

ANÁLISIS ESPACIAL MULTIVARIADO PARA ZONIFICACIÓN POR RIESGO DE EROSIÓN EÓLICA EN SUR DE CÓRDOBA

Catalina Bozzer Marini ^{1,2*}, José M. Cisneros ^{1,2}

¹ Facultad de Agronomía y Veterinaria, Universidad Nacional de Río Cuarto. Córdoba, Argentina

² Instituto de doble dependencia de Investigaciones Sociales, Territoriales y Educativas. Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (ISTE-CONICET)

RESUMEN

La frontera agrícola en la Región Pampeana Semiárida Argentina ha avanzado sobre ambientes marginales observándose como consecuencia la reactivación de focos de erosión eólica y de procesos de desertificación. La zonificación a través del estudio de indicadores de la calidad de suelo refleja diferencias en cuanto a la degradación. El objetivo del presente trabajo fue definir zonas por susceptibilidad a la erosión eólica en la Pampa Medanosa. Esta es una planicie arenosa ubicada al sur de Córdoba con 1,4 MM de hectáreas. Se analizaron indicadores de calidad del suelo (ICS) relacionados con la erosión eólica (fracción erosionable (FE), carbono orgánico (CO), arcilla más limo y estabilidad estructural en seco) en muestras de 0-5 cm de profundidad de 283 sitios. Se realizó un análisis de componentes principales espaciales (ACPe) y un análisis de clústeres para agrupar sitios con características similares y definir subregiones por susceptibilidad a la erosión. Se identificaron cuatro subregiones (SR) con distinta susceptibilidad: la SR-I de mayor tasa de erosión eólica potencial (EEP), 65 t. ha⁻¹. año⁻¹, con los menores valores de CO (10,95 g.kg⁻¹) y la mayor FE, 41%, sobre umbral admisible (40%). La SR-II de mayor extensión, con una EEP de 51 t. ha⁻¹. año⁻¹ presentó una FE de 36% y 12,47 g.kg⁻¹ de CO. La SR-III, con una EEP de 35 t. ha⁻¹. año⁻¹, 31% de FE y 13 g.kg⁻¹ de CO. Y la SR- VI, con una EEP de 20 t. ha⁻¹. año⁻¹ y un 30% más de CO que la SR-I, 14,26 g.kg⁻¹, con una FE de 27%. Los resultados han permitido comprender que la Pampa Medanosa es una región heterogénea en la que para alcanzar sistemas de producción agropecuarios sustentables es necesario implementar técnicas de mitigación de la erosión eólica y respetar el potencial de uso de los suelos de cada subregión.

Palabras clave: suelos arenosos, análisis multivariado espacial, clústeres.

MULTIVARIATE SPATIAL ANALYSIS FOR ZONING BASED ON WIND EROSION RISK IN SOUTHERN CÓRDOBA

ABSTRACT

The agricultural frontier in the Semi-arid Pampas Region of Argentina has expanded into marginal environments, resulting in the current reactivation of wind erosion hotspots and desertification processes. Zoning based on soil quality indicators (SQI) reveals differences in soil degradation. The aim of this study was to define zones based on the susceptibility of sandy soils to wind erosion in a 1,4 million hectare plain in the Pampa Medanosa at the south of Cordoba province, Argentina. Soil quality indicators related to wind erosion (erodible fraction (FE), organic carbon (CO) and clay and silt contents, and dry structural stability) were analyzed in samples from 0-5 cm depth at 283 sites. Spatial principal component analysis (PCA) and cluster analysis were performed to group sites with similar characteristics and define subregions based on erosion susceptibility. Four subregions (SR) with different susceptibility were identified: SR-I, with the highest potential wind erosion rate (EEP) (65 t. ha⁻¹. year⁻¹), the lowest CO values (10.95 g.kg⁻¹), and the highest FE, 41%, which is above the permissible threshold (40%); SR-II, the largest in extension, with an EEP

* Autor de contacto:
cbozzer@ayv.unrc.edu.ar

Recibido:
27-03-24

Recibido con revisiones:
23-05-24

Aceptado:
31-05-24

of 51 t. ha⁻¹. year⁻¹, showed a FE of 36% and 12.47 g.kg⁻¹ of CO; SR-III, with an EEP of 35 t. ha⁻¹. year⁻¹, 31% FE, and 13 g.kg⁻¹ of CO; SR-VI, with an EEP of 20 t. ha⁻¹. year⁻¹, 30% more CO than SR-I, 14.26 g.kg⁻¹, and a FE of 27%. The results have allowed understanding that the Pampa Medanosa is a heterogeneous region where it is necessary to implement wind erosion mitigation techniques and respect the soil's potential use in each subregion to achieve sustainable agricultural production systems.

Keywords: sandy soils, spatial multivariate analysis, clusters.

INTRODUCCIÓN

La exploración de la variabilidad espacial de la calidad de los suelos es esencial para su uso y manejo sustentables, especialmente en ecosistemas frágiles. La variabilidad intrínseca de los suelos resulta de la acción conjunta del clima, el material parental, el relieve, el material biológico y el tiempo cronológico que caracterizaron su génesis (Jenny, 1994). En los agroecosistemas, además, se observa una variabilidad de origen antrópico debido al manejo histórico o actual de los suelos (Córdoba et al., 2014).

La planicie arenosa cordobesa, conocida como Pampa Medanosa, es un ambiente de gran fragilidad, con suelos susceptibles a la erosión eólica donde la expansión agrícola ha reactivado focos de erosión (Bozzer y Cisneros, 2019). Históricamente, la Pampa Medanosa se ha clasificado como un ambiente homogéneo; sin embargo, presenta variaciones climáticas y geomorfológicas (Carignano et al., 2014; Gorgas y Tassile, 2006). La subdivisión de la región en macroambientes, incluyendo propiedades del suelo sensibles al uso y relacionadas a la erosión eólica, puede apoyar la planificación agropecuaria, conduciendo a la selección de prácticas de manejo sustentables y a la mitigación de la degradación evitando el avance de los procesos de desertificación.

Existen antecedentes de zonificación a nivel nacional mediante un índice paramétrico conocido como Índice de Productividad (IP), propuesto por Riquier et al. (1971) y adaptado a las condiciones de Argentina. Esta zonificación se centra en la capacidad productiva de los suelos, no en procesos de degradación específicos.

Otros autores han realizado zonificaciones recientes del riesgo de erosión eólica usando sistemas de información geográfica (SIG). Colazo et al. (2008) elaboraron una cartografía nacional integrando el modelo EWEQ (Panebianco y Buschiazzo, 2007) y Casas et al. (2022) crearon un mapa usando bases de datos nacionales. A nivel provincial, Cisneros et al. (2015) y Faule et al. (2020) han generado mapas de erosión eólica incorporando información geomorfológica y climática. Además, Colazo et al. (2023) han estudiado variables relacionadas con la erosión eólica en suelos bajo usos agropecuarios y encontrado interacción con tres de los seis macroambientes delimitados por Faule et al. (2020).

Estos estudios reflejan resultados de la génesis, pero no de su uso actual. La transición en la región hacia sistemas agrícolas basados en maíz y soja, incluyendo maní en menor medida, observada a partir de 2006/07 (Bozzer et al. 2020) continuó desde el frente estacionario observado hasta 2005 por Viglizzo y Jobbágy (2010) hacia el oeste y ha cambiado la dinámica de uso del suelo.

La aplicación análisis multivariados restringidos espacialmente (Dray et al., 2008) sobre propiedades de la superficie del suelo ha sido exitosamente llevada adelante para evaluar diferencias a escala regional en el material originario de los suelos de Francia por Arrouays et al. (2011). Por otro lado, esta metodología también ha demostrado gran utilidad al ser aplicada a escala predial (Córdoba et al., 2016).

La delimitación de macroambientes a través de indicadores de calidad de suelos (ICS) relacionados a la erosión eólica brinda apoyo a la planificación del uso y manejo frente a este proceso de degradación. Por lo tanto, el objetivo de este trabajo fue la delimitación de zonas de riesgo a la erosión eólica mediante el estudio de la variabilidad espacial del carbono orgánico, la fracción erosionable, el porcentaje de arcilla más limo y estabilidad estructural en seco.

MATERIALES Y MÉTODOS

Selección de indicadores para zonificación

Para llevar a cabo el estudio se trabajó con muestras de suelo de 0 a 5 cm de profundidad, georreferenciadas, tomadas en 283 sitios dentro de la región de la planicie arenosa del sur de la provincia de Córdoba,

que consta de una extensión de aproximadamente 1,4 Mha, conocida también como Pampa Medanosa (Gorgas y Tassile, 2006). Con la finalidad de cubrir la variabilidad presente en la región se incluyeron en el estudio 214 sitios bajo usos agropecuarios, 36 situaciones naturales (mínimo deterioro) y 33 situaciones de médanos fijados (máximo deterioro). Las ubicaciones se seleccionaron utilizando cartas de suelos e imágenes satelitales, asegurando la ausencia de influencias como anegamientos o afloramientos de carbonatos de calcio. Se buscó abarcar toda la extensión de la región y los campos se eligieron en función de la posibilidad de obtener autorización de más de 40 establecimientos agropecuarios. Se incluyeron en esta oportunidad únicamente muestras de la superficie ya que el objetivo del estudio fue generar subregiones por susceptibilidad a la erosión eólica.

