

Regionalización Hidrológica de la Cuenca del Arroyo Feliciano, Entre Ríos, Argentina

Roxana Guadalupe Ramírez ^{a, b}, Marcelo Germán Wilson ^c, Emmanuel Adrián Gabioud ^c, Ramiro Joaquín Pighini ^{c, d}, Natalia Verónica Van Opstal ^c

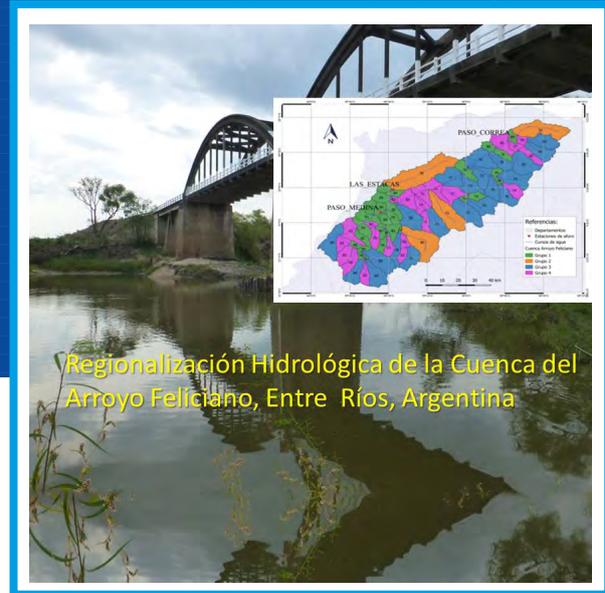
a. Facultad Regional Paraná, UTN

b. Facultad de Ciencia y Tecnología, UADER

c. INTA Estación Experimental Agropecuaria Paraná.

d. CONICET.

Contacto: roxanaguadaluperamirez@yahoo.com.ar



Regionalización Hidrológica de la Cuenca del Arroyo Feliciano, Entre Ríos, Argentina

RESUMEN

El procedimiento que incluye la regionalización de caudales es utilizado para suplir la ausencia de información hidrológica en aquellos lugares de escasa o ninguna disponibilidad de datos. Con ayuda del modelo HydroBID se procedió a estimar los caudales en las diferentes subcuencas que la conforman, a partir de los datos de aforo registrados en tres puntos de la cuenca. El propósito de este trabajo consiste en identificar zonas hidrológicamente homogéneas en la cuenca del Arroyo Feliciano. La misma se subdividió en 77 subcuencas y se logró cuantificar 22 variables del tipo fisiográfico y climático. Se emplearon técnicas de estadística multivariada, para identificar las subcuencas hidrológicamente relacionadas en función de las variables analizadas, en el cual se determinó que el caudal, el área, la pendiente, el valor de curva número y la precipitación, son las variables que aportaron al modelo mayor significancia para la diferenciación de regiones hidrológicamente homogéneas.

ABSTRACT

The procedure that includes the regionalization of flows is used to fill the absence of hydrological information in places with little or no data availability. With the help of the HydroBID model, we proceeded to estimate the flows in the different sub-basins that make it up, based on the gauging data recorded at three points in the basin. The purpose of this work is to identify hydrologically homogeneous zones in the Feliciano Stream basin. It was subdivided into 77 sub-basins and it was possible to quantify 22 physiographic and climatic variables. Multivariate statistical techniques were used to identify the hydrologically related sub-basins based on the variables analyzed, in which it was determined that the flow, the area, the slope, the value of the curve number and the precipitation, are the variables that contributed to the analysis, model greater significance for the differentiation of hydrologically homogeneous regions.

Palabras clave: regionalización de caudales, estadística multivariada, cuenca Arroyo Feliciano.

INTRODUCCIÓN

En hidrología el concepto de regionalización se lo emplea para transferir información de las cuencas o subcuencas aforadas a las no aforadas [1], proporcionando datos a aquellos lugares en donde no se disponen o son escasos los instrumentos de medición que lleven un registro, que los mismos no cuenten con mantenimiento o hayan dejado de funcionar. Las metodologías utilizadas para el trabajo de regionalización comprenden las etapas de identificación de las cuencas o subcuencas que compartan características hidrológicas homogéneas y la aplicación de métodos de análisis que permitan reconocer los parámetros morfométricos y climáticos en toda la región de estudio [2]. El análisis morfométrico de una cuenca comprende el estudio de variables de superficie, relieve y drenaje. Permite conocer las características físicas de la cuenca en estudio como así también, su funcionalidad hidrológica [3]. Los parámetros físicos de la cuenca se relacionan con los factores edáficos, como los tipos de suelo, la cobertura vegetal, la pendiente y los geológicos hacen referencia a la forma, al tipo de relieve, la densidad de drenaje, entre otros.

