

Artículo Original

<https://doi.org/10.22463/0122820X.4417>

## Herramienta de apoyo para la calibración de modelos numéricos de sistemas de drenaje en ambientes urbanos empleando procesamiento digital de imágenes.

Support tool for the calibration of numerical models of drainage systems in urban environments using digital image processing.

Diego-Ivan Sánchez-Tapiero<sup>1\*</sup>, César Augusto Peña Cortés<sup>2</sup>, Jarol-Derley Ramón-Valencia<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Magíster en Ingeniería Ambiental, [diego.sanchez@unipamplona.edu.co](mailto:diego.sanchez@unipamplona.edu.co), <https://orcid.org/0000-0002-7270-1813>, Programa de Ingeniería Civil, Facultad de Ingenierías y Arquitectura, Universidad de Pamplona, Pamplona, Colombia.

<sup>2</sup>PhD en automática y Robótica, [cesarapc@unipamplona.edu.co](mailto:cesarapc@unipamplona.edu.co), <https://orcid.org/0000-0003-4148-2168>, Programa de Ingeniería Mecatrónica, Facultad de Ingenierías y Arquitectura, Universidad de Pamplona, Pamplona, Colombia.

<sup>3</sup>PhD. en Ingeniería Ambiental, [jarol.ramon@unipamplona.edu.co](mailto:jarol.ramon@unipamplona.edu.co), <https://orcid.org/0000-0002-2030-4904>, Programa de Ingeniería Ambiental, Facultad de Ingenierías y Arquitectura, Universidad de Pamplona, Pamplona, Colombia.

**Cómo citar:** D. I. Sanchez-Tapiero, C. A. Peña-Cortés, y J. D. Ramón-Valencia, “Herramienta de apoyo para la calibración de modelos numéricos de sistemas de drenaje en ambientes urbanos empleando procesamiento digital de imágenes.”, *Respuestas*, vol. 28, n.º 1, pp. 46-58, ene. 2023. <https://doi.org/10.22463/0122820X.4417>

Received on August 13, 2022 - Approved on December 21, 2022.

### RESUMEN

#### Palabras clave:

Procesamiento digital de imágenes, niveles de flujo, inundaciones urbanas

La modelización numérica de los sistemas de drenaje en ambientes urbanos basada físicamente de los procesos superficiales de escorrentía, como el análisis de zonas de inundación o la evaluación del peligro, requiere una calibración adecuada y precisa de los factores físicos para simular los flujos en la superficie y así lograr resultados que se asemejen a la realidad. Esta calibración en la mayoría de modelos es una fase difícil de conseguir debido a la escasez de datos de velocidad y profundidad de flujo medidos en campo cuando se está presentando inundaciones. El presente artículo tiene como objetivo dar a conocer los avances en el uso de técnicas de procesamiento digital de imágenes para la estimación semi-automática de los niveles de inundación en ambientes urbanos mediante la implementación en una primera fase a escala laboratorio. Para el estudio se utilizó un modelo experimental de prueba que consta de un canal rectangular de 250 centímetro (cm) de largo y una sección nominal de 5.35 cm de ancho y 12 cm de alto, el cual está conectado a un banco hidráulico volumétrico para el suministro de agua de forma permanente como condición de entrada al modelo. El canal permitió regular su pendiente longitudinal simulando una vía urbana por donde transcurre el agua de escorrentía. Se realizó la comparación de los datos medidos de forma manual y los valores de profundidad de flujo logrados bajo la técnica de procesamiento digital de imágenes, evidenciando un buen rendimiento en la determinación de las alturas del fluido para los diferentes caudales trabajados en el modelo experimental, con bajos valores del error cuadrático medio (ECM) y la raíz del error cuadrático medio (RECM), mostrando en cada medición desfases inferiores al milímetro (mm), con valores entre 0.1 y 0.6 mm. Finalmente, los resultados de la investigación pudieron evidenciar que la técnica presentada es una forma de medición no invasiva que, a diferencia de otras existentes, no genera perturbaciones en el flujo y por lo tanto resulta muy útil para flujos con profundidades muy pequeñas y altas velocidades.

### ABSTRACT

#### Keywords:

Digital image processing, flow levels, urban flooding

Numerical modeling of drainage systems in urban environments physically based on surface runoff processes, such as flood zone analysis or hazard assessment, requires an adequate and accurate calibration of physical factors to simulate surface flows and thus achieve results that resemble reality. This calibration in most models is a difficult phase to achieve due to the scarcity of flow velocity and depth data measured in the field when flooding is occurring. The objective of this article is to present the advances in the use of digital image processing techniques for the semi-automatic estimation of flood levels in urban environments by means of a first phase implementation at laboratory scale. For the study, an experimental test model was used, consisting of a rectangular channel 250 centimeters (cm) long and a nominal section of 5.35 cm wide and 12 cm high, which is connected to a volumetric hydraulic bank for the permanent supply of water as an input condition to the model. The channel allowed the regulation of its longitudinal slope, simulating an urban road through which runoff water flows. The comparison of the manually measured data and the flow depth values achieved under the digital image processing technique was carried out, showing a good performance in the determination of the fluid heights for the different flow rates worked in the experimental model, with low values of the mean square error (MSE) and the root mean square error (RMSE), showing in each measurement lags of less than one millimeter (mm), with values between 0.1 and 0.6 mm. Finally, the results of the research showed that the technique presented is a non-invasive measurement method that, unlike other existing techniques, does not generate disturbances in the flow and is therefore very useful for flows with very small depths and high velocities.

\*Corresponding author.