Los indicadores de calidad de suelo (ICS) determinados en laboratorio y empleados como variables de entrada para el desarrollo de la zonificación fueron: carbono orgánico [CO] determinado por el método de Walkley y Black (Nelson & Sommers, 1982), contenido de arcilla más limo [ArcLi] determinada por el método del hidrómetro (Day, 1965), fracción erosionable [FE] determinada por tamizado (NAM, 2002) y estabilidad estructural en seco [EES] determinada por el método del tamiz rotativo (Chepil, 1962). En el caso particular de la EES se emplearon 90 muestras de las situaciones y únicamente se trabajó con situaciones procedentes de lotes agrícolas o mixtos. La base de datos final se constituyó con 939 datos.

La erosión eólica potencial (EEP) del suelo, ante la ausencia de cobertura o rugosidad superficial, fue calculada a partir de la FE obtenida en laboratorio según el modelo de Eltaif y Gharaibeh (2011). Se considera que la erosión eólica se vuelve significativa cuando supera las 10 toneladas por hectárea por año (Lal, 1998).

Depuración y preparación de la base de datos

Para llevar adelante el proceso de depuración y preparación de la base de datos se siguió la metodología propuesta por Córdoba (2014). Se efectuó la transformación de las coordenadas geográficas WGS 84 de los sitios georreferenciados a coordenadas cartesianas UTM (Universal Transverse Mercator) Zona 20 Sur, mediante el empleo de la función *spTransform* del paquete "rgdal" (Bivand et al., 2014) para el software R (R Core Team, 2019). Seguidamente, fueron removidos los *outliers*, o valores atípicos, correspondientes a observaciones fuera de la distribución del conjunto de datos (Córdoba et al., 2016). El procedimiento fue llevado adelante para cada una de las variables implicadas por separado. Se realizó inicialmente un análisis exploratorio mediante un histograma de frecuencias para observar la distribución de cada variable y un box-plot para observar la presencia de valores extremos. Se seleccionaron aquellos valores comprendidos en el rango ± 3 para la desviación estándar de acuerdo con Amidan et al. (2005), dando lugar a los límites inferior y superior.

Posteriormente, se eliminaron datos considerados *inliers*. Estos valores se corresponden con datos dentro del rango de valores comprendido por los límites establecidos, pero que difieren notoriamente de su vecindario, definido previamente por una matriz de ponderación espacial. Para su identificación se empleó el Índice autocorrelación de Moran Local (Anselin, 1995). El índice de Moran Local (li) consiste en la diferencia entre el valor de la variable en el punto i (x_i) y la media (\bar{x}) dividida por su varianza, multiplicada por la suma de las diferencias de los valores de sus vecinos y la media, afectados por un peso ponderal (w) que depende de la distancia entre los datos. Valores de este índice negativos y distintos de cero son considerados *inliers*. Se ajustó una regresión lineal entre los valores de autocorrelación de cada variable en cada sitio con la autocorrelación de sus vecindarios. Gráficamente, aquellos datos que se alejaron significativamente de la recta de 45° mostraron valores de la variable muy diferentes a los de su vecindario fueron considerados *inliers*. Esto se aprecia en el gráfico de dispersión de Moran. Por otra parte, aquellos con valores negativos del índice de autocorrelación de Moran Local identificados empleando la librería "spdep" (Bivand & Wong, 2018), también fueron considerados *inliers*.

Una vez depurada la base de datos, con la finalidad de realizar la interpolación espacial (*kriging*), fue requerida una caracterización de la variabilidad espacial de cada variable en particular, realizada empleando la librería "automap" -Automatic interpolation package- del software R (Hiemstra et al., 2009). Esta permitió la exploración del comportamiento de los datos en el espacio a través de funciones semivariogramas que representan la variación de la correlación espacial al aumentar la distancia entre los datos (Bivand et al., 2013). Puntos próximos entre sí expresan una semivarianza menor que puntos alejados entre sí (Malone et al., 2017).

Para obtener estimaciones de la función para todos los puntos de la región del estudio, sobre el semivariograma empírico, se ajustó un semivariograma teórico mediante la función autokrige del paquete “automap”, y se construyó una matriz de distancias ponderadas para realizar la interpolación espacial (Webster & Oliver, 2007). La distancia seleccionada para la construcción de la grilla de predicción fue de 1000 metros. Se obtuvo una grilla de 14.162 puntos con datos para cada variable, de la que fueron extraídos los valores predichos en cada punto.

Análisis de la variabilidad espacial

A partir del conjunto predichos, se realizó un análisis de componentes principales espacial (ACP-espacial) empleando la función *multispati* del paquete “adespatial” (Dray et al., 2020). Las variables de síntesis obtenidas fueron utilizadas para la identificación de las subregiones mediante un análisis de clúster.

El ACP-espacial combina el análisis de componentes principales con el Índice de autocorrelación espacial Global de Moran –MG- (Dray et al., 2008). Este se determina como la diferencia entre el valor de la variable en un punto (x_i) y la media (\bar{x}), por la diferencia entre el valor de los vecinos y la media, ponderados por la inversa de la distancia a los vecinos y el cuadrado de la diferencia entre el valor de la variable en un punto dividido por un denominador que permite la estandarización de los valores.

Mediante el estudio de la autocorrelación espacial, se puede observar si una variable muestra o no predisposición a tomar valores parecidos en lugares próximos (Anselin, 2001). Los valores que toma el índice MG están comprendidos dentro del rango 1 y -1, valores altos y positivos de este índice indican la presencia de clústeres.

De la realización del ACP-espacial se obtuvieron las combinaciones lineales de las variables incluidas en el análisis y un valor de ponderación que representa el grado de contribución relativa de cada atributo a la variabilidad total. El empleo de estas variables de síntesis permite la caracterización de la variabilidad espacial regional en un plano bidimensional, explicada por las variables implicadas en el análisis, la correlación existente entre ellas y en el espacio (Arrouays et al., 2011).

Análisis de clústeres

Las variables de síntesis devenidas del análisis multivariado se emplearon en el análisis de conglomerados según la metodología propuesta por Córdoba et al. (2014) con el algoritmo *fuzzy k-means* no restringido espacialmente, por lo que Córdoba (2014) plantea la incorporación de la autocorrelación espacial previamente a través las variables de síntesis obtenidas del ACP espacial. Para ello se empleó la librería “e1071” para el software R (Meyer et al., 2019).

El número óptimo de zonas se determinó mediante un índice resumen, propuesto por Córdoba (2014). Estos clústeres constituyeron las subregiones y el mapa final fue diseñado mediante el software libre QGIS (QGIS Development Team, 2021).

Validación de las subregiones

Se comprobó que cada zona fuera diferente mediante un análisis de la varianza empleando modelos lineales mixtos (Pinheiro & Bates, 2004) con efectos fijos de la subregión y errores correlacionados espacialmente, con el software InfoStat (Di Rienzo et al., 2017).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Preparación de la base de datos

De los 939 datos inicialmente incluidos en la base de datos preparada para efectuar el protocolo de zonificación el 12% de los datos presentaron valores atípicos. La base de datos final se conformó con el 88% de los datos iniciales, siendo el número de datos incluidos finalmente en el análisis espacial 833. No todas las variables seleccionadas para llevar adelante la identificación de las subregiones presentaron valores atípicos. En el caso del carbono orgánico se identificaron 5 *outliers* que afectaban la distribución de la variable. Posteriormente, fueron eliminados 35 *inliers*. Es importante mencionar que el número de *inliers* se aproxima al número de muestras correspondientes a las situaciones naturales, este hecho resalta el desempeño de la metodología empleada para separar aquellas muestras que difieren de su vecindario, ya que estas muestras fueron tomadas en situaciones naturales rodeadas de un ambiente totalmente fraccionado y dominado por el uso agropecuario. Por ejemplo, muestras de suelos bajo isletas de chañar rodeadas por

cultivos, y que, por lo tanto, tuvieron mayor proporción de muestras vecinas de usos agropecuarios.

Los menores valores de CO se observan sobre los sectores con mayor concentración de formaciones medanosas (Figura 1), mientras que el área con mayores contenidos de CO se posicionó hacia el sur de la región donde los suelos presentan texturas más finas, sobre y hacia el este del Alto estructural Villa Huindobro-Huinca Renancó (AeVH-HR), en la Figura 1 se observa de color azul oscuro. La Hoja 3563-13 Huinca Renancó menciona la presencia de una planicie limo-arenosa (CSC, 2024). Hang et al. (2015) señalan sobre el AeVH-HR valores de 8,8 g.kg⁻¹ de CO y 33% de ArcLi, mientras que sobre alto estructural El Cuero hallaron 8,9 g.kg⁻¹ de 34% ArcLi. En el extremo suroeste donde se conserva la vegetación nativa estos autores reportan 13% ArcLi y 11,3 g.kg⁻¹ hasta los 20cm. Este sector de mayores contenidos de CO asociados a la vegetación conservada, y a los mayores tenores de arcilla también se observa en los mapas de propiedades de suelos de IDECOR (Córdoba et al., 2023). Sin embargo, fuera de los límites del alto estructural El Cuero, hacia el norte y 10km del límite con San Luis, Hang et al. (2015) señalan valores de ArcLi del 16%, es decir 84% de arena, y solo 4,5 g.kg⁻¹ de CO hasta los 20 cm.

