

UCUENCA

Universidad de Cuenca

Facultad de Ingeniería

Carrera de Ingeniería Civil

Evaluación de los resultados de diferentes funciones Likelihoods de la metodología GLUE aplicadas en la obtención de coeficientes de rugosidad para ríos de montaña


Trabajo de titulación previo a la obtención del título de Ingeniero Civil

Autor:

Carlos Germán Encalada Romero


Director:

Esteban Remigio Sánchez Cordero

ORCID: 0000-0002-8206-386X

Co-Director:

Juan Sebastián Cedillo Galarza

ORCID: 0000-0001-6866-8937

Cuenca, Ecuador

2023-07-24

Resumen

Este trabajo de tesis compara el comportamiento que presentan diferentes funciones likelihoods de la metodología GLUE en la clasificación de coeficientes de rugosidad de ríos de montaña (tres morfologías de ríos: Cascada, Lecho Plano y Grada) obtenidos a partir de modelos. Para lo cual se parte de una investigación bibliográfica sobre funciones likelihoods empleadas en la obtención de coeficientes de rugosidad sobre ríos, para posteriormente emplear estas funciones en la clasificación de un conjunto de datos modelados usando como parámetros de comparación valores medidos en campo. Los resultados mostraron un comportamiento casi similar entre funciones likelihood con excepción de algunos casos que tienden a validar coeficientes de rugosidad que difieren considerablemente con los valores medidos en campo. Finalmente, se puede apreciar que una función likelihood en función de los parámetros que se incorporen, puede resultar ser tan simple como compleja desee el investigador, volviéndose aquella función compleja excesivamente particular para el río que se esté analizando, limitando su aplicabilidad a otros ríos con características semejantes.

Palabras clave: Pérdidas de energía, pendiente de fricción, morfología montañosa, programación en R.



El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Cuenca ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por la propiedad intelectual y los derechos de autor.

Repositorio Institucional: <https://dspace.ucuenca.edu.ec/>

Abstract

This thesis work compares the behavior of different likelihood functions of the GLUE methodology in the classification of roughness coefficients of mountain rivers (three river morphologies: Cascade, Plane Bed and Step-pool) obtained from models. Bibliographic research on likelihood functions used to obtain roughness coefficients on rivers was carried out, and then these functions were used to classify a set of modeled data using as comparison parameters values measured in the field. The results showed an almost similar behavior between likelihood functions with the exception of some cases that tend to validate roughness coefficients that differ considerably with the values measured in the field. Finally, it can be seen that a likelihood function, depending on the parameters that are incorporated, can be as simple as the researcher wishes, making the complex function excessively particular to the river being analyzed, limiting its applicability to other rivers with similar characteristics.

Keywords: Energy losses, friction slope, mountainous morphology, R programming.



The content of this work corresponds to the right of expression of the authors and does not compromise the institutional thinking of the University of Cuenca, nor does it release its responsibility before third parties. The authors assume responsibility for the intellectual property and copyrights.

Institutional Repository: <https://dspace.ucuenca.edu.ec/>

Índice de Contenido

1	Introducción	10
1.1	Antecedentes y Justificación	10
1.2	Objetivo General	11
1.3	Objetivos específicos	11
2	Metodología	12
2.1	Zona de Estudio	12
2.1.1	Morfología de Cascada	12
2.1.2	Morfología Grada	13
2.1.3	Morfología de Lecho Plano	14
2.2	Obtención de Datos	14
2.3	Método de la Pendiente de Fricción Representativa	15
2.3.1	ACE – Average Conveyance Equation	15
2.3.2	AFSE – Average Friction Slope Equation	16
2.3.3	GMFSE – Geometric Mean Friction Slope Equation	16
2.3.4	HMFSE – Harmonic Mean Friction Slope Equation	16
2.4	Metodología GLUE	16
2.4.1	Likelihood 1	17
2.4.2	Likelihood 2	17
2.4.3	Likelihood 3	17
2.4.4	Likelihood 4	18
2.4.5	Likelihood 5	18
2.4.6	Likelihood 6	19
2.5	Codificación de funciones en lenguaje R	19
3	Resultados	20
3.1	Anchos de banda de las funciones likelihood	20
3.2	Funciones likelihood frente a distintos caudales	25
3.3	RFSM validados por los distintos likelihoods	27

UCUENCA

	5
4	Discusión 29
4.1	Eficiencia de las funciones Likelihood 29
4.2	Variación de los rangos de rugosidad frente a diferentes Likelihoods 30
4.3	Comportamiento de los RFSM en los distintos likelihoods 34
5	Conclusiones 36
6	Referencias..... 38

Índice de Figuras

Figura 1: Zona de estudio. Fuente: Cedillo et al., (2021).....	12
Figura 2: Morfología Cascada tomada del río Quinuas. Fuente: Cedillo et al., (2021).	13
Figura 3: Morfología Grada tomada del río Quinuas. Fuente: Cedillo et al., (2021).	13
Figura 4: Morfología de Lecho Plano tomada del río Quinuas. Fuente: Cedillo et al., (2021).	14
Figura 5: Rango del parámetro de rugosidad para los distintos Likelihood en la morfología tipo Cascada.....	21
Figura 6: Rango del parámetro de rugosidad para los distintos Likelihood en la morfología tipo Lecho Plano.....	22
Figura 7: Rango del parámetro de rugosidad para los distintos Likelihood en la morfología tipo Grada.....	24

Índice de Tablas

Tabla 1: Características geométricas e hidráulicas del lecho de estudio. Fuente: Cedillo et al., (2021).	15
Tabla 2: Rango del valor de Rugosidad para la morfología tipo Cascada	21
Tabla 3: Rango del valor de Rugosidad para la morfología tipo Lecho Plano.....	23
Tabla 4. Rango del valor de Rugosidad para la morfología tipo Grada	24
Tabla 5: RFSM validado por los likelihoods para las morfologías tipo Cascada, Lecho Plano y Grada.....	28
Tabla 6: Rangos de Rugosidad para el Likelihood 1	32

AGRADECIMIENTOS

Agradezco de todo corazón a mis padres Emiliano y Rosa por el apoyo brindado a lo largo de esta trayectoria de formación académica y personal, quienes sin importar nada han sabido estar presentes para brindarme todo su apoyo y cariño incondicional.

Agradezco a mis hermanas Clara y Morelia por el apoyo y la confianza que me han sabido brindar para alcanzar mis metas y en especial esta meta profesional.

Agradezco al Ing. Esteban Sánchez director de tesis quien con su conocimiento a sabido guiarme a lo largo de este proceso de mejoramiento personal hasta conseguir como fruto este trabajo de tesis.

Agradezco al Ing. Sebastián Cedillo codirector de tesis, quien, a pesar de las demoras en mi avance, ha sabido esperar y no desfallecer, apoyándome en todo momento con su conocimiento y experiencia.

Agradezco a todo el cuerpo docente de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Cuenca, quienes han sabido inculcarme el valor y compromiso para una mejora constante.

Y por último agradezco a esos amigos que, sin importar el momento y la hora, han sabido estar presentes compartiendo esos buenos y malos momentos a lo largo de mi desarrollo profesional.

DEDICATORIA

El presente trabajo quiero dedicárselo aquella dama que siempre ha estado apoyándome, que sin importar mis fallas ha sabido aceptarme y quererme de forma incondicional, aquella dama que a pesar de no ser perfecto y ser el causante a veces de algunos de sus sufrimientos siempre ha estado ahí, brindándome su mano amiga, su apoyo, su consejo, su sonrisa, su cariño desmedido; dedico con mucho amor este trabajo como una muestra del fruto cosechado luego de años de esfuerzo a mi querida mamita Rosa Romero.

Dedico también este trabajo aquel caballero que, a pesar de no poder estar siempre presente en todo momento, es ejemplo de valor, firmeza y responsabilidad, aquel caballero que sin importar las inclemencias del día a día nunca ha dejado de levantarse para responder con sus deberes, aquel personaje que a pesar de que le vida lo golpee a sabido esconder sus heridas para entregarnos su amor acompañado de una sonrisa, dedico este trabajo a mi querido papito Emiliano Encalada.

Dedico también este trabajo a mi hermana Clara Encalada, que a pesar de las pequeñas riñas que han sabido presentarse, a veces incluso por nimiedades, ha sabido estar presente para apoyarme a su manera, demostrando muchas veces que uno puede ser más fuerte que los problemas que se enfrentan.

Además, dedico este trabajo a mi hermana Morelia Encalada, quien con su alegría y ocurrencias siempre ha sabido sacarme una sonrisa, incluso en los momentos más difíciles, haciéndome olvidar las preocupaciones y llevándome a pensar que a la vida se le puede hacer frente con un toque de humor.

Por último, dedico este trabajo a mis docentes y amigos que de una u otra manera han formado parte de mi desarrollo, dentro y fuera de los salones de clase compartiendo penas y alegrías.