E-mail Address: [diego.sanchez@unipamplona.edu.co](mailto:diego.sanchez@unipamplona.edu.co) (Diego Ivan Sánchez-Tapiero)



Peer review is the responsibility of the Universidad Francisco de Paula Santander.  
This is an article under the license CC BY-NC 4.0

## Introducción

Los eventos de inundación y el riesgo asociado en ambientes urbanos es un tema que cada día es más preocupante, especialmente en los países en vía de desarrollo [1]. La Organización de las Naciones Unidas (ONU) espera que para el año 2050 la población en las ciudades llegue a 6'700 millones de habitantes, generando lugares muy poblados [2]. Esta dinámica de crecimiento, contribuirá al aumento de zonas impermeables que a su vez aumentará el volumen de escorrentía por la pérdida de vegetación, favoreciendo a que los contaminantes ocasionados lleguen a las corrientes de agua naturales [3], además de generar problemas en el sistema de drenaje, ya que estos se encargan de transportar el agua de precipitación hasta el punto final de disposición [4].

Las áreas impermeables en ambientes urbanos permiten que el agua de lluvia tome un menor tiempo de concentración aumentando su caudal de escorrentía, lo cual ocasiona que los sistemas de drenaje colapsen [5], provocando eventos de inundación que afectan directamente a las comunidades, causando el 55% de víctimas humanas y el 86% de pérdidas económicas en el mundo durante el periodo de 1970 y 2019 [6]. Hoy en día, las inundaciones producidas por el flujo de escorrentía en áreas urbanas son menos aceptadas [7] y la reducción de estas es uno de los factores más importantes para la administración del agua y tomadores de decisiones [8].

La predicción de inundaciones generadas por la escorrentía en ciudades mediante el modelamiento numérico, es un factor clave para abordar esta problemática [9]. El modelamiento de los sistemas de drenajes basados en la física son herramientas comúnmente implementadas para predecir estos fenómenos y conocer el comportamiento de los sistemas de alcantarillado [10]. Sin embargo, los modelos existentes presentan retos importantes para representar el entorno y la hidrología urbana [11], necesitando la incorporación de datos de entrada rigurosos que permitan mostrar de forma correcta el flujo de escorrentía como información de salida [12]. El reproducir el comportamiento entre el flujo en la superficie y los conductos subterráneos es importante en la modelación, muchos eventos de inundación son causados por la poca capacidad del drenaje [13]. Lo anterior es difícil de modelar y representar, para lo cual se han investigado el uso de diferentes maneras [14], como la calibración de modelos a partir de datos de variables físicas tomadas en campo, que permite mediante la inclusión de información real obtener una modelación correcta de los escenarios del sistema de drenaje [15].

La calibración de estos modelos generalmente se realiza con datos tomados de la red de drenaje, principalmente caudales y profundidades de flujo [16]. Una limitante del uso de esta metodología es la falta de información hidrológica e hidráulica en los ambientes urbanos [17]. Actualmente, se han desarrollado investigaciones que permiten la detección del ciclo hidrológico con equipos experimentales, metodologías ópticas y el análisis de imágenes [18], monitoreando la precipitación, el caudal o el estrés hídrico de las plantas [19], [20], [21].

El procesamiento digital de imágenes es una técnica que permite analizar e interpretar imágenes de diferentes dispositivos electrónicos, determinando información específica como distancias o dimensiones de un objeto [22]. La implementación de esta técnica ha permitido un nuevo campo de investigación en la estimación del nivel del flujo en tiempo real, como se presenta en [23]. En el ámbito de la hidráulica e hidrología se han utilizado diferentes tecnologías basadas en imágenes y algoritmos, que ayudan a medir la altura del agua, velocidades, caracterización de flujos y el movimiento de sedimentos en el fluido [24], [25]. En el

modelado de sistemas de drenaje urbano se ha implementado el uso de visión artificial con velocimetría de imagen de partículas a gran escala (LSPIV), obteniendo las velocidades superficiales del flujo a partir de vídeos como se presenta en [26]. Así mismo, [27] utilizaron esta técnica para realizar una caracterización de los campos de velocidad alrededor de las rejillas para sumideros en vías urbanas. [28] propusieron el uso de fotogramas de video captados por cámaras de vigilancia para medir el flujo superficial mediante velocimetría de imágenes como una alternativa de bajo costo. Sin embargo, esta técnica en zonas donde se presenten inundaciones con bajos niveles de agua y las gotas de la lluvia impacten sobre la superficie libre del flujo no es muy precisa, ya que esta perturbación quedará registrada en las imágenes.

Por lo anterior, en este trabajo de investigación se propone el uso de una nueva técnica de procesamiento digital de imágenes para determinar los niveles de flujo de escorrentía en una vía urbana cuando se genera una inundación, presentando los avances en la estimación semi-automática de la profundidad de flujo obtenidos en un modelo experimental a escala laboratorio, que a futuro contribuya en la obtención de datos hidráulicos de campo para la calibración de modelos de hidrodinámicos del sistema de drenaje de las ciudades, que permitan determinar las zonas propensas a inundaciones por eventos intensos de precipitación.

## **Materiales y Métodos**

### ***Montaje del modelo experimental***

Para el montaje del modelo experimental se instaló un canal multipropósito conectado a un banco hidráulico volumétrico (Figura 1). El circuito cerrado de alimentación del banco comprende un depósito principal con capacidad de 35 litros (L), conectado a una bomba eléctrica sumergible que impulsa un flujo de 60 litros por minuto (L/min) aproximadamente. El flujo es controlado mediante una válvula reguladora instalada al inicio de la tubería de suministro, la cual es conectada a la entrada del canal para abastecer el fluido. En la sección aguas arriba del canal se tiene instalado un difusor de turbulencia con el fin de mantener el nivel del agua uniforme en toda la sección y evitar errores en la medición de los datos debido a las fluctuaciones generadas por la bomba a la salida de la tubería de entrada. Las paredes del canal son de acrílico con una sección rectangular de 5.35 cm de ancho y 12 cm de alto en una longitud de 250 cm de largo. El área de vídeo se consideró a una distancia de 100 cm del difusor para evitar errores por flujos no desarrollados, en esta zona se instaló una cámara Sony DSC-HX200V de 18.2 megapíxeles (mp) y se grabó en un formato AVCHD 1920 x 1080 (50i, entrelazado). Las especificaciones técnicas de esta cámara son: lente Carl Zeiss, distancia focal de 4.8-144, 27-810, zoom óptico de 30x, Sensor CMOS Exmor R™ de 7.76 mm.

