

SOCIEDAD CHILENA DE INGENIERÍA HIDRÁULICA
XXV CONGRESO CHILENO DE INGENIERÍA HIDRÁULICA

**GENERACIÓN ÓPTIMA DE UNIDADES DE RESPUESTA
HIDROLÓGICAS (HRU) USANDO EL MÉTODO PCA/HCPC**

DAVID POBLETE L.¹
JORGE ARÉVALO B.²

RESUMEN

Este trabajo presenta una metodología cuantitativa para optimizar el número de Unidades de Respuesta Hidrológica o HRU por sus siglas en inglés, para ser usados en modelos hidrológicos semi-distribuidos. La metodología creada, llamada de aquí en adelante PCA/HCPC por la combinación de técnicas de análisis de componentes principales y análisis jerárquico de *clusters*, usa datos engrillados de variables climáticas y de los parámetros hidrológicos usados por el modelo hidrológico a utilizar. El método PCA/HCPC se prueba utilizando el modelo WEAP con el método de Humedad de Suelo (*Soil Moisture Method*) en la cuenca del Estero Alicahue, una subcuenca perteneciente a la semiárida cuenca del río La Ligua, en Chile central como parte del trabajo presentado en Poblete et. al (2020). Los resultados muestran que a partir de solo cuatro HRU, es posible reducir la varianza interna relativa de la cuenca, un indicador de la homogeneidad de las HRU, hasta aproximadamente un 10%, aunque el número final de HRU usado para la modelación fue de seis de manera de resaltar los aportes de pequeñas áreas con respuestas hidrológicas extremas, que generalmente se desprecian debido a su menor tamaño relativo. La evaluación de las simulaciones mensuales muestra una buena concordancia con las observaciones de caudales en la salida de la cuenca, con un valor de eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) de 0,79, valor que podría mejorarse aún más con datos climáticos engrillados actuales como los del Balance Hídrico Nacional (DGA, 2017) y una mejor representación de los mapas de parámetros hidrológicos.

¹ Profesor Adjunto, Escuela de Ingeniería Civil, Universidad de Valparaíso - email: david.poblete@uv.cl

² Profesor Auxiliar, Departamento de Meteorología, Universidad de Valparaíso, - email: jab@meteo.uv.cl

1. INTRODUCCIÓN

El concepto de Unidades de Respuesta Hidrológica (HRU por sus siglas en inglés) es uno de los enfoques más comunes para la modelación hidrológica semi-distribuida (Flügel, 1995). Este autor definió un HRU como un elemento estructurado homogéneo que tiene propiedades similares de clima, uso de la tierra, suelo y/o pedotransferencia, y por tanto una respuesta hidrológica homogénea bajo un forzamiento meteorológico equivalente. Un supuesto importante es que la variación de la dinámica de los procesos hidrológicos dentro de una HRU es pequeña en comparación con la dinámica hidrológica y las respuestas de otras unidades definidas en el modelo.

El reto es identificar un método adecuado para la discretización de las cuencas y a su vez perder la menor información posible en el proceso de agregación de información espacial. Si se hace una simplificación excesiva de las características de la cuenca, pequeñas áreas de comportamiento hidrológico extremo pueden ser subrepresentadas en los procedimientos de agregación (Haverkamp et al., 2005). Por otro lado, si los datos utilizados son muy detallados y fragmentados, pueden dar lugar a un número excesivo de HRU, haciendo que la modelización sea impracticable.

La mayoría de las metodologías para delimitar las HRU se basan en las relaciones entre las características físico-ecológicas de la cuenca y las correspondientes propiedades hidrológicas reflejadas en los parámetros del modelo hidrológico. Por lo tanto, las HRU suelen definirse mediante la superposición de la topografía, la cobertura vegetal y el tipo de suelo y, tras la clasificación, se utilizan relaciones cuantitativas o cualitativas para estimar los parámetros hidrológicos de cada HRU. Uno de los enfoques más comunes ha sido incluir las subcuencas en el proceso, por lo que la intersección de las subcuencas, las categorías de uso de la tierra y los polígonos de tipo de suelo en un SIG representan los elementos menores para la modelización hidrológica (Young et al. 2009; Savvidou et al., 2018).

Aunque las variables meteorológicas son inputs de todos los modelos, ninguna de las metodologías utiliza esa información directamente en el proceso de construcción de la HRU. Flügel (1995) sugirió hace más de dos décadas que el uso de la información meteorológica para construir la HRU es aconsejable, pero no se ha explorado en profundidad probablemente debido a la falta de información meteorológica espacial de buena calidad. Hoy en día, esta idea es más plausible y puede considerarse porque uno de los supuestos básicos de la HRU es que el forzamiento meteorológico está homogéneamente distribuido en el dominio de la HRU. Por lo tanto, la heterogeneidad espacial de la precipitación y de otras variables debe incorporarse en la delimitación de las HRU.

Este trabajo presenta una metodología cuantitativa para la determinación de HRU, explicada en detalle en el trabajo de Poblete et al. (2020). Ésta se basa en la homogeneidad de parámetros hidrológicos y de variables meteorológicas que sirven como forzantes del modelo hidrológico a utilizar. El método denominado PCA/HCPC, por análisis de componentes principales y análisis jerárquico de *clusters*, utiliza el análisis de componentes principales (PCA) sobre el conjunto de datos de la cuenca para obtener un set independiente de vectores, al cual se aplica un algoritmo de agrupación jerárquica (HC) para obtener las HRU optimizadas. El resultado minimiza la variabilidad interna de las propiedades hidrológicas de

cada HRU y simultáneamente maximiza la variabilidad entre diferentes HRU, para diferenciar las respuestas hidrológicas de cada HRU.

Para probar el método PCA/HCPC, se realiza la delimitación de HRU para la cuenca del Estero Alicahue, una cuenca semiárida andina ubicada en Chile central. Los parámetros hidrológicos y los valores promediados del clima utilizados por el modelo semi-distribuido WEAP (Yates, 2005) se calculan sobre una grilla regular, que a su vez se utiliza para clasificar cada celda en las mencionadas HRU. Las variables climáticas se basan en una salida del modelo WRF (Skamarock et al, 2008) de 1km de resolución corregida por el sesgo para tres períodos de 12 meses y los parámetros hidrológicos se estiman en base a características topográficas derivadas tanto del ASTER DEM (Tachikawa et al, 2011) de 30m como de datos de uso del suelo de CIREN (Martínez et al., 2013).