En general, los estudios de CO se han realizado hasta los 20 cm de profundidad. Es importante mencionar la tendencia a la estratificación del CO y su rápida disminución desde la superficie hacia la base de los horizontes A, principalmente en situaciones de no remoción de la cobertura o coberturas nativas, ya que este estudio se efectuó hasta los 5cm de profundidad. Larroulet et al. (2016) y Hepper et al. (2018) reportaron 20,88 gr. kg⁻¹ CO bajo monte nativo de Caldén a 2,5 cm. Colazo & Buschiazzo (2010) hallaron valores de CO de 18 g.kg⁻¹ CO en suelos vírgenes a 2,5 cm en suelos areno francos y alrededor de 50 g.kg⁻¹ en suelos franco arenosos.

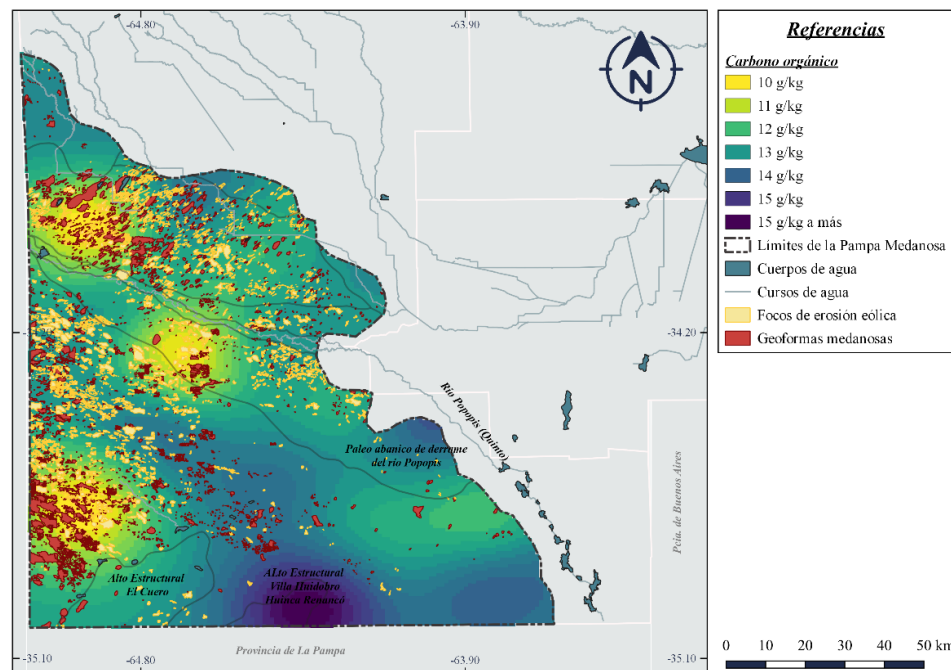


Figura 1: Representación de la variabilidad espacial del carbono orgánico (g.kg⁻¹) de 0-5 cm, asociada a la geomorfología de la región -adaptado de Carignano et al. (2014)-, a la red hidrográfica (Masciángelo, 2014) y a la localización de los campos de dunas y focos de erosión (Bozzer y Cisneros, 2019).

Figure 1: Representation of the spatial variability of organic carbon (g.kg⁻¹) 0-5 cm associated with the geomorphology of the region - adapted from Carignano et al. (2014), the hydrographic network (Masciángelo, 2014), and the location of dune fields and erosion hotspots (Bozzer and Cisneros, 2019).

En el caso de la fracción ArcLi, la metodología empleada no señaló ningún valor superior o inferior al valor de 3 veces la desviación estándar, por consiguiente, se conservaron los 283 datos. Esta misma situación se repitió en el caso de la FE.

Para estas variables se hallaron 24 y 25 *inliers* respectivamente. En la Figura 2 y en la Figura 3 se observa una gran semejanza en los puntos que fueron determinados como *inliers* (en negro). En estas Figuras se aprecia, además, que la FE muestra mayor inclinación de la recta de regresión, y, por lo tanto, una mayor autocorrelación espacial que la fracción ArcLi. Esto indica, que la variable FE tiene una mayor capacidad para contribuir a la demarcación de clústeres.

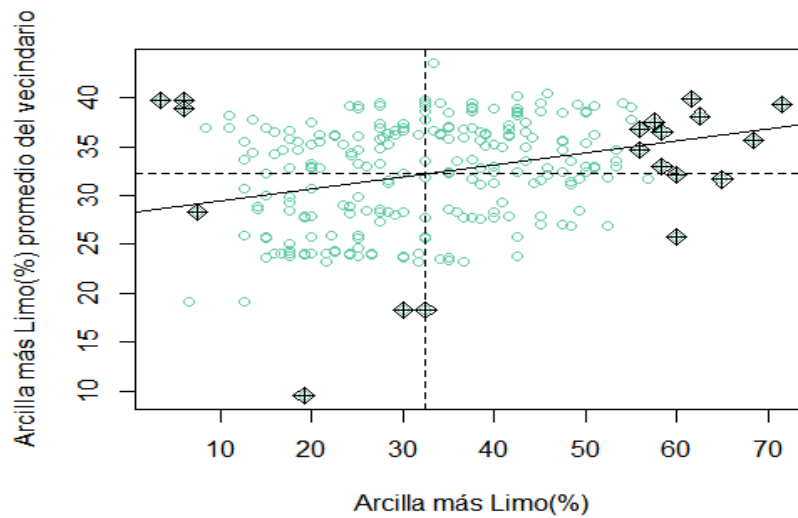


Figura 2: Gráfico de dispersión de Moran de la variable contenido de arcilla más limo (%).

Figure 2: Moran scatter plot of the variable clay plus silt content (%).

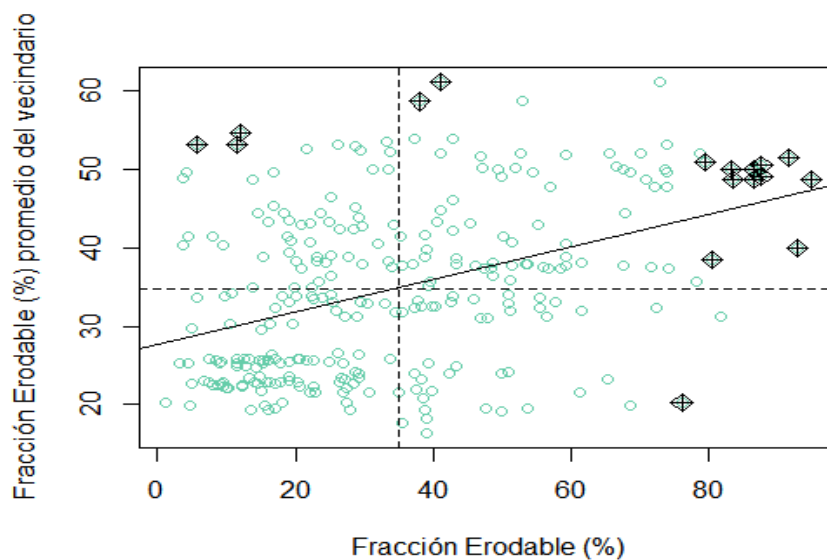


Figura 3: Gráfico de dispersión de Moran de la variable fracción erosionable (%).

Figure 3: Moran scatter plot of the variable soil erodible fraction.

La variable ArLi, presentó un rango en el semivariograma teórico ajustado que indicó que, para esta variable en particular, la toma de muestras a campo fue demasiado espaciada y, por lo tanto, el error estándar de la predicción fue alto. Este comportamiento fue diferente al que se percibe en el caso de la fracción erosionable. Para esta variable la interpolación por *kriging* presentó una mayor precisión, mostrando que los suelos del sureste de la región presentan menores porcentajes de FE. Gorgas y Tassile (2006) y Carignano et al. (2014), han mencionado que sobre el sureste de la planicie medanosa se hallan los suelos más resistentes y evolucionados. Por otra parte, se observan dos áreas con mayor FE (%) asociadas a los campos de dunas (Cantú y Degiovanni, 1984) y a un área próxima al río Popopis, sobre la cual Carignano et al. (2014) sitúan un paleoabanico de derrame (Figura 4). En estos sectores los valores de FE están por encima del umbral admisible del 40% (Woodruff & Siddoway, 1965).