1 Introducción

1.1 Antecedentes y Justificación

La interacción del agua con el entorno en el cual fluye genera una resistencia del flujo en el río y por ende una pérdida de energía. En un flujo unidimensional (1D) la pérdida de energía se encuentra contenida en un parámetro dentro de uno de los términos de las ecuaciones de St. Venant/Shallow Water en donde se toma en cuenta la resistencia al flujo. En general la ecuación más empleada para representar esta pérdida de energía es la ecuación de Manning (Pappenberger et al. 2005), con el parámetro denominado coeficiente de rugosidad. Una característica que tienen los modelos unidimensionales es ser sensibles ante el valor que toma el coeficiente de rugosidad, por lo que su correcta determinación es importante para obtener resultados adecuados. Adicionalmente, se conoce que el denominado parámetro efectivo usado en los modelos hidrodinámicos no necesariamente coincide con aquellos medidos con variables de campo (Pappenberger et al., 2005). Una de las metodologías para determinar los parámetros efectivos es la metodología GLUE (Estimación de Incertidumbre de Probabilidad Generalizada por sus siglas en inglés) (Beven & Binley, 1992) misma que adopta el concepto de equifinalidad de modelos, parámetros y variables al rechazar la posibilidad de que exista una única solución óptima y considera la posibilidad de que existan conjuntos de soluciones similares o casi similares a la solución real (Jensen, 2003). Estas soluciones se clasifican cómo aceptables y no aceptables de acuerdo al grado de pertenencia determinado por funciones Likelihoods (Jensen, 2003). Existe una amplia gama de funciones Likelihoods que pueden ser adoptados por la metodología GLUE, por lo que resulta de interés analizar distintas funciones basadas en distintos criterios y comparar sus resultados.

El concepto de la metodología GLUE y sus funciones likelihoods para la clasificación de valores no es reciente, de hecho, en la literatura se encuentran varios estudios que emplean distintos tipos de funciones likelihoods. Así, (Horritt & Bates, 2002) emplearon una función likelihood basada en fracciones y multiplicado por 100 para obtener el porcentaje de aquellos valores modelados similares a los observados con respecto al conjunto total, obteniendo 0 aquellos conjuntos que no tienen ningún valor similar entre ellos y 100 los conjuntos con todos los datos similares. (Aronica et al., 2002) también valida valores generados por modelos mediante tres funciones likelihoods: a) una función likelihood correspondiente a Horritt & Bates, (2002) con la diferencia de que Aronica et al., (2002) considera únicamente la fracción, por lo que el rango de resultados esta entre 0 y 1, siendo 0 aquellos conjuntos completamente diferentes y 1 los conjuntos cuyos datos son todos similares al conjunto de valores observados; b) una función likelihood también basada en fracciones, generando resultados

entre 0 y 1; c) un tercer likelihood consistente en la diferencia entre 1 menos la suma del error absoluto medio, likelihood que también es considerado por Pappenberger et al., (2005), aquí el rango de valores resultantes va de 1 a $-\infty$, siendo el valor máximo la unidad para aquellos conjuntos totalmente similares al conjunto observado. Cedillo et al., (2021) emplea una función likelihood que involucra a tres métricas: error cuadrático medio considerado también por Mukolwe et al., (2014), el error absoluto medio y la desviación estándar. El valor resultante que reporta el likelihood, es la diferencia de la unidad menos las tres métricas teniendo un rango de valores de 1 a $-\infty$ en donde 1 indica predicción perfecta. Estas corresponden a algunas formas de funciones likelihoods comprendidas dentro de la metodología GLUE para la validación de datos modelados.

El objetivo principal del presente trabajo de titulación es el de determinar el efecto que tiene el tipo de función likelihood en los resultados de un ensayo GLUE. Con este fin se ha realizado una investigación bibliográfica para buscar diversos tipos de likelihood que hayan sido usados en investigaciones, en algunos casos adaptándolos para el presente uso. Para su implementación se usó un lenguaje de programación libre R®. Los datos necesarios para dicho experimento se toman de Cedillo et al., (2021), en donde se comparan los parámetros de rugosidad física y los coeficientes de rugosidad efectiva de tres morfologías de ríos de montaña: cascada, grada y lecho plano (Montgomery & Buffington, 1997).

1.2 Objetivo General

Evaluar el efecto que tiene la aplicación de diferentes funciones likelihoods en la determinación de coeficientes de rugosidad para ríos de montaña con la metodología GLUE.

1.3 Objetivos específicos

- Obtener de la literatura diferentes funciones likelihoods que hayan sido empleadas.
- Implementar una codificación en R que permita calcular el valor de los distintos likelihoods.
- Analizar el efecto que tienen los tipos de likelihood sobre el rango de valores efectivos de rugosidad.
- Analizar los efectos que tienen los tipos de likelihood sobre el promedio de la pendiente de la línea de energía.

2 Metodología

2.1 Zona de Estudio

El presente estudio toma como base los datos obtenidos en la investigación de Cedillo et al., (2021) correspondiente a un tramo del río Quinoas, localizado en medio de las cordilleras oriental y occidental de los Andes, Ecuador. La sección de estudio tiene una longitud de 1.5 km y una pendiente promedio de 4%, presentando en su recorrido diferentes morfologías de ríos de montaña como Grada, Cascada y Lecho Plano. En la Figura 1 se presenta la zona de estudio junto con la localización de las morfologías encontradas en el tramo estudiado.

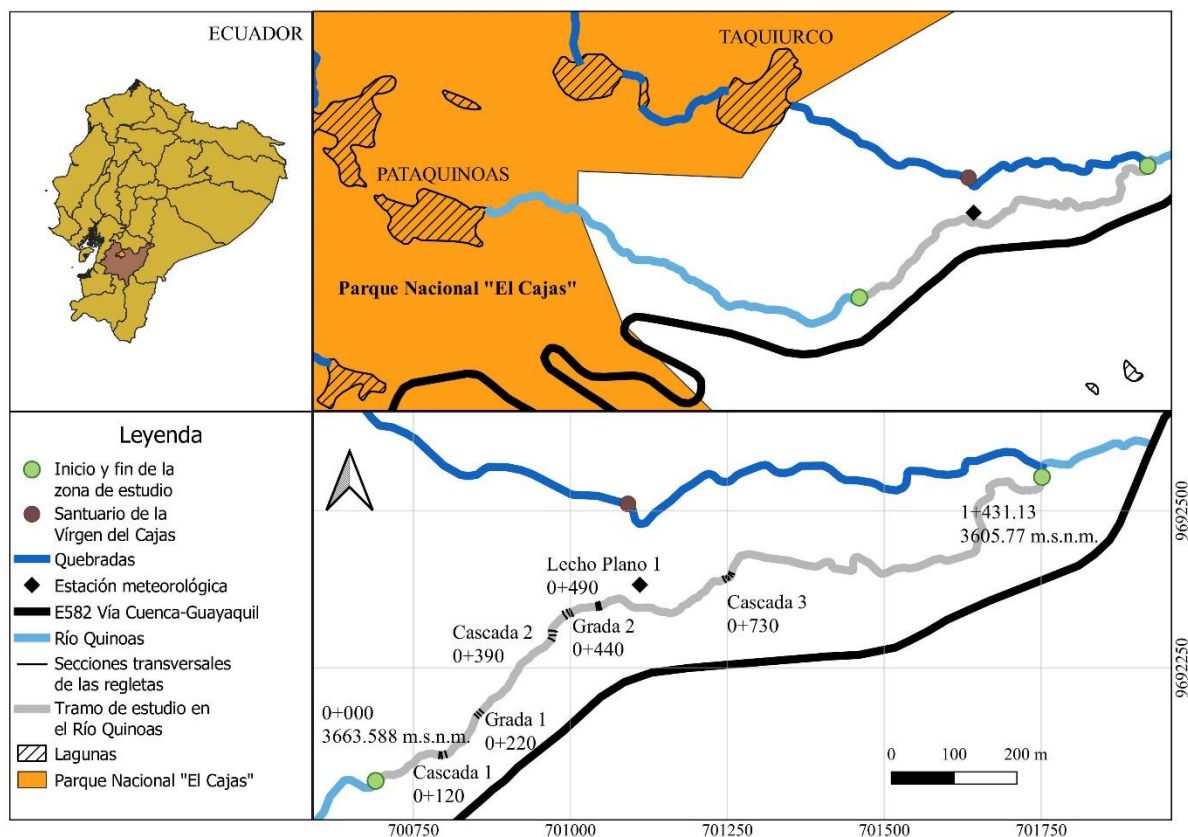


Figura 1: Zona de estudio. Fuente: (Cedillo et al., 2021)

Del tramo seleccionado para el estudio, se consideraron principalmente las morfologías siguientes: 3 Cascada, 1 Grada y 1 Lecho Plano. Estas morfologías se presentan a continuación:

2.1.1 Morfología de Cascada

Corresponde a un sistema fluvial con una pendiente pronunciada oscilante entre 3% y 20% (Montgomery & Buffington, 1997), semejando al de una cascada. La sedimentación que se presenta en este tipo de morfologías es gruesa, con tamaños desde canto ($\varnothing = 60 - 250\text{mm}$)

y bolo ($\varnothing \geq 250\text{mm}$), con una distribución desorganizada tanto lateral como longitudinalmente (Figura 1). Los sedimentos acumulados, se producen principalmente entorno a las obstrucciones del flujo (López Alonso, 2005).



Figura 2: Morfología Cascada tomada del río Quinuas. Fuente: (Cedillo et al., 2021).

2.1.2 Morfología Grada

Morfología de río de montaña con pendientes pronunciadas oscilantes entre 3% a 6.5% (Montgomery & Buffington, 1997), presenta sedimentación en rangos de canto ($\varnothing = 60 - 250\text{mm}$) y bolo ($\varnothing \geq 250\text{mm}$), el lecho presenta formaciones entre escalones formado por los sedimentos de mayor tamaño y pozos con partículas finas (Figura 3). Se observan separaciones entre escalones de uno a cuatro veces el ancho del canal. Los sedimentos principalmente se producen al fondo de las formas (López Alonso, 2005).



Figura 3: Morfología Grada tomada del río Quinuas. Fuente: (Cedillo et al., 2021).