La tarea de delimitar aquellas zonas que comparten características hidrológicas idóneas es fundamental para identificar las variables que responden de manera significativa el comportamiento hidrológico y poder así comprender y aprovechar al máximo la gestión integral de la cuenca en estudio, en pos del beneficio de los servicios ecosistémicos de la zona [4].

Este trabajo tiene por objetivo analizar y determinar los parámetros morfométricos y climáticos que describen una respuesta hidrológica en la cuenca del Arroyo Feliciano, pudiendo identificar, mediante técnicas de estadística multivariada, aquellas subcuencas que explican un comportamiento hidrológico semejante. En trabajos previos realizados en esta región en estudio, se obtuvo un modelo generado por el modelo HydroBID que permitió capturar y simular el comportamiento hidrológico de la cuenca, estimando los caudales medios diarios para cada subcuenca [5].

Lo que motiva esta investigación es identificar en la cuenca del Arroyo Feliciano aquellas regiones que comparten características hidrológicas homogéneas y así, poder identificar y analizar las variables que las correlacionan para luego extrapolar los resultados obtenidos al resto de las cuencas en la Provincia de Entre Ríos (Argentina). Esto permitirá a futuro replicar este modelo en cuencas y subcuencas de características similares a la de estudio, durante diferentes períodos de sequía e inundaciones y evaluar la disponibilidad de agua superficial en la región para un mejor aprovechamiento de la gestión integral de la cuenca.

ÁREA DE ESTUDIO

La cuenca del Arroyo Feliciano cubre una superficie de 8300 km², abarca en gran parte a los departamentos La Paz, Feliciano y Federal, constituyendo uno de los tributarios del Río Paraná. Se localiza entre los 58° 20' a los 59° 36' longitud Oeste y a los 30° 15' de latitud Sur, como se muestra en la Figura 1.

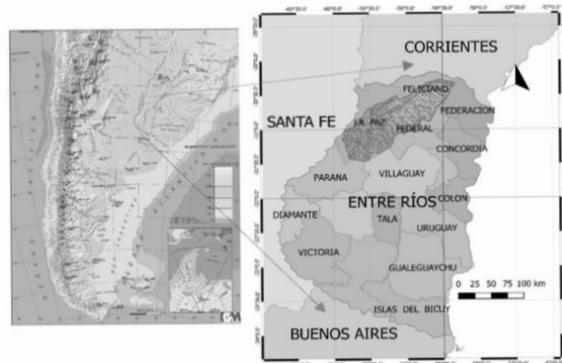


Figura 1: Ubicación de la cuenca del Arroyo Feliciano (Fuente: elaboración propia).

Esta cuenca pertenece a la ecorregión de las sabanas mesopotámicas, presenta un relieve ondulado conformado por una planicie con suaves lomadas y suelos arcillosos con predominio de arcillas esmectitas que dieron origen a numerosos interfluvios.

Registra un clima subtropical húmedo y cálido con precipitaciones medias anuales que rondan entre los 1100 y 1200 milímetros; las temperaturas máximas absolutas pueden superar los 35°C en verano y en invierno la temperatura media es de 12°C, con una amplitud térmica que oscila los 20°C. La vegetación predominante son los bosques de especies xerófilas con vegetación herbácea densa, la especie arbórea dominante es el ñandubay, le continúa el algarrobo, espinillo, tala, entre otras especies.

Los vientos predominantes durante el verano son del Norte (N), Este (E), Noroeste (NE) y Sureste (SE); con aumento durante el otoño e invierno de los vientos Sur (S) y Suroeste (SO). Este régimen de vientos de intensidades de suaves a leves evidencia promedios diarios mensuales que oscilan entre 10 y 12 km/h [6].

Delimitación de las subcuencas

Se utilizó el Sistema de Información Geográfica (SIG), que trabaja de manera conjunta con el software QGis [7] ya que complementa la Base de Datos de Hidrología Analítica (AHD) del modelo HydroBID. Esta base de datos incluye información de precipitación, temperatura, tipos de suelos, topografía y usos del suelo. Con la integración de toda

esta información se logró delimitar 77 subcuencas de aporte en los diferentes puntos de cierre, desde aguas arriba hacia aguas abajo y la determinación de los centroides para la posterior interpolación con los datos climáticos. Cada subcuenca de aporte se encuentra delimitada en la base de datos del SQLite y se la identifica con un número denominado COMID (Figura 2).