Vicondo et al. (2016) han reportado al norte de la localidad de Huinca Renancó, valores de FE de 82% para la Serie El Veintitrés (Haplustol éntico) y 92 % para la Serie Huinca Renancó (Ustipsammet típico). En ambos casos luego de un cultivo de maní, en texturas arenosas y a 2,5 cm de profundidad, sugiriendo impacto del manejo y, además, que a menor profundidad de muestreo mayor es el valor de FE. En el presente trabajo las muestras fueron tomadas hasta los 5 cm y la interpolación espacial predijo valores inferiores a los hallados por los autores en la zona de Huinca Renancó. Según Colazo et al. (2023), para FE, existe interacción entre manejos y los macroambientes definidos por Faule et al. (2020).

En suelos con altos contenidos de limo, Rojas et al. (2013) señalan menores contenidos de FE, ello explicaría la menor FE sobre el AeVH-HR y las zonas anegables del este. Lo mismo ocurre sobre el extremo norte, en el Alto estructural Chaján, donde Hang et al. (2015) han hallado muestras con 47% de ArLi.

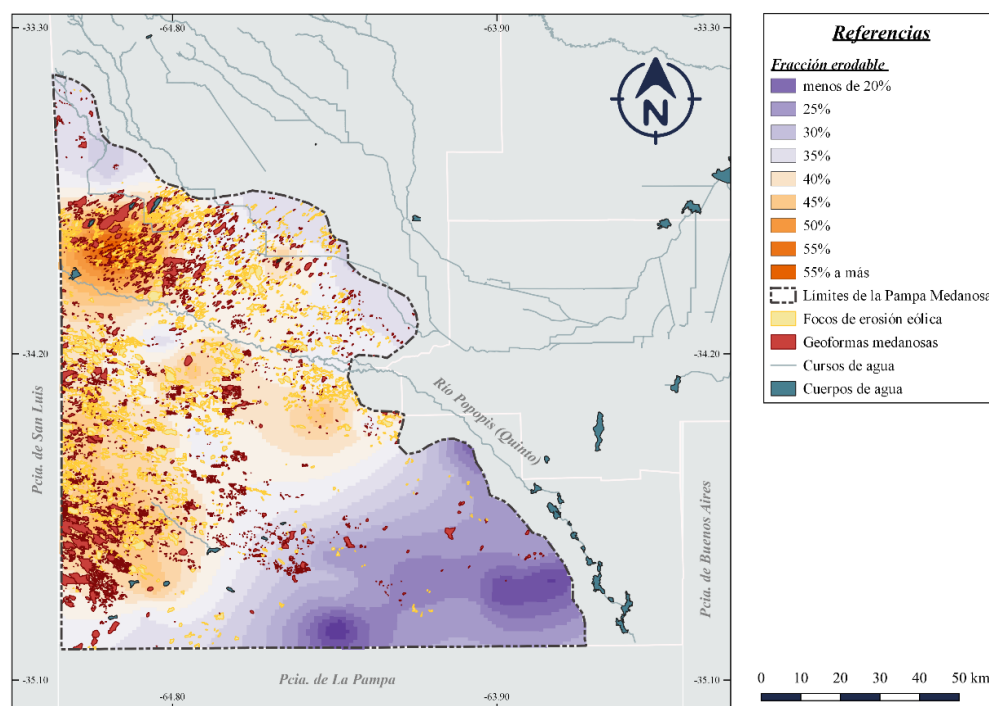


Figura 4: Representación de la variabilidad espacial de la fracción erosionable (%) asociada a la localización de los campos de dunas y focos de erosión, red hidrográfica de Masciángelo (2014). Colores naranjas, por encima del umbral tolerable (40%).

Figure 4: Representation of the spatial variability of the soil erodible fraction (%) associated with the location of dune fields and erosion hotspots, hydrographic network (Masciángelo, 2014). Orange colors indicate values above the threshold 40%.

En el caso de la estabilidad estructural en seco (EES), no fueron identificados valores a considerarse *outliers*. Al observarse la distribución puede sentarse el precedente de que, para trabajar con esta variable a escala regional, con la característica de ser afectada muy significativamente por el uso y el manejo del suelo y por consiguiente adquirir valores muy dispares, debiera contemplarse la posibilidad de incrementar el número de muestras para modificar la amplitud del rango de valores que determinan la selección de los datos atípicos. Existen trabajos que emplean valores desde 2,5 veces hasta 4 veces el desvío estándar para asignar los límites inferior y superior del rango de selección (Córdoba et al., 2012; Córdoba, 2014).

Entre los datos analizados fueron observados valores de muy baja EES, diferentes de su vecindario, con características de *inliers*, lo que marca un acentuado impacto del uso y del manejo del suelo sobre esta variable. Este hecho se reflejó en una autocorrelación espacial negativa, ya que el Índice de Moran Local tomó para esta variable valores menores a cero, situación que indicó que los valores de EES fueron opuestos y contrastantes a los de sus vecinos. La variable EES es dinámica y muy sensible al uso y manejo actuales.

Es necesario resaltar que el mapa logrado provee una imagen diagnóstica del estado actual de la susceptibilidad a la erosión y que, aunque en menor medida que la EES, la FE y el CO fluctúan en el tiempo en respuesta al uso y manejo del suelo; por consiguiente, también podrían hacerlo las subregiones. Esta es una diferencia puntual con el mapa de ambientes propuesto por Faule et al. (2020), que emplea variables estables en el tiempo y que puede ser usado como referencia ya que tiene una escala más cercana a la de este estudio que los demás antecedentes citados. Otra diferencia de esta metodología, respecto de las empleadas por Colazo et al. (2008), Cisneros et al. (2015), Faule et al. (2020) y Casas et al. (2023) es que delimita los clústeres en función del proceso de degradación elegido al modificar los ICS. Además, puede emplearse siguiendo el enfoque *Scorpan* propuesto por McBratney et al. (2003) para clasificar taxonómicamente los suelos, y es por ello que se debe prestar especial atención a las variables con las que el análisis es constituido, ya que, la selección de las variables depende del objetivo de la construcción del mapa.

En la Tabla 1 se sintetiza la composición de la base de datos obtenida. Los números de *outliers* fueron bajos en general. La depuración principalmente consistió en la eliminación de *inliers*, dada la presencia de datos correspondientes a situaciones naturales de mínimo y máximo deterioro (montes y médanos fijados) que difirieron de sus vecinos. Inicialmente de las 283 muestras 68 correspondían a situaciones de referencia (36 naturales y 33 médanos fijados). En el caso particular de la EES, únicamente se trabajó con situaciones procedentes de lotes agrícolas o mixtos, por ello, no se observaron datos extremos y la presencia de *inliers*.

Tabla 1: Número de valores atípicos y diferentes a su vecindario removidos.

Table 1: Number of outliers and data points different from their neighborhood removed.

Variable	Nº inicial	Outliers	Inliers	Base de datos depurada
Carbono orgánico	283	5	35	243
Arcilla más Limo	283	0	24	259
Fracción Erosionable	283	0	25	258
Estabilidad Estructural en Seco	90	0	7	83

Análisis espacial de componentes principales y análisis de clústeres

Los valores del Índice de Moran Global presentados por las componentes principales espaciales fueron positivos y diferentes de cero, lo que indicó que las combinaciones lineales mostraron autocorrelación espacial permitiendo la zonificación. Las tres primeras componentes explicaron más del 75% de la variabilidad total (Tabla 2) y fueron las seleccionadas para el análisis de clústeres. La importancia que cada uno de los atributos de calidad de suelo tuvo en la determinación de los macroambientes fue aquella expresada a través de los coeficientes canónicos estandarizados presentados en la Tabla 3.

Tabla 2: Autovalores, varianza espacial e índices de Moran de las componentes principales espaciales (CPs).

Table 2: Eigenvalues, spatial variance, and Moran's index of the spatial principal components (PCs).

CPs	Autovalores	Varianza Espacial	Proporción	Proporción Acumulada	Índice de Moran
1	1,45	1,78	44,50	44,50	0,82
2	0,20	0,31	7,75	52,25	0,70
3	0,12	0,94	23,50	75,75	0,12
4	0,00	0,97	22,75	98,50	0,00

Tabla 3: Contribución relativa de cada atributo de suelo en cada una de las componentes principales espaciales seleccionadas. Se subrayan los coeficientes (CS) de mayor importancia.

Table 3: Relative contribution of each soil attribute to each selected spatial principal component. Coefficients (CS) of greatest importance are underlined.

Variables	CS1	CS2	CS3
Arcilla más Limo	-0,13	0,13	<u>0,98</u>
Carbono Orgánico	<u>-0,67</u>	<u>-0,75</u>	0,01
Fracción Erosionable	<u>0,74</u>	<u>-0,64</u>	0,19
Estabilidad Estructural en Seco	-0,07	0,05	0,06

En las primeras dos componentes principales, la mayor parte de la variabilidad espacial total fue explicada por dos indicadores, el primero de ellos fue el FE, secundado por el CO. La tercera componente representó fundamentalmente la variación de la proporción ArcLi.