2.1.3 Morfología de Lecho Plano

La pendiente de este tipo de morfología va desde el 1.5% al 3% (Montgomery & Buffington, 1997), presenta formaciones bien definidas con un lecho relativamente plano. La sedimentación varía entre grava ($\varnothing = 2 - 60\text{mm}$) y canto ($\varnothing = 60 - 250\text{mm}$), rara veces presenta alguna variación producida por algún elemento grueso aislado (Figura 4). La sedimentación se produce mayoritariamente por desbordamiento lateral del lecho (López Alonso, 2005).



Figura 4: Morfología de Lecho Plano tomada del río Quinuas. Fuente: (Cedillo et al., 2021).

2.2 Obtención de Datos

El presente estudio está empleando los datos usados en el artículo de Cedillo et al., (2021) por lo que a continuación se detalla de manera resumida el proceso de obtención de los datos descritos en ese artículo.

La información topográfica se obtuvo con un GPS diferencial y se empleó una estación total para la captura de detalles como cambios de pendiente o dirección en cada una de las morfologías. Dentro de los datos recolectados se encuentra el ancho mojado (w) medido en campo, la altura (d) de la superficie de agua con respecto al fondo medida con regletas cada cierta distancia y la descarga (Q) obtenida por el método de la disolución usando la sal como trazador. La velocidad de flujo (U) se determinó mediante el método de curvas de conductancia ubicada uno aguas arriba y otro aguas abajo, relacionando la distancia con un tiempo característico que se obtuvo con el método armónico. Para la pendiente de fricción (S_f) se aproximó a la pendiente de flujo (S_w); para la distribución del material se empleó el conteo de guijarros con una muestra de 400 partículas. En la tabla a continuación, se resumen las características del lecho mencionadas en el artículo de Cedillo et al., (2021).

Tabla 1: Características geométricas e hidráulicas del lecho de estudio. Fuente: Cedillo et al., (2021).

Morfología	Q (m3/s)	w (m)	U (m/s)	S _f (%)	d (m)	D ₈₄ (m)	S ₀ (%)	Lm (m)	Ls (m)
Cascada	Bajo	0.070	2.74	0.17	7.96	0.15			
	Medio	0.490	3.52	0.50	8.11	0.28	0.35	8.50	18.07
	Alto	0.710	3.51	0.61	7.91	0.34			16.16
Grada	Bajo	0.040	2.49	0.13	5.38	0.12			
	Medio	0.440	3.37	0.46	5.27	0.29	0.25	6.10	12.22
	Alto	0.880	3.71	0.73	5.35	0.33			10.64
Lecho plano	Bajo	0.060	3.22	0.18	1.86	0.11			
	Medio	0.510	3.50	0.70	1.60	0.21	0.22	3.16	6.25
	Alto	0.920	3.66	0.92	1.04	0.28			6.22

Para la obtención del coeficiente de rugosidad se determinó en un principio con la ecuación de Darcy – Weisbach Ecuación (1) con valores promedio y a partir de este el coeficiente f paso a ser el coeficiente n de Manning Ecuación (2).

$$f = (8 \times g \times R_h \times S_f) / U^2 \tag{1}$$

$$PRP = n = \left[(f \times R_h^{1/3}) / (8 \times g) \right]^{0.5} \tag{2}$$

2.3 Método de la Pendiente de Fricción Representativa

Dentro de un flujo variado, los parámetros pueden ser constantes a lo largo del tiempo, pero pueden variar dentro del espacio con la variación de la geometría a lo largo del río, la pendiente del lecho o la presencia de flujos laterales (Artichowicz & Mikos-Studnicka, 2014). Partiendo de la ausencia de flujos laterales y que la geometría del río se mantendrá constante a lo largo de un tiempo determinado, más no en el espacio; el parámetro que requiere ser estimado es la pendiente de fricción representativa entre dos secciones transversales (RFSM). Existen varias metodologías para la determinación de esta pendiente, sin embargo, para el presente estudio se emplearán cuatro ecuaciones, mismas que se encuentran planteadas en la investigación de Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014).

2.3.1 ACE – Average Conveyance Equation

También llamada como la ecuación de la media hidráulica (Hydraulic Averaging) en el artículo de Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014).

$$RFSM = \left(\frac{Q_1 + Q_2}{K_1 + K_2} \right)^2 \tag{3}$$

Donde Q corresponde al flujo de agua y K denota la ecuación de transporte mencionada en Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014).

$$K_i = \frac{A_i \times R_i^{2/3}}{n} \quad (4)$$

2.3.2 AFSE – Average Friction Slope Equation

La pendiente promedio de energía también puede ser expresada usando únicamente los valores nodales de la pendiente de energía S_f , dando como resultado la media aritmética Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014).

$$RFSM = \frac{Sf_1 + Sf_2}{2} \quad (5)$$

2.3.3 GMFSE – Geometric Mean Friction Slope Equation

Conocida también de manera simplificada como la media geométrica.

$$RFSM = (Sf_1 \times Sf_2)^{0.5} \quad (6)$$

2.3.4 HMFSE – Harmonic Mean Friction Slope Equation

Se conoce también como la media hidráulica y viene expresada por la siguiente ecuación.

$$RFSM = \frac{2 \times (Sf_1 \times Sf_2)}{Sf_1 + Sf_2} \quad (7)$$

2.4 Metodología GLUE

La metodología GLUE (Generalized Likelihood Uncertainty Estimation por sus siglas en inglés) permite modelar la incertidumbre de los modelos y combinar múltiples funciones que permita obtener resultados más confiables y completos (Beven, (2006). Bajo esta metodología se emplean funciones llamadas likelihoods, que permiten validar conjuntos de datos en función de los parámetros que se esté considerando dentro de la ecuación. Dentro del conjunto de datos validados por los likelihoods, no se encuentra una única respuesta posible, sino se considera un conjunto de valores válidos (Jensen, 2003) respetando un valor de tolerancia dentro del rango de valores likelihood.

Para el presente estudio se hará uso de seis funciones likelihood obtenidas a partir de una investigación bibliográfica, estas funciones en algunos casos estarán adaptadas al presente estudio, pero sin que su eficiencia se vea afectada.

2.4.1 Likelihood 1

Esta función corresponde a la empleada en la investigación de Cedillo et al., (2021), está conformada por tres métricas: 1) corresponde a la suma del error cuadrático (RMSE por sus siglas en inglés), 2) consiste en la suma del error absoluto medio (MAE) y 3) se basa en la desviación estándar (MSDR).

$$Likelihood_{(1)} = 1 - RMSE/O_m - MAE/O_m - MSDR/O_m \quad (8)$$

Donde O_m corresponde a la media de las observaciones o valores del conjunto evaluado.

Las tres métricas empleadas en la función corresponden a las siguientes ecuaciones:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(A_{Obs} - A_{Mod})^2}{N}} \quad (9)$$

$$MAE = \frac{\sum|A_{Obs} - A_{Mod}|}{N} \quad (10)$$

$$MSDR = \frac{\sum(A_{Obs} - \overline{A_{Obs}})^2}{N} - \frac{\left(\frac{\sum(A_{Obs} \times A_{Mod})}{N} - (\overline{A_{Mod}} \times \overline{A_{Obs}})\right)^2}{\frac{\sum(A_{Mod} - \overline{A_{Mod}})^2}{N}} \quad (11)$$

Donde A_{Obs} y A_{Mod} representa a los conjuntos de valores observados y modelados respectivamente, mientras que las siglas $\overline{A_{Mod}}$ y $\overline{A_{Obs}}$ representa al promedio de los conjuntos observados y modelados respectivamente; N representa el número de valores observados. El rango de valores que reporta la función (8) oscila entre 1 y $-\infty$, siendo 1 una predicción perfecta con respecto al valor observado.

2.4.2 Likelihood 2

Esta función basada en la sumatoria del error cuadrático medio, aparte de conformar una de las métricas de la función (8) empleada por Cedillo et al., (2021), también fue usada en la investigación de Mukolwe et al., (2014).

$$Likelihood_{(2)} = 1 - RMSE/O_m \quad (12)$$

2.4.3 Likelihood 3

Esta función likelihood corresponde a la sumatoria del error absoluto medio y es la adaptación de la función empleada por Pappenberger et al., (2005).

$$Likelihood_{(3)} = 1 - MAE/O_m \quad (13)$$

2.4.4 Likelihood 4

Corresponde a la tercera métrica usada en la función (8) de la investigación de Cedillo et al., (2021) y está basada en el promedio de la desviación estándar.

$$Likelihood_{(4)} = 1 - MSDR/O_m \quad (14)$$

Las funciones 2, 3 y 4 presentan un rango de valores que oscila entre 1 y $-\infty$; donde 1 corresponde a una predicción perfecta de la función con respecto al valor observado.

2.4.5 Likelihood 5

Pappenberger et al., (2005) en su investigación empleo tres funciones likelihood, una de ellas viene dada por la sumatoria del error absoluto, para el presente estudio dicha función fue adaptada para un mejor análisis de los valores.

$$Likelihood_{(5)} = 1 - Error/\overline{A_{Obs}} \quad (15)$$

Donde el *Error* viene representada por la siguiente función:

$$Error = \frac{\sum |A_{Mod} - A_{Obs}| \times w_i}{\sum w_i} \quad (16)$$

En esta ecuación w_i considera una incertidumbre resultante de la diferencia entre los datos tomados en campo y los datos modelados, esta incertidumbre es comparada con la tolerancia de 0.01 sugerida en el artículo de Cedillo et al., (2021). Si el residual entre los valores observados y los medidos exceden dicha tolerancia, se considera que el error es alto y no se valida el dato, caso contrario se considera que esta en un límite de variación aceptable Pappenberger et al., (2005), quedando expresado de la siguiente manera:

$$residual = |Obs - Mod|$$

$$Si \{residual > \delta h \rightarrow w_i = 0\}$$

$$\{residual \leq \delta h \rightarrow w_i = 1\}$$

Donde *Obs* corresponde a los datos observados, *Mod* a los datos modelados y δh a la tolerancia proporcionada por Cedillo et al., (2021).

