

Sistema para la determinación de riesgos relacionados a desastres ambientales relacionados con el agua para Ciudades Inteligentes

Lugani, Carlos Fabián; Parrotti, María Virginia

Universidad Nacional de Río Negro, Sede Atlántica
Laboratorio de Informática Aplicada
{clugani, mvparrotti}@unrn.edu.ar

Resumen. Los desastres relacionados con el agua representan una de las amenazas más críticas para los entornos urbanos en general y por ende para las Ciudades Inteligentes en el contexto del cambio climático global. Este trabajo presenta un sistema conceptual y técnico para la determinación de riesgos relacionados con desastres ambientales hidrológicos orientado a las Ciudades Inteligentes. El sistema que se propone diseñar permite definir una clasificación de Ciudades Inteligentes según su nivel de exposición y vulnerabilidad climática, combinando variables geofísicas, hidrológicas, socio demográficas y de infraestructura. Se describe como solución la creación de un modelo conceptual multidimensional que utilice una arquitectura técnica basada en sensores IoT, Big Data e Inteligencia Artificial, y resultados empíricos preliminares obtenidos mediante evaluaciones utilizando prototipos. El objetivo final es proporcionar una herramienta de apoyo a la toma de decisiones para la gestión del riesgo urbano, permitiendo identificar los puntos de mayor vulnerabilidad y priorizar intervenciones preventivas. Este trabajo se realiza sobre una serie de esquemas o sistemas informáticos para enfrentar el Cambio Climático y mejorar la Sostenibilidad en Ciudades Inteligentes, dando las premisas para continuar con el desarrollo de capacidades.

Palabras clave: cambio climático, desastres hidrológicos, ciudades inteligentes, análisis de riesgo, toma de decisiones

System for determining risks related to water-related environmental disasters for Smart Cities

Abstract. Water-related disasters represent one of the most critical threats to urban environments in general, and therefore to Smart Cities in the context of global climate change. This paper presents a conceptual and technical system for determining risks related to hydrological environmental disasters in Smart Cities. The proposed system allows for the classification of Smart Cities according to their level of exposure and climate vulnerability, combining geophysical, hydrological, socio-demographic, and infrastructure variables. The solution described is the creation of a multidimensional conceptual model that uses a

technical architecture based on IoT sensors, Big Data, and Artificial Intelligence, along with preliminary empirical results obtained through prototype evaluations. The ultimate goal is to provide a decision-support tool for urban risk management, enabling the identification of the most vulnerable points and the prioritization of preventive interventions. This work builds upon a series of schemes or computer systems designed to address climate change and improve sustainability in Smart Cities, providing the foundation for continued capacity building.

Keywords: climate change, hydrological disasters, smart cities, risk analysis, decision making

1 Introducción

El cambio climático global está intensificando la frecuencia y severidad de los eventos hidrológicos extremos, poniendo en riesgo a crecientes proporciones de la población urbana mundial. Inundaciones repentinas, crecidas de ríos, deslizamientos de tierra inducidos por lluvias, tormentas costeras y sequías prolongadas afectan hoy a ciudades en todos los continentes, con consecuencias económicas, sociales y humanitarias de enorme magnitud.

Según datos del Centro de Investigación sobre la Epidemiología de los Desastres (CRED) con sede en la Universidad Católica de Lovaina (Bélgica) que desde 1973 estudia el impacto sanitario y socioeconómico de desastres y conflictos, los fenómenos hidrológicos representaron el 50% de todos los desastres naturales registrados entre 2000 y 2023, y fueron responsables del 45% de las muertes globales atribuibles a fenómenos naturales en ese período (Tellman et al 2021). Ante esta realidad, la gestión preventiva del riesgo urbano se convierte en una prioridad estratégica para los gobiernos locales.

En este contexto, el desarrollo de capacidades en las Ciudades Inteligentes (Smart Cities) ofrece un marco tecnológico y organizacional que ayuda a la adopción de sistemas como los que se plantean en este trabajo. La integración de redes de sensores IoT, plataformas de datos en tiempo real, modelos de Inteligencia Artificial y sistemas de información geográfica (SIG) permite nuevas capacidades para monitorear condiciones climáticas e hidrológicas, predecir eventos extremos y coordinar respuestas de emergencia. Sin embargo, la adopción de este conjunto de tecnologías y herramientas que se enumeran para la gestión del riesgo hidrológico no está establecida y se encuentran casos parciales de utilización.

La vulnerabilidad urbana ante inundaciones no es solo una función de la exposición a que ocurran ciertos desastres, sino también del grado de preparación institucional, la calidad de la infraestructura de drenaje y la capacidad de respuesta comunitaria (Rentschler et al 2022). Esta dimensión multifactorial exige sistemas de evaluación que integren variables heterogéneas y permitan comparaciones sistemáticas entre ciudades de distintas regiones del mundo.