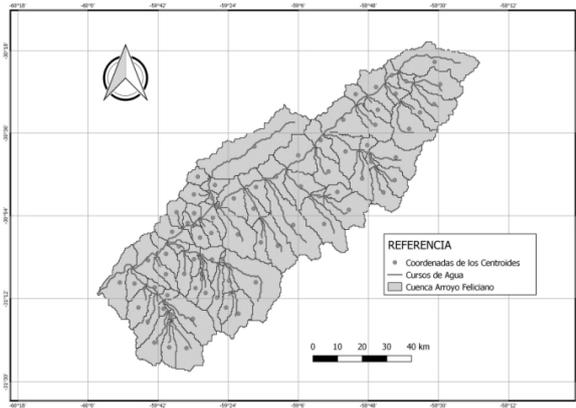


Figura 2: Localización de los centroides de las subcuencas obtenidos a partir de QGIS. (Fuente: elaboración propia).

Cada subcuenca delimitada en la AHD posee un conjunto de atributos necesarios para el desarrollo de la modelación como el área, tipo y uso de suelos, pendiente media, temperatura, precipitación, entre otros. Acorde a la base de datos generada se realizaron las primeras simulaciones en la cuenca del Arroyo Feliciano, en donde se logró capturar y simular el comportamiento hidrológico de toda la cuenca con datos de caudales relevados desde el 1° de enero del año 2001 al 30 de mayo del 2018; dando resultados de caudales preliminares a nivel medio mensual y diario con parámetros de validación aceptables.

METODOLOGÍA

La metodología adoptada reside en la aplicación de técnicas de estadística multivariada, para lo cual se elaboró una matriz de datos conformada por 77 subcuencas y 22 variables que incluyen información morfológica y climática, (Tabla 1). Los registros hidrométricos utilizados corresponden al período enero 2001 a mayo 2018, los cuales se extrajeron de la Dirección de Hidráulica de la Provincia de Entre Ríos.

Tabla 1: Identificación de los parámetros morfométricos y climáticos empleados en el estudio.

Variables	Descripción	Unidad
Q	Caudal	m ³ /s
Area	Área	Km ²
P	Perímetro	Km
LM	Longitud máxima	Km
AC	Ancho de cuenca	Km
L	Longitud cauce	Km
Hmáx	Altura máxima	m
Hmín	Altura mínima	m
DA	Desnivel altitudinal	m
Rf	Factor de forma	-
Kc	Índice de compacidad	-
Cc	Coefficiente de circularidad	-
Pend	Pendiente	%
Ldr	Longitud de drenaje	Km
D	Densidad del drenaje	l/km
Tc	Tiempo de concentración	horas
R Clark	Coefficiente de almacenamiento	pie/milla
E	Relación de elongación	-
λ	Lambda	-
CN	Curva número	-
Prec	Precipitación	mm
T	Temperatura	°C

En la Tabla 2, se detalla la matriz de valores de curva número (CN) sustentado en la cobertura de suelos descripta en el Inventario de Bosques Nativos [8] y teniendo en cuenta la clasificación del manual de sistematización de tierras [9].

Tabla 2: Valores de CN en función de la cobertura vegetal y del grupo hidrológico.

COBERTURA	Grupo Hidrológico			
	A	B	C	D
Cuerpos de agua	100	100	100	100
Cultivos	72	81	88	91
Bosque de ñandubay tipo parque	36	60	74	80
Bosque de ñandubay + espinillo	32	59	73	79
Bosque de ñandubay + espinillo con otras especies	25	55	70	77
Bosques en galerías	25	55	70	77
Plantaciones forestales	40	64	75	80
Pastizales, palmares, arbustales	49	69	79	84

Para analizar la relación de estas variables en cada una de las subcuencas se trabajó con el software libre RStudio [10]. Este software está desarrollado en un marco integrado al lenguaje de programación R (IDE), permite trabajar con grandes bases de datos y tiene un gran alcance a las aplicaciones estadísticas computacionales en donde se logra obtener rapidez y precisión en los gráficos.

La base de datos relevados para este estudio, se dividió en un conjunto de entrenamiento que considera el 80% de las observaciones y un conjunto de validación que contempla el 20% restante. Con el propósito de corregir los problemas de escalas y unidades se procedió a la estandarización de las variables utilizando la siguiente expresión:

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{S_x} \quad (1)$$

Donde:

X_{ij} : valor de la j-ésima observación de la i-ésima subcuenca,

\bar{X}_i : media aritmética de la variable X_{ij}

S_x : desviación estándar de X_{ij}

Y_{ij} : j-ésima observación de la i-ésima variable transformada.

Correlación lineal múltiple

Para determinar la asociación entre las variables en estudio se procedió a analizar la correlación lineal entre las mismas utilizando la siguiente expresión:

$$r = \frac{n(\sum XY) - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{[n(\sum X^2) - (\sum X)^2][n(\sum Y^2) - (\sum Y)^2]}} \quad (2)$$

Donde:

r : correlación entre las variables, representado a través de un número decimal que varía en el intervalo [-1; 1]. Cuanto más cercano es el valor a los extremos de este intervalo indica una fuerte relación lineal directa entre las variables analizadas.

n : número de observaciones

$\sum X$: suma de los valores de la variable X.