2.4.6 Likelihood 6

Este likelihood se presenta en la investigación de Horritt & Bates, (2002) y en el trabajo de Aronica et al., (2002), los cuales hacen uso de una función basada en fracciones, con la particularidad de que en el trabajo Aronica et al., (2002) los resultados se multiplican por el valor de 100. Para el presente estudio se hará uso de la función usada por Horritt & Bates, (2002).

$$Likelihood_{(6)} = \frac{\sum wi}{A_{Mod}} \quad (17)$$

La función reporta únicamente valores que oscilan entre 0 y 1, tomando valores de 1 aquellos conjuntos que presentan una coincidencia absoluta con los medidos en campo.

2.5 Codificación de funciones en lenguaje R

Debido a la gran cantidad de datos obtenidos de la investigación de Cedillo et al., (2021), resulta casi imposible realizar un análisis de forma individual a cada uno de los valores, por lo que es conveniente el uso de algún código computacional que permita realizar un análisis de manera rápida y simplificada a un gran volumen de datos. Para tal propósito se ha optado programar en el lenguaje R debido a su orientación presentada hacia el análisis estadístico.

El proceso consiste en generar un código que permita leer los valores proporcionados en una hoja de Excel, para posteriormente validarlos con cada una de las funciones likelihood consideradas en este estudio. Debido a que las funciones likelihood pueden validar valores que pueden estar demasiado alejados de los datos tomados en campo, se debe de considerar un valor de tolerancia. Para el caso del presente estudio se considera la tolerancia de 0.01 sugerido por Cedillo et al., (2021). Una vez corrido el código y que se hayan generado los valores validados por cada función, se generara un archivo en Excel con dichos valores para su posterior análisis.

3 Resultados

3.1 Anchos de banda de las funciones likelihood

En las Figuras 5, 6 y 7 se muestra las distintas variaciones de los anchos de banda correspondientes a los rangos de coeficientes de rugosidad efectiva obtenidos de las seis funciones likelihood planteadas para las tres morfologías de ríos de montaña disponibles: Cascada, Lecho Plano y Grada, tomando en cuenta tres magnitudes de caudal, cuyos valores se recogen en las Tablas 2, 3 y 4. Con respecto al ancho de banda, el extremo más alto corresponde al máximo valor likelihood obtenido en la validación de los coeficientes de rugosidad y el valor mínimo viene dado por la resta de 0.01 valor de tolerancia proporcionado por Cedillo et al., (2021).

En las tres morfologías se puede apreciar que el ancho de banda correspondiente al likelihood 4 es el que presenta un comportamiento más diferenciado que el de los otros likelihoods. Para el caso de la morfología tipo Cascada (Tabla 2), el ancho de banda de la función likelihood 4, es el más amplio comparado con las otras funciones likelihoods pertenecientes a esta misma morfología, esto se aplica en los tres caudales, siendo estos anchos de banda de 0.244 para un caudal bajo, 0.260 para un caudal medio y 0.266 para una caudal alto. También se aprecia en la morfología tipo Cascada una coincidencia en los extremos superiores del ancho de banda entre el likelihood 6 para un caudal bajo y el likelihood 4 para los caudales bajo y medio en el valor de 0.500.

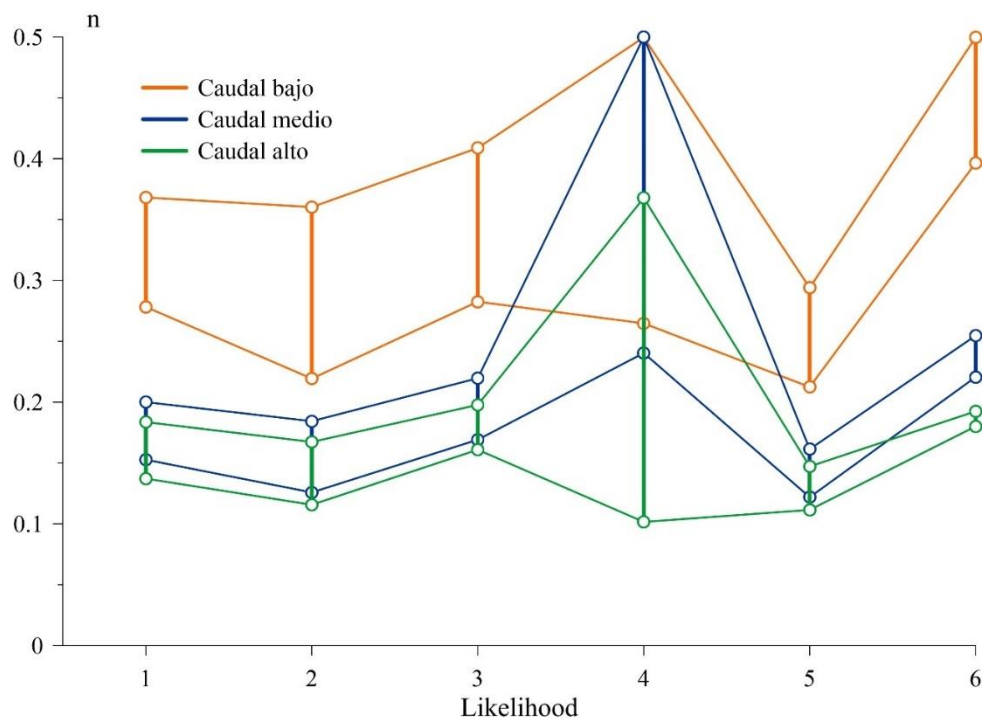


Figura 5: Rango del parámetro de rugosidad para los distintos Likelihood en la morfología tipo Cascada.¹

Tabla 2: Rango del valor de Rugosidad para la morfología tipo Cascada

Cascada			
	Caudal	Rango Likelihood	Rango de Coeficiente de Resistencia
Likelihood 1	Bajo	0.530 - 0.520	0.368 - 0.278
	Medio	0.597 - 0.587	0.200 - 0.153
	Alto	0.591 - 0.581	0.184 - 0.137
Likelihood 2	Bajo	0.787 - 0.777	0.360 - 0.219
	Medio	0.814 - 0.804	0.184 - 0.126
	Alto	0.822 - 0.812	0.167 - 0.116
Likelihood 3	Bajo	0.831 - 0.821	0.409 - 0.283
	Medio	0.846 - 0.836	0.220 - 0.169
	Alto	0.852 - 0.842	0.198 - 0.161
Likelihood 4	Bajo	0.922 - 0.912	0.500 - 0.265
	Medio	0.958 - 0.948	0.500 - 0.240
	Alto	0.932 - 0.922	0.368 - 0.102

¹ Nota: Caudal bajo = 0.063 m³/s, Caudal medio = 0.513 m³/s y Caudal alto = 0.918 m³/s

Likelihood 5	Bajo	0.753 - 0.743	0.294 - 0.213
	Medio	0.801 - 0.791	0.161 - 0.122
	Alto	0.817 - 0.807	0.147 - 0.112
Likelihood 6	Bajo	0.400 - 0.390	0.500 - 0.397
	Medio	0.400 - 0.390	0.255 - 0.221
	Alto	0.400 - 0.390	0.193 - 0.180

En la morfología de Lecho Plano (Tabla 3), para los caudales medio y bajo, el ancho de banda del likelihood 4 es bastante similar, siendo 0.469 para un caudal medio y 0.470 para una caudal bajo. Además, es precisamente para el likelihood 4 en la morfología de Lecho Plano, donde se encuentra el extremo inferior del ancho de banda más bajo de todas las funciones likelihoods para todos los casos con un valor de 0.030. Dicho valor coincide en los tres caudales de la función likelihood: bajo, medio y alto. Para los demás likelihoods los rangos de valores son similares entre ellos para cada caudal, diferenciándose un desfase de los rangos a medida que se varía el caudal.