En función del índice Resumen (Córdoba, 2014), se determinó que el número óptimo de clústeres fue cuatro. Como se muestra en la Figura 5, se obtuvo el mapa de subregiones por susceptibilidad a la erosión eólica de la Pampa Medanosa, con categorías que van desde I (mayor peligro de erosión) hasta IV (menor peligro de erosión). Algunos trabajos de mayor superficie y realizados en función principalmente de información geomorfológica y de suelos disponible (CSC, 2024), han encontrado seis ambientes a escala departamental (Faule et al., 2020). A escala nacional, dos ambientes sobre la Pampa Medanosa (Casas et al., 2023; Cisneros et al., 2015; Colazo et al., 2008).

En este estudio, se hallaron cuatro clústeres, validados y estadísticamente diferentes para CO y FE. El CO explicó un 78% de la variabilidad entre las subregiones, mientras que, FE explicó un 84%. A continuación, se presentan las tablas del contraste de medias de las subregiones y desvíos estándar. El orden creciente de susceptibilidad a la erosión de las regiones se correspondió con la FE. El comportamiento inverso se observó en el CO, que mostró mayores contenidos en las regiones menos susceptibles a la erosión (Tabla 4 y Tabla 5). Estas diferencias se amplían en el apartado caracterización de las Subregiones de la Pampa Medanosa.

Tabla 4: Medias y desvío estándar para Fracción Erosionable (%) en cuatro subregiones (SR) de la Pampa Medanosa.

Table 4: Means and standard deviation for soil erodible fraction (%) in four subregions (SR) of the Pampa Medanosa.

Zona	Medias	D.E.			
Sub Región I	41,46	4,06	A		
Sub-Región II	36,97	2,21		B	
Sub-Región III	31,88	4,2			C
Sub-Región IV	27,09	2,9			D

Medias con una letra común no son significativamente diferentes (p > 0,05)

Tabla 5: Medias y desvíos estándar para carbono orgánico (gr.kg⁻¹) en cuatro sub-regiones (SR) de la Pampa Medanosa.

Table 5: Means and standard deviation for organic carbon (g.kg⁻¹) in four sub-regions (SR) of the Pampa Medanosa.

Zona	Medias	D.E.			
Sub-Región IV	14,26	0,69	A		
Sub-Región III	13,06	0,46		B	
Sub-Región II	12,47	0,39			C
Sub-Región I	10,95	0,45			D

Medias con una letra común no son significativamente diferentes (p > 0,05)

Caracterización de las Subregiones de la Pampa Medanosa

La variación espacial de los ICS estudiados permitió identificar las subregiones (SR) en la Pampa Medanosa. En la Figura 5, puede apreciarse el mapa obtenido de Sub-Regiones (SR) por Susceptibilidad a la Erosión Eólica y su relación con la presencia de formaciones medanosas y focos de erosión en la Figura 6.

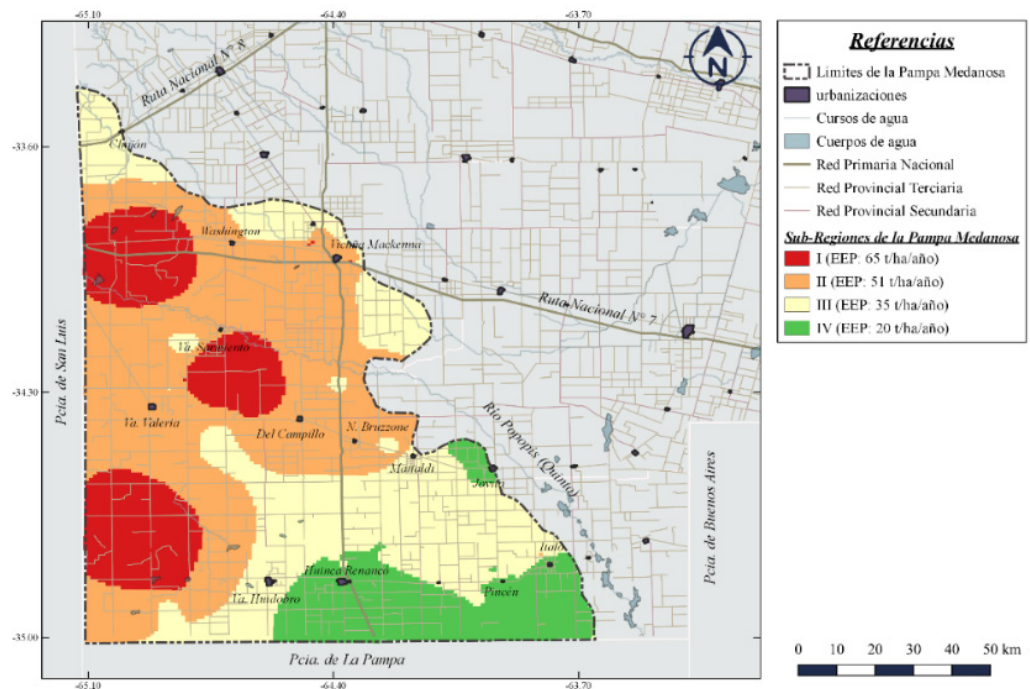


Figura 5: Mapa de sub-regiones por susceptibilidad a la erosión eólica de la región de la Pampa Medanosa.

Figure 5: Map of sub-regions based on susceptibility to wind erosion in the Pampa Medanosa region.

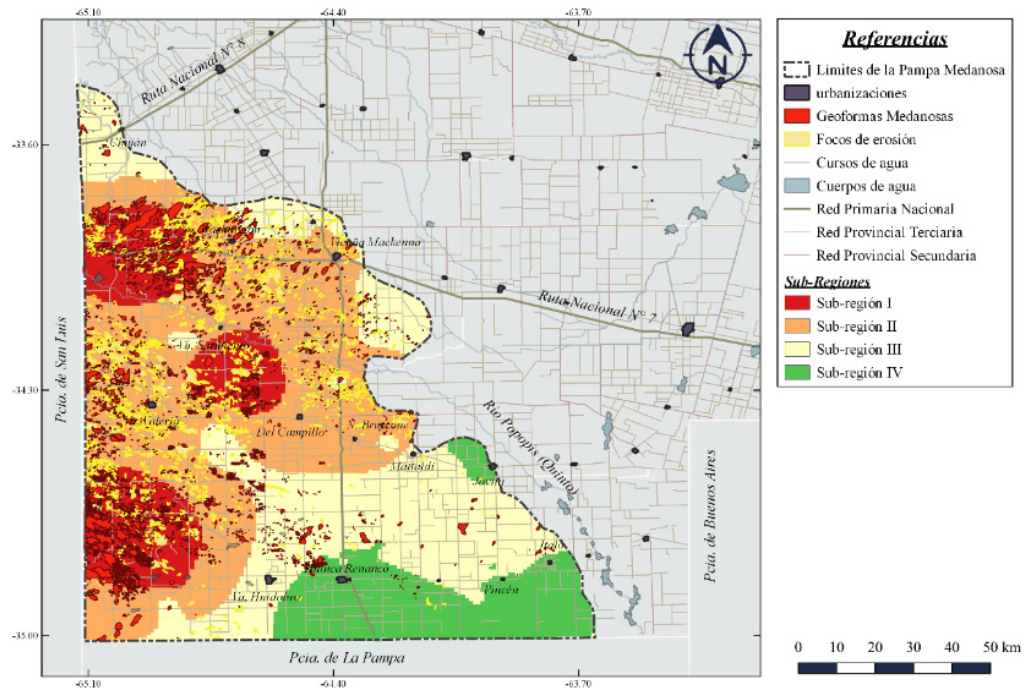


Figura 6: Asociación de las sub-regiones por susceptibilidad a la erosión eólica de la región de la Pampa Medanosa a las áreas medanosas y focos de erosión.

Figure 6: Association of sub-regions based on their susceptibility to wind erosion in the Pampa Medanosa region with sand dune areas and erosion hotspots.

Las zonas en rojo, coinciden con formaciones medanosas (ver Figura 6). Las zonas en naranja presentan un relieve suavemente ondulado, con menor densidad de médanos, pero que también han evolucionado sobre materiales parentales de menor edad correspondientes a la formación Laguna Oscura (Degiovanni et al., 2005). El área en amarillo es más estable en comparación con las áreas en naranja, presentando un relieve plano en transición hacia zonas arenosas anegables. Finalmente, las zonas en verde coinciden con áreas planas, subnormales a cóncavas, evolucionadas sobre materiales parentales más finos, afectadas por el ascenso de la capa freática y los derrames del río Popopis. Según los mapas de IDECOR (Córdoba et al., 2023) en estas áreas se observa un mayor porcentaje de arcilla, con valores de hasta 20% y Hang et al. (2015) han reportado valores por encima del 30% de ArcLi.