El presente trabajo propone un sistema para la determinación de riesgos relacionados con desastres ambientales hidrológicos, diseñado específicamente para entornos

urbanos que quieran alcanzar capacidades de Ciudad Inteligente. El sistema incluye: (a) un modelo de clasificación mundial de ciudades según su nivel de exposición y vulnerabilidad hidroclimática; (b) una propuesta de arquitectura técnica para la recolección, procesamiento y visualización de datos sobre riesgos; y (c) una propuesta de indicadores compuestos para apoyar la toma de decisiones en materia de gestión del riesgo.

Este trabajo se organiza de la siguiente manera: la Sección 2 presenta el análisis de trabajos relacionados; la Sección 3 describe los principios del sistema propuesto, incluyendo el marco metodológico, el modelo conceptual propuesto y la arquitectura técnica del sistema; la Sección 4 informa sobre los resultados empíricos, así como los prototipos o evaluaciones preliminares; y finalmente la Sección 5 presenta una breve conclusión.

2 Análisis de trabajos relacionados

La evaluación del riesgo hidrológico urbano ha sido abordada desde múltiples perspectivas. Los enfoques más recientes convergen en la necesidad de integrar datos de diversas fuentes y escalas para producir evaluaciones más completas y sobre las cuales se puedan planificar acciones.

2.1 Sistemas de evaluación de vulnerabilidad hidroclimática

- Tellman et al. (2021) desarrollaron el primer conjunto de datos global de extensiones de inundaciones observadas con satélite para el período 2000-2018, identificando que entre 255 y 290 millones de personas residen en áreas que experimentaron inundaciones directas en dicho período. Su trabajo proporciona una línea de base fundamental para sistemas de clasificación del riesgo urbano basados en observación terrestre y satelital.
- Rentschler et al. (2022) analizaron la exposición de poblaciones urbanas a múltiples peligros climáticos, concluyendo que el 89% de las personas están expuestas por lo menos a tres peligros naturales simultáneos y residen en países de ingresos bajos o medio-bajos, lo que evidencia la dimensión social y económica de la vulnerabilidad ante desastres hidrológicos.
- Fan et al. (2023) propusieron un marco de evaluación integrada de la vulnerabilidad urbana a inundaciones que combina índices de exposición, sensibilidad y capacidad adaptativa a nivel de manzana urbana, aplicado en 50 ciudades chinas. Este enfoque multidimensional se ha tomado como referencia para el desarrollo del modelo conceptual propuesto en el presente trabajo.
- Hallegatte et al. (2023) estimaron que los costos directos globales de las inundaciones urbanas alcanzarán entre 1 y 12 billones de dólares anuales hacia 2050 bajo escenarios de alto crecimiento urbano sin medidas de adaptación, prestando especial atención sobre la urgencia de desarrollar sistemas predictivos de gestión del riesgo.

Sobre la base de lo analizado en las publicaciones mencionadas y teniendo en cuenta la línea de investigación de los autores, se propone el enfoque y sistema desarrollados en el presente trabajo.

2.2 Ciudades Inteligentes y gestión del riesgo hidrológico

- Bibri et al. (2022) revisaron sistemáticamente la literatura sobre Smart Cities y el cambio climático, identificando que menos del 30% de los proyectos de Ciudades Inteligentes documentados incorporan módulos específicos de gestión del riesgo hidrológico que utilizan sensores IoT y plataformas de Big Data.
- Yin et al. (2021) desarrollaron un sistema de alerta temprana de inundaciones basado en redes de sensores IoT y modelos de aprendizaje automático para la ciudad de Wuhan, logrando tiempos de anticipación de 3 a 6 horas con una precisión superior al 85% en escenarios de validación. Su arquitectura técnica constituye un antecedente directo para el diseño del sistema propuesto en este trabajo.
- Leal Filho et al. (2021) analizaron las capacidades de adaptación climática de 100 ciudades Latinoamericanas, encontrando que solo el 23% contaba con sistemas de monitoreo hidrológico en tiempo real y que la falta de interoperabilidad entre plataformas de datos era la principal barrera tecnológica identificada por los gestores urbanos. Este hallazgo refuerza la necesidad de una arquitectura técnica estandarizada como la que se propone.
- Pham et al. (2022) propusieron un Índice Compuesto de Resiliencia Urbana ante Inundaciones (CFRI) validado en 35 ciudades del sudeste asiático, integrando 22 indicadores agrupados en dimensiones de infraestructura, ecología, sociedad e institucionalidad. Este “CFRI” ha sido parcialmente adoptado en el modelo propuesto de clasificación.

3 Principios del sistema propuesto

El diseño del sistema de información consta del siguiente marco metodológico y propone un modelo conceptual y una arquitectura.

3.1 Marco metodológico

El sistema propuesto adopta un enfoque metodológico mixto, combinando métodos cuantitativos de análisis geoespacial y estadístico con métodos cualitativos de revisión experta y evaluación participativa. El marco metodológico se organiza en cinco etapas:

3.1.1 Revisión sistemática y definición de variables

Se realizó una revisión sistemática de la literatura científica y técnica sobre evaluación del riesgo hidrológico urbano, gestión de desastres naturales y Ciudades Inteligentes. La búsqueda se estableció en publicaciones de los últimos cinco años (2020 a 2025) indexadas en Scopus, Web of Science y Google Scholar (Google Académico). A partir de esta revisión se definió el universo de variables a considerar en el modelo, organizado en cuatro dimensiones: (i) exposición geofísica, (ii) vulnerabilidad social y de infraestructura, (iii) capacidad adaptativa institucional y (iv) conectividad e infraestructura tecnológica.