$\sum Y$: suma de los valores de la variable Y.

$(\sum X^2)$: suma de los valores de X elevados al cuadrado.

$(\sum X)^2$: cuadrado de la suma de los valores de X.

$(\sum Y^2)$: suma de los valores de Y elevados al cuadrado.

$(\sum Y)^2$: cuadrado de la suma de los valores de Y.

$(\sum XY)$: suma de los productos de X por Y.

Análisis de componentes principales

Esta técnica de aprendizaje no supervisado contribuye a explicar la variabilidad de los datos, en donde se emplea variables métricas que estén correlacionados con el objetivo de buscar interdependencia. Analiza la proyección de los datos, es decir que transforma el conjunto de datos en variables sin correlación lineal denominadas componentes

principales; las cuales facilitan la interpretación de la información y contribuye al análisis exploratorio para diseñar modelos predictivos.

Este método reside en la descomposición de la matriz de covarianza de los datos en autovalores, con el fin de reducir la dimensionalidad de las variables en estudio.

Clasificación por conglomerados

Con este método de clasificación automática se busca agrupar las variables de interés en función de las analogías que comparten entre ellas, con el propósito de identificar las subcuencas que comparten parámetros homogéneos.

Regresión lineal múltiple

Para la selección del modelo se utilizó el método de regresión lineal, en donde se busca determinar una expresión matemática que represente la variable respuesta, el caudal, en función de un conjunto de variables predictoras independientes, a través de la siguiente expresión:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 * X_{i1} + \dots + \beta_j * X_{ij} + \dots + \beta_p * X_{ip} + \varepsilon_i \quad (3)$$

Donde el parámetro p representa la variable predictora observaciones

Donde el parámetro p representa la variable predictora ($j=2, \dots, p$), y n observaciones ($i=1, \dots, n$).

Y_i : observación i de la variable respuesta Y para las diferentes variables predictoras.

β_0 : intercepto, que corresponde al valor medio verdadero de Y cuando todas las variables X valen cero.

β_i : efecto promedio que tiene el incremento en una unidad de la variable predictora X, sobre la variable dependiente Y, manteniéndose constante el resto de las variables.

ε_i : residuo, diferencia entre el valor observado y el valor estimado por el modelo.

Gráfico de Andrews

Para la visualización esquemática de los resultados se aplicó una técnica gráfica [11], que permite representar un punto del espacio multidimensional en una curva en el plano, empleando la siguiente función:

$$f(x) = \frac{x_1}{\sqrt{2}} + x_2 \text{sen}(t) + x_3 \text{cost}(t) + x_4 \text{sen}(2t) + x_5 \text{cos}(2t) + \dots \quad (4)$$

Donde x_1, x_2, x_3, \dots son las variables que se emplean para caracterizar cada una de las subcuencas análogas.

Andrews [11] reveló que la diferencia entre dos curvas es proporcional a la distancia euclidiana, por lo que esta técnica permite comparar de manera visual los grupos homogéneos. Estas curvas permiten identificar los grupos de cuencas que comparten variables paramétricas homogéneas, representado ondas sinusoidales que describen una trayectoria similar [12], que afectan la frecuencia, la amplitud y la periodicidad, dando una representación única para cada variable. Esta gráfica se fundamenta en la transformación de Fourier sobre el conjunto de datos multivariados y se grafica en el rango $[-\pi; \pi]$.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Correlación múltiple

Tras procesar la información, se dividió la misma en dos conjuntos de datos, el conjunto de entrenamiento con el 80% de las observaciones y el conjunto de validación con el 20% restante. Se procedió a la estandarización de los datos, en ambos grupos y se realizaron las pruebas de normalidad empleando el test de Spearman por tratarse de un modelo robusto y monótono. Posteriormente, se obtuvo la matriz de correlación entre las variables predictoras con respecto al Caudal (Q) (Figura 3).

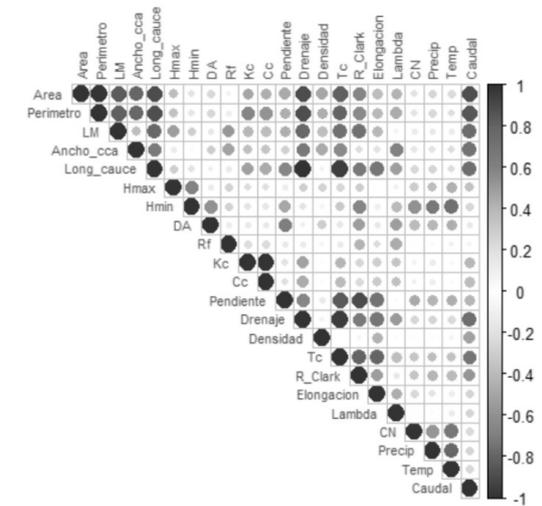


Figura 3: Matriz de correlación de las variables morfométricas y climáticas de las subcuencas en estudio (Elaboración propia).