En el modelo se utilizó una hoja de papel blanco detrás de la pared del canal en el área de medición para asegurar un contraste nítido en el vídeo y que no se presenten reflejos en las paredes acrílicas. Así mismo, se instaló una regla milimétrica con el fin de corroborar si las mediciones obtenidas por el sistema de visión artificial son próximas o no a los valores obtenidos por el método tradicional. El agua se tiñó de color azul con colorante para lograr un contraste adicional y ayudar aún más a replicar las condiciones de medición en casos reales. La pendiente del canal se ajustó mediante la maniobra manual de un tornillo, adaptándose una pendiente de 0.5% correspondiente al valor mínimo que debe tener en una vía urbana. Finalmente, el flujo sale del canal en caída libre al depósito principal, asegurando un circuito de recirculación.

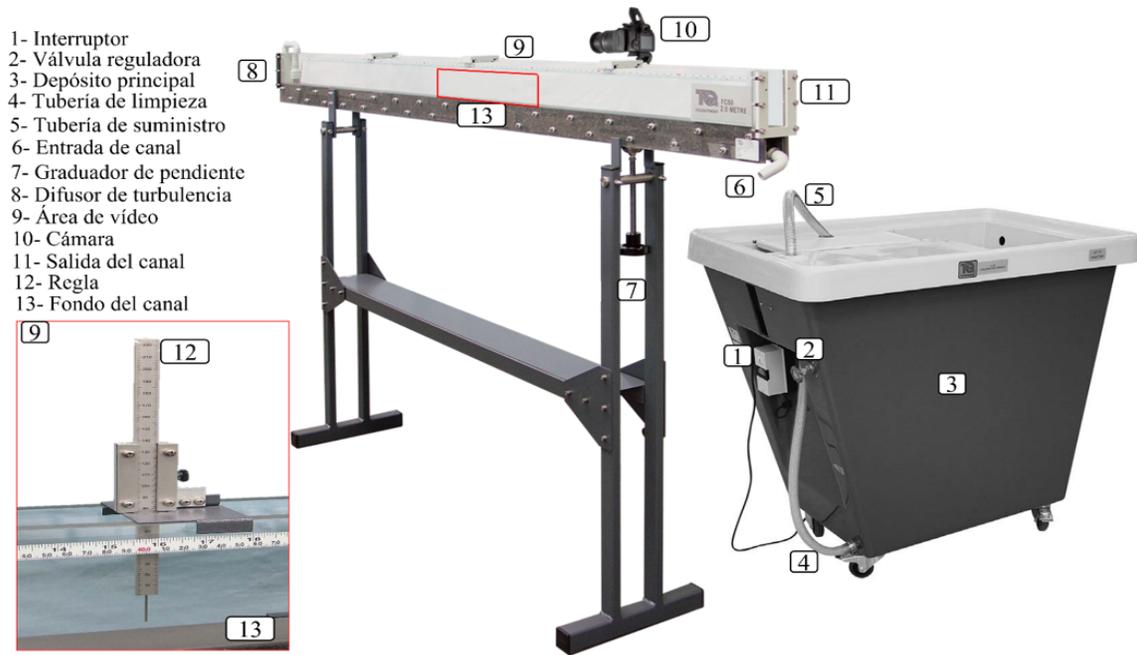


Figura 1. Montaje del modelo experimental

### *Procedimiento experimental*

Se realizaron pruebas en el modelo experimental con el fin de revisar la precisión de la técnica en la medición del nivel del agua para un flujo constante uniforme. Se limpiaron las paredes del canal para mejorar la visualización del nivel de flujo y no generar errores en los vídeos tomados en las pruebas. Se revisó el depósito principal de agua y tuberías de entrada y salida, verificando que no tuvieran sedimentos u otras partículas que podrían transportarse en suspensión en el montaje. Se ajustó la altura de la cámara para asegurar una posición horizontal constante respecto al canal para todos los experimentos. Seguidamente, se llenó el depósito con agua a una temperatura de 16 grados centígrados ( $^{\circ}\text{C}$ ), se añadió el colorante de color azul al agua homogenizándose después de encenderse la bomba para recircularla en el banco hidráulico.

Se ajustó la pendiente del canal de forma manual en el sistema de elevación del modelo experimental, accionando el tornillo graduador por medio de una manivela que permitió asignar una altura del fondo del canal aguas abajo, estableciendo una pendiente del 0.5 % para todas las pruebas. Se manipuló la válvula reguladora para ajustar los flujos en el canal, como protocolo de prueba se estipuló un tiempo de 90 segundos para que el flujo se estabilizara antes de iniciar las mediciones. Posteriormente, se configuró la descarga con el fin de que el nivel fuera aumentando en el canal cuando se realizaron las pruebas bajo un flujo en estado uniforme. La válvula reguladora se abrió y se cerró para producir los distintos niveles de agua en las pruebas realizadas.

Finalmente, se realizaron las mediciones físicas de forma manual con el fin de compararlas con la profundidad del flujo estimada mediante la técnica de visión artificial. En cada prueba se usó la regla milimétrica colándola siempre en la misma posición para no generar cambios. Se encendió la cámara para captar grabaciones de video a 30 fps con duraciones de 60 segundos (s), obteniendo por lo menos 1800 fotogramas para analizar en cada prueba, asegurando una solidez estadística en el análisis. Este procedimiento se repitió varias veces,

completando el conjunto de pruebas experimentales planificadas en la investigación. En la Figura 2 se ilustra mejor las fases del proceso experimental desarrollado.