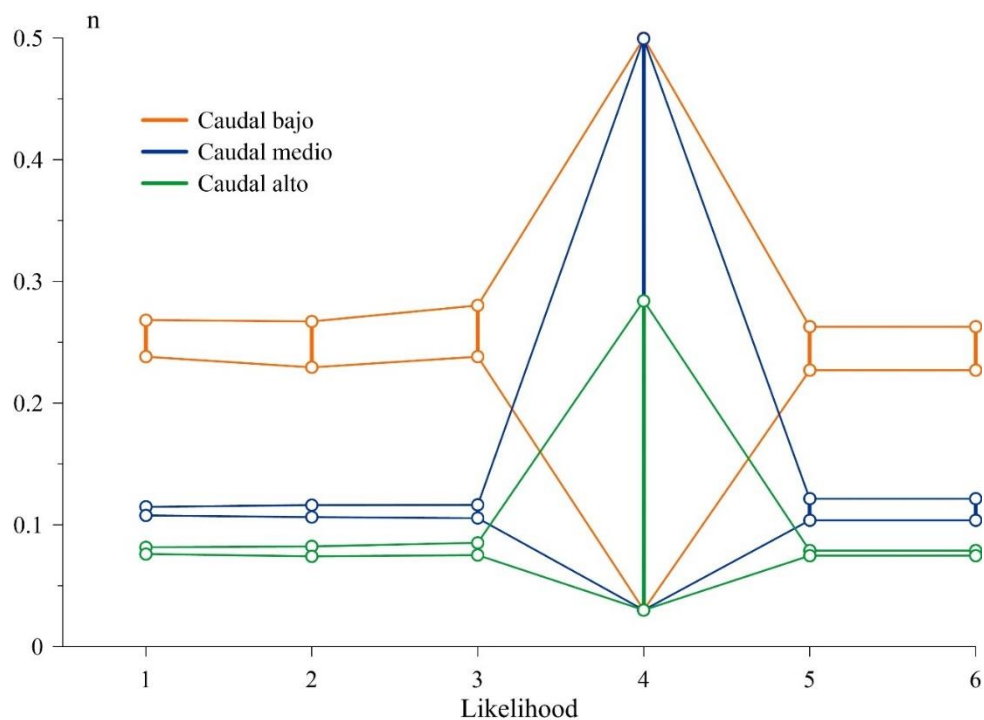


Figura 6: Rango del parámetro de rugosidad para los distintos Likelihood en la morfología tipo Lecho Plano.²

² Nota: Caudal bajo = 0.035 m³/s, Caudal medio = 0.443 m³/s y Caudal alto = 0.878 m³/s

Tabla 3: Rango del valor de Rugosidad para la morfología tipo Lecho Plano

Lecho Plano			
	Caudal	Rango Likelihood	Rango de Coeficiente de Resistencia
Likelihood 1	Bajo	0.893 - 0.883	0.268 - 0.238
	Medio	0.965 - 0.955	0.115 - 0.108
	Alto	0.925 - 0.915	0.082 - 0.076
Likelihood 2	Bajo	0.952 - 0.942	0.267 - 0.229
	Medio	0.986 - 0.976	0.116 - 0.106
	Alto	0.973 - 0.963	0.082 - 0.074
Likelihood 3	Bajo	0.961 - 0.951	0.280 - 0.238
	Medio	0.989 - 0.979	0.116 - 0.106
	Alto	0.979 - 0.969	0.085 - 0.075
Likelihood 4	Bajo	0.991 - 0.981	0.500 - 0.030
	Medio	1.000 - 0.990	0.499 - 0.030
	Alto	0.977 - 0.967	0.284 - 0.030
Likelihood 5	Bajo	1.000 - 0.990	0.263 - 0.227
	Medio	1.000 - 0.990	0.121 - 0.104
	Alto	1.000 - 0.990	0.079 - 0.075
Likelihood 6	Bajo	1.000 - 0.990	0.263 - 0.227
	Medio	1.000 - 0.990	0.121 - 0.104
	Alto	1.000 - 0.990	0.079 - 0.075

Para la morfología tipo Grada (Tabla 4) con el likelihood 4 y con un caudal bajo, el ancho de banda es el más amplio de todos los casos en estudio, teniendo un ancho de 0.586. Además, el extremo superior del ancho de banda generado por este likelihood es el más alto en las tres morfologías.

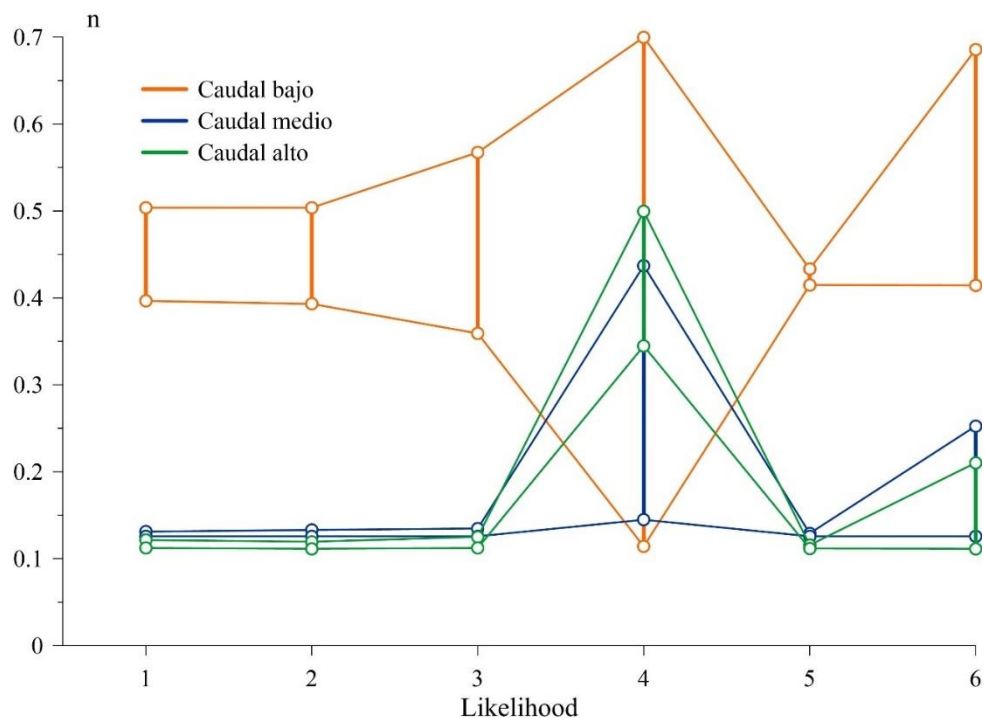


Figura 7: Rango del parámetro de rugosidad para los distintos Likelihood en la morfología tipo Grada.³

Tabla 4. Rango del valor de Rugosidad para la morfología tipo Grada

Grada			
	Caudal	Rango Likelihood	Rango de Coeficiente de Resistencia
Likelihood 1	Bajo	0.793 - 0.783	0.504 - 0.397
	Medio	0.714 - 0.704	0.131 - 0.126
	Alto	0.610 - 0.600	0.121 - 0.112
Likelihood 2	Bajo	0.905 - 0.895	0.504 - 0.393
	Medio	0.850 - 0.840	0.133 - 0.126
	Alto	0.813 - 0.803	0.120 - 0.111
Likelihood 3	Bajo	0.912 - 0.902	0.567 - 0.359
	Medio	0.875 - 0.865	0.135 - 0.126
	Alto	0.848 - 0.838	0.125 - 0.112
Likelihood 4	Bajo	1.000 - 0.990	0.700 - 0.114
	Medio	1.000 - 0.990	0.437 - 0.145
	Alto	0.989 - 0.979	0.500 - 0.345

³ Nota: Caudal bajo = 0.065 m³/s, Caudal medio = 0.485 m³/s y Caudal alto = 0.708 m³/s

Likelihood 5	Bajo	0.944 - 0.934	0.433 - 0.415
	Medio	0.820 - 0.810	0.129 - 0.126
	Alto	0.781 - 0.771	0.116 - 0.112
Likelihood 6	Bajo	0.667 - 0.657	0.686 - 0.414
	Medio	0.333 - 0.323	0.253 - 0.126
	Alto	0.333 - 0.323	0.210 - 0.111

Los anchos de banda más pequeños en las tres morfologías vienen dados por las funciones likelihood 1, 5 y 6. Para el caso de la morfología tipo Cascada el ancho de banda más reducida está dado por la función likelihood 6 correspondiente a un caudal medio y alto, mientras que para un caudal bajo está dado por el likelihood 5. En la morfología de Lecho Plano los likelihoods 5 y 6 presentan el mismo ancho de banda y su amplitud es la más baja para un caudal alto en comparación a las otras funciones, en cambio el likelihood 1 posee el ancho de banda más bajo para los caudales bajo y medio. En la morfología tipo Grada el likelihood 5 es el que presenta el ancho de banda más pequeño de toda la morfología y en los tres caudales.

3.2 Funciones likelihood frente a distintos caudales

Como se aprecia en las Figuras 5, 6 y 7 de la sección anterior, el comportamiento de las funciones likelihoods presenta cierta tendencia a medida que se va incrementando el caudal. Esta tendencia se diferencia en dos grupos de likelihoods: los basados en métricas correspondientes a las funciones 1, 2, 3 y 4, y los likelihoods basados en pesos correspondientes a las funciones 5 y 6.

Al observar las bandas generadas por los likelihoods 1, 2, 3 y 4 basados en métricas, se aprecia que para las tres morfologías y considerando los tres caudales, existe un comportamiento casi similar entre ellos exceptuando las bandas generadas por el likelihood 4. Al observar las bandas generadas por los caudales bajo, medio y alto en las morfologías Lecho Plano y Grada, se aprecia que el ancho de banda presenta parámetros de rugosidad similares en los likelihoods 1, 2 y 3, es decir, existe un conjunto de parámetros común en las tres funciones likelihood. Mientras que en la morfología de Cascada las bandas tienden a presentar ciertos desfases con respecto a los rangos obtenidos por las funciones; no obstante, estos rangos no llegan a separarse demasiado entre funciones, además, tienden a tener anchos de banda casi similares, lo que indica que también para esta morfología existe un conjunto de parámetros común validado por las tres funciones likelihood para cada uno de los caudales. Por el contrario, el likelihood 4 muestra una amplitud de banda mucho mayor

que los tres likelihoods anteriores, sin embargo, algunas bandas no coinciden con los rangos de valores obtenidos por los likelihoods 1, 2 y 3. Con el fin de ilustrar lo expuesto anteriormente, la morfología tipo Grada con los caudales medio y alto, en donde pese a existir una amplitud de banda muy grande, los valores obtenidos con el likelihood 4 son más altos que los valores de las bandas en las tres funciones likelihood anteriores. Algo similar ocurre para la morfología de Cascada con un caudal medio, donde también existe una amplitud de banda considerable, pero los valores obtenidos son mucho mayores a los determinados por las otras funciones likelihood, evitando que para estos casos no exista un conjunto de parámetros común entre las cuatro funciones likelihoods. Si se tiene en consideración únicamente el caudal bajo, se puede apreciar que aquí sí existe un conjunto de valores común validado por las cuatro funciones en las tres morfologías.