2. MÉTODO PCA/HCPC PARA LA OPTIMIZACIÓN DEL NÚMERO DE HRU

El método PCA/HCPC utiliza mapas *raster* de los parámetros hidrológicos y de los valores medios anuales de las variables meteorológicas utilizadas por el modelo hidrológico elegido.

En el caso de este estudio, se utiliza el modelo WEAP para probar la metodología. WEAP tiene incorporado un módulo de hidrología que representa el balance de masas en elementos, en los que se modelan flujos hidrológicos y almacenamientos simplificados utilizando un sistema de almacenamiento unidimensional y de dos capas (*Soil Moisture Method* o SMM). Aunque una cuenca WEAP puede ser utilizada como una única HRU, el elemento *catchment* en WEAP puede ser dividido internamente en más unidades, cada una de ellas funcionando como una única HRU. La metodología más utilizada para modelar cuencas en WEAP, presentada en Young et al. (2009), divide la cuenca por bandas de elevación, de manera de representar cambios meteorológicos en función de la altura y donde cada elemento se subdivide a su vez de acuerdo a los usos de suelo existentes en dicha zona. De esta manera, el número total de HRU en un modelo es la suma de las combinaciones entre altura y uso de suelo de todos los elementos *catchment* y el caudal simulado es la suma de todos los caudales generado en cada HRU en cada paso de tiempo, ya que WEAP no considera tránsito de hidrogramas ni modelación hidráulica en el cauce. Ejemplos en Chile son Vicuña et al. (2011) y Bonelli et al (2014), entre otros.

En el método SMM, la capa superior del elemento de captación tiene cuatro parámetros hidrológicos: El parámetro *Runoff Resistance Factor* representa la resistencia al flujo superficial, el cual tiende a ser mayor con pendientes nulas o bajas y alta densidad de vegetación; el parámetro *Preferred Flow Direction* se asocia a la proporción de agua disponible para dejar el suelo de manera horizontal o vertical y depende de la pendiente del terreno y de las propiedades del suelo. Los parámetros *Soil Water Capacity* y *Root Zone Hydraulic Conductivity* representan la profundidad de la capa del suelo y a la conductividad hidráulica en la capa saturada del suelo respectivamente. Estos últimos se relacionan positivamente con zonas de mayor vegetación y suelos permeables. Los parámetros de la capa inferior y los que controlan la acumulación/derretimiento de nieve no fueron considerados por simplicidad.

Para estimar los parámetros antes mencionados, se utilizó información de uso de suelo de CIREN (Martínez et al., 2013), compilada en un *shapefile* en formato vectorial (Figura 1). Los principales atributos del *shapefile* son el Uso del Suelo, el Sub-Uso, la Estructura y la Densidad y a su vez, cada atributo contiene clases. Para el caso de la cuenca del Estero Alicahue, la combinación entre los atributos y las clases genera 26 categorías distintas, siendo las tierras áridas sin vegetación la más dominante, cubriendo 121km² (34% del área total).

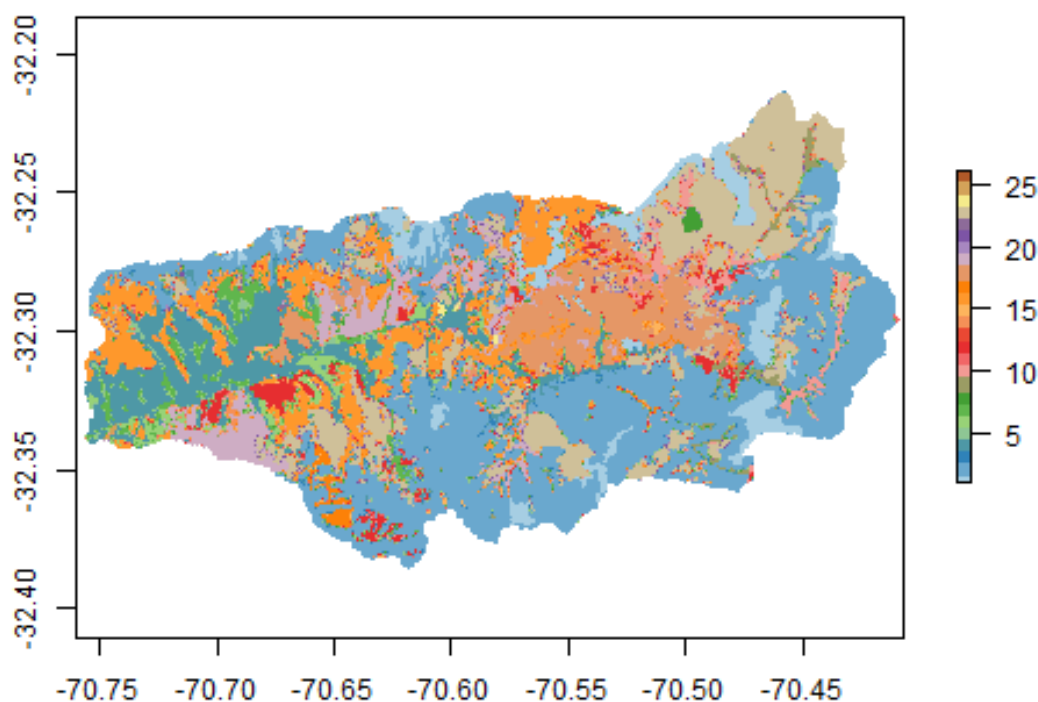


Figura 1: Mapa de los usos de suelo de la Cuenca del Estero Alicahue. Las categorías numeradas del 1 al 26 se desagregan en base a usos, sub-usos, estructura y densidad. Fuente: Fuente: Elaboración propia en base a datos CIREN presentados en Martínez et al., (2013).