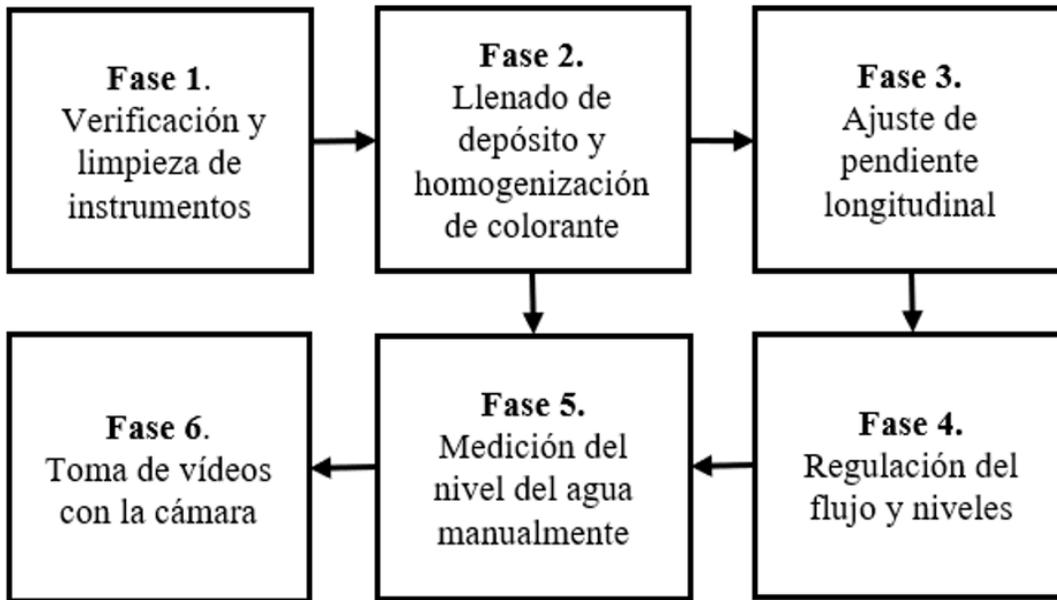


Figura 2. Fases del procedimiento experimental

### *Técnica de visión artificial*

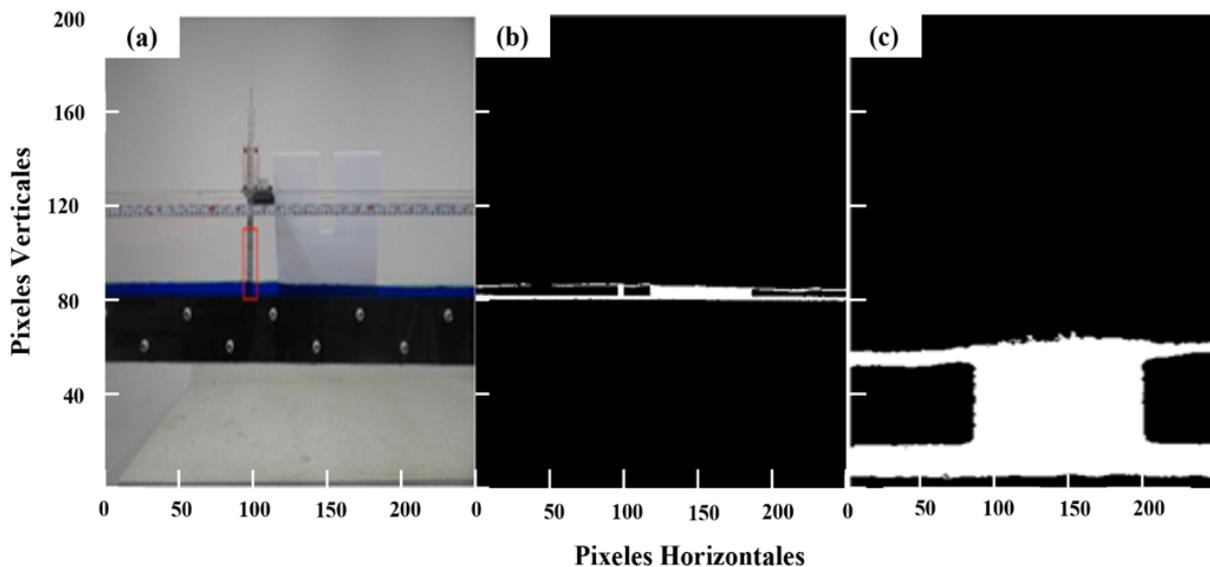
La técnica empleada para la medición del nivel del fluido con visión artificial se basa en medir la distancia euclidiana en un espacio de colores RGB entre el color del fluido y los colores de los diferentes pixeles que se encuentran en la imagen. Hoy en día, calcular con precisión la distancia entre pixeles de imágenes sigue siendo un tema importante de investigación en estas técnicas por computadora. Según la literatura, los métodos de medición más usados incluyen la distancia euclidiana, la distancia de Chebychev, la distancia tangente, la distancia de Hausdorff, entre otros [29]. La distancia euclidiana se ha implementado en varios algoritmos de reconocimiento debido a su simplicidad y eficiencia [30], determinándose por medio de la Ecuación 1.

$$D_e = \sqrt{((R_f - R_p)^2 + (G_f - G_p)^2 + (B_f - B_p)^2)} \quad (1)$$

Donde  $D_e$  es la distancia euclidiana;  $R_f$  componente de color rojo del fluido;  $G_f$  componente de color verde del fluido;  $B_f$  Componente de color azul del fluido;  $R_p$  componente de color rojo del pixel a examinar;  $G_p$  componente de color verde del pixel a examinar y  $B_p$  componente de color azul del pixel a examinar. Es de mencionarse que en estas pruebas experimentales se empleó un fluido con colorante de color azul semi-transparente, por lo cual el color del fondo altera los valores. En esta ocasión se caracterizó el color del fluido en la sección que tenía como fondo la propia regla de medición. Los valores obtenidos corresponden a rojo: 1, verde: 14 y azul: 57 en una escala de 0 a 255.