Con respecto al likelihood 5 y likelihood 6 basados en pesos se observa una amplitud de banda similar en las dos funciones para la morfología de Lecho Plano, mientras que para las morfologías de Cascada y Grada las amplitudes de banda presentan variaciones. Para la morfología de Cascada, el rango de las bandas se desfasa entre las dos funciones, siendo siempre valores más altos los parámetros de rugosidad de la función likelihood 6, esto se aplica en los tres caudales: bajo, medio y alto, por lo que no se genera un conjunto común de parámetros de rugosidad entre funciones. Por otro lado, la morfología tipo Grada presenta un ancho de banda mucho más amplio para el likelihood 6 en comparación con el ancho de banda del likelihood 5, sin embargo, se observa que el extremo inferior del rango de parámetros de rugosidad de las dos funciones, son casi similares, por lo que existe un conjunto de parámetros de rugosidad iguales entre las dos funciones y viene dado por la amplitud de banda de la función likelihood 5, este comportamiento se aplica para cada uno de los tres caudales.

Un comportamiento interesante para todas las funciones likelihoods en las tres morfologías, es la diferencia que presentan los anchos de banda a medida que disminuye el caudal. El rango de parámetros de rugosidad de cada función es mucho más alto en caudales bajos que el rango de parámetros de rugosidad de las mismas funciones, pero con caudales altos. Este comportamiento se evidencia más claramente en la morfología de Lecho Plano, donde en todas las funciones con excepción del likelihood 4, los valores de los anchos de banda para un caudal bajo son mucho más altos que los valores de anchos de banda para los caudales medio y alto. En la morfología de Cascada se aprecia que los parámetros de rugosidad para las funciones likelihoods 1, 2, 3 y 5 se interceptan en los caudales medio y alto, mientras que, para un caudal bajo, las bandas presentan valores más altos y no se interceptan con los anchos de banda en los caudales medio y alto. Para el caso de la función likelihood 6, en la

morfología tipo Cascada, ninguno de los anchos de banda para los tres caudales se intercepta entre sí. La función likelihood 4, es la única que se intercepta en las tres morfologías y para los tres caudales.

3.3 RFSM validados por los distintos likelihoods

En la Tabla 5, se muestran los RFSM (Método de Pendiente de Fricción Representativa por sus siglas en inglés) empleados en la modelación de datos en el artículo de Cedillo et al., (2021) validados por las distintas funciones likelihoods.

Se aprecia que los RFSM no tuvieron una mayor influencia en los resultados dados por las distintas metodologías likelihoods, por ende, en las Tablas adjuntas, la mayoría de los datos mostrados presentan la notación “-”. Esta notación indica que dentro de los valores validados por cada likelihood existe al menos un dato modelado de cada una de las cuatro ecuaciones RFSM. Existen las siguientes excepciones: 1) Morfología tipo Cascada (Tabla 5), en donde para el likelihood 5 con un caudal bajo no existe ningún coeficiente de rugosidad que haya sido modelado empleando la ecuación de la pendiente de fricción promedio o AFSE (por sus siglas en inglés); 2) Morfología tipo Grada (Tabla 5) con el likelihood 2 para un caudal alto, en donde no existe un solo valor validado que haya sido modelado con la ecuación promedio de transporte o ACE (por sus siglas en inglés); 3) En la morfología de Grada con un likelihood 5 para un caudal alto, la metodología que dio los valores validados por la función corresponden a la ecuación de la pendiente de fricción promedio (AFSE) mientras que los valores de las otras funciones en este caso no fueron validados.

Tabla 5: RFSM validado por los likelihoods para las morfologías tipo Cascada, Lecho Plano y Grada

RFSM según la morfología				
	Caudal Q	Cascada	Lecho Plano	Grada
Likelihood 1	Bajo	-	-	-
	Medio	-	-	-
	Alto	-	-	-
Likelihood 2	Bajo	-	-	-
	Medio	-	-	-
	Alto	-	-	2,3,4
Likelihood 3	Bajo	-	-	-
	Medio	-	-	-
	Alto	-	-	-
Likelihood 4	Bajo	-	-	-
	Medio	-	-	-
	Alto	-	-	-
Likelihood 5	Bajo	1,3,4	-	-
	Medio	-	-	-
	Alto	-	-	2
Likelihood 6	Bajo	-	-	-
	Medio	-	-	-
	Alto	-	-	-

4 Discusión

4.1 Eficiencia de las funciones Likelihood

En el presente trabajo se planteó como objetivo principal el análisis de distintas funciones likelihoods para la determinación de coeficientes de resistencia en ríos de montaña, tomando como datos base para el estudio los usados en la investigación de Cedillo et al., (2021), quien empleo la metodología GLUE mediante una función likelihood basada en la sumatoria de tres métricas correspondiente a la suma del error cuadrático medio RMSE, suma del error absoluto medio MAE y la desviación estándar MSDR, para el cálculo de parámetros de rugosidad física a partir de mediciones en campo y los comparo con los coeficientes de rugosidad efectiva presentadas en la poca literatura disponible para tres morfologías de ríos de montaña: Cascada, Lecho Plano y Grada.

Únicamente se encontró una investigación realizada por Yochum et al., (2014) en donde se compara las rugosidades de tres morfologías de ríos de montaña obtenidas a partir de una función likelihood basada en métricas, correspondiente al error medio cuadrático RMS. Los valores obtenidos en esa investigación corresponden a los rangos: 0.16 – 0.44, 0.027 – 0.189 y 0.12 – 0.96 para las morfologías tipo Cascada, Lecho Plano y Grada respectivamente Yochum et al., (2014). Estos valores a pesar de corresponder a morfologías similares a las del presente estudio, no pueden ser consideradas como referencia directa para los datos obtenidos en esta investigación, debido a que dos ríos con características iguales presentan pequeñas variaciones como la cantidad de clastos, forma del lecho, pendientes, caudales, he incluso la presencia de madera, provocando rugosidades diferentes entre dos ríos Yochum et al., (2012). Sin embargo, pese a las diferencias que podrían presentarse entre ríos y las condiciones que podría haber tenido al momento de realizar la investigación el autor, condiciones que pueden diferir de las condiciones que presentaba el río estudiado por Cedillo et al., (2021), la función likelihood empleada por Yochum et al., (2014) es considerada en este estudio, por lo que más adelante se realiza una comparativa entre los valores presentados en la bibliografía disponible y los obtenidos en esta investigación, con especial énfasis en los datos obtenidos con una misma función.

También se encontró que Aronica et al., (2002) plantea tres funciones likelihood para obtener coeficientes de rugosidad de dos ríos de montaña con características similares a la morfología de Lecho Plano, sin embargo, Aronica et al., (2002) descarta inmediatamente una función likelihood por la complejidad que podía causar en la interpretación de datos durante el análisis, ya que de acuerdo con Aronica et al., (2002) en su investigación buscaba funciones que presente una clasificación binaria y no sistemas complejos; centrándose únicamente en

la comparativa entre una función likelihood basada en métricas correspondiente a la fracción de los datos modelados ausentes en el conjunto de los observados frente a los presentes en dicho conjunto, donde si la fracción era mayor o igual a 1, se descartaba el conjunto de datos del modelo. Por otro lado Aronica et al., (2002) también emplea una función basada en pesos donde se emplea una incertidumbre para determinar si cierto valor se encuentra dentro del rango de los datos observados o no, descartando aquellos conjuntos donde más de la mitad de los datos modelados estén fuera del rango de los datos observados. Para el presente estudio se optó por considerar el likelihood basado en pesos ya que de acuerdo con Aronica et al., (2002), la función basada en métricas que considero en su estudio entrega resultados demasiado optimistas y no le da tanta importancia en su investigación. En cambio, la función que fue descartada en un principio por el mismo Aronica et al., (2002) debido a su complejidad, corresponde a una variante de la desviación estándar MSDR basada en métricas empleada por Cedillo et al., (2021) en su artículo, misma que también se usa en esta investigación.

Dentro de este estudio se consideró los likelihoods basados en métricas y en pesos de distintos autores, sin embargo, no se encontró más investigaciones que realicen una comparativa entre funciones likelihood o empleen una función likelihood para comparar el coeficiente de rugosidad con un enfoque principalmente en morfologías de ríos de montaña. La mayoría de los autores centran sus investigaciones en comparar rugosidades obtenidas de modelos con funciones likelihoods frente a los datos observados en ríos con morfologías similares al Lecho Plano, mencionando en su mayoría que al no existir una única forma de expresar una función likelihood, esta función puede considerar tantos parámetros de entrada como se desee, obteniendo rangos de valores muy pequeños o muy amplios variando su precisión según sea el caso Pappenberger et al., (2005).