En la Pampa Medanosa, la variabilidad climática afecta los ICS. Las precipitaciones y temperaturas aumentan hacia el este, influenciando la meteorización del material parental, notablemente en la SR-IV. El material sedimentario de origen eólico, depositado por vientos suroeste-noreste, generó un gradiente en la composición textural y la acumulación de carbono orgánico (CO) (Gorgas y Tassile, 2006). Los materiales más finos han permitido la acumulación de mayores valores de CO en la SR-IV, en verde. Sobre ella pueden mencionarse series como El Alfalegre, Cañada Verde y Pincén, Hoja 3563-14 Buchardo (CSC, 2024), con valores por encima de 10 g.kg^{-1} para el horizonte superficial. Hang et al. (2015) señalan sobre el sur de Pincén $12,7 \text{ g.kg}^{-1}$ CO y 37% ArcLi (0-20cm) y sobre derrames del río Popois 23% ArcLi y $8,1 \text{ g.kg}^{-1}$ CO. En transición hacia la SR-III las Series El Veintitrés, El Yará y Italó son más frecuentes, cuyos perfiles típicos indican valores de CO de 9 g.kg^{-1} , $9,3 \text{ g.kg}^{-1}$ y $11,2 \text{ g.kg}^{-1}$ respectivamente, de 0 a 20 cm de profundidad. La SR-IV presenta mayores valores de CO ($14,1 \text{ g.kg}^{-1}$), mientras que la SR-I muestra los menores valores ($11,09 \text{ g.kg}^{-1}$).

La SR-IV presenta los menores valores de FE de la Figura 4, y la SR-III la segunda. Las dos SR están debajo del umbral de FE del 40%, equivalente a la erosión tolerable. Las SR-I y SR-II, se encuentran por encima del valor umbral. En la Figura 6 se aprecia como las geoformas medanosas y los focos de erosión se asocian a las SR-I y SR-II respectivamente. La SR-I alcanza el máximo contenido medio FE de la región (44%), en contraste con la SR-IV que presenta el menor valor medio (24%) (Tabla 6).

Tabla 6: Resumen de indicadores de calidad de suelos para las sub-regiones (SR) por susceptibilidad a la erosión eólica de la región de la Pampa Medanososa.

Table 6: Summary of soil quality indicators statistics for sub-regions (SR) based on susceptibility to wind erosion in the Pampa Medanososa region.

Zona	Variables*	n	Media	D.E.	Mín.	Máx.
Sub-Región I	ArcLi	2318	32,17	1,87	22,31	37,78
	CO	2318	11,09	0,45	10,17	12,47
	EES	2318	79,69	0,70	66,58	84,00
	FE	2318	43,63	4,06	33,20	57,13
Sub-Región II	ArcLi	5767	32,22	1,82	22,43	40,13
	CO	5767	12,52	0,39	11,40	13,51
	EES	5767	79,73	0,35	66,16	81,20
	FE	5767	38,04	2,21	23,87	45,41
Sub-Región III	ArcLi	4181	32,77	1,77	20,13	43,10
	CO	4181	12,98	0,46	11,79	13,92
	EES	4181	79,76	0,32	71,71	85,84
	FE	4181	30,77	4,20	18,92	38,11
Sub-Región IV	ArcLi	1896	33,46	2,83	21,95	47,74
	CO	1896	14,10	0,69	12,52	15,76
	EES	1896	79,89	0,79	73,83	88,30
	FE	1896	23,61	2,90	15,37	29,72

*Referencias: ArcLi: arcilla más limo (%); CO: carbono orgánico (g.kg^{-1}); EES: estabilidad estructural en seco (%); FE: fracción erosionable (%).

La SR-I (roja) presenta mayor susceptibilidad a la erosión y una superficie de 231.808,8 ha, el 16 % de la Pampa Medanososa. En esta, la tasa de erosión eólica potencial (EEP) estimada en función de la media de su FE es de $65 \text{ t ha}^{-1} \text{ año}^{-1}$, más del triple que en SR-IV. La SR-II es la más extensa, cubriendo 576.801 ha, equivalentes al 40 % de la región. En este macroambiente, la EEP estimada es de $51 \text{ t ha}^{-1} \text{ año}^{-1}$. La SR-III, con menor susceptibilidad a la erosión eólica que la anterior, se extiende sobre 418.251,7 ha, que representan el 29 % de la superficie regional. La EEP en esta sub-región es de $35 \text{ t ha}^{-1} \text{ año}^{-1}$. Finalmente, la SR-IV ocupa 189.597 ha, es decir, el 13 % de la superficie regional y su EEP es de $20 \text{ t ha}^{-1} \text{ año}^{-1}$ (Tabla 7).

Tabla 7: Superficie ocupada por las sub-regiones (SR) por susceptibilidad a la erosión eólica de la Pampa Medanososa y proporción de la región que representa.

Table 7: Area occupied by sub-regions (SR) based on susceptibility to wind erosion in the Pampa Medanososa region and proportion of the region it represents.

Subregiones	Superficie	Superficie	EEP
(SR)	(ha)	(%)	($\text{t.ha}^{-1}.\text{año}^{-1}$)
SR-I	231.808,8	16,36	65,27
SR-II	576.801,1	40,72	51,23
SR-III	418.251,7	29,53	34,86
SR-IV	189.597,1	13,39	20,29
Sup. Total	1.416.459		

Los valores de EEP estimados son inferiores a los reportados por Colazo et al. (2008) que hallaron una EEP de 50 tn.ha⁻¹.año⁻¹ a más para casi la totalidad de la Pampa Medanosa y un pequeño sector al este de la región de hasta 20 tn.ha⁻¹.año⁻¹. Este estudio, que abarca 1,4 MM de hectáreas, utilizó datos primarios de FE, mientras que Colazo et al. (2008) realizaron un estudio de escala nacional y emplearon ecuaciones del modelo EWEQ, que estima la FE empleando la ecuación de López et al. (2007). Es interesante destacar la proximidad de los resultados aún ante tales diferencias de escalas.

La relación entre FE y materia orgánica (MO) es compleja, con modelos no lineales reportados por Colazo & Buschiazzi (2010), mientras que la ecuación de López et al. (2007) expresa una relación lineal entre estas dos variables. Rojas et al. (2013) y López Fourcade et al., (2007) encontraron que la EWEQ sobreestima la FE en suelos bajo uso agropecuario. Para el estudio presente se empleó un modelo logarítmico (Eltaif y Gharaibeh, 2011) que emplea como dato principal la FE obtenida como dato primario. Ello podría explicar las diferencias entre los valores de EEP del presente estudio y del mapa obtenido por Colazo et al., (2008). Los mapas obtenidos por Casas et al., (2023) y Cisneros et al. (2015) presentan escalas cualitativas indicando erosión severa a grave, para toda la región. Al no emplear la FE, no estiman valores de EEP, su objetivo es diferente y se enfocan en cuantificar superficie afectada. El mapa presentado por Faule et al., (2020) no tiene por objetivo mostrar diferencias en cuanto a erosión. Sin embargo, Colazo et al. (2023) lo emplean en su estudio y cuantifican la FE en tres de los seis ambientes hallando valores por encima del 40% en todos los manejos estudiados sobre el sector Oeste y Centro, excepto en agricultura sin maní en la zona centro donde sin embargo estuvo por encima de 20%. Y sobre el sector Este, muestran valores entre 20% y 40%. Los valores de FE hallados por estos autores son similares a los valores medios que se muestran en la tabla 6, en el macroambiente oeste los autores muestran valores más altos, probablemente debido a una menor cobertura de la variabilidad en su muestreo.

El mapa resultante del análisis de clústeres obtenido en función de las combinaciones lineales de los ICS muestreados, se asemeja al mapa del Índice de Productividad de la Tierra (Bustos et al., 2019). El IP (Nakama y Sorbal, 1987) es un sistema paramétrico y multiplicativo que emplea propiedades intrínsecas del suelo, características del relieve y aspectos de conservación. Propone la delimitación de 5 clases de productividad (Vidal et al., 2018): Clase I.- Excelente: 100-65%. Suelos adecuados para todos los cultivos agrícolas. Clase II.- Buena: 64-35%. Suelos agrícolas. Clase III.- Media: 34-20%. Suelos marginales para cultivos, no forestales. Clase IV.- Pobre: 19-8%. Suelos para pastoreo, repoblación forestal, recreo o cultivos especiales. Clase V.- Extremadamente pobre: 7-0%. Suelos no adecuados para cultivo.

El máximo valor de IP en la Pampa Medanosa fue de 69, la gran mayoría de sus suelos pertenecen a las clases muy pobre o nula, medianamente pobres y de productividad media. Las tierras de productividad buena (Clase II) se concentran hacia el este (SR- III y IV), mientras que las de muy pobre o nula productividad (Clase V) coinciden con las áreas de médanos situadas sobre la SR- I y algunos ambientes de drenaje restringido. Las tierras de pobre productividad o Clase IV coinciden prácticamente con la SR II (Figura 7 y Figura 8).

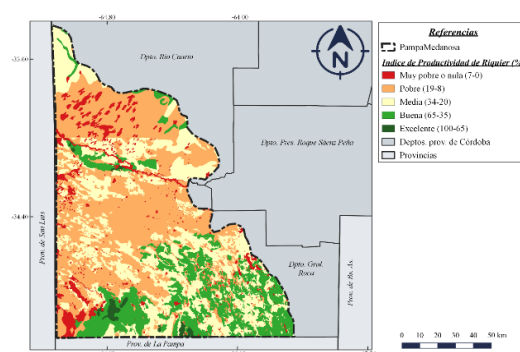


Figura 7: Mapa de valores del índice de productividad en la región de la Pampa Medanosa Cordobesa (adaptado de Bustos et al., 2019).