La metodología de revisión sistemática siguió el protocolo PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), ampliamente adoptado

en estudios de evaluación de riesgo ambiental, incorporando criterios de inclusión y exclusión definidos explícitamente. (Page et al. 2021).

3.1.2 Construcción del índice compuesto de vulnerabilidad

Se desarrolló un Índice compuesto de vulnerabilidad hidroclimática urbana (en adelante referido como ICVHU) mediante análisis factorial y normalización de 28 indicadores seleccionados que se mencionan en la Tabla A. El ICVHU integra indicadores agrupados en las cuatro dimensiones (exposición geofísica, vulnerabilidad social y de infraestructura, capacidad adaptativa institucional y conectividad e infraestructura tecnológica), ponderados mediante un proceso de consulta con expertos basado en el método Delphi. El índice produce un valor entre 0 (mínima vulnerabilidad) y 100 (máxima vulnerabilidad) para cada ciudad a analizar.

La metodología de ponderación por Delphi ha demostrado ser robusta para la construcción de índices de vulnerabilidad climática urbana cuando se cuenta con un panel de expertos heterogéneo en términos disciplinares y geográficos, permitiendo reducir sesgos de selección en la asignación de pesos de acuerdo a Cardona et al. (2022).

Se tuvo en cuenta para la construcción de este índice los siguientes indicadores:

Dimensión		Indicador
1	Exposición geofísica	Elevación topográfica media (msnm)
2		Distancia media a cuerpos de agua superficial (km)
3		Porcentaje de superficie en planicie de inundación (%)
4		Pendiente media del terreno (%)
5		Recurrencia histórica de inundaciones (eventos/década)
6		Precipitación máxima en 24h (percentil 95, mm)
7		Índice de variabilidad pluviométrica interanual (CV)
8	Vulnerabilidad social y de infraestructura	Densidad poblacional en áreas de riesgo (hab/km ²)
9		Porcentaje de población en asentamientos informales (%)
10		Cobertura de red de drenaje pluvial (% área urbana)
11		Antigüedad promedio de la infraestructura de drenaje (años)
12		Índice de pobreza multidimensional (IPM)

	Dimensión	Indicador
13		Porcentaje de viviendas en materiales precarios (%)
14		Acceso a agua potable y saneamiento básico (%)
15		Estado general de infraestructura vial en zonas críticas (escala 1-5)
16	Capacidad adaptativa institucional	Existencia y vigencia de plan de gestión del riesgo (binario/score)
17		Cobertura de sistema de alerta temprana hidrológica (% área)
18		Presupuesto municipal asignado a emergencias climáticas (% presupuesto total)
19		Número de simulacros de evacuación realizados (últimos 3 años)
20		Grado de articulación interinstitucional en gestión del riesgo (escala 1-5)
21		Existencia de mapas de riesgo de inundación actualizados (binario)
22		Capacidad de respuesta de servicios de emergencia (tiempo medio de respuesta (min))
23	Conectividad infraestructura tecnológica	Densidad de red de sensores hidrológicos IoT (nodos/km²)
24		Cobertura de conectividad 4G/5G en zonas de riesgo (%)
25		Disponibilidad de plataforma de datos abiertos municipales (binario/score)
26		Capacidad de procesamiento en nube (GB almacenamiento activo)
27		Índice de madurez digital de la administración municipal (escala 1-5)
28		Integración con plataformas nacionales de gestión del riesgo (binario)

Tabla A. Indicadores del ICVHU organizados por dimensión.

3.1.3 Clasificación de ciudades

A partir del ICVHU, se calcularon los valores para una muestra de 50 ciudades con población superior a 500.000 habitantes con el objetivo de identificar grupos de ciudades con perfiles de vulnerabilidad similares. La clasificación resultante definió cinco categorías: Vulnerabilidad Crítica, Alta, Media, Moderada y Baja, con descriptores cualitativos y cuantitativos para cada nivel. Como primera medida, es

importante establecer una clasificación ya sea para comparar dónde se encuentran en esa escala las diferentes ciudades como para priorizar a las ciudades que sean más vulnerables y, por lo tanto, asignar recursos para mitigar situaciones de desastres con mayor impacto.

3.1.4 Diseño del sistema de monitoreo y alerta

La arquitectura técnica del sistema fue diseñada siguiendo principios de interoperabilidad, escalabilidad y apertura de datos. Se adoptó el modelo de referencia ISO/IEC 30141 para Internet of Things y el estándar OGC SensorThings API para la gestión de datos de sensores. El sistema integra fuentes de datos heterogéneas incluyendo estaciones meteorológicas e hidrológicas, sensores IoT distribuidos, datos satelitales y datos socioeconómicos de organismos estadísticos nacionales e internacionales.

