superan dicha rutina es 129 veces superior al que superan la rutina ideal R-A1. A pesar de que las rutinas autorregresivas son más restrictivas que la rutina no paramétrica, entre 245 y 253 series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ superan en forma exitosa las rutinas R-A4 y R-A6.

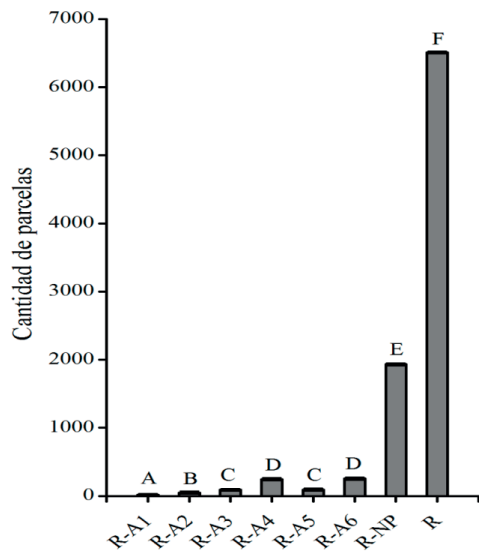


Figura 7. Cantidad promedio de series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ rechazadas por todas las rutinas y las aceptadas por cada rutina. Letras diferente indican diferencias significativas $P=0,05$.

4. Discusión y conclusiones

Las rutinas autorregresivas propuestas representan una mejora con respecto a la rutina no paramétrica propuesta anteriormente por Landi *et al.* (2017). Las seis rutinas autorregresivas permitieron seleccionar parcelas control con mayor similitud con respecto a las parcelas utilizadas como referencia, que el método no paramétrico. Lo cual significa que las rutinas autorregresivas seleccionaron parcelas controles funcionalmente más similares a las parcelas de referencia y, por ende, de mejor calidad. Al mismo tiempo, seleccionaron parcelas con series temporales de IV que permitieron generar series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ con menor amplitud de intervalo de confianza. Esto se debe a que los test implementados en dichas rutinas han sido específicamente diseñados para detectar patrones estacionales y de tendencia en las series temporales; por lo cual son más potentes que los test de Spearman y Friedman utilizados en la rutina no paramétrica (Chatfield, 2000; Moretin y Castro, 1987).

Los mejores resultados obtenidos por las rutinas autorregresivas frente a la rutina no paramétrica pueden deberse no solo a un incremento en la potencia de los test utilizados, sino también a diferencias biológicas en los criterios testeados. El test de Ljung-Box realiza una búsqueda global de patrones estacionales dentro de la serie de tiempo, por lo tanto posee la capacidad de detectar patrones estacionales con cualquier tipo de periodicidad (Box y Pierce, 1970; Brockwell y Davis, 2010). En cambio, el test de estacionalidad estable de Friedman utilizado en la rutina no paramétrica solamente detecta patrones previamente determinados por el investigador (Moretin y Castro, 1987; Sutradhar *et al.*, 1995). Esto significa que las rutinas autorregresivas propuestas poseen una mayor capacidad que la rutina no paramétrica para captar diferencias estacionales en el patrón de actividad fotosintética de la vegetación entre las parcelas testeadas. Por lo tanto, el uso de dichas rutinas autorregresivas implica una modificación en el tercer criterio biológico planteado originalmente por Landi *et al.* (2017). Bajo dichas rutinas, el tercer criterio debería ser replanteado de forma correcta de la siguiente manera: “el nivel promedio de actividad fotosintética de ambas parcelas no debe presentar diferencias estacionales significativas en ningún momento del año”.

Los resultados obtenidos concuerdan con lo esperado, ya que la rutina autorregresiva R-A1 no solo fue la rutina más restrictiva en cuanto a la cantidad de parcelas control detectadas, sino que fue la que detectó parcelas control con un patrón de actividad fotosintética más parecidas a las de las parcelas de referencia, a la vez que generó las series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ de mayor calidad. Debido a que las series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ seleccionadas por este método se pueden describir como un ruido aleatorio centrado en 1, los datos de las mismas son completamente independientes, sin tendencias ni ciclos estacionales (Poling y Fuqua, 1986). Esto sugiere que las parcelas de las cuales se extrajeron las series temporales de NDVI TSQ y TSNQ utilizadas, poseen igual patrón de actividad fotosintética en todas las escalas en las que el IV es capaz de captar de información (Gao *et al.*, 2000; Huete *et al.*, 2002). Sin embargo, R-A1 es una rutina de comparación altamente restrictiva ya que en promedio rechazó el 99,9% de las series de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$ testeadas, por lo cual es de difícil aplicación práctica en estudios de recuperación post-fuego de la vegetación.