Solo siete de las 26 categorías superan el 5% de proporción del área y entre esos usos se captura el 89% de la superficie de la cuenca. Normalmente los otros usos menos relevantes se integrarían a alguno de los usos principales, perdiéndose parte de la heterogeneidad natural en una cuenca y posibles respuestas hidrológicas extremas locales. Usando estas 26 combinaciones y en base a relaciones sencillas entre uso de suelo y pendientes, se crean los mapas de parámetros hidrológicos usados por el método *SMM* de WEAP. La Figura 2 muestra los mapas de los parámetros WEAP para la cuenca del Estero Alicahue.

Como la representatividad espacial de las estaciones meteorológicas es pequeña en terrenos complejos y las observaciones suelen ser escasas, se utilizó el modelo *Weather Research and Forecasting* (WRF) versión 3.4.1 para simular tres períodos de 12 meses consecutivos cada uno para representar el clima o condiciones meteorológicas promedio en la cuenca. Esas simulaciones se realizaron en cuatro dominios anidados con 27, 9, 3 y 1 km de resolución horizontal y 50 niveles verticales que siguen el terreno; el dominio más interno (250 × 202 puntos de malla con 1 km de resolución) se utilizó para el análisis y cubrió por completo la zona de estudio.

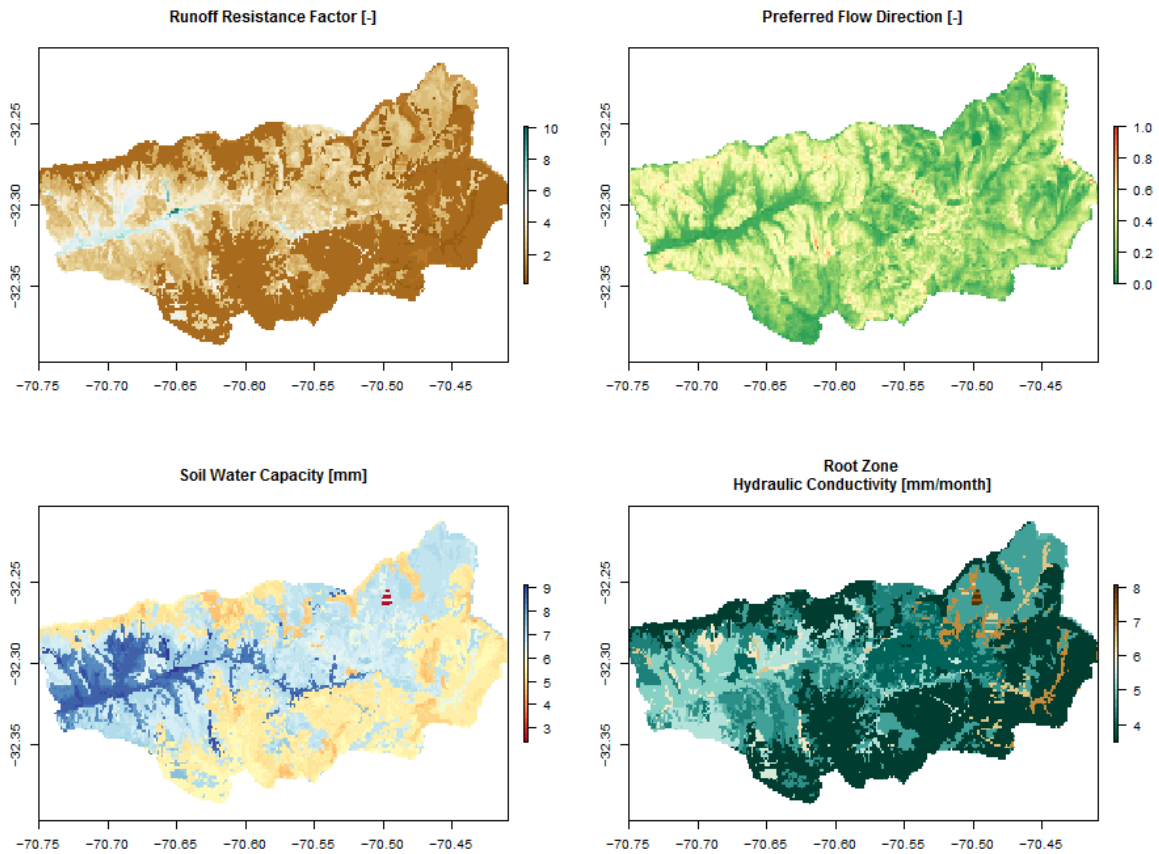


Figura 2. Mapa de parámetros de la cuenca del río Alichue para: (arriba a la izquierda) Factor de resistencia a la escorrentía (RRF), (arriba a la derecha) Dirección de flujo preferente (f), (abajo a la izquierda) Capacidad hídrica del suelo (Sw) y (abajo a la derecha) Conductividad hidráulica de la zona radicular (Ks). Sw y Ks se representan en una escala logarítmica. Fuente: Poblete et al. (2020).

La Figura 3 muestra la precipitación media anual y la temperatura media para los 36 meses de simulaciones del WRF. No se muestran otras variables climatológicas, como la humedad relativa, la radiación neta, el albedo, la evapotranspiración y la velocidad del viento, también usadas en el modelo WEAP. Dado que ambos tipos de conjuntos de datos tienen diferentes tamaños y extensiones de celdas, para unir ambos conjuntos de datos, los mapas *raster* meteorológicos se remuestran a una grilla común mediante el método del vecino más cercano utilizando la distancia de gran círculo de Vincenty (elipsoide) de la función *distm* del paquete *geosphere* en R (Hijmans et al, 2017).