Zanetti et al. (2022) demostraron que la integración de datos de sensores IoT con modelos numéricos hidrológicos permite reducir la incertidumbre en predicciones de crecidas urbanas en un 34% respecto a modelos que utilizan únicamente datos de estaciones fijas convencionales.

3.1.5 Validación y prototipado

El sistema fue validado mediante la aplicación de un prototipo funcional en tres ciudades piloto seleccionadas según criterios de representatividad regional, disponibilidad de datos y colaboración institucional. Se debe mencionar que la disponibilidad de datos para su consulta es un factor importante para haber seleccionado a estas 3 ciudades y no es común encontrar información disponible a pesar de publicitar que si existe. Las tres ciudades seleccionadas se presentan a continuación:

Ciudad	País	Criterio de selección	ICVHU	Categoría
Rosario	Argentina	Representatividad regional (Cono Sur). Ciudad con alta densidad urbana sobre llanura aluvial del río Paraná, con historial de inundaciones significativas, infraestructura tecnológica municipal avanzada y colaboración institucional preexistente con la Universidad Nacional de Rosario.	67,4	Alta
Santa Cruz de la Sierra	Bolivia	Representatividad región andina-tropical. Ciudad de rápido crecimiento urbano, alta proporción de asentamientos informales en zonas inundables, disponibilidad limitada de datos (escenario desafiante), y colaboración con la Gobernación de Santa Cruz para acceso a datos hidrológicos.	81,2	Crítica
Montevideo	Uruguay	Referencia de buenas prácticas institucionales. Ciudad con sólida capacidad adaptativa institucional, sistemas de monitoreo existentes y disponibilidad de datos históricos completos, útil como caso de referencia para calibración del ICVHU.	39,8	Moderada

Tabla B. Ciudades piloto seleccionadas para la validación y prototipado.

3.2 Modelo conceptual propuesto

El modelo conceptual del sistema se organiza en torno a tres componentes centrales: el Módulo de evaluación de vulnerabilidad (MEV), el Módulo de clasificación y comparación de ciudades (MCCC), y el Módulo de soporte a la decisión (MSD). En la Figura 1 se presenta la relación entre estos componentes.

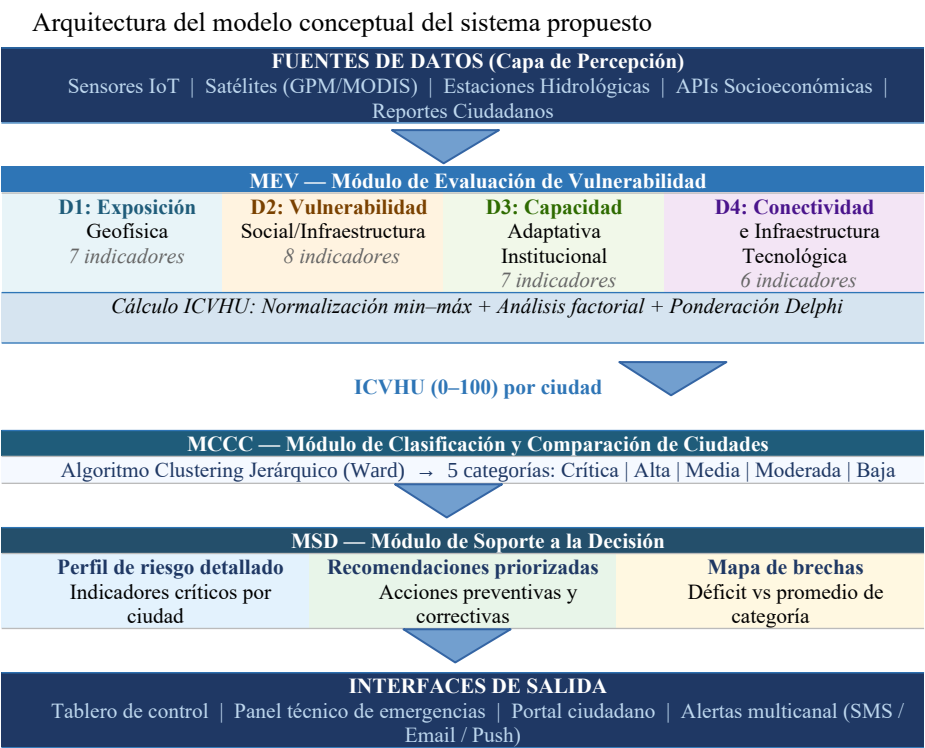


Figura 1. Modelo conceptual del sistema: componentes, flujos de datos e interfaces.

3.2.1 Módulo de evaluación de vulnerabilidad

El Módulo de evaluación de vulnerabilidad (en adelante referido como MEV) calcula el ICVHU para cada ciudad a partir de la integración de cuatro dimensiones de análisis:

- Exposición geofísica: incluye variables de elevación topográfica, proximidad a cuerpos de agua, pendiente del terreno, recurrencia histórica de inundaciones, nivel de precipitaciones extremas y variabilidad pluviométrica.
- Vulnerabilidad social y de infraestructura: incorpora densidad poblacional, porcentaje de población en asentamientos informales, cobertura y calidad de sistemas de drenaje, estado de la infraestructura vial y de servicios, e índices de pobreza multidimensional.