Las modificaciones planteadas en las rutinas alternativas R-A2 a R-A6 tuvieron un efecto pequeño, aunque significativo, en la similitud funcional y la calidad de las curvas $QVI_{(STQ/STNQ)}$. Esto se debe a que las rutinas alternativas poseen menos potencia estadística para detectar la presencia de tendencias o patrones estacionales en las series de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$ (Box y Pierce, 1970; Chatfield, 2000). Las diferencias observadas en el desempeño entre R-A1 y las rutinas autoregresivas alternativas R-A2 a R-A6, sugieren que estas últimas no modelan con la misma eficacia que R-A1 toda la información biológica (tendencias y patrones estacionales) contenida en las series de tiempo $QVI_{(STQ/STNQ)}$. Por lo tanto, a diferencia de la rutina ideal R-A1, algunas de las series temporales que aprueban los test R-A2 a R-A6 no cumplirían con todos los requisitos formales para ser consideradas un ruido aleatorio (Poling y Fuqua, 1986). Sin embargo, esta pequeña pérdida en la capacidad de modelar la información biológica se ve compensada por el marcado incremento en la cantidad de series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$ que aprueban en forma exitosa cada rutina.

El patrón de ruido blanco aleatorio con media 1 utilizado para modelar las series temporales

$QVI_{(STQ/STNQ)}$ a pesar de ser altamente restrictivo es compatible con los datos reales observados. A su vez cada una de las características testeadas (tendencia, independencia, normalidad y media) en las series $QVI_{(STQ/STNQ)}$ tuvo un efecto estadísticamente significativo sobre el desempeño de cada rutina implementada. Estos resultados sugieren que tanto el patrón de ruido blanco aleatorio como las rutinas autorregresivas implementadas son conceptualmente correctos para la localización de parcelas control a partir de series temporales $QVI_{(STQ/STNQ)}$. Ya que, desde un punto de vista teórico, es muy importante contar con una herramienta como la rutina R-A1 que posea un desempeño acorde a lo esperado, lo cual apoya y justifica el uso de las rutinas de análisis autorregresivas planteadas. A su vez, desde el punto de vista práctico, también es importante contar con rutinas como la RA-4 y la R-A6, que son menos restrictivas, pero permiten obtener resultados muy similares a los de la rutina ideal R-A1. Estas dos rutinas (RA-4 y R-A6) permiten obtener un número de series temporales que puede ser suficiente para realizar estudios de la recuperación post-fuego de la vegetación. Sin embargo, es necesario remarcar que, en muchos casos, los trabajos de investigación pueden requerir contar con una cantidad de series temporales mayor a la entregada por estas dos rutinas. En estas situaciones es posible recurrir a la rutina no paramétrica, con la aclaración que es necesario estudiar con cuidado los resultados entregados por dicho método.

Un aspecto clave para seleccionar parcelas control es la longitud de las series temporales pre-incendio utilizadas. Esto se debe a que los patrones de actividad fotosintética de la vegetación se hallan fuertemente influenciados por las variaciones climáticas interanuales (Kuenzer *et al.*, 2015). Por lo tanto, cuanto mayor sea el periodo pre-incendio estudiado, mayor será el periodo durante el cual las parcelas de referencia y control respondan con el mismo patrón de actividad fotosintética ante las variaciones climáticas. A pesar de esto, es un aspecto metodológico que hasta la fecha ha recibido poca atención en la literatura. En los trabajos pioneros en el tema de Lhermitte *et al.* (2010, 2011), los autores consideran la selección de parcelas control estudiando un periodo pre-incendio de un año. Sin embargo, dicho periodo no permite asegurar que las parcelas referencia y control respondan con idéntico patrón de actividad fotosintética ante

diferentes condiciones climáticas. A su vez, en el trabajo realizado por Landi *et al.* (2017) los autores utilizan un periodo pre-incendio de tres años, bajo el supuesto de que dicho periodo permitiría asegurar una similitud funcional mínima entre parcelas para realizar estudios sobre la dinámica funcional post-incendio de la vegetación. Sin embargo, muchos de los estudios que utilizan series de tiempo de índices de IV obtenidas a partir de sensores como MODIS, abarcan periodos post-incendios de entre 5 a 8 años (Casady *et al.*, 2010; Van Leeuwen *et al.*, 2010; Di Mauro *et al.*, 2014). Desde un punto de vista epistemológico, para seleccionar las parcelas control sería deseable analizar un periodo pre-incendio de la misma longitud que el periodo post-incendio a estudiar. No obstante, utilizar periodos pre-incendio de mayor longitud podría reducir el número de parcelas control disponible para trabajar. Por lo tanto, se necesitan nuevas investigaciones para determinar el efecto de la longitud de las series temporales pre-incendio en la localización y selección de parcelas control.