### Algoritmo de análisis de imágenes

El algoritmo para la determinación del nivel de flujo se programó en el lenguaje de programación de Matlab, dividiéndose en dos tareas principales. En la primera etapa, se ejecutó el preprocesamiento en el que se extraen los fotogramas del vídeo (imágenes) de los archivos tomados en el laboratorio. En la segunda etapa, el algoritmo calculó la distancia euclidiana para todos los píxeles de la imagen y realizó la umbralización alrededor de un valor de referencia, en este caso se fijó en 30. Para los valores menores o iguales se les asigna el valor booleano de 1 (True) y los mayores el valor de 0 (False). Esto se realiza teniendo en cuenta que las distancias Euclidianas serán menores entre más próximos se encuentren los colores. Posteriormente, se hizo una segmentación de la zona de análisis, que en este caso corresponde al área próxima a la regla de medición, apreciándose claramente la forma del fluido en esta sección más pequeña. En la Figura 3 se puede visualizar el resultado que se obtiene al aplicar este procedimiento en los fotogramas de video mediante el algoritmo.



**Figura 3.** Secuencia de pasos computacionales para el análisis, (a) Fotograma de video, (b) Imagen binaria con la segmentación de color; (c) Área de análisis para la estimación de la altura.

Finalmente, se procedió a definir dos puntos de referencia en la imagen, los cuales se toman como los límites inferior y superior del sistema de medición para el análisis con el algoritmo. Para la medición de los niveles de flujo físicamente, el instrumento corresponde a una regla milimétrica la cual se ubicó de forma invertida con respecto a la imagen, con el fin de comparar de una forma más sencilla las alturas obtenidas de manera tradicional y las medidas por el método de visión artificial. Teniendo en cuenta esta característica se pudo constatar que el valor 225 de medida de la regla corresponde a un nivel del fluido de 5 mm (mínimo nivel que puede accionar la bomba del modelo experimental) y el valor de 170 corresponde a 60 mm, respectivamente. Con los datos obtenidos se calculó el error cuadrático medio (ECM) y la raíz del error cuadrático medio (RECM) para ver la correspondencia de las mediciones entre sí, tomando como el valor real la medición que se determinó físicamente y el valor obtenido el medido por la técnica de procesamiento digital de imágenes implementada. En las Ecuaciones (2) y (3) se presenta la forma en que se obtuvo este proceso:

$$ECM = \frac{1}{N} \sum_j^N (M_j - P_j)^2 \quad (2)$$

$$RECM = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_j^N (M_j - P_j)^2} \quad (3)$$

Donde N es el número de datos; j valor inicial de los datos; M<sub>j</sub> valor obtenido de la técnica de visión artificial y P<sub>j</sub> es el valor observado físicamente, tomado mediante la regla milimétrica del modelo experimental.

## Resultados y Discusión

Los niveles de flujo detectados por el algoritmo bajo la técnica de visión artificial se presentan en la Figura 4, mostrándose los valores obtenidos para cinco pruebas solamente. La línea en color rojo describe como el algoritmo identifica la superficie del fluido en el fotograma de video, calculándose de forma semiautomática el resultado cuando se compara con la regla milimétrica de referencia. La línea en color verde son los puntos de referencia incorporados en el código para obtener los valores. Así mismo, se observa en la Figura 4 que, a pesar del caudal constante (flujo permanente) en un instante de tiempo en el modelo experimental (mientras se realizaba la toma del vídeo para esa prueba), la superficie libre del agua muestra fluctuaciones que son causadas por la tensión superficial y los efectos de las paredes del canal y la regleta de medición. Estas fluctuaciones son identificadas por el algoritmo generando errores en la medición del nivel, aunque son mínimos. Por otra parte, la Figura 4 permite conocer que los dos métodos de medición (físicamente y por procesamiento digital de imágenes) pueden presentar algunas particularidades, las cuales se suelen tomar como errores perturbadores a la hora de medir, un ejemplo es el error de paralelismo cuando se esté observando el nivel del agua en una vía. Sin embargo, el sistema de procesamiento digital de imágenes mejoraría su rendimiento en torno a la exactitud del valor calculado, dado que la cámara estará fija en una localización de referencia.