- Capacidad adaptativa institucional: considera la existencia y calidad de planes de gestión del riesgo, cobertura de sistemas de alerta temprana, presupuesto municipal, provincial o nacional asignado a emergencias climáticas, y grado de articulación entre organismos de gestión del riesgo.
- Conectividad e infraestructura tecnológica: contempla la cobertura de redes IoT y sensores hidrológicos, disponibilidad de plataformas de datos abiertos, capacidades de procesamiento en la nube y nivel de madurez digital de la administración municipal.

Zscheischler et al. (2020) demostraron que los eventos hidrológicos extremos rara vez ocurren como fenómenos aislados, sino como parte de eventos compuestos en los que varios factores de riesgo interactúan simultáneamente, lo que justifica el enfoque multidimensional adoptado en este modelo que busca medir la vulnerabilidad.

3.2.2 Módulo de clasificación y comparación de ciudades

El Módulo de clasificación y comparación de ciudades (en adelante referido como MCCC) toma como entrada los valores del ICVHU calculados por el MEV y aplica un algoritmo de clasificación para asignar a cada ciudad una de las cinco categorías de vulnerabilidad definidas. La Tabla C presenta los rangos y descriptores de cada categoría.

Categoría	Rango ICVHU	Descripción
Crítica	80–100	Ciudad con exposición extrema, infraestructura deficiente y mínima capacidad adaptativa. Requiere intervención prioritaria.
Alta	60–79	Ciudad con alta exposición o elevada vulnerabilidad social. Requiere planes de gestión del riesgo urgentes.
Media	40–59	Condiciones de riesgo moderado. Requiere fortalecimiento de capacidades y mejora de sistemas de monitoreo.
Moderada	20–39	Nivel de riesgo controlado. Infraestructura adecuada pero con brechas en cobertura tecnológica.
Baja	0–19	Ciudad con baja exposición, buena infraestructura y alta capacidad adaptativa.

Tabla C. Categorías de vulnerabilidad del sistema ICVHU.

Kulp & Strauss (2022) estimaron que, como consecuencia de un escenario de calentamiento de 2 grados centígrados (2 °C), aproximadamente 630 millones de personas vivirían en áreas por debajo del nivel de las mareas para el año 2100, siendo las ciudades costeras de Asia y América Latina las de mayor riesgo acumulado según sus proyecciones. Con la información mencionada, se definieron los límites del ICVHU.

3.2.3 Módulo de soporte a las decisiones

Este módulo traduce los resultados del MCCC en recomendaciones específicas para gestores urbanos y responsables de políticas públicas. Para cada categoría de vulnerabilidad, el módulo genera: (a) un perfil de riesgo detallado con los indicadores que más contribuyen a la vulnerabilidad de cada ciudad; (b) un conjunto de recomendaciones priorizadas de intervención; y (c) un mapa de brechas que identifica las dimensiones donde la ciudad presenta mayor déficit respecto al promedio de ciudades de su categoría.

Cutter et al. (2021) argumentan que la utilidad operacional de los sistemas de evaluación de riesgo depende en gran medida de su capacidad para traducir índices abstractos en acciones concretas y priorizadas, orientadas a los tomadores de decisión a nivel municipal y regional. El diseño del Módulo de soporte a las decisiones (en adelante referido como MSD) incorpora este principio.

3.3 Arquitectura técnica

La arquitectura técnica del sistema sigue un modelo de capas organizado en cuatro niveles funcionales: (1) Capa de Percepción, (2) Capa de Transmisión y Conectividad, (3) Capa de Procesamiento y Análisis, y (4) Capa de Visualización y Soporte a la Decisión.

3.3.1 Capa de Percepción

Esta capa integrará la red de sensores y fuentes de datos del sistema. Incluye: sensores hidrológicos distribuidos (pluviómetros, sondas de nivel de ríos y arroyos, sensores de humedad del suelo), estaciones meteorológicas automáticas, cámaras de vigilancia con visión computacional para detección de inundaciones, datos satelitales de precipitación (GPM, MODIS), así como fuentes de información provenientes de los ciudadanos como mensajes de redes sociales y plataformas donde los residentes de las ciudades puedan reportar incidentes.

Nguyen et al. (2021) demostraron la viabilidad de integrar datos de satélites de baja resolución con redes de sensores IoT de bajo costo para la estimación de precipitaciones en tiempo real en entornos urbanos de países en desarrollo, con un error cuadrático medio inferior al 12% respecto a estaciones de referencia. Esta arquitectura híbrida mencionada por los autores se adopta en el modelo propuesto en esta capa de percepción.