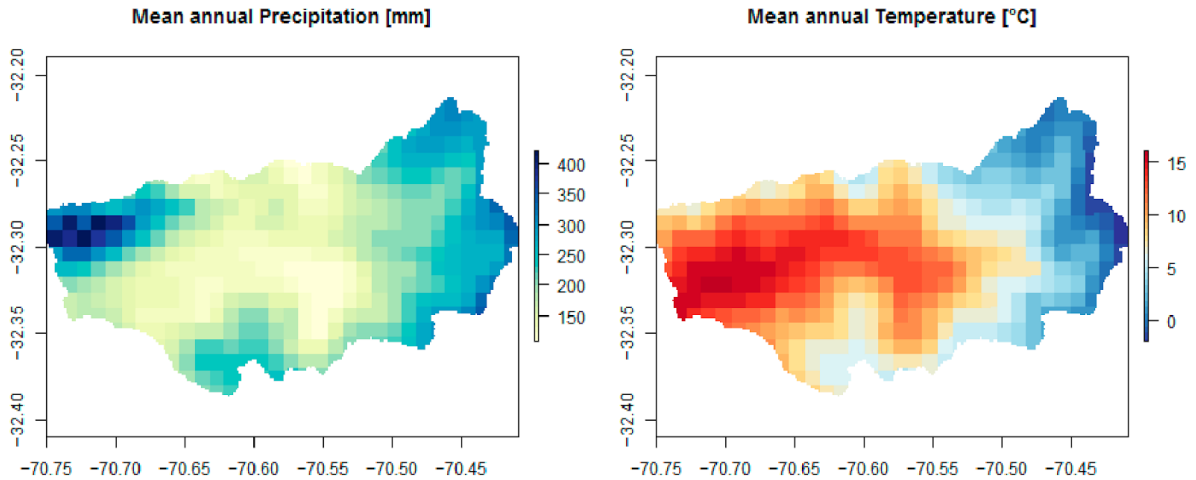


Figura 3. Mapas de la cuenca del Estero Alicahue para: (izquierda) Precipitación media anual, (derecha) Temperatura media anual. Fuente: Poblete et al. (2020).

3. PROCESOS DE AGRUPACIÓN Y DELIMITACIÓN DE LAS HRU

La técnica del análisis de componentes principales (PCA) consiste en describir un conjunto de datos multidimensionales de k variables y n individuos, utilizando un número menor de vectores ortogonales (los componentes principales), que incorporan tanta información del conjunto de datos original como sea posible. En este caso los n individuos son el conjunto de celdas, cada una con p atributos, dentro de los que se cuentan los valores de las variables meteorológicas y de los parámetros hidrológicos determinados previamente. Esto permite encontrar un número de dimensiones s ($s < k$) que explican la mayor parte de la información (o varianza) de las k variables originales del espacio muestral.

El análisis de componentes principales se realiza utilizando la función *PCA* del paquete *FactoMineR* (Le et. al, 2008) para el análisis de datos multivariados en R, pudiéndose asignar mayores pesos a ciertas variables definidas por el modelador, con el fin de capturar más varianza de estas variables. En este estudio, las variables de precipitación y temperatura fueron ponderadas por un factor de dos dada su importancia en la ecuación de balance hídrico y control de acumulación y derretimiento de nieves, mientras que el resto de las variables tuvieron pesos iguales a uno.

Dado que las primeras dimensiones (o componentes) extraen la mayor información de los datos y las últimas representan el ruido (Husson et. al, 2010), los primeros componentes que representan al menos el 90% de la varianza se utilizan en la función de análisis de *cluster* jerárquico *HCPC* del mismo paquete *FactoMineR*. El objetivo es capturar la mayor parte de la variabilidad de las variables más importantes y simultáneamente no capturar la variabilidad de las variables menos importantes o al menos, representar una proporción menor de la varianza de esas variables. El *clustering* jerárquico utilizado en este trabajo se ha implementado utilizando el criterio de Ward, el cual se basa en un enfoque aglomerativo o "ascendente", en el que la agrupación comienza considerando cada observación como un único *cluster*, y los pares de *clusters* se fusionan a medida que se asciende en la jerarquía.

Las distancias iniciales de los *clusters* en el método de Ward pueden definirse por la distancia euclidiana entre los valores de los individuos y sus promedios.

Considerando una base de datos multivariada compuesta por los n individuos espaciales (celdas) y k variables (tanto parámetros hidrológicos como variables meteorológicas), se evalúa la varianza total de Q *clusters* (con $Q < n$) según su descomposición en las varianzas entre grupos (*between inertia*) y varianza interna (*within inertia*), dada por:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{q=1}^Q \sum_{n=1}^{N_q} (x_{nqk} - \bar{x}_k)^2 = \sum_{k=1}^K \sum_{q=1}^Q N_q (\bar{x}_{qk} - \bar{x}_k)^2 + \sum_{k=1}^K \sum_{q=1}^Q \sum_{n=1}^{N_q} (x_{nqk} - \bar{x}_{qk})^2$$

donde x_{nqk} es el valor normalizado de la variable k para el individuo n del clúster q , \bar{x}_{qk} es la media de la variable k para el clúster q , \bar{x}_k es la media global de la variable k (igual a cero si está normalizada) y N_q es el número de puntos espaciales o celdas en el clúster q . El primer miembro del lado derecho de la ecuación representa la varianza externa y el segundo miembro, la varianza interna. La importancia de esta ecuación radica en que la varianza total del sistema se mantiene constante y a medida que la varianza interna disminuye (los conglomerados se vuelven más homogéneos), la varianza externa aumenta (los conglomerados son cada vez más diferentes entre sí). Este análisis detecta grupos de individuos con características y comportamientos hidrológicos similares basados en parámetros y similitudes meteorológicas entre celdas y cada grupo de celdas pertenecientes a un *cluster* representa una única HRU que se utilizará en el modelo hidrológico.

4. CLASIFICACIÓN DE HRU Y RESULTADOS DE MODELACIÓN

El primer resultado a destacar es que las dos primeras dimensiones resultantes del PCA explican el 65,6% de la varianza total. Añadiendo las siguientes 3ª, 4ª y 5ª dimensiones, explican el 77,4%, 84,3% y 90,0% respectivamente, de la varianza total del conjunto de datos. La Tabla 1 muestra la varianza explicada por cada vector propio o dimensión consecutiva y la contribución de cada variable a las dimensiones. La primera dimensión (casi el 50% de la varianza total) está compuesta principalmente por variables meteorológicas, siendo la temperatura, el albedo, la velocidad del viento y las precipitaciones las que realizan una mayor contribución. La segunda dimensión representa más del 16% de la varianza total y está compuesta principalmente por las precipitaciones y los parámetros hidrológicos.