A continuación se indican las variables que presentaron alta correlación con respecto a Q, como el perímetro, longitud máxima, ancho de la cuenca, longitud del cauce y drenaje (p mayor a 0.70), que se tendrán en cuenta en el modelo final.

Análisis de componentes principales

Esta técnica contribuyó a explicar la variabilidad total del conjunto de datos, transformándolas

en un nuevo conjunto de variables no correlacionadas [13]. El propósito de este análisis fue reducir la dimensionalidad del conjunto original de variables [14], por lo que se procedió a determinar el número de componentes principales a emplear en el modelo, utilizando un Plot Scree (Figura 4).

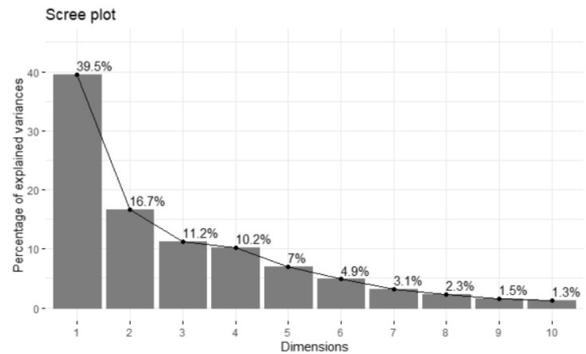


Figura 4: Porcentaje de las variables explicadas (Elaboración propia).

De la figura anterior, se determina que el 56,2% de la información contenida en los datos es retenida por las primeras dos componentes principales. A partir de ello, se procedió a construir el modelo predictivo a partir de la combinación lineal de sus factores no asociados entre sí, facilitando la interpretación de los datos.

En la Figura 5 se visualiza la contribución de las variables más significativas correspondiente a las dos primeras componentes. Las mismas se identifican por sobresalir de la línea punteada.

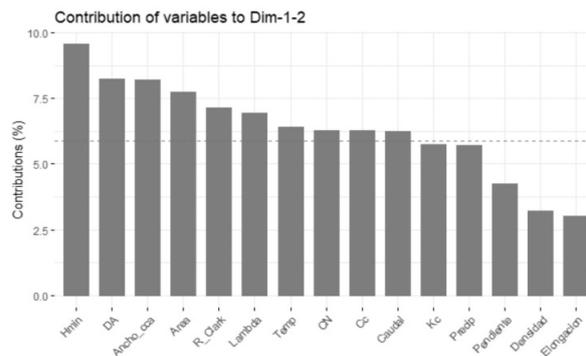


Figura 5: Contribución de las variables de las dos primeras componentes principales (Elaboración propia).

Clasificación por conglomerados

El análisis de los conglomerados se sustentó en el análisis de componentes principales (PCA), en donde se utilizó el método de Ward [14], para identificar los grupos homogéneos que incluyen las variables en estudio, en función de sus similitudes, Figura 6.

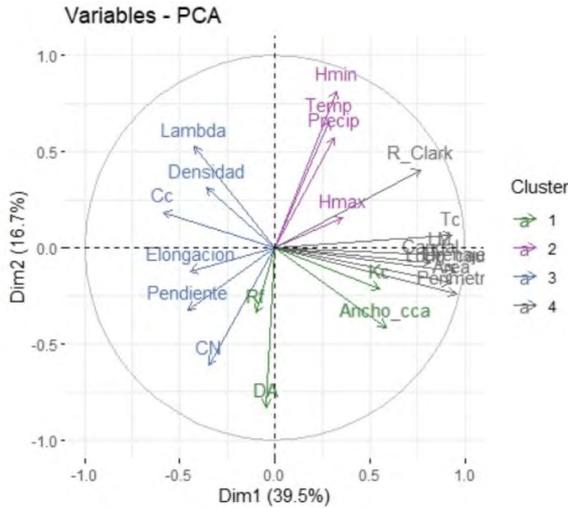


Figura 6: Análisis de conglomerados “clusters” empleando la información brindada por el PCA (Elaboración propia).

Como se observa en la figura anterior, se identifican cuatro grupos que comparten características homogéneas.

En la Figura 7, se observa un PCA-Biplot en donde se visualiza la información de las subcuencas identificadas a través de puntos enumerados y las variables en estudio a través de vectores. Se pudo identificar la asociación entre las variables de estudio y las correspondientes subcuencas, en donde se logró reconocer qué subcuencas se encuentran más estrechamente vinculadas a las mismas, como se muestra en la elipse.