Figure 7: Map of productivity index values in the Pampa Medanosa region of Córdoba (adapted from Bustos et al., 2019).

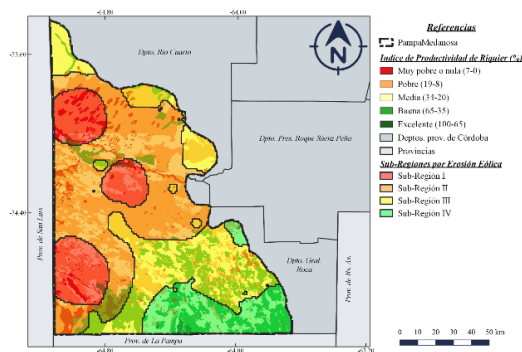


Figura 8: Comparación entre el mapa de valores del Índice de Productividad (Adaptado de Bustos et al., 2019) en la región de la Pampa Medanosa Cordobesa, y el mapa de sub-regiones por susceptibilidad a la erosión eólica de la región de la Pampa Medanosa.

Figure 8: Comparison between the map of productivity index values (adapted from Bustos et al., 2019) in the Pampa Medanosa region of Córdoba, and the map of sub-regions based on susceptibility to wind erosion in the Pampa Medanosa Region.

La semejanza entre el mapa de SRs por susceptibilidad a la erosión eólica y la productividad de las tierras en la Pampa Medanosa podría deberse a que la construcción del IP implica la inclusión de aspectos de conservación. Se puede observar que el análisis de clústeres con datos primarios logró mayor precisión que los mapas disponibles para erosión eólica, pero, sin embargo, simplifica la complejidad que el IP es capaz de detectar. Por tales motivos, el uso de estos productos debe estar acorde al propósito y a la escala del trabajo para contribuir a incorporar la conservación del suelo en la planificación agropecuaria.

CONCLUSIONES

El análisis de indicadores de calidad del suelo (ICS), utilizando técnicas de análisis multivariado espacial y clústeres, permitió identificar diferencias en la susceptibilidad a la erosión eólica intrarregional. Las variables de más importancia en la segregación de clústeres fueron la fracción erosionable (FE) y el carbono orgánico (CO), medidas de 0-5cm de profundidad. El principal producto fue un mapa de subregiones en el que se localizó un ambiente con mejor aptitud de uso sobre el sureste de la región, mientras que, sobre el área norte y oeste se delimitaron subregiones (SRs) que requieren de especial atención para su protección/conservación. En primer lugar, la SR-I mostró mayor tasa de erosión eólica potencial (EEP), $65 \text{ t. ha}^{-1} \cdot \text{año}^{-1}$, tres veces superior a la EEP de la SR-II, con los menores valores medios de CO ($10,95 \text{ g.kg}^{-1}$) y el mayor valor medio de FE, 41%; un punto por encima del valor umbral admisible. La SR-II de mayor extensión, con una EEP de $51 \text{ t. ha}^{-1} \cdot \text{año}^{-1}$ presentó una FE de 36% y $12,47 \text{ g.kg}^{-1}$ de CO. La SR-III, con una EEP de $35 \text{ t. ha}^{-1} \cdot \text{año}^{-1}$, 31% de FE y 13 g.kg^{-1} de CO. Por último, la SR-IV, con una EEP de $20 \text{ t. ha}^{-1} \cdot \text{año}^{-1}$, suelos más evolucionados y un 30% más de CO que la SR-I, $14,26 \text{ g.kg}^{-1}$, presentó una FE de 27% en promedio. Los resultados de este trabajo contribuyen a la planificación del uso y manejo del suelo con la finalidad de que este atienda su principal proceso de degradación. Este trabajo podría ser replicado para otros procesos de degradación al cambiar los indicadores analizados.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Amidan, B. G., Ferryman, T. A., & Cooley, S. K. (2005). Data outlier detection using the Chebyshev theorem. *2005 Institute of Electrical Electronics Engineers Aerospace Conference* (pp.3814-3819). Institute of Electrical Electronics Engineers (IEEE). <https://ieeexplore.ieee.org/document/1559688>
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association-LISA. *Geographical analysis*, 27(2), 93-115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Anselin, L. (2001). Spatial effects in econometric practice in environmental and resource economics. *American Journal of Agricultural Economics*, 83(3), 705-710. <http://www.jstor.org/stable/1245103>
- Arrouays, D., Saby, N. P. A., Thioulouse, J., Jolivet, C., Boulonne, L., & Ratié, C. (2011). Large trends in French topsoil characteristics are revealed by spatially constrained multivariate analysis. *Geoderma*, 161(3), 107-114. doi: <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.12.002>
- Bivand, R., Keitt, T., & Rowlingson, B. (2014). rgdal: Bindings for the Geospatial Data Abstraction Library. R package version 0.8-16. <http://>

- CRAN.R-project. org/package= rgdal
- Bivand, R.S., Pebesma, E., & Gómez-Rubio, V. (2013). Interpolation and Geostatistics. En R. S. Bivand, E. Pebesma, y V. Gómez-Rubio (Eds.), *Applied Spatial Data Analysis with R* (pp. 213-261). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7618-4_8
- Bivand, R. S., & Wong, D. W. (2018). Comparing implementations of global and local indicators of spatial association. *Test*, 27(3), 716-748. <https://doi.org/10.1007/s11749-018-0599-x>
- Bozzer, C., y Cisneros, J. M. (2019). Detección de médanos y focos de erosión como indicadores de ambientes susceptibles a la reactivación de procesos de erosión eólica y desertificación. *Revista Ab Intus*, 2(4), 1-13. <https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/130407>
- Bozzer, C., Gelsleichter, Y. A., Cisneros, J. M., Cunha dos Anjos, L. H., y Giayetto, O. (2020). Análisis multi-temporal de la dinámica espacial del uso de los suelos en el área medanosa cordobesa. XXVII Congreso Argentino de la Ciencia del Suelo. En Actas.
- Bustos, M. V., Fernández, E., y Morales, H. (2019). Índice de Productividad [Mapa] 1:50.000. Version 1.0. Mapas de Suelos de Córdoba. <http://gn-idecorserver.cba.gov.ar/geoserver/sde/wms>
- Cantú, M. P., y Degioanni, S. B. (1984). Geomorfología de la región centro sur de la provincia de Córdoba. *Actas del IX Congreso Geológico Argentino, Bariloche, Río Negro, Argentina*. (Vol. 4, pp. 76-92). Asociación Geológica Argentina.
- Carignano, C., Kröhling, D., Degioanni, S. y Cioccale, M. (2014). Geomorfología. *Relatorio del XIX Congreso Geológico Argentino - Geología y Recursos Naturales de la Provincia de Córdoba*. (pp.747-822). Asociación Geológica Argentina.
- Chepil, W. S. (1962). A compact rotary sieve and the importance of dry sieving in physical soil analysis 1. *Soil Science Society of America Journal*, 26(1), 4-6. <https://doi.org/10.2136/sssaj1962.03615995002600010002x>
- Cisneros, J.M., Degioanni, A., González, J., Cholaky, C., Cantero, J., Cantero, A., Gutiérrez, J., Tassile, J. (2015). *Provincia de Córdoba*. En: R. Casas y M. Albaracín (Eds.), *El deterioro del suelo y del ambiente en Argentina*. Tomo 2, pp 87-100. Editorial FECIC.
- Colazo, J. C., Panebianco, J. E., del Valle, H. F., Godagnone, R., y Buschiazzo, D. E. (2008). Erosión eólica potencial de suelos de Argentina. Efectos de registros climáticos de distintos periodos. XXI Congreso Argentino de la Ciencia del Suelo, Potrero de los Funes. En Actas.
- Colazo, J.C., & Buschiazzo, D.E. (2010). Soil dry aggregate stability and wind erodible fraction in a semiarid environment of Argentina. *Geoderma* 159, 228-236. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2010.07.016>.
- Colazo, J. C., Scherger, E., Torregrosa, R., Álvarez, C., y Almirón, S. (2023). Riesgo de erosión eólica en diferentes sistemas productivos del sur de Córdoba. *Ciencia del Suelo*, 41(2), 213–222. <https://www.ojs.suelos.org.ar/index.php/cds/article/view/776>
- Córdoba, M. (2014). *Herramientas estadísticas para el monitoreo y uso de la variabilidad espacial del rendimiento y propiedades de suelo intralote*. [Tesis doctoral, Universidad Nacional de Córdoba], Repositorio digital UNC. <http://hdl.handle.net/11086/1493>
- Córdoba, M., Balzarini, M., Bruno, C., y Costa, J. L. (2012). Identificación de zonas de manejo sitio-específico a partir de la combinación de variables de suelo. *Ciencia y Tecnología Agropecuaria*, 13(1), 47-54. https://doi.org/10.21930/rcta.vol13_num1_art:239
- Córdoba, M., Bruno, C., Aguate, F., Tablada, M., y Balzarini, M. (2014). *Análisis de la variabilidad espacial en lotes agrícolas*. *Manual de Buenas Prácticas*. Eudecor.
- Córdoba, M., Bruno, C., Costa, J., y Balzarini, M. (2016). Variabilidad espacial de suelo a escala de lote y su relación con los rendimientos. *Revista de Investigaciones Agropecuarias*, 42(1), 47-53. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=86445998011>
- Córdoba M., A. C., Faule L., Pozzi E., Morales H., Carranza J., Monzani F. (2023). Mapeo de Propiedades de Suelo en la Provincia de Córdoba a 90 m. de resolución espacial, 2023. Infraestructura de Datos Espaciales de Córdoba (IDECOR), diciembre de 2023. <https://mapascordoba.gob.ar/viewer/mapa/299>
- CSC. (2024). Cartas de Suelos de Córdoba. 1.50.000. v03.04 2024. Ministerio de Agricultura y Ganadería - Gobierno de Córdoba. <https://suelos.cba.gov.ar/>
- Day, P. R. (1965). Particle fractionation and particle-size analysis. In C. A. Black (Ed.) *Methods of Soil Analysis: Part 1 Physical and Mineralogical Properties, Including Statistics of Measurement and Sampling*, Monograph 9 (pp. 545-567). American Society of Agronomy.
- Degioanni, S., Villegas, M. B., Blarasin, M., Sagripanti, G., Coniglio, J., Cabrera, A., . . . Sapp, M. (2005). Hoja Geológica 3363-III Río Cuarto, Provincia de Córdoba [1:250.000]. Boletín 349. Buenos Aires, Servicio Geológico Minero Argentino (SEGEMAR). <http://repositorio.segemar.gob.ar/handle/308849217/172>
- Di Rienzo, J. A., Casanoves, F., Balzarini, M. G., Gonzalez, L., Tablada, M., y Robledo, C. W. (2017). Infostat: software para análisis estadístico (Version 2017). Córdoba, Argentina: Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba.
- Dray, S., Bauman, D., Blanchet, G., Borcard, D., Clappe, S., Guenard, G., ... y Wagner, H. H. (2020). adespatial: Multivariate Multiscale Spatial Analysis (0.3-8) [R].
- Dray, S., Said, S., & Débias, F. (2008). Spatial Ordination of Vegetation Data Using a Generalization of Wartenberg's Multivariate Spatial Correlation. *Journal of Vegetation Science*, 19, 45-56. <https://doi.org/10.3170/2007-8-18312>
- Hang, S. B., Negro, G. J., Becerra, M. A., y Rampoldi, E. A. (2015). Suelos de Córdoba: Variabilidad de las propiedades del horizonte superficial. Córdoba: UNC-FCA. <https://agrounc.maps.arcgis.com/apps/MapSeries/index.html?appid=88db14124aec43ee888e19df8d-bb1d3f#>
- Hiemstra, P. H., Pebesma, E. J., Twenhöfel, C. J. W., & Heuvelink, G. B. M. (2009). Real-time automatic interpolation of ambient gamma