Tabla 1. Resumen de los resultados del análisis de componentes principales (PCA) para las cinco primeras dimensiones o vectores propios. La parte superior muestra la varianza total explicada por cada dimensión y la inferior, la contribución de cada variable a esa dimensión. Fuente: Poblete et al. (2020).

	Dim.1	Dim.2	Dim.3	Dim.4	Dim.5
Varianza explicada (%)	49.6	16.0	11.9	6.9	5.7
Variables	Contribución a cada dimensión (%)				
Temperatura media	28.2	0.1	0.7	0.2	5.1
Albedo	11.5	1.1	5.6	1.6	10.0
Velocidad del viento	10.8	1.3	0.6	0.0	8.5
Precipitación	10.7	41.5	22.6	0.0	0.6

	Dim.1	Dim.2	Dim.3	Dim.4	Dim.5
<i>Varianza explicada (%)</i>	49.6	16.0	11.9	6.9	5.7
Variables	Contribución a cada dimensión (%)				
Evapotranspiración	10.2	2.2	1.5	0.5	12.3
Radiación neta	9.7	3.5	9.6	1.4	10.7
Humedad relativa	9.5	5.6	1.4	1.0	0.0
Runoff Resistance Coefficient	4.9	13.9	10.5	12.1	2.5
Soil Water Capacity	4.1	20.3	6.4	4.4	9.7
Preferred Flow Direction	0.3	4.7	32.1	0.4	35.6
Root Zone Hydraulic Conductivity	0.0	5.7	9.0	78.3	5.0

La Figura 5 muestra la proyección de los vectores de los parámetros y variables meteorológicas sobre las dos primeras componentes principales o dimensiones. Esta figura se complementa con la Figura 4 de correlaciones y la Tabla 1. Se observan las variables meteorológicas que más contribuyen a la Dimensión 1 pero que tienen correlaciones negativas (por ejemplo, entre más Albedo, se espera menos Evapotranspiración) y se puede observar cómo varias variables se proyectan de manera importante sobre una u otra dimensión de acuerdo a su porcentaje de contribución en la misma (Tabla 1).

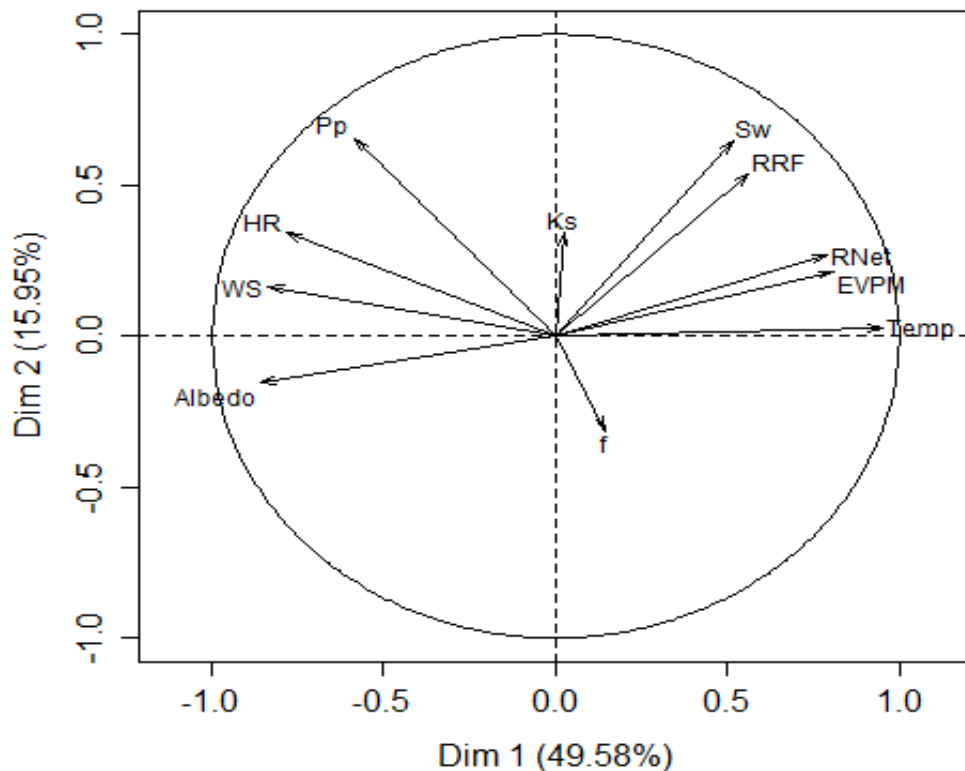


Figura 5. Proyecciones de todas las variables usadas en las primeras dos dimensiones.

La Figura 6 muestra el *boxplot* de los valores de seis variables seleccionadas en cada celda agrupada por clúster para destacar las diferencias entre ellos. Es posible observar

características distintas entre los *clusters*: El *cluster* 6 es el más frío y tiene una de las mayores tasas de precipitación; el *cluster* 1 es el más cálido, el de menor altitud, el segundo en orden de sequedad y el que tiene la capacidad de suelo más profunda, probablemente debido a su ubicación en la parte más profunda del valle, donde los suelos tienden a ser más profundos y a tener un mayor factor de resistencia a la escorrentía, debido al terreno plano y a la vegetación. El *cluster* 2 es el que tiene las mayores precipitaciones. El *cluster* 5 es el de mayor conductividad hidráulica, debido a la presencia de marismas y humedales. Los *clusters* 3 y 4 son similares, aunque el *cluster* 4 tiene un valor medio de precipitación de casi un 50% más que el *cluster* 3, y también tienen diferencias en las variables no mostradas. Los *clusters* 6 y 4 tienen parámetros hidrológicos similares, pero el *cluster* 6 es más frío y recibe más precipitaciones.