4.2 Variación de los rangos de rugosidad frente a diferentes Likelihoods

Autores como Yochum et al., (2014) han mencionan de manera general que las rugosidades entre ríos pueden variar a pesar de ser considerados morfológicamente similares, indicando que incluso la presencia o ausencia de troncos y ramas de árboles pueden afectar la rugosidad de un río. Horritt & Bates, (2002) por su parte menciona que en modelos sencillos resulta más fácil comparar datos, ya que las pérdidas de energía se determinan en función a la variación de la forma del río en planta, mientras que en modelos más complejos ya se tiene en consideración la geometría y se pueden presentar incluso otros parámetros, por lo que los coeficientes de fricción no se pueden comparar de manera absoluta. Pappenberger et al., (2005) indica que a pesar de que la topografía de un río suele ser considerada como un parámetro de menor incertidumbre, existen varios estudios que han demostrado que

pequeños errores en la topografía pueden tener efectos considerables en los resultados de un modelo. Chow & Saldarriaga, (1994) indican también que el caudal es otro factor que influye en la determinación del coeficiente de rugosidad de un río, siendo valores menores en caudales altos y mayores a media que disminuye el flujo, esto debido a que, en aguas poco profundas, el agua entra en una interacción directa con las paredes y clastos del canal dificultando el flujo. Estas consideraciones solo indican lo simplista que puede ser comparar las rugosidades de dos ríos obtenidos a partir de datos modelados, ya que se está partiendo de la premisa de que dichos ríos tienen características semejantes y se asume que las diferencias que pudieran tener no existen o son muy pequeñas, de tal manera que no llegan a afectar considerablemente los resultados Pappenberger et al., (2005). Sin embargo, para el alcance del presente estudio, se realiza comparativas entre las rugosidades validadas por las funciones likelihood y los disponibles en la bibliografía, procurando que los ríos presenten morfologías similares y el autor haya empleado la misma fusión likelihood o una muy similar, esto a fin de reducir la brecha que puede generarse entre rugosidades obtenidas en dos ríos diferentes, cabe mencionar que los resultados que hayan obtenido los autores no son considerados como parámetros absolutos, debido a las grandes simplificaciones que se está realizando al tratar de comparar ríos diferentes.

La función likelihood 1 para la morfología tipo Cascada (Tabla 6) presenta rangos de rugosidad con amplitudes menores y comprendidos dentro de los rangos que obtuvo Cedillo et al., (2021) con la función likelihood basada en la sumatoria de tres métricas: la suma del error cuadrático medio RMSE, suma del error absoluto medio MAE y la desviación estándar MSDR. Para el caso de la morfología tipo Grada, los rangos de rugosidad determinados a pesar de ser rangos con amplitudes menores que los reportados en la investigación de Cedillo et al., (2021), no todos los valores están dentro de dichos rangos, es decir se determinaron valores cercanos, pero no iguales a los presentados en la literatura, contrario a lo que sucedía en la morfología tipo Cascada. Por otro lado, la morfología tipo Lecho Plano, no presenta ningún valor similar al obtenido por Cedillo et al., (2021). Estas diferencias entre los valores calculados y los de la investigación comparada, pueden atribuirse a una variación en el valor de incertidumbre considerado en este estudio y los considerados en la investigación comparada.

Tabla 6: Rangos de Rugosidad para el Likelihood 1

Morfología	Caudal	Rango de Rugosidad	Rango de Rugosidad Estudio
		Cedillo et al., (2021)	
Cascada	Bajo	0.338-0.528	0.278-0.368
	Medio	0.174-0.272	0.153-0.200
	Alto	0.155-0.243	0.137-0.184
Lecho Plano	Bajo	0.126-0.196	0.238-0.268
	Medio	0.046-0.073	0.108-0.115
	Alto	0.034-0.053	0.076-0.082
Grada	Bajo	0.323-0.505	0.397-0.504
	Medio	0.151-0.235	0.126-0.131
	Alto	0.105-0.163	0.112-0.121

El likelihood 2 y likelihood 3 reportan valores no muy alejados a los obtenidos en el likelihood 1 para las tres morfologías (Tablas 2, 3 y 4), comparado con otras investigaciones, los valores obtenidos en el estudio son similares a los reportados con la función likelihood RMS, variante de la función likelihood 2 empleada por Yochum et al., (2014), excepto para un caudal bajo, donde el rango de rugosidad tiende a ser más alto que los presentados en la literatura. Estas rugosidades altas especialmente con caudales bajos se deben a que el calado de agua poco profunda entra en una interacción directa con las paredes y los clastos del canal, dificultando el flujo normal Chow & Saldarriaga, (1994), especialmente si se tratan de ríos del tipo Cascada y Grada, donde la presencia de grandes clastos obstaculizando el flujo es mucho mayor que en un río tipo Lecho Plano donde la circulación del agua es más fluida Montgomery & Buffington, (1997). Este último se aprecia al observar las rugosidades obtenidas con los caudales bajos en un tramo de Lecho Plano (Tabla 3), frente a las rugosidades en los tramos de Cascada (Tabla 2) y Grada (Tabla 4).

Mukolwe et al., (2014) por otro lado empleando la función likelihood 2 en su investigación para morfologías de Lecho Plano obtuvo rangos de rugosidad de 0.020 – 0.036, valores que son más bajos que el rango 0.074 – 0.082 correspondiente a este estudio con un caudal alto con la misma morfología y función likelihood. Sin embargo, el estudio realizado por Mukolwe et al., (2014) partía con una calibración de datos basada en dos inundaciones históricas en el río Po de Italia, en donde se registró caudales de hasta 12000 m³/s. También Mukolwe et al., (2014) concluyo que un incremento de parámetros dentro de un modelo brinda más flexibilidad para representar la incertidumbre en la rugosidad del canal y las entradas, sin

embargo, cuando se considera la imprecisión del flujo de entrada, existe la posibilidad de que la inadecuación del modelo presente compensación entre los valores de rugosidad. Por lo que los bajos valores determinados por Mukolwe et al., (2014) advierten estar vinculados principalmente al elevado caudal y una posible imprecisión del flujo de entrada en la calibración del modelo, esto debido a que los datos considerados correspondían a eventos poco recurrentes Mukolwe et al., (2014).

Pappenberger et al., (2005) en su estudio emplea una variante de la función likelihood 3, centrando su investigación en dos llanuras aluviales con bajas pendientes similares a la morfología de Lecho Plano (Tabla 3). En su investigación reporta un rango de rugosidad de 0.08 – 0.10, valores cercanos a los obtenidos en este estudio con un caudal alto 0.075 – 0.085. La variación entre el rango obtenido por Pappenberger et al., (2005) y el obtenido en el presente estudio se atribuye principalmente a la diferencia de pendientes empleadas, ya que en este estudio la pendiente promedio es mayor al reportado en la investigación de Pappenberger et al., (2005) y considerando que la ecuación de Manning en la determinación de la rugosidad de un río requiere de la pendiente del canal como parámetro de ingreso Pappenberger et al., (2005), afecta directamente a la rugosidad del canal, de tal manera que mientras la pendiente sea menor, mayor será la rugosidad del río Chow & Saldarriaga, (1994), por lo tanto tiene sentido haber obtenido valores menores. Sin embargo, este comportamiento se observa únicamente para el caso mencionado, ya que, si se compara con los otros casos (caudales bajo y medio) para el likelihood 3, se obtienen valores de rugosidad más altos a los reportados por Pappenberger et al., (2005), esto se atribuye principalmente a un bajo caudal que genera un incremento en los valores de rugosidad del río debido a la interacción directa del agua con la superficie del canal Chow & Saldarriaga, (1994).

Para el caso del likelihood 4, no se ha encontrado un autor que haya empleado una función similar en la determinación de coeficientes de rugosidad en ríos de montaña, lo que dificulta realizar una comparativa.

El likelihood 5 es la función que presenta los rangos de coeficientes de rugosidad más reducidos casi en todos los casos para las tres morfologías (Tablas 2, 3 y 4). Comparado con el rango de rugosidad de 0.08 – 0.10 del estudio realizado con la misma función likelihood por Pappenberger et al., (2005); se aprecia que ningún rango del presente estudio para el likelihood 5 muestra coincidencia alguna, cabe indicar que Pappenberger et al., (2005) realizó su investigación en dos ríos con características cercanas a las de un Lecho Plano pero con una pendiente mucho menor a la determinada en la investigación de Cedillo et al., (2021), sin embargo, los únicos valores de este estudio que tienden a aproximarse corresponden a la

misma morfología con los caudales medio y alto, obteniendo rangos de 0.104 – 0.121 y 0.075 – 0.079 respectivamente. Donde únicamente para el caso de un caudal alto con la morfología de Lecho Plano se aprecia coeficientes de rugosidad menores, mientras que para el resto de los casos los coeficientes de rugosidad son más altos. Este comportamiento es similar al presentado en el likelihood 3 por lo que se atribuye de igual manera a factores como la pendiente baja del canal y el alto caudal usados en la literatura.

Por último, para los coeficientes de rugosidad obtenidos por el likelihood 6 (Tablas 2, 3 y 4), al compararlos con el rango de valores 0.08 – 0.09 presentados en la investigación de Aronica et al., (2002), en donde emplea entre sus funciones el likelihood 6 para la determinación de los coeficientes de rugosidad en un río con una morfología similar al Lecho Plano, se aprecia que el único rango de valores que se aproxima al mencionado en la investigación, corresponde a la misma morfología con un caudal alto, cuyo rango obtenido es 0.075 - 0.079 (Tabla 3), mientras que para el resto de casos los rangos de coeficientes tienden a ser mucho mayores a los reportados en la literatura. Este comportamiento ya se ha evidenciado en otros likelihoods y se atribuye principalmente a los bajos caudales comparados con el alto caudal usado en este caso en la investigación de Aronica et al., (2002).