Actualmente existen índices de vegetación, como por ejemplo EVI (Huete *et al.*, 2002), LAI y FPAR (Wenze *et al.*, 2006), que contienen información biológica adicional a la brindada por el NDVI, los cuales podrían ser utilizados para calcular la serie cociente QVI. Sin embargo, a excepción del producto EVI de MODIS, que posee la misma resolución espacial y temporal que el producto de NDVI, aún no se han investigado su posible utilidad para la localización y selección de parcelas control. Por lo tanto, se necesitan nuevas investigaciones para determinar la posibilidad de utilizar dichos índices de vegetación en la selección de parcelas control. A su vez, también se necesitan estudios para determinar la posibilidad de utilizar varios índices de vegetación simultáneamente con el objetivo de obtener parcelas de control que posean una mayor similitud funcional con respecto a las parcelas de referencia.

5. Agradecimientos

M. Landi y J. Argañaraz poseen una beca de CONICET. L. Bellis y C. Di Bella son investigadores de CONICET. Agradecemos al European Commission Joint Research center por el uso gratuito del producto Globcover 2005 y al MODIS

Land Products Subset por el uso gratuito de las imágenes MODIS.

Referencias

- Alonso, A. M., Peña, D., Romo Urroz, J. 2002. Una revisión de los métodos de remuestreo en series temporales. *Estadística Española*, 150, 133-159.
- Baret, F., Guyot, G. 1991. Potential and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35, 161-173. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90009-U](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90009-U)
- Box, G. E. P., Pierce, D. A. 1970. Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive-Integrated Moving Average Time Series Models. *J. Am. Stat. Assoc.*, 65, 1509-1526. <https://doi.org/10.1080/01621459.1970.10481180>
- Brockwell, P. J., Davis, R. A. 2010. *Introduction to time series and forecasting*. New York: Springer.
- Cabello, J., Fernández, N., Alcaraz-Segura, D., Oyonarte, C., Piñeiro, G., Altesor, A., Delibes, M., Paruelo, J. M. 2012. The ecosystem functioning dimension in conservation: insights from remote sensing. *Biodiversity and Conservation*, 21, 3287-3305. <https://doi.org/10.1007/s10531-012-0370-7>
- Casady, G. M., van Leeuwen, W. J. D., Marsh, S. E. 2010. Evaluating Post-wildfire Vegetation Regeneration as a Response to Multiple Environmental Determinants. *Environmental Modeling & Assessment*, 15, 295-307. <https://doi.org/10.1007/s10666-009-9210-x>
- Chatfield, C. 2000. *Time-series forecasting*. Boca Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781420036206>
- Cromwel, J. B., Labys, W. C., Teraza, M. 1994. *Univariate test for time series models*. California: Sage Publications. <https://doi.org/10.4135/9781412986458>
- Di Bella, C. M., Fischer, M. A., Jobbágy, E. G. 2011. Fire patterns in north-eastern Argentina: influences of climate and land use/cover. *International Journal of Remote Sensing*, 32, 4961-4971. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.494167>
- Di Mauro, B., Fava, F., Busetto, L., Crosta, G. F., Colombo, R. 2014. Post-fire resilience in the Alpine region estimated from MODIS satellite multispectral data. *Int. J. Appl. Earth Obs. and Geoinformation*, 32, 163-172. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.04.010>
- Díaz-Delgado, R., Lloret, F., Pons, X., Terradas, J. 2002. Satellite Evidence of Decreasing Resilience in Mediterranean Plant Communities after Recurrent Wildfires. *Ecology*, 83, 2293-2303. [https://doi.org/10.1890/0012-9658\(2002\)083\[2293:SEODRI\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/0012-9658(2002)083[2293:SEODRI]2.0.CO;2)