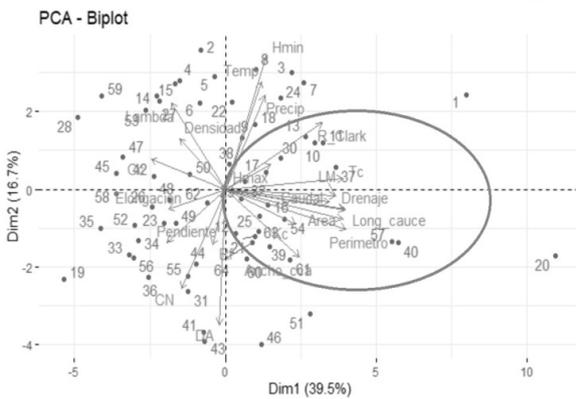


Figura 7: Biplot multivariado que combina la información de la matriz de datos (Elaboración propia).

Regresión lineal múltiple

A partir de los resultados parciales obtenidos de las técnicas de conglomerado, se planteó un modelo de regresión lineal en donde se consideró la contribución de las variables más importantes de las dos primeras componentes principales. Con ayuda del software RStudio se aplicaron los procedimientos

de eliminación hacia atrás (Backward), selección de eliminación hacia adelante (Forward) y la selección paso a paso (Stepwise), para identificar y escoger las variables que mejor describen el caudal medio diario. El modelo obtenido es:

$$Q = 1,69 + 1,24A + 0,20P - 1,10CN + 0,15Prec \quad (5)$$

De este modelo se obtiene que el error standard (RSE) indica un valor de Adjusted R-squared = 0,78 y un p-valor < 2,2e-16, lo cual señala que el modelo ajusta muy bien. Se logró identificar que las variables predictivas son independientes, es decir que carecen de colinealidad entre ellas, obteniendo un modelo parsimonioso capaz de explicar con mayor precisión la variable respuesta empleando el menor número de predictores.

En la Figura 8, se visualiza la representación gráfica del aporte de las variables de importancia relativa para la variable respuesta Q. La variable de mayor influencia es el Área con un R² = 78,11%, y le siguen las variables predictivas CN y precipitación.

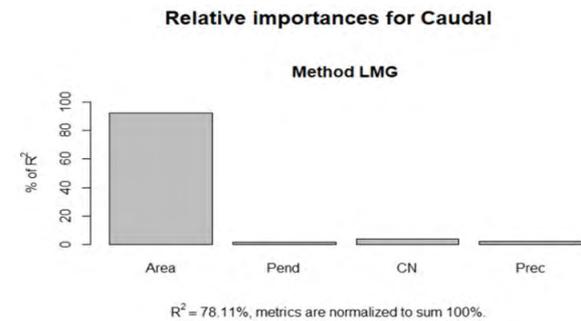


Figura 8: Variables de importancia relativa para el Q (Elaboración propia)

Una mejor visualización de la relación entre las variables de importancia relativa, aporta la Figura 9.

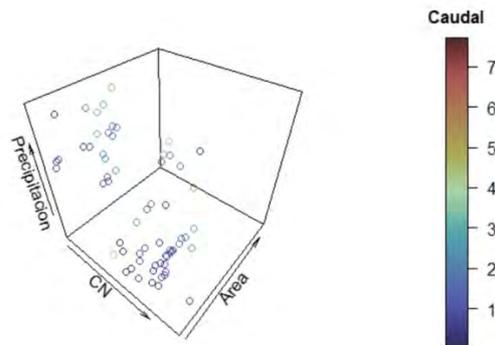


Figura 9: Representación gráfica de las tres variables predictivas de mayor importancia relativa para el Q (Elaboración propia)

Del gráfico anterior se puede observar que hay una relación estrecha entre el Área y los valores de CN (diferentes usos del suelo) y que se ven afectados de manera directa con la precipitación. Es decir, en esta región en donde se destaca la presencia de lomadas (pendientes entre 1% y 4%), y donde el uso del suelo predominante en la región es el cultivo de soja, con valores de CN muy elevados, la variable contributiva precipitación influye enormemente en los caudales de la región. Esto es una de las mayores problemáticas de la cuenca, que se encuentra en relación directa con la erosión del suelo y la disminución de los nutrientes del mismo.

Luego se analizó la relación entre la variable respuesta, Q, con la variable predictiva de mayor influencia A, debido a que en subcuencas de mayor superficies se registran caudales mayores como consecuencia de las precipitaciones. Cabe recordar que las precipitaciones medias en esta región oscilan entre 1200 mm y 1300 mm anuales.

La aplicación del estudio de conglomerados y las representaciones gráficas de las curvas de Andrews, tuvieron el propósito de distinguir las regiones hidrológicamente homogéneas de acuerdo a los resultados obtenidos del análisis de regresión lineal múltiple. Es decir, se logró identificar grupos de subcuencas que describen regiones hidrológicamente homogéneas donde es válido transmitir información ya que comparten características morfométricas y climáticas similares, además de responder a los valores de caudales medios diarios estimados para cada subcuenca.