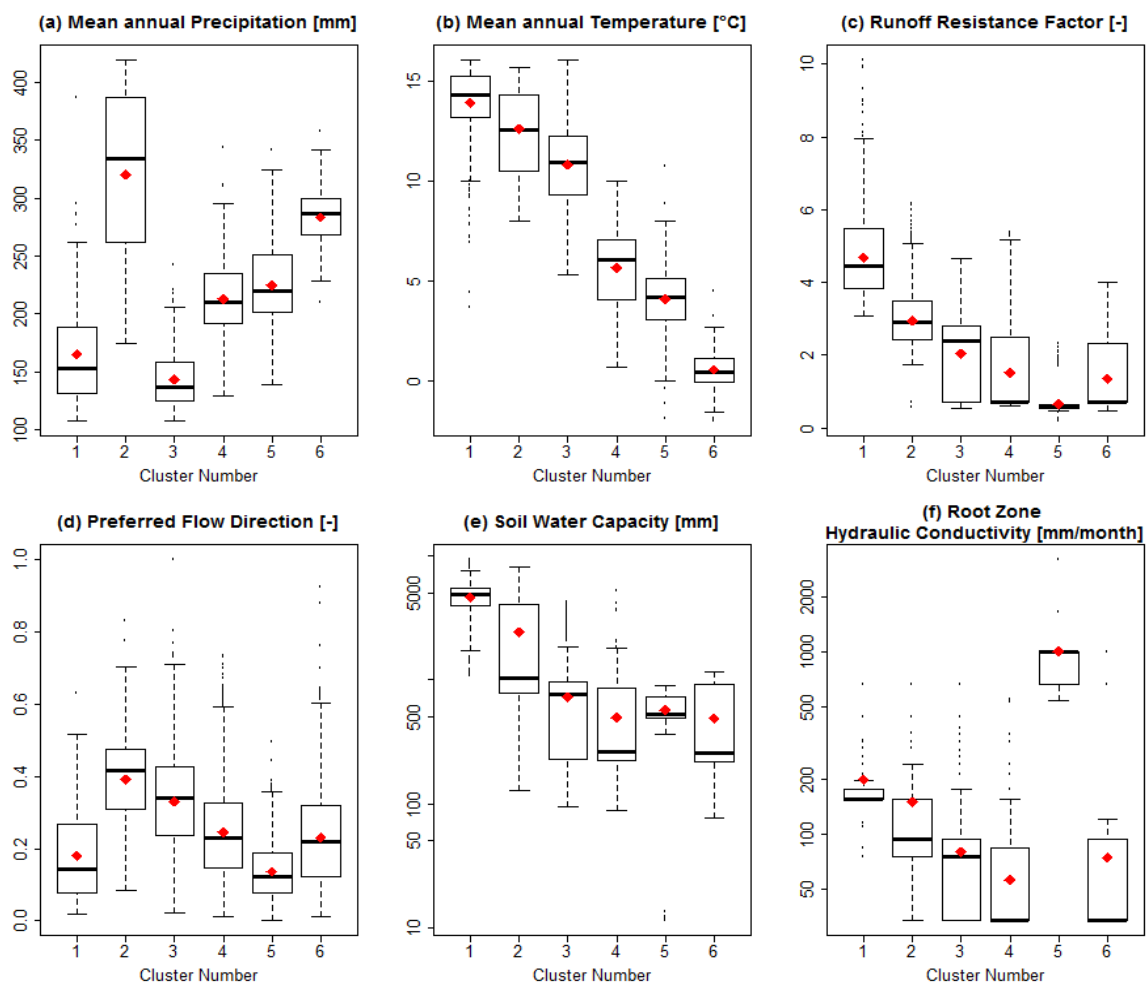


Figura 6. *Boxplots* por *cluster*: (a) Precipitación media anual, (b) Temperatura media anual, (c) RRF, (d) f , (e) S_w and (f) K_s . Círculos rojos representan el promedio de los valores de cada serie. Los parámetros S_w y K_s se muestran en escala logarítmica. Fuente: Poblete et al. (2020).

La modelación hidrológica usando seis HRU generó resultados satisfactorios, con un NSE de 0.79 y RMSE de 3.1%, en base a una simulación mensual desde abril de 1984 hasta marzo 2016. El recuadro izquierdo de la Figura 7 muestra los curvas de variación estación de la simulación, desagregados por contribución neta de cada HRU mientras que el recuerdo

derecho los muestra además normalizados por área, de manera de mostrar visualmente la contribución unitaria en términos de $l/s/km^2$. Estos gráficos se complementan con la Tabla 2 que contrasta estos resultados con las forzantes meteorológicas y elevación de cada *cluster*.

Se pueden encontrar similitudes entre distintos *clusters*, pero debido al método, habrá al menos un indicador que diferencie a los *clusters* entre ellos. Por ejemplo, los *clusters* 6 y 3 tienen una descarga promedio anual muy similar, pero con claras diferencias en su estacionalidad: el *cluster* 6 agrupa la mayoría de las celdas más frías de la cuenca donde la nieve se derrite más tarde en la temporada, por lo que el centro de masa de su hidrograma se encuentra a mediados de noviembre y alcanza su máximo en enero, mientras que el *cluster* 3 alcanza su máximo a mediados de septiembre, coincidiendo con su centro de masa en el hidrograma. Ambas agrupaciones están controladas por procesos y parámetros hidrológicos muy diferentes. Otro ejemplo es el del *cluster* 5, ya que tiene una cantidad de área relativamente pequeña pero su contribución proporcional a la descarga total duplica su área relativa. Alcanza su máximo a principios del verano, tiene la menor relación evaporación/precipitación y es un ejemplo de un comportamiento hidrológico extremo que debe ser caracterizado y no descartado. Es posible argumentar que los *clusters* 4 y 5 pueden fusionarse, ya que alcanzan su *peak* al mismo tiempo y tienen la misma elevación, pero esa decisión que debería ser tomada en base a los objetivos de modelación. Por último, los *clusters* 1 y 2 son los de menor elevación, pero la contribución relativa del *cluster* 1 comparada con su área relativa indica que es menos importante y su descarga es comparable en términos absolutos a la del *cluster* 2, aunque sus áreas difieren en torno a un 50% (34.0 y 22.1 km^2 respectivamente).