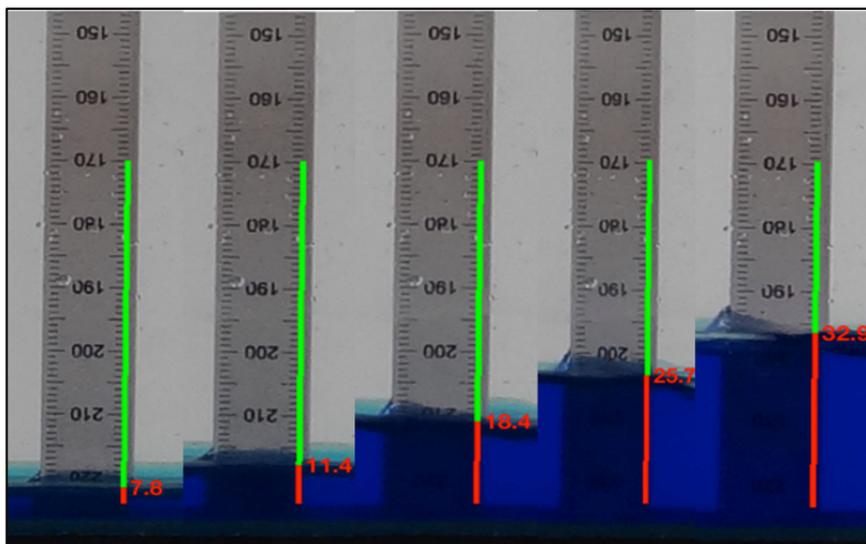


Figura 4. Niveles de flujo detectados por la técnica de visión artificial

En términos de precisión, los valores del error cuadrático medio (ECM) y la raíz del error cuadrático medio (RECM) entre las medidas tomadas físicamente y la técnica de visión artificial fueron de 0.14 mm y 0.38 mm respectivamente, lo que evidencia diferencias menores entre los resultados obtenidos de los dos métodos de medición. El coeficiente de determinación ( $R^2$ ) dio un valor muy alto ( $R^2 = 0.9996$ ) para el ajuste de los resultados mediante una regresión lineal, como se muestra en la Figura 5. Así mismo, se calcularon las barras de error positivas y negativas (SEM\_Positivo y SEM\_Negativo) generadas por la dispersión entre el método de medición físicamente y el de visión artificial, determinándose a partir del error típico de la media (SEM), cuyo valor fue de 1.66, el cual permite conocer el buen ajuste de los datos y la precisión de la técnica de visión implementada, ya que se obtuvo un valor pequeño de este. Es importante mencionar, que un factor generador de diferencias entre los métodos usados, se debe a que la regla milimétrica cuenta con medidas que son múltiplos de 1 mm mientras que el sistema de visión mejora la obtención de los valores, tomando mayor cantidad de números decimales, aumentando la precisión de la determinación del nivel de flujo de agua en el canal.

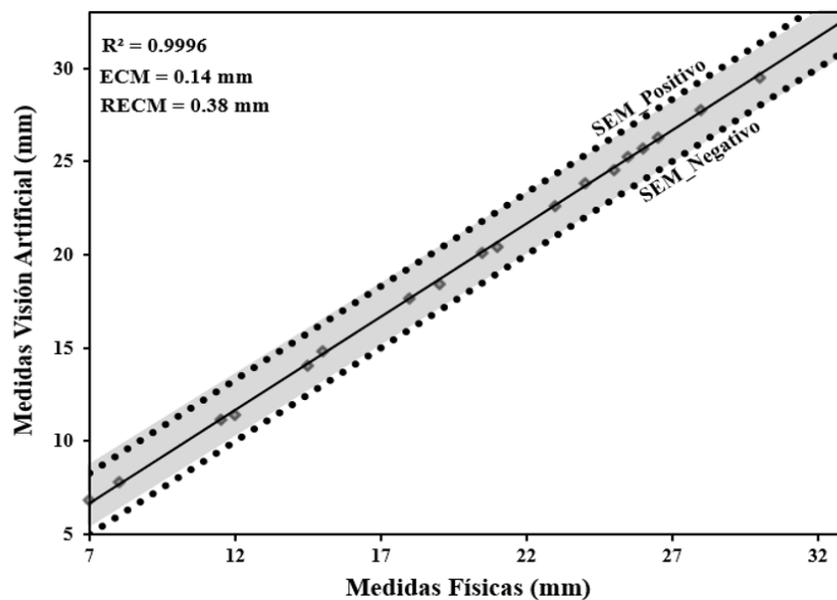


Figura 5. Comparación entre las medidas físicas y medidas de visión artificial obtenidas

En la Tabla I se presentan los valores numéricos de las mediciones realizadas por ambos métodos, destacando que la diferencia promedio entre los dos sistemas medición para todas las pruebas fue de 0.348 mm. Las variaciones de los resultados obtenidos dependen en gran parte que, la medición manual se realiza con una regla milimétrica con medidas dadas por números enteros múltiplos de 1 mm, generando una diferencia en cada una de las mediciones al momento de compararlas con la técnica propuesta en el presente estudio. De igual forma, se puede observar que las diferencias que se presentaron no supera 1 mm, obteniendo una diferencia mínima de 0.1 y una máxima de 0.6 mm, lo cual permite compartir la eficiencia al utilizar este tipo de técnicas de procesamiento digital de imágenes para la medición de la profundidad del flujo. Por otra parte, refleja la utilidad y precisión que presentaría la técnica al usarla en un caso real para la obtención de la altura del agua en una inundación urbana por su rapidez y simplicidad.

Otro factor positivo del sistema desarrollado es la velocidad con la cual se puede inferir las mediciones. Esto dependerá de las imágenes ingresadas al algoritmo, las cuales suelen presentar un formato de 24 a 30 fotogramas por segundo. Esto permitirá no solo detectar el nivel del fluido, sino que puede extender el estudio para realizar estimaciones de la forma que adopta el fluido ante diferentes estructuras hidráulicas. Por ejemplo, analizar formas del fluido y su comportamiento ante compuertas, vertederos u obstáculos que estén sobre la superficie. Finalmente, la técnica de visión artificial propuesta en la investigación en conjunto con equipos de buena resolución, permitirá obtener una mejor comprensión del comportamiento general de los flujos de escorrentía sobre las vías de una ciudad, ayudando a mejorar la toma de datos para la calibración de modelos que redunde en beneficios para la reducción del peligro en personas, protegiendo la infraestructura existente y las vidas humanas

Tabla I. Principales resultados obtenidos de las pruebas de laboratorio.

Prueba	Medida Física (manualmente) (mm)	Medida visión artificial (mm)	Diferencia (mm)
1	8	7.8	0.2
2	12	11.4	0.6
3	19	18.4	0.6
4	26	25.7	0.3
5	33	32.9	0.1
6	25	24.54	0.46
7	7	6.83	0.17
8	18	17.64	0.36
9	11.5	11.16	0.34
10	15	14.83	0.17
11	20.5	20.07	0.43
12	23	22.58	0.42
13	25.5	25.21	0.29
14	30	29.48	0.52
15	28	27.74	0.26
16	14.5	14.07	0.43
17	24	23.83	0.17
18	26.5	26.25	0.25
19	21	20.44	0.56

## Conclusiones

La técnica presentada en esta investigación es un método de medición no invasivo y económico que, a diferencia de otros existentes, no genera perturbaciones en el flujo y por lo tanto resulta muy útil para flujos con profundidades pequeñas y altas velocidades, los cuales son concurrentes en las vías de ciudades con grandes pendientes, donde se presentarían dificultades al utilizar otro instrumento de medición para la toma de información en campo, además, de ser más engorrosos, invasivos y que requieren mayor atención para registrar los niveles de flujo.