A continuación, se expone una agrupación jerárquica representada en un dendrograma, en donde se logró identificar cuatro grupos homogéneos de subcuencas en función de las características de las variables analizadas en el estudio e identificadas por el software (Figura 10).

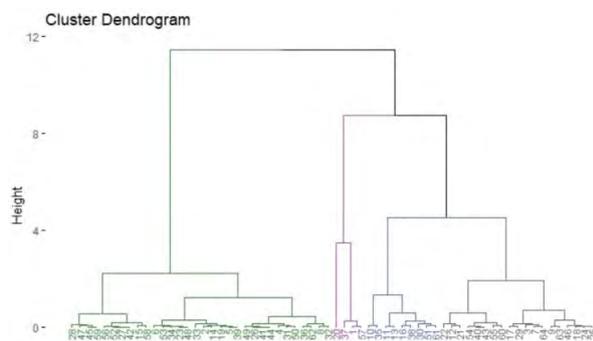


Figura 10: Dendrograma de subcuencas homogéneas que responden al Q para cuatro grupos (Elaboración propia).

Curvas de Andrews

Las curvas de Andrews (Figura 11), identificaron las divisiones de la cuenca en regiones hidroló-

gicamente homogéneas, que responden al modelo de regresión lineal múltiple reducido del caudal en función de las variables fisiográficas seleccionadas (Ecuación 5).

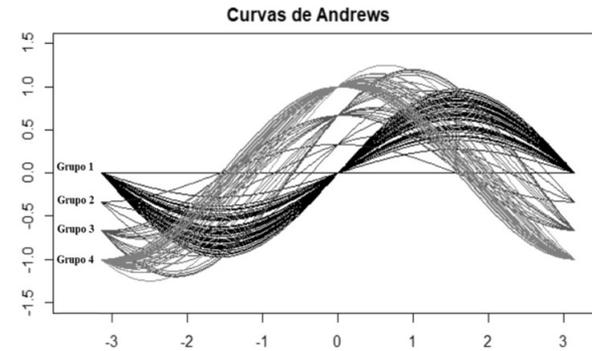


Figura 11: Grupos de subcuencas hidrológicamente homogéneas identificadas por el método Andrews (Elaboración propia).

La aplicación de las gráficas de Andrews y el análisis de conglomerados, proporcionaron como resultado la identificación de regiones hidrológicamente homogéneas en relación con el modelo obtenido de la regresión lineal múltiple del caudal medio diario, en función de las variables predictoras que describen los parámetros morfométricos y climáticos.

El método de Andrews como el de conglomerados, coincidieron en la existencia de cuatro regiones hidrológicamente homogéneas en la cuenca del Arroyo Feliciano (Figura 12) definidas a partir de sus parámetros morfométricos descriptos en la Ecuación 5.

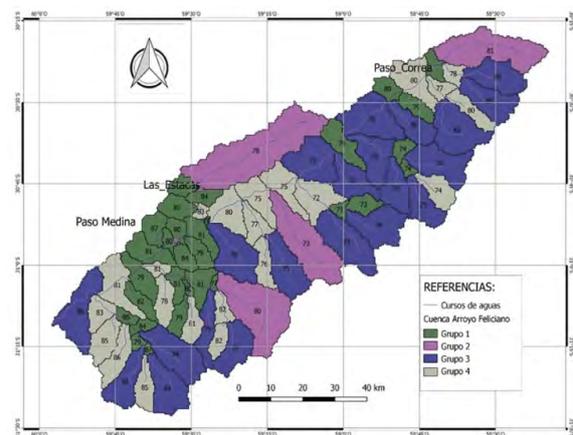


Figura 12: Regiones hidrológicamente homogéneas identificadas en la cuenca del Arroyo Feliciano (Elaboración propia).

El grupo 1 registra bajo valores de caudales medios diarios, las subcuencas se caracterizan por describir áreas pequeñas, de reducida cursos

de agua y poca pendiente con valores de CN muy elevados que se corresponden a las zonas de cultivos. El grupo 2 se caracteriza por presentar menor longitud de las subcuencas de superficies medias y se observa un leve aumento en la densidad de los cursos de agua y en su pendiente, el valor de CN es mediano ya que coincide con la ubicación de los bosques tipo parques que acompañan los cursos naturales de agua. El grupo 3 registra un aumento en los valores de los caudales medios diarios, como así también del ancho de las subcuencas, de su pendiente y del índice de R Clark. Los valores de CN se corresponden con valores medios bajos ya que coinciden con la ubicación de los bosques mixtos de ñandubay-espínillo con otras especies. Por último, el grupo 4 se caracteriza por describir subcuencas de gran superficie con un mayor ancho de cuenca, acompañado de una mayor longitud del cauce y de un elevado índice de R Clark. Se observa que estas subcuencas se encuentran mal drenadas por presentar un bajo valor de densidad y los valores de CN son bajos, coincidiendo con la ubicación de los bosques de ñandubay-espínillo.