3.3.2 Capa de Transmisión y Conectividad

Los datos recopilados en la capa de percepción serán transmitidos a través de una infraestructura de comunicaciones que combina redes LoRaWAN para sensores de bajo consumo, conexiones 4G/5G para cámaras y dispositivos de mayor ancho de banda, y enlaces satelitales para áreas con cobertura insuficiente. Se adoptará el protocolo MQTT para la transmisión eficiente de datos de sensores.

3.3.3 Capa de Procesamiento y Análisis

El procesamiento de datos se realizará en una plataforma de nube privada con capacidades de procesamiento en tiempo real. Los componentes principales de esta

capa incluirán: un motor de datos en streaming, un sistema de almacenamiento de datos, módulos de procesamiento de series temporales hidrológicas, modelos numéricos hidrológicos, modelos de machine learning para predicción de inundaciones y un motor de cálculo para determinar el ICVHU.

Mosavi et al. (2022) realizaron una revisión sistemática sobre el uso de algoritmos de aprendizaje profundo para la predicción de inundaciones, concluyendo que los modelos LSTM (Long Short-Term Memory) superan consistentemente a los enfoques estadísticos tradicionales en la predicción de niveles de caudal con horizontes temporales de 6 a 72 horas. Por esta razón, el sistema propuesto incorporará modelos LSTM en su capa de procesamiento.

3.3.4 Capa de Visualización y Soporte a la Decisión

La capa de visualización ofrecerá interfaces diferenciadas según el perfil del usuario: un tablero de control para responsables políticos, un panel técnico para gestores de emergencias, y un portal para los residentes para la difusión de alertas e información preventiva. Todas las interfaces podrán ser accesibles vía Web y dispositivos móviles. El sistema incluirá un módulo de generación automática de alertas multicanal (SMS, email, notificaciones, integración con sistemas de alerta pública que se utilicen en cada ciudad).

Bachmann et al. (2022) evaluaron la efectividad de sistemas de alerta temprana basados en aplicaciones móviles para inundaciones urbanas en ciudades de África subsahariana, encontrando que la integración de mensajes de alerta personalizados según la ubicación del usuario aumentó la tasa de respuesta preventiva en un 67% respecto a alertas genéricas. Estos resultados fundamentan la propuesta de desarrollo de la interfaz ciudadana mencionada.

4 Resultados del sistema propuesto

4.1 Resultados empíricos

El sistema fue aplicado en una muestra de 50 ciudades latinoamericanas con población superior a 500.000 habitantes, utilizando datos disponibles en bases públicas internacionales (UN-Habitat, EM-DAT, World Bank Open Data, NASA Earth Data) y datos extraídos de artículos de investigación mencionados en este trabajo. Los resultados que se presentan en esta sección corresponden al cálculo del ICVHU para las ciudades de la muestra y a la clasificación resultante de aplicar la fórmula propuesta.

4.1.1 Distribución del ICVHU en la muestra

En la muestra de 50 ciudades latinoamericanas, la distribución del ICVHU presenta una media de 58,3 con un rango observado de 22,1 a 91,4. De las 50 ciudades, el 38% fueron clasificadas en la categoría de vulnerabilidad Alta o Crítica, concentradas principalmente en países de América Central, la región andina y la cuenca del Río de la Plata. Las ciudades con menores índices de vulnerabilidad se ubicaron predominantemente en la región sur de América del Sur, con mejores condiciones de infraestructura y capacidad institucional.

De acuerdo con un reporte de Naciones Unidas de 2023 (Global Humanitarian Overview – OCHA) se informa que el 80% de los desplazados internos por desastres naturales en América Latina entre 2018 y 2022 fueron consecuencia de eventos hidrológicos, lo que subraya la relevancia regional del sistema propuesto para la gestión preventiva.

4.1.2 Factores determinantes de la vulnerabilidad

El análisis de contribución por dimensiones reveló que la dimensión de infraestructura y vulnerabilidad social fue la de mayor peso en la determinación del ICVHU para las ciudades de categoría Crítica y Alta (contribución media del 41%), seguida por la dimensión de exposición geofísica (31%). En las ciudades de vulnerabilidad Media y Moderada, la dimensión de capacidad adaptativa institucional resultó el principal diferenciador, con ciudades de similar exposición geofísica pero distintos niveles de gestión institucional ubicándose en categorías diferentes.

Wahlstrom & Guha-Sapir (2023) analizaron la correlación entre índices de gobernanza urbana y mortalidad por desastres hidrológicos en una muestra de 180 ciudades globales, encontrando que ciudades con índices de gobernanza en el cuartil superior presentaban una mortalidad por inundación hasta cinco veces menor que ciudades con exposición geofísica similar pero menor calidad institucional. Estos resultados son consistentes con los presentados anteriormente.

4.1.3 Validación cruzada del ICVHU

La validación cruzada del ICVHU se realizó comparando las categorías asignadas por el sistema con registros históricos de impacto de inundaciones urbanas disponibles en la base de datos EM-DAT para el periodo 2015–2024. Se observó una concordancia del 78% entre la categoría de vulnerabilidad asignada y la severidad histórica de los eventos registrados, definida como el número de personas afectadas por unidad de población expuesta. Las mayores discrepancias se observaron en ciudades con historias recientes de inversión significativa en infraestructura de drenaje, lo que sugiere la necesidad de incorporar variables dinámicas de evolución de la capacidad adaptativa.