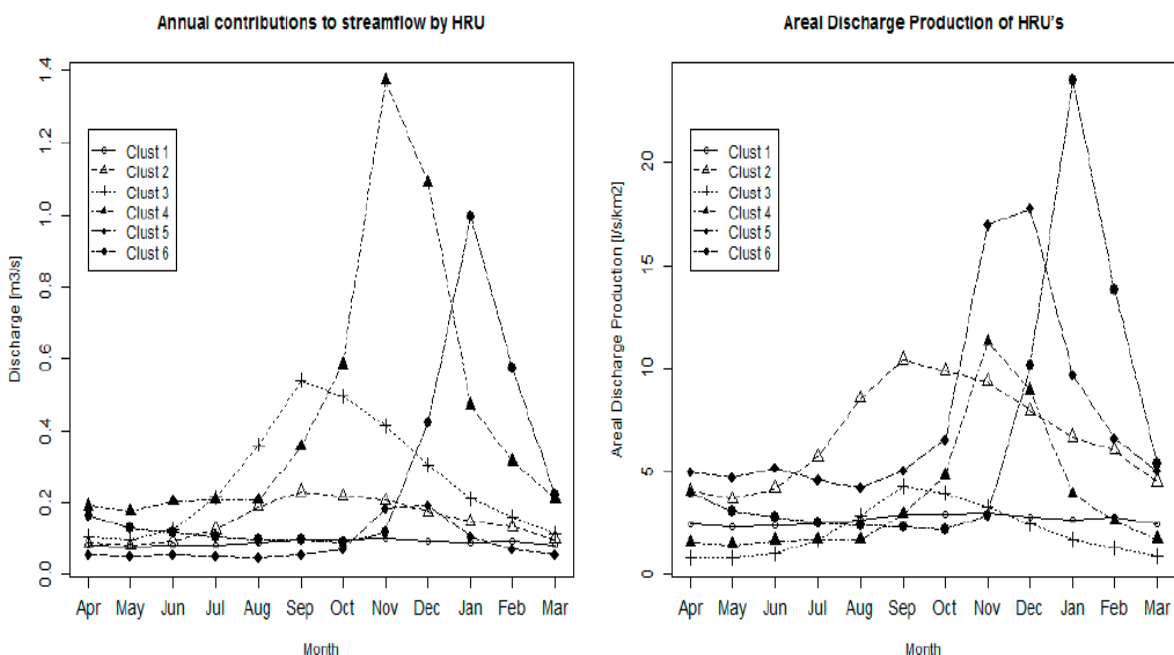


Figura 7: Curvas de variación estacional modeladas de contribuciones netas al caudal por HRU (izquierda) y de producción de caudal por unidad de superficie por HRU (derecha). Simulación realizada desde 1984 hasta 2016 con un paso de tiempo mensual. Fuente: Poblete et al. (2020).

Tabla 2. Valores de variables seleccionadas para la simulación WEAP utilizando los 6 HRU delineados con la metodología PCA/HCPC sobre el Estero Alicahue durante el periodo 1984-2016.

Fuente: Poblete et al. (2020).

	HRU 1	HRU 2	HRU 3	HRU 4	HRU 5	HRU 6
Área (km ²)	34.0	22.1	125.2	121.7	10.9	41.5
% sobre el área total	9.6%	6.2%	35.2%	34.2%	3.1%	11.7%
Elevación media (m.s.n.m.)	1483	1460	2063	2080	2837	2951
Precipitación media anual (mm)	204	413	175	269	287	357
Evapotranspiración (mm)	126	203	110	154	50	161
ET/PP (-)	0.62	0.49	0.63	0.57	0.17	0.45
Caudal medio anual (m ³ /s)	0.09	0.15	0.26	0.45	0.08	0.26
% sobre el caudal total	7%	12%	20%	35%	6%	20%
Desviación Estándar (m ³ /s)	0.03	0.11	0.30	0.77	0.08	0.47
Coefficiente de Variación	0.34	0.76	1.16	1.72	0.99	1.79
Centroide del Hidrograma (mes)	9.65	9.85	9.79	10.57	10.35	11.49

5. DISCUSIÓN

Este trabajo presenta una nueva metodología para la delineación de HRU basada en los atributos de la cuenca, explicados por los parámetros del modelo y las variables climáticas. Se espera que las unidades generadas se utilicen en modelos hidrológicos semi- distribuidos en los que la topología de los elementos internos de modelación pueda ser simplificada. La metodología presenta dos pasos principales: (i) Un análisis de componentes principales para reducir el número de variables mientras se mantiene la mayor parte de la varianza y (ii) una descomposición jerárquica de *clustering* para delinear las HRU con mínima variabilidad interna pero máxima variabilidad entre las unidades creadas.

Las principales ventajas de la metodología propuesta pueden resumirse en tres conceptos: mejora de la eficiencia computacional, captura de la heterogeneidad de la cuenca y optimización e identificación de las HRU. Dado que la metodología está diseñada para minimizar el número de HRU necesarias para dar cuenta de la mayor parte de la variabilidad espacial de los parámetros climáticos e hidrológicos (los principales controladores de la respuesta hidrológica), el esfuerzo computacional se ve altamente reducido, ya que el tiempo computacional suele estar negativamente correlacionado con el número de HRU. En el caso del estudio, sólo fueron necesarias seis HRU para conseguir indicadores similares a las de metodologías más comunes que utilizan varias decenas de HRU (en Vicuña et al. (2011) para lograr NSE similares, se necesitaron hasta 35 HRU). Para el segundo concepto, el PCA capta la mayor parte de la variabilidad de los parámetros y las variables climáticas (algunas de ellas están correlacionadas espacial y temporalmente) y las condiciones heterogéneas de los datos se mantienen incluso después de la reducción del número de variables utilizadas como entrada al análisis de *cluster*. Además, el proceso de *clustering* jerárquico garantiza que la delimitación de las HRU está completamente dirigida por la información de los vectores propios y no por elecciones arbitrarias y tampoco está influenciada por el ruido de las variables originales. Por ejemplo, en el caso del estudio, una de las HRU corresponde a una zona pequeña y desarticulada que tiene una contribución relativamente grande al caudal total, que probablemente no se tendría en cuenta con la mayoría de las metodologías tradicionales