- Flannigan, M., Cantin, A. S., de Groot, W. J., Wotton, M., Newbery, A., Gowman, L. M. 2013. Global wildland fire season severity in the 21st century. *Forest Ecology and Management*, 294, 54-61. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.10.022>
- Fuller, W. A. 1996. *Introduction to statistical time series*. New York: Wiley.
- Gao, X., Huete, A. R., Ni, W., Miura, T. 2000. Optical–biophysical relationships of vegetation spectra without background contamination. *Remote Sensing of Environment*, 74, 609–620. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00150-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00150-4)
- Giglio, L. 2010. *MODIS collection 5 active fire product user's guide version 2.4*. University of Maryland.
- Gitas, I., Mitri, G., Veraverbeke, S., Polychronaki, A. 2012. Advances in Remote Sensing of Post-Fire Vegetation Recovery Monitoring -. In T. Fatoyinbo (Ed.), *Remote Sensing of Biomass - Principles and Applications*, Shangai: INTECH Open Access Publisher, 143-176. <https://doi.org/10.5772/20571>
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., Ferreira, L. G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83, 195–213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- Key, C. H. 2006. Ecological and sampling constraints on defining landscape fire severity. *Fire Ecology*, 2, 34–59. <https://doi.org/10.4996/fireecology.0202034>
- Kuenzer, C., Dech, S., Wagner, W. 2015. *Remote Sensing Time Series*. New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-15967-6>
- Landi, M. A., Di Bella, C. M., Ojeda, S., Salvatierra, P., Argañaraz, J. P., Bellis, L. M. 2017. Selecting control sites for post-fire ecological studies using biological criteria and MODIS time series data. *Fire Ecology*, 13(2), 1–17. <https://doi.org/10.4996/fireecology.130274623>
- Lhermitte, S., Verbesselt, J., Verstraeten, W. W., Coppin, P. 2010. A pixel based regeneration index using time series similarity and spatial context. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 76, 673–682. <https://doi.org/10.14358/PERS.76.6.673>
- Lhermitte, S., Verbesselt, J., Verstraeten, W. W., Veraverbeke, S., Coppin, P. 2011. Assessing intra-annual vegetation regrowth after fire using the pixel based regeneration index. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 66, 17–27. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.08.004>
- McKenzie, D., Miller, C., Falk, D. A. 2011. *The landscape ecology of fire*. New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-94-007-0301-8>
- McLeod, A. I., Hipel, K. W., Bodo, B. A. 1991. Trend analysis methodology for water quality time series. *Environmetrics*, 2, 169–200. <https://doi.org/10.1002/env.3770020205>
- Moretin, P. A., Castro, T. 1987. *Previsao de Séries Temporais*. Sao Pablo: Atual.
- Pérez-Cabello, F., Echeverría, M. T., Ibarra, P., de la Riva, J. 2009. Effects of fire on vegetation, soil and hydrogeomorphological behavior in Mediterranean ecosystems. In: E. Chuvieco (Ed.), *Earth Observations of Wildland Fires in Mediterranean Ecosystems*, Berlin: Springer, 111–128. https://doi.org/10.1007/978-3-642-01754-4_9
- Poling, A., Fuqua, R. W. 1986. *Research Methods in Applied Behavior Analysis*. Boston: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4684-8786-2>
- Quinn, G. P., Keough, M. J. 2002. *Experimental design and data analysis for biologists*. Cambridge: Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9780511806384>
- San-Miguel-Ayanz, J., Moreno, J. M., Camia, A. 2013. Analysis of large fires in European Mediterranean landscapes: Lessons learned and perspectives. *Forest Ecology and Management*, 294, 11-22. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.10.050>
- Sutradhar, B. C., MacNeil, I. B., Dagum, E. B. 1995. A simple test for stable seasonality. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 43, 157-167. [https://doi.org/10.1016/0378-3758\(94\)00016-O](https://doi.org/10.1016/0378-3758(94)00016-O)
- Van Leeuwen, W. J. D., Casady, G. M., Neary, D. G., Bautista, S., Alloza, J. A., Carmel, Y., Wittenberg, L., Malkinson, D., Orr, B. J. 2010. Monitoring post-wildfire vegetation response with remotely sensed time-series data in Spain, USA and Israel. *International Journal of Wildland Fire*, 19, 75-93. <https://doi.org/10.1071/WF08078>
- Wenze, Y., Huang, D., Tan, B., Stroeve, J. C., Shabanov, N. V., Knyazikhin, Y., Nemani, R. R., Myneni, R. B. 2006. Analysis of leaf area index and fraction of PAR absorbed by vegetation products from the terra MODIS sensor: 2000-2005. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 44, 1829–1842. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.871214>
- Yaffee, R. A., McGee, M. 2000. *An introduction to time series analysis and forecasting: with applications of SAS and SPSS*. New York: Academic Press.
- Yue, S., Pilon, P., Cavadias, G. 2002. Power of the Mann–Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. *Journal of Hydrology*, 259, 254–271. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00594-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00594-7)