La técnica de visión artificial demostró ser exitosa para la medición en flujos uniformes. La comparación de los datos medidos de forma manual (físicamente) y los valores de profundidad de flujo logrados mediante la técnica, evidenció su buen rendimiento para las distintas pruebas realizadas en el modelo experimental, destacándose por su bajo porcentaje de error en cada medición, con valores del ECM y RECM de 0.14 mm

y 0.38 mm respectivamente, y un error típico de la media de 1.66, el cual permitió ver el buen ajuste y la precisión de la técnica implementada.

El avance propuesto para el análisis de imágenes o fotogramas de vídeo permitirá obtener de forma precisa los datos de la profundidad del flujo de escorrentía en un evento de lluvia presentado en un ambiente urbano, donde posteriormente se utilizarán en la calibración de modelos, lo cual se convertiría en una técnica muy recomendada para la obtención de información primaria de datos de entrada en procesos de validación de modelos computacionales en zonas con escasos de datos, donde es tan difícil medir los valores de la profundidad de inundación cuando se presenta el evento.

La limitación de la técnica presentada es la amplitud de las fluctuaciones del flujo, ya que requiere un acceso visual a un área mayor donde se producen estas. Por lo tanto, las fluctuaciones superiores a un metro aparentemente no serán prácticas para el funcionamiento normal en la toma de datos de campo para la calibración de un modelo computacional. Así mismo, es estrictamente necesario ampliar la investigación a la toma de información en campo para diferentes cuerpos de agua bajo condiciones normales en una vía, es decir, condiciones atmosféricas de viento, lluvia y tráfico de vehículos que pueden generar perturbaciones en la medición.

## Referencias

- [1] U. C. Nkwunonwo, M. Whitworth y B. Baily, “A review of the current status of flood modelling for urban flood risk management in the developing countries”, *Scientific Afr.*, vol. 7, e00269, 2020. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2020.e00269>
- [2] R. Berndtsson, P. Becker, A. Persson, H. Aspegren, S. Haghigatafshar, K. Jönsson, R. Larsson, S. Mobini, M. Mottaghi, J. Nilsson, J. Nordström, P. Pilesjö, M. Scholz, C. Sternudd, J. Sörensen y K. Tussupova. “Drivers of changing urban flood risk: A framework for action”, *Journal of Environmental Management*, vol. 240, pp. 47-56, 2019. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.03.094>
- [3] C. Bonilla-Granados, A. Sánchez-Delgado y D. Sanchez-Tapiero. “Diseño de techos verdes y jardines verticales como sistemas urbanos de drenaje sostenible en edificaciones”, *Respuestas*, vol. 26, no. 3, pp.6-19, 2021. Doi: <https://doi.org/10.22463/0122820X.3206>
- [4] Y. Bai, N. Zhao, R. Zhang y X Zeng. “Storm Water Management of Low Impact Development in Urban Areas Based on SWMM”, *Water*, vol. 11, no. 33, pp. 1–16, 2019. Doi: <https://doi.org/10.3390/w11010033>
- [5] E. D. Cubides y G. E. Santos. “Control de escorrentías urbanas mediante sistemas urbanos de drenaje sostenible (SUDS): Pozos/Zanjas de infiltración”, *Entre Ciencia e Ingeniería*, vol. 12, no. 24, pp. 32-42, 2017. Doi: <https://doi.org/10.31908/19098367.3813>
- [6] Organización Meteorológica Mundial (OMM). “Mortalidad y pérdidas económicas debidas a fenómenos meteorológicos, climáticos e hidrológicos extremos (1970–2019)”, Ginebra, Suiza, 2021. Disponible en: [https://library.wmo.int/?lvl=notice\\_display&id=22011#.Y3YVmnbMLIU](https://library.wmo.int/?lvl=notice_display&id=22011#.Y3YVmnbMLIU)