CONCLUSIONES

De los resultados alcanzados se logró identificar cuatro regiones que describen características hidrológicas semejantes, a partir del análisis estadístico multivariado, en donde se obtuvo un modelo matemático reducido que sólo contempla las variables más significativas desde el punto de vista estadístico e hidrológico. Las variables que tienen una influencia significativa en el modelo para explicar el caudal medio diario estimado para las subcuencas son: área, pendiente, CN y precipitación.

Es importante ampliar este estudio, en futuras investigaciones, con el fin de alcanzar una regionalización hidrológica hacia las subcuencas adyacentes de la Provincia de Entre Ríos y así poder cuantificar la disponibilidad de los diferentes recursos ecosistémicos de la región. Además se deberá incluir una red de monitoreo de variables hidrológicas que permita disponer de datos de cantidad y calidad del agua, para plantear estrategias adecuadas de uso y manejo de suelos, con los diferentes grupos interdisciplinarios planteados en la gestión del trabajo de cuenca.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se realizó en el marco del Proyecto de INTA PE I041 "Aportes para la región integrada de los recursos hídricos (GIRH) en cuencas del Sistema Agroalimentario Argentino".

REFERENCIAS

- [1] Álvarez Olguín, G.; Hotait Salas, N.; Sustaita Rivera, F., (2011). Identificación de regiones hidrológicas homogéneas mediante análisis multivariado. *Ingeniería, investigación y tecnología*, 12 (3), 277-284. *Cement, Concrete and Aggregates*, 4(1), 33-36. Recuperado de: http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-77432011000300004&lng=es&tlng=es.
- [2] Ouarda T.B.M.J., Bâ K.M., Diaz-Delgado C., Cârsteanu A., Chokmani K., Gringras H., Quentin E., Trujillo E. y Bobée B. (2008). *Intercomparison of Regional Flood Frequency Estimation Methods at Ungauged Sites for a Mexican Case Study*. *Journal of Hydrology*, 348, 40-58. ISSN: 0022-1694.
- [3] Gaspari, F.J. (2012). *Caracterización Morfométrica de la cuenca alta del río Sauce Grande, Buenos Aires, Argentina*. VII Congreso de Medio Ambiente AUMG, La Plata, Argentina.
- [4] CEPAL (2013). *Guía análisis y zonificación de cuencas hidrográficas para el ordenamiento territorial*. Subsecretaría de Desarrollo Regional y Administrativo (SUBDERE). Primera Edición. Propiedad Intelectual N° 229.978. ISBN: 978-956-8468-42-2.
- [5] Ramírez, R.G.; Wilson, M.G.; Marizza, M.S.; Van Opstal, N.V.; Pighini, R.J.; Gabioud, E.A. (2020). *Aplicación del modelo Hidro BID a la gestión integrada de la cuenca Arroyo Feliciano: Resultados preliminares*. X Congreso sobre Uso y Manejo de Suelos: Gestión Sostenible de Suelos y Recursos Hídricos, UMS2020-1.2, pp4. Universidad Da Coruña.
- [7] Lenzi, L.M. (2017). *Evaluación del impacto del cambio climático en los procesos hidrológicos de la Cuenca del Arroyo Feliciano, Entre Ríos, Argentina*. [Tesis de doctorado publicada online]. Universidad Da Coruña.
- [8] QGIS Org. (2018). *User Guide/Manual (QGIS Testing)*.
- [9] Sistema Nacional de Monitoreo de Bosques Nativos (2017). *Pérdida de Bosque Nativo*. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible Argentina.
- [10] Scotta, E.; Paparotti, O. (1990). *Agua excedentes y tecnológicas de control y capacitación*. Publicación Misceláneas N° 57. Jornadas Regionales: Labranzas y conservación del suelo. INTA EEA Rafaela. Pp 57-69.
- [11] RStudio Software (2020). Version 4.0.3.
- [12] Andrews D.F. (1972). Plots of High Dimensional Data. *Biometrics*, 28, 125-136. ISSN: 0006-34LX.
- [13] Nathan R.J.; McMahon T.A. (1990). *Identification of Homogeneous Regions for the Purposes of Regionalization*. *Journal of Hydrology*, 121, 217-238. ISSN: 0022-1694.
- [14] Almenara J.; González J.L.; García C.; Peña P. (1998). *¿Qué es el análisis de Componentes Principales?*. *Jano*, 1268, 58-60.
- [15] Peña D. (2002). *Análisis de datos multivariados*. Madrid: McGraw Hill.