- dose rates from the Dutch radioactivity monitoring network. *Computers & Geosciences*, 35(8), 1711-1721. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2008.10.011>
- ISyA. (1948). *Instituto de Suelos y Agroecología. La erosión eólica en la región Pampeana y Plan para la conservación de los suelos*. Ministerio de Agricultura de la Nación.
- Eltai, N. I., y Gharaibeh, M. A. (2011). Aplicación de un modelo matemático para predecir y reducción de la erosión eólica en tierras áridas no protegidas. *Revista Chapingo serie ciencias forestales y del ambiente*, 17(SPE), 195-206. <http://www.scielo.org.mx/pdf/rcscfa/v17nspe/v17nspea17.pdf>
- Faule, L., Lanfranco, M.F., Torregrosa, R.S., y Renaudeau, S. (2020). Caracterización edafo-climática del departamento General Roca, Córdoba. *Actas del XXVII Congreso Argentino de la Ciencia del Suelo, Corrientes, Argentina* (pp. 247-250). Asociación Argentina Ciencia del Suelo.
- Gorgas J. y Tassile, J.L. (Eds.). 2006. *Recursos Naturales de la provincia de Córdoba. Los Suelos. Escala 1:500.000*. Agencia Córdoba DACYT-SEM, INTA.
- Hepper, E. N., Larroulet, M. S., Belmonte, V., y Urioste, A. M. (2018). Propiedades edáficas de un suelo del caldenal pampeano en parches con diferente vegetación. *Semiárida*, 23(2). <https://cerac.unlpam.edu.ar/index.php/semiárida/article/view/3146/3057>
- Jenny, H. (1994). *Factors of soil formation: a system of quantitative pedology*. Dover Publications, Inc.
- Malone, B. P., Minasny, B., & McBratney, A. B. (2017). Continuous Soil Attribute Modeling and Mapping. En B. P. Malone, B. Minasny, y A. B. McBratney (Eds.), *Using R for Digital Soil Mapping* (pp. 117-149). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-44327-0_5
- Masciángelo, P. (2014). Red hidrográfica de la provincia de Córdoba. BID-PID 013/2009-2015. Bases ambientales para el ordenamiento territorial del espacio rural de la provincia de Córdoba. <http://www.ordenamientoterritorialcba.com/web3/>
- McBratney, A. B., Mendonça Santos, M. L., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(1), 3-52. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(03\)00223-4](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4)
- Meyer, D., Dimitriadou, E., Hornik, K., Weingessel, A., Leisch, F., Chang, C. C., & Lin, C. C. (2019). "e1071": misc functions of the department of statistics, probability theory group (formerly: E1071). R package version, 1(2).
- Nakama, V y Sobral, R. E. 1987. Índices de productividad. *Método paramétrico para evaluación de tierras*. Proyecto PNUD Arg. 85/019, Área Edafológica. INTA.
- NAM. (2002). *National Agronomy Manual* (3 ed.).
- Nelson, D. W., & Sommers, L. E. (1982). Total carbon, organic carbon, and organic matter. En A. Page, R. Miller, y D. Keneey (Eds.), *Methods of Soil Analysis. Chemical and Microbiological Properties. Part 2.* (2ª ed.). USA: American Society of Agronomy, Inc., Soil Science Society of America, Inc.
- Lal, R. (1998). Soil erosion impact on agronomic productivity and environment quality. *Critical Reviews in Plant Sciences*, 17(4), 319-464.
- Larroulet, M. S., Hepper, E. N., Redondo, M. P. Á., Belmonte, V., y Urioste, A. M. (2016). The Caldenal ecosystem: Effects of a prescribed burning on soil chemical properties. *Arid Land Research and Management*, 30(1), 105-119.
- López, M. V., de Dios Herrero, J. M., Hevia, G. G., Gracia, R., & Buschiazzo, D. E. (2007). Determination of the wind-erodible fraction of soils using different methodologies. *Geoderma*, 139(3-4), 407-411. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.03.006>
- Pinheiro, J., & Bates, D. (2004). *Mixed-Effects Models in S and SPLUS*. Springer.
- QGIS Development Team. (2021). QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project.
- R Core Team. (2019). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org/>.
- Riquier, J., Bramao, D. L., & Cornet, J. P. (Diciembre, 1970). A new system of soil appraisal in terms of actual and potential productivity (first approximation). *Food and Agricultural Organization (FAO)*. <https://staffsites.sohag-univ.edu.eg/uploads/1027/1535961064%20-%2004643.pdf>
- Rojas, J. M., Buschiazzo, D. E., & Arce, O. E. (2013). Parametros edáficos relacionados con la erosión eólica en inceptisoles del Chaco. *Ciencia del suelo*, 31(1), 133-142. <http://www.scielo.org.ar/pdf/cds/v31n1/v31n1a13.pdf>
- Tripaldi, A., Zárate, M.A., Forman, S.L., & Doyle, M. (2010). Early-mid XX century aeolian reactivation in the western Pampas. En: E. Schwarz, S. Georgieff, E. Piovano y D. Ariztegui (Eds.), *Abstracts Volumen, 18 International Sedimentological Congress*. (p. 877)
- Vicondo, M. E., Genero, M. I., Haro, R., y Colazo, J. C. (2016). Cultivo de cobertura post maní para controlar la erosión eólica en el S de Córdoba. En C.G. Cholakky y J.M. Cisneros (Eds.) *Actas del XXV Congreso Argentino de la Ciencia del Suelo, Ordenamiento territorial: un desafío para la Ciencia del Suelo* (p. 359). UniRío Editora. <https://www.unirioeditora.com.ar/producto/xxv-congreso-argentino-la-ciencia-del-suelo/>
- Viglizzo, E., y Jobbágy, E. (2010). *Expansión de La Frontera Agropecuaria En Argentina Y Su Impacto Ecológico-Ambiental*.
- Webster, R., & Oliver, M. A. (2007). *Geostatistics for environmental scientists*. John Wiley and Sons.

Woodruff, N.P., & Siddoway, F.H. (1965). A wind erosion equation. *Soil Sci. Soc. Am. Proc.* 29(5), 602-608.