4.3 Comportamiento de los RFSM en los distintos likelihoods

En la investigación bibliográfica no se ha encontrado ningún autor que realice una comparativa entre las distintas funciones likelihood y el comportamiento que pudieran tener los RFSM frente a dichas funciones. Solo se encontraron dos autores que realizan un análisis de la influencia que puede tener el RFSM sobre las pérdidas de energía en los canales. Laurenson, (1986) comparo el rendimiento de diferentes RFSM utilizando datos analíticos. De acuerdo con su investigación, concluye que AFSE es la metodología más segura para predecir niveles de agua. Por otro lado Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014) realiza una comparativa de varios RFSM planteando cuatro casos teóricos, tres relacionados con flujos calmados y uno de flujo rápido. Cabe mencionar que, al tratarse de casos teóricos, Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014) no define directamente la morfología que correspondería a cada situación, sin embargo, acorde a la descripción mencionada por el autor para cada caso, se realiza la siguiente comparativa relacionando las morfologías presentadas en este estudio con los casos mencionados en su investigación.

El caso 4 planteado por Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014) aborda un canal de flujo rápido, característica que podría compararse con la morfología tipo Cascada. Bajo esta premisa Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014) concluye que AFSE es la función RFSM que mejores resultados brinda para canales rápidos, comportamiento que no se ve reflejado en la

morfología tipo Cascada para el likelihood 5 con un caudal bajo, ya que el likelihood valido únicamente a los RFSM ACE, GMFSE y HMFSE (Tabla 5). Cedillo et al., (2021) también realiza una comparativa similar, mencionando que la posible diferencia entre resultados puede deberse a que Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014) realiza su investigación sobre un canal prismático sin material de lecho, a diferencia de un canal tipo Cascada donde el flujo está en contacto directo con cantos rodados y guijarros.

El caso 3 presentado por Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014) se trata de un canal que representa un perfil típico de aguas estancadas, esta característica es comparable con la morfología tipo Grada. Artichowicz & Mikos-Studnicka, (2014) en esta ocasión también concluye que AFSE es el mejor método para este tipo de canales, resultado que se ve reflejado en el likelihood 2 y likelihood 5 con caudal alto, aunque cabe mencionar que para el caso del likelihood 2 con un caudal alto también se validaron los RFSM GMFSE y HMFSE.

Finalmente, para la morfología tipo Lecho Plano Laurenson, (1986) menciona que la variación de resultados no es considerable independientemente del RFSM que se emplee, aunque si recomienda para este tipo de canales hacer uso del método AFSE. Cedillo et al., (2021) también menciona que la selección de la metodología RFSM no influye en la mayoría de los resultados GLUE, excepto para morfologías tipo Cascadas y Gradadas con caudales bajos. Esto se corresponde con los resultados obtenidos en este estudio, ya que el Lecho Plano, es la única morfología que no ha presentado casos particulares en la elección del RFSM como si sucedió para las morfologías Cascada y Grada (Tabla 5), aunque se trataron de casos muy puntuales y no de todos los likelihoods empleados.

5 Conclusiones

En el presente trabajo se evaluó el efecto que tiene la aplicación de diferentes funciones likelihoods en la determinación de coeficientes de rugosidad para ríos de montaña con la metodología GLUE. Una función likelihood puede ser tan compleja como se desee siempre que se tenga cuidado en la selección de parámetros que compondrán la función likelihood. Si dichos parámetros son tomados al azar la clasificación de datos resultante del GLUE no será adecuada. Por otro lado, a medida que se incrementan los parámetros, la función se vuelve particular para determinado río dificultando su uso en otros ríos, resultando mejor empezar un estudio con funciones likelihoods conocidas y simples; e ir incorporando nuevos parámetros a la función a medida que se va identificando los parámetros que mayormente influyen en la rugosidad de un río.

En la búsqueda de distintas funciones likelihoods dentro de la literatura, se encontraron funciones que dependen de métricas y funciones que dependen de pesos; las primeras cuatro funciones empleadas en este estudio están basadas métricas correspondientes a una combinación de la suma del error cuadrático medio, suma del error absoluto medio y la desviación estándar; mientras que las dos últimas funciones están basadas en pesos correspondientes a la sumatoria del error absoluto y una función basada en fracciones. También se observó que no existen muchos autores que haya dedicado su investigación netamente a la comparación entre likelihoods aplicados en la obtención de coeficientes de rugosidad en ríos de montaña o que hayan empleado una misma función likelihood en diferentes ríos con morfologías similares, encontrando mayoritariamente investigaciones que buscaban únicamente validar la efectividad de una función likelihood.

La implementación de codificación en R permitió la clasificación de los valores likelihoods de manera más eficiente, reduciendo la tarea repetitiva de validar cada dato de forma independiente, eliminando así la posibilidad de cometer errores o sesgos propios de la interpretación humana generando resultados concisos y precisos. Además, la flexibilidad que ofrece R como herramienta de programación permitió adaptar el algoritmo de validación a las distintas funciones likelihoods, permitiendo así el manejo de los grandes bloques de datos usados en esta investigación.

Al analizar el efecto que tienen los tipos de likelihood sobre el rango de valores efectivos de rugosidad se encontró que, a medida que se incrementan los parámetros relacionados con la rugosidad de un río específico, la función likelihood valida valores con un rango de menor amplitud y cercanos a los valores medidos en campo, mientras que en funciones más simples las amplitudes de los rangos de valores tienden a ser mayores, sin embargo, mientras más

parámetros se ingrese a una función likelihood, esta se vuelve particular para una determinada topografía y morfología de río, limitando la posibilidad de emplear la función en otros lechos.

Los RFSM (Métodos de Pendiente de Fricción Representativa) utilizados en la modelación de datos no tuvieron una influencia significativa en los resultados obtenidos por las distintas funciones likelihoods. Esto indica que las funciones likelihoods son robustas y no dependen en gran medida de los RFSM seleccionados. En general, se encontró que todos los RFSM fueron validados por las funciones likelihoods, lo que indica que cada una de las ecuaciones RFSM utilizadas tuvo al menos un dato modelado dentro de los valores validados por cada likelihood.

6 Referencias

- Aronica, G., Bates, P. D., & Horritt, M. S. (2002). Assessing the uncertainty in distributed model predictions using observed binary pattern information within GLUE. *Hydrological Processes*, 16(10), 2001–2016. <https://doi.org/10.1002/hyp.398>
- Artichowicz, W., & Mikos-Studnicka, P. (2014). Comparison of average energy slope estimation formulas for one-dimensional steady gradually varied flow. *Archives of Hydroengineering and Environmental Mechanics*, 61(3–4), 89–109. <https://doi.org/10.1515/heem-2015-0006>
- Beven, K. (2006). A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of Hydrology*, 320(1–2), 18–36. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.007>
- Beven, K., & Binley, A. (1992). The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, 6(3), 279–298. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/hyp.3360060305>
- Cedillo, S., Sánchez-Cordero, E., Timbe, L., Samaniego, E., & Alvarado, A. (2021). Patterns of difference between physical and 1-D calibrated effective roughness parameters in mountain rivers. *Water (Switzerland)*, 13(22). <https://doi.org/10.3390/w13223202>
- Chow, V. T., & Saldarriaga, J. G. (1994). *Hidráulica de canales abiertos*. McGraw-Hill. <https://doku.pub/documents/libro-hidraulica-de-canales-abiertos-ven-te-chowpdf-g0rwyvy2koqk>
- Horritt, M. S., & Bates, P. D. (2002). Evaluation of 1D and 2D Numerical Models for Predicting River Flood Inundation. *Journal of Hydrology*, 268, 87–99. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(02\)00121-X](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(02)00121-X)
- Jensen, J. B. (2003). *Parameter and Uncertainty Estimation in Groundwater Modelling*. The Hydraulics and Coastal Engineering Group, Dept. of Civil Engineering, Aalborg University.
- Laurenson, E. M. (1986). Friction Slope Averaging in Backwater Calculations. *Journal of Hydraulic Engineering*, 112(12), 1151–1163. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(1986\)112:12\(1151\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(1986)112:12(1151))

- López Alonso, R. (2005). Características hidráulicas y geomorfológicas de ríos de montaña (III). *Cimbra: Revista Del Colegio de Ingenieros Técnicos de Obras Públicas*, 28–32. <http://hdl.handle.net/10459.1/46510>
- Montgomery, D. R., & Buffington, J. M. (1997). Channel-reach morphology in mountain drainage basins. *GSA Bulletin*, 109(5), 596–611. [https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1997\)109<0596:CRMIMD>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1997)109<0596:CRMIMD>2.3.CO;2)
- Mukolwe, M. M., Di Baldassarre, G., Werner, M., & Solomatine, D. P. (2014). Flood modelling: Parameterisation and inflow uncertainty. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers: Water Management*, 167(1), 51–60. <https://doi.org/10.1680/wama.12.00087>
- Pappenberger, F., Beven, K., Horritt, M., & Blazkova, S. (2005). Uncertainty in the calibration of effective roughness parameters in HEC-RAS using inundation and downstream level observations. *Journal of Hydrology*, 302(1–4), 46–69. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.06.036>
- Yochum, S. E., Bledsoe, B. P., David, G. C. L., & Wohl, E. (2012). Velocity prediction in high-gradient channels. *Journal of Hydrology*, 424–425, 84–98. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.12.031>
- Yochum, S. E., Comiti, F., & Wohl, E. (2014). *Photographic guidance for selecting flow resistance coefficients in high-gradient channels*. <https://www.researchgate.net/publication/266970182>