- [7] J. Sörensen y S. Mobini. “Pluvial, urban flood mechanisms and characteristics – Assessment based on insurance claims”, *Journal of Hydrology*, vol. 555, no. 207, pp. 51–67, 2017. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhidrol.2017.09.039>.
- [8] G. Musolino, R. Ahmadian y R. A. Falconer. “Comparison of flood hazard assessment criteria for pedestrians with a refined mechanics-based method”, *Journal of Hydrology*, vol. 9, no. 100067, pp. 1-13, 2020. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.hydroa.2020.100067>
- [9] X. Wang, G. Kinsland, D. Poudel y A. Fenech. “Urban flood prediction under heavy precipitation”, *J. Hydrol.*, vol. 577, no. 123984, pp. 1-21, 2019. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.123984>
- [10] J. Naves, J. Anta, J. Puertas, M. Regueiro-Picallo y J. Suárez, “Using a 2D shallow water model to assess Large-Scale Particle Image Velocimetry (LSPIV) and Structure from Motion (SfM) techniques in a street-scale urban drainage physical model”, *J. Hydrol.*, vol. 575, pp. 54–65, 2019. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.05.003>
- [11] V. Bellos, I. M. Kourtis, A. Moreno-Rodenas y V. A Tsihrintzis. “Quantifying Roughness Coefficient Uncertainty in Urban Flooding Simulations through a Simplified Methodology”, *Water*, vol. 9, no. 944, pp. 1–12, 2017. Doi: <https://doi.org/10.3390/w9120944>
- [12] L. Vargas-Garay, O. Torres-Goyeneche y G. Carrillo-Soto. “Evaluation of SCS - unit hydrograph model to estimate peak flows in watersheds of Norte de Santander”, *Respuestas*, vol. 24, no. 1, pp. 6-16, 2019. Doi: <https://doi.org/10.22463/0122820X.1743>
- [13] B. Dong, J. Xia, M. Zhou, Q. Li, R. Ahmadian y R. A. Falconer. “Integrated modeling of 2D urban surface and 1D sewer hydrodynamic processes and flood risk assessment of people and vehicles”, *Sci. Total Environ.*, vol. 827, pp. 1-13, 2022. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.154098>
- [14] L. Salvan, M. Abily, P. Gourbesville y J. Schoorens. “Drainage System and Detailed Urban Topography: Towards Operational 1D-2D Modelling for Stormwater Management”, *Procedia Eng.*, vol. 154, pp. 890–897, 2016. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2016.07.469>.
- [15] C. Mikovits, W. Rauch y M. Kleidorfer. “Importance of scenario analysis in urban development for urban water infrastructure planning and management”, *Computers, Environ. Urban Syst.*, vol. 68, pp. 9–16, 2018. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2017.09.006>.
- [16] Y. Hong, C. Bonhomme, M.-H. Le y G. Chebbo, “A new approach of monitoring and physically-based modelling to investigate urban wash-off process on a road catchment near Paris”, *Water Res.*, vol. 102, no 2016, pp. 96–108, 2016. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.watres.2016.06.027>
- [17] J. A. Rojas. “Análisis de incertidumbre y esquemas de calibración de un modelo conceptual de drenaje urbano en un ambiente de escasez de recursos”, *Tesis M.S*, Dep. Ing. Civil y Ambiental, Fac. Ing., Univ. de los Andes, Bogotá. 2011. Disponible: <http://hdl.handle.net/1992/11559>

- [18] F. Tauro, R. Piscopia y S. Grimaldi. “PTV-Stream: A simplified particle tracking velocimetry framework for stream surface flow monitoring”, *CATENA*, vol. 172, pp. 378–386, 2019. Doi: <http://doi.org/10.1016/j.catena.2018.09.009>.
- [19] P. Allamano, A. Croci y F. Laio. “Toward the camera rain gauge”. *Water Resources Res.*, vol. 51, pp. 1744 – 1757, 2015. Doi: <http://10.1002/2014WR016298>.
- [20] J.R.C.B. Abrantes, R.B. Moruzzi, A. Silveira y J.L.M.P. de Lima. “Comparison of thermal, salt and dye tracing to estimate shallow flow velocities: Novel triple-tracer approach”. *J. Hydrol.*, vol. 557, pp. 362-377, 2018. Doi: <http://10.1016/j.jhydrol.2017.12.048>.
- [21] R. Ludovisi, F. Tauro, R. Salvati, S. Khoury, G. Scarascia Mugnozza y A. Harfouche. “UAV-based thermal imaging for high-throughput field phenotyping of black poplar response to drought”, *Front. Plant Sci.*, vol. 8, 2017. Doi: <http://doi.org/10.3389/fpls.2017.01681>.
- [22] J. M. G. P. Isidoro, R. Martins, R. F. Carvalho y J. L. M. P. de Lima, “A high-frequency low-cost technique for measuring small-scale water level fluctuations using computer vision”, *Measurement*, vol. 180, pp. 109477, 2021. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109477>
- [23] J. Kim, Y. Han y H. Hahn, “Embedded implementation of image-based water-level measurement system”, *IET Comput. Vision*, vol. 5, no 2, pp. 125-133, 2011. Doi: <https://doi.org/10.1049/iet-cvi.2009.0144>
- [24] M. N. A. Beg et al., “A comparative study of manhole hydraulics using stereoscopic PIV and different RANS models”, *Water Sci. Technol.*, vol. 2017, no. 1, pp. 87–98, 2018. Doi: <https://doi.org/10.2166/wst.2018.089>
- [25] D. Duda, J. Bém, V. Yanovych, P. Pavlíček y V. Uruba, “Secondary flow of second kind in a short channel observed by PIV”, *Eur. J. Mechanics - B/Fluids*, vol. 79, pp. 444–453, 2020. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.euromechflu.2019.10.005>
- [26] N. F. Guillén, A. Patalano, C. M. García y J. C. Bertoni, “Use of LSPIV in assessing urban flash flood vulnerability”, *Nat. Hazards*, vol. 87, pp. 383–394, 2017. Doi: <https://doi.org/10.1007/s11069-017-2768-8>
- [27] R. Martins, M. Rubinato, G. Kesserwani, J. Leandro, S. Djordjević y J. D. Shucksmith, “On the Characteristics of Velocities Fields in the Vicinity of Manhole Inlet Grates During Flood Events”, *Water Resour. Res.*, vol. 54, n.º 9, pp. 6408–6422, 2018. Doi: <https://doi.org/10.1029/2018wr022782>
- [28] J. P. Leitão, S. Peña-Haro, B. Lüthi, A. Scheidegger y M. Moy de Vitry, “Urban overland runoff velocity measurement with consumer-grade surveillance cameras and surface structure image velocimetry”, *J. Hydrol.*, vol. 565, pp. 791–804, 2018. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.09.001>
- [29] Y. Hualong, Z. Leihong y Z. Dawei, “Non-imaging target recognition algorithm based on projection

matrix and image Euclidean distance by computational ghost imaging”, *Opt. & Laser Technol.*, vol. 137, pp. 106779, 2021. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2020.106779>

- [30] T. Arslan, “A Weighted Euclidean Distance based TOPSIS Method for Modeling Public Subjective Judgments”, *Asia-Pacific J. Oper. Res.*, vol. 34, no 03, pp. 1750004, 2017. Doi: <https://doi.org/10.1142/s021759591750004x>