Ward et al. (2020) señalan que la validación de modelos de riesgo de inundación urbana requiere el uso de registros históricos de daños que capturen tanto la magnitud del evento como las características de la población expuesta, dado que el mismo evento físico puede tener impactos muy distintos según el nivel de preparación de la ciudad. Esta recomendación fue implementada en el proceso de validación del ICVHU.

4.2 Prototipos o evaluaciones preliminares

El desarrollo de prototipos funcionales constituye una etapa central del proyecto, orientada a verificar la viabilidad técnica del sistema y obtener retroalimentación de usuarios finales en contextos reales. Es de destacar que al tratarse de prototipos, deberían realizarse análisis exhaustivos para identificar mejoras en los esquemas propuestos en esta primera etapa luego de ser validados por responsables de respuesta a emergencias.

4.2.1 Prototipo A: Tablero de control de vulnerabilidad comparativa

Se desarrollará un prototipo de visualización que permita comparar el ICVHU de una Ciudad y sus dimensiones constitutivas pudiendo hacer comparaciones para un conjunto de ciudades que puedan seleccionarse de acuerdo con sus características de Ciudad Inteligente. El tablero de control deberá incluir mapas interactivos, gráficos por dimensión, series temporales de indicadores críticos así como funcionalidades de datos abiertos. El prototipo deberá ser evaluado por responsables de gestión de emergencias.

Dembski et al. (2020) identificaron que la usabilidad y la capacidad de generar narrativas de datos comprensibles para tomadores de decisión no técnicos son los factores más determinantes para la adopción de plataformas de datos urbanos en contextos de gestión de riesgos, superando en importancia a la sofisticación analítica de los modelos subyacentes. Esta perspectiva guiará el diseño del tablero de control del prototipo.

4.2.2 Prototipo B: Sistema de alerta temprana en ciudad piloto

Se propone implementar un prototipo de red de sensores hidrológicos IoT de bajo costo en una ciudad piloto de la región, integrando nodos de medición de nivel de agua y precipitaciones con la plataforma de procesamiento del sistema. Durante un período de evaluación de aproximadamente 6 meses, el sistema debería registrar posibles eventos de inundación.

Pereira Ramos et al. (2023) evaluaron sistemas de alerta temprana de inundaciones urbanas basados en IoT en ciudades brasileñas, concluyendo que la densidad de la red de sensores es el principal factor limitante de la precisión de las alertas en eventos convectivos localizados, sugiriendo una densidad mínima de un sensor por km² en áreas de alta vulnerabilidad. Esta recomendación se debe tener en cuenta para el diseño de la red a implementar como consecuencia de estos trabajos.

4.2.3 Evaluación de modelos predictivos

Se debería realizar una evaluación de los modelos predictivos y se presenta en esta sección una propuesta para su ejecución. Se pueden establecer tres enfoques de modelado predictivo para la anticipación de eventos de inundación: (a) Modelo estadístico basado en regresión logística con variables hidrológicas e indicadores de exposición; (b) Modelo de machine learning (Random Forest) con el mismo conjunto de variables; y (c) Modelo de aprendizaje profundo LSTM con series temporales de precipitación, niveles de caudal y datos de condiciones antecedentes del suelo.

Los resultados permitirán evaluar el desempeño de los tres modelos predictivos propuestos.

5 Conclusiones

Este trabajo presenta un sistema integral para la determinación de riesgos relacionados con desastres ambientales hidrológicos orientado a Ciudades Inteligentes, articulando un modelo conceptual multidimensional, una arquitectura técnica basada en IoT e inteligencia artificial, y resultados empíricos.

Los resultados empíricos confirman la relevancia del enfoque propuesto, ya que el 38% de las ciudades analizadas en la muestra latinoamericana presentan niveles de vulnerabilidad Alta o Crítica, con la dimensión de infraestructura y vulnerabilidad social como principal determinante. El ICVHU demostró una concordancia del 78% con registros históricos de impacto de inundaciones, lo que valida su pertinencia como herramienta de clasificación comparativa.

Como trabajo futuro, se propone:

- Ampliar la muestra de ciudades analizadas
- Incorporar variables dinámicas que capturen la evolución temporal de la capacidad adaptativa
- Desarrollar un módulo de simulación de escenarios de cambio climático para incluir otras proyecciones
- Mejorar el sistema propuesto e implementarlo en una ciudad específica
- Establecer acuerdos de colaboración con organismos municipales, provinciales y nacionales para la implementación del sistema en ciudades de la región Patagónica de Argentina
- Analizar incidentes ambientales ocurridos en los últimos años para mejorar el modelo
- Proponer la implementación de dispositivos IoT que comiencen a obtener datos para ser analizados y almacenados a disposición de la comunidad utilizando datos abiertos.