de agrupamiento como la utilizada por Young et al. 2009. Por último, dado que la delimitación de las HRU fue impulsada por la minimización de la varianza dentro de cada HRU y, al mismo tiempo, la maximización de la varianza entre HRU, la respuesta hidrológica es distinta también entre HRU, con una redundancia mínima. Esto permite al modelador obtener una mejor comprensión de los comportamientos hidrológicos subyacentes que controlan la respuesta de la cuenca: cada HRU en el estudio de caso se identifica con diferentes procesos, incluyendo el flujo de base, la respuesta rápida de lluvia-escorrentía, la fusión de la nieve en diferentes momentos asociados con la elevación y las diferencias de temperatura. La estimación de los mapas de parámetros aparece como la principal fuente de incertidumbre del método, ya que de sus valores depende gran parte de los resultados y desagregación de HRU y se propone como una línea de investigación a seguir para mejorar la metodología.

Aunque no se ha presentado la metodología de generación del conjunto de datos utilizado para derivar las HRU, la estimación de los mapas de parámetros y el conjunto de datos climáticos pueden calcularse utilizando cualquier metodología o información disponible de otras fuentes. Las dos únicas características principales que deben conservarse de para el método PCA/HCPC son que: (1) La información climática debe provenir de un conjunto de datos engrillados y (2) los parámetros hidrológicos deben ser específicos del modelo objetivo y calculados espacialmente antes de la delineación de los HRU. Con respecto al primer punto, sería recomendable usar los datos climáticos del nuevo Balance Hídrico Nacional (DGA 2017) y sus nuevas actualizaciones y para el segundo punto, se sugiere generar mapas de parámetros para todo el país en base a la base de datos de uso de suelo, tipos de suelo y pendientes ya disponibles de manera digital.

REFERENCIAS

Bonelli, S.; Vicuna, S.; Meza, F.J.; Gironás, J.; Barton, J.R. Incorporating climate change adaptation strategies in urban water supply planning: The case of central Chile. *J. Water Clim. Chang.* 2014, 5, 357–376.

Dirección General de Aguas. Actualización del Balance Hídrico Nacional, SIT N° 417, 2017 Santiago.

Flügel, W.-A.: Delineating hydrological response units by geographical information system analyses for regional hydrological modelling using PRMS/MMS in the drainage basin of the River Bröl, Germany, *Hydrol. Process.*, 9(3–4), 423–436, doi:10.1002/hyp.3360090313, 1995.

Haverkamp, S., Fohrer, N. and Frede, H. G.: Assessment of the effect of land use patterns on hydrologic landscape functions: A comprehensive GIS-based tool to minimize model uncertainty resulting from spatial aggregation, *Hydrol. Process.*, 19(3), 715–727, doi:10.1002/hyp.5626, 2005.

Hijmans, R.J. Geosphere: Spherical Trigonometry; Version 1.5-7; R Package. Available online: <https://CRAN.R-project.org/package=geosphere>

Husson, F., Julie, J. and Jérôme, P.: Technical Report – Agrocampus Principal component methods -hierarchical clustering -partitional clustering: why would we need to choose for visualizing data? *Appl. Math. Dep. Agrocampus*, 2010.

Lê, S., Josse, J. and Husson, F.: FactoMineR: An R Package for Multivariate Analysis, *J. Stat. Softw.*, 25(1),

2008.

Martínez, E., Flores, J., Retamal, M., Ahumada, I. and Brito, S.: Informe técnico final monitoreo de cambios, corrección cartográfica y actualización del catastro de bosque nativo en las Regiones de Valparaíso, Metropolitana y Libertador Bernardo O'Higgins., 2013.

Poblete, D., Arévalo, J., Nicolis, O. and Figueroa, F., 2020. "Optimization of Hydrologic Response Units (HRUs) Using Gridded Meteorological Data and Spatially Varying Parameters" *Water* 12, no. 12: 3558. <https://doi.org/10.3390/w12123558>.

Savidou, E., Efstratiadis, A., Koussis, A. D., Koukouvinos, A. and Skarlatos, D.: The curve number concept as a driver for delineating Hydrological Response Units, *Water (Switzerland)*, 10(2), 2018.

Skamarock, W.C.; Klemp, J.B.; Dudhia, J.; Gill, D.O.; Barker, D.M.; Duda, M.G.; Huang, X.-Y.; Wang, W.; Powers, J.G. A Description of the Advanced Research WRF Version 3. Available online: <http://opensky.ucar.edu/islandora/object/technotes%3A500/datastream/PDF/view>

Tachikawa, T.; Kaku, M.; Iwasaki, A.; Gesch, D.B.; Oimoen, M.J.; Zhang, Z.; Danielson, J.J.; Krieger, T.; Curtis, B.; Haase, J.; et al. ASTER Global Digital Elevation Model Version—Summary of Validation Results. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center. 2011. Available online: http://www.jspacesystems.or.jp/ersdac/GDEM/ver2Validation/Summary_GDEM2_validation_report_final.pdf

Vicuña, S.; Garreaud, R.D.; McPhee, J. Climate change impacts on the hydrology of a snowmelt driven basin in semiarid Chile. *Clim. Chang.* 2011, 105, 469–488.

Yates, D.; Sieber, J.; Purkey, D.; Huber-Lee, A. 21—A Demand-, Priority-, and Preference-Driven Water Planning Model. Part 1: Model Characteristics. *Water Int.* 2005, 30, 487–500.

Young, C. A., Escobar-Arias, M. I., Fernandes, M., Joyce, B., Kiparsky, M., Mount, J. F., Mehta, V. K., Purkey, D., Viers, J. H. and Yates, D.: Modeling the hydrology of climate change in California's Sierra Nevada for subwatershed scale adaptation, *J. Am. Water Resour. Assoc.*, 45(6), 1409–1423, doi:10.1111, 2009.