Referencias

- Tellman, B., Sullivan, J.A., Kuhn, C., Kettner, A.J., Doyle, C.S., Brakenridge, G.R., Erickson, T.A. & Slayback, D.A. (2021). Satellite imaging reveals increased proportion of population exposed to floods. *Nature*, 596, 80-86. <https://doi.org/10.1038/s41586-021-03695-w>
- Rentschler, J., Salhab, M. & Jafino, B.A. (2022). Flood exposure and poverty in 188 countries. *Nature Communications*, 13, 3527. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-30727-4>
- Fan, C., Tian, L., Zhou, L., Hou, D., Song, Y., Xia, X. & Li, J. (2023). Examining the impacts of urban form on social vulnerability in flood-prone areas: A multi-city comparative study. *Landscape and Urban Planning*, 234, 104712. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2023.104712>
- Hallegatte, S., Rentschler, J. & Rozenberg, J. (2023). Avoiding Sinking: Taking Action to Reduce Coastal and Riverine Flood Risk in Developing Countries. World Bank Group. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1995-1>
- Bibri, S.E., Krogstie, J. & Karrholm, M. (2022). Compact city planning and development: Emerging practices and strategies for achieving the goals of sustainability. *Developments in the Built Environment*, 4, 100021. <https://doi.org/10.1016/j.dibe.2020.100021>
- Yin, J., Ye, M., Yin, Z. & Xu, S. (2021). A review of advances in urban flood risk analysis over China. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 35, 1869-1891. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-02018-7>
- Leal Filho, W., et al. (2021). An assessment of the causes and consequences of climate change impacts in Latin America. *International Journal of Climate Change Strategies and Management*, 13(5), 594-618. <https://doi.org/10.1108/IJCCSM-06-2020-0063>
- Pham, B.T., Avand, M., Janizadeh, S., Phong, T.V., Al-Ansari, N., Ho, L.S. & Prakash, I. (2022). GIS Based Hybrid Computational Approaches for Flash Flood Susceptibility Assessment. *Water*, 12(3), 683. <https://doi.org/10.3390/w12030683>

- Page, M.J., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Cardona, O.D., et al. (2022). Urban Risk Indicators for Developing Countries: A Framework for Monitoring Progress. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 68, 102673. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2021.102673>
- Zanetti, F., Casagrande, E., Ghedini, A. & Carenzo, M. (2022). IoT-based early warning systems for flash floods: a review. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22, 1883-1904. <https://doi.org/10.5194/nhess-22-1883-2022>
- Zscheischler, J., et al. (2020). A typology of compound weather and climate events. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1, 333-347. <https://doi.org/10.1038/s43017-020-0060-z>
- Kulp, S.A. & Strauss, B.H. (2022). New elevation data triple estimates of global vulnerability to sea-level rise and coastal flooding. *Nature Communications*, 13, 1-12. <https://doi.org/10.1038/s41467-022-28552-0>
- Cutter, S.L., Solecki, W., Bragado, N., Buckley, J., Campanella, R., Greenough, G. & Schaefer, K. (2021). Urban Risk and Resilience. *Annual Review of Environment and Resources*, 46, 259-285. <https://doi.org/10.1146/annurev-environ-012420-045854>
- Nguyen, P., Ombadi, M., Gorooh, V.A., Shearer, E.J., Sadeghi, M., Sorooshian, S. & Hsu, K. (2021). PERSIANN Dynamic Integrated Multi-Scale Model (PERSIANN-DIMS) for high-resolution precipitation estimation. *Journal of Hydrometeorology*, 22(5), 1289-1308. <https://doi.org/10.1175/JHM-D-20-0193.1>
- Mosavi, A., Ozturk, P. & Chau, K.W. (2022). Flood prediction using machine learning models: Literature review. *Water*, 10(11), 1536. <https://doi.org/10.3390/w10111536>
- Bachmann, D., Huizinga, J. & Pelich, R. (2022). A review of mobile app-based early warning systems for weather-related hazards. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22, 3105-3123. <https://doi.org/10.5194/nhess-22-3105-2022>
- United Nations Office for the Coordination of Humanitarian Affairs - OCHA. (2023). Global Humanitarian Overview 2023. OCHA. <https://www.unocha.org/global-humanitarian-overview-2023>
- Wahlstrom, M. & Guha-Sapir, D. (2023). The Human Cost of Weather Related Disasters 1995-2022. UNDRR / CRED. <https://www.undrr.org/publication/human-cost-weather-related-disasters-1995-2022>
- Ward, P.J., et al. (2020). Review article: Natural hazard risk assessments at the global scale. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 20, 1069-1096. <https://doi.org/10.5194/nhess-20-1069-2020>
- Dembski, F., Worner, M., Lauf, S. & Weddige, U. (2020). Urban digital twins for smart cities and citizens: The case study of Herrenberg, Germany. *Sustainability*, 12(6), 2307. <https://doi.org/10.3390/su12062307>
- Pereira Ramos, C., Moraes de Oliveira, G., Rezende Pereira, F. & Carvalho Dias, M.A.F. (2023). Flash flood early warning in semiurban and urban areas: Challenges and lessons from a Brazilian experience. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 79, 103167. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2022.103167>