

ARTÍCULO DE REVISIÓN
**Evaluación de la vulnerabilidad sísmica de edificaciones mediante métodos
 experimentales, computacionales y teóricos: Una revisión sistemática**

Evaluation of the seismic vulnerability of buildings using experimental, computational and
 theoretical methods: A systematic review

Jean Diaz ¹, Segundo Cruz ², Doris Nuñez ³ y José Piedra ⁴

RESUMEN

La vulnerabilidad sísmica de las edificaciones es un factor crítico en la gestión del riesgo de desastres, especialmente en zonas de alta sismicidad como la provincia de Jaén (Perú). Esta revisión sistemática tuvo como objetivo determinar el nivel de vulnerabilidad (bajo, medio, alto) reportado por métodos experimentales, computacionales y teóricos en 31 estudios publicados entre 2021 y 2026. Los métodos experimentales reportaron vulnerabilidad muy alta en mampostería no reforzada, alta en hormigón armado deficiente y muros de corte con falla fuera del plano. Los computacionales clasificaron vulnerabilidad alta para edificios pre-código (anteriores a 1985) y media para los de código moderno, con precisiones superiores al 99% usando redes neuronales. Los teóricos cuantificaron PGA de colapso entre 0.15g y 0.86g, con vulnerabilidad alta para puentes de pilas altas y mampostería no reforzada, y media para hormigón armado bien diseñado. Los tres enfoques convergen en que edificaciones antiguas, hormigón armado deficiente y mampostería no reforzada presentan vulnerabilidad media a alta. Se concluye que la mayoría de las tipologías evaluadas tienen vulnerabilidad media-alta, destacando la mampostería no reforzada como la más crítica. Los métodos híbridos se perfilan como la vía más prometedora para evaluaciones precisas y contextualizadas en Jaén.

Palabras clave: Evaluación de vulnerabilidad; mampostería; métodos experimentales; métodos computacionales; métodos teóricos.

ABSTRACT

The seismic vulnerability of buildings is a critical factor in disaster risk management, especially in highly seismic areas such as the province of Jaén (Peru). This systematic review aimed to determine the level of vulnerability (low, medium, high) reported by experimental, computational, and theoretical methods in 31 studies published between 2021 and 2026. Experimental methods reported very high vulnerability in unreinforced masonry, high vulnerability in substandard reinforced concrete, and high vulnerability in shear walls with out-of-plane failure. Computational methods classified vulnerability as high for pre-code buildings (built before 1985) and medium for those built to modern codes, with accuracies exceeding 99% using neural networks. Theoretical analyses quantified the peak ground acceleration (PGA) at collapse between 0.15g and 0.86g, with high vulnerability for bridges with high piers and unreinforced masonry, and medium vulnerability for well-designed reinforced concrete. The three approaches agree that older buildings, substandard reinforced concrete, and unreinforced masonry exhibit medium to high vulnerability. It is concluded that most of the building types evaluated have medium-to-high vulnerability, with unreinforced masonry standing out as the most critical. Hybrid methods are emerging as the most promising approach for accurate and context-specific assessments in Jaén.

Keywords: vulnerability assessment; masonry; experimental methods; computational methods; theoretical methods.

* Autor para correspondencia

¹ Universidad Nacional de Jaén, Perú. Email: jean.diaz@est.unj.edu.pe, segundo.cruz@est.unj.edu.pe, doris.nunez@est.unj.edu.pe, jpiedrat@unj.edu.pe

INTRODUCCIÓN

Los terremotos representan una de las amenazas naturales más devastadoras a nivel global. El 6 de febrero de 2023, dos sismos de magnitud 7.8 y 7.5 sacudieron Turquía y Siria, causando más de 50,000 muertes y pérdidas superiores a 100 mil millones de dólares (Akar et al., 2024). Lo más alarmante fue el patrón de colapsos: edificios construidos bajo normativa sísmica moderna colapsaron, mientras que algunas estructuras antiguas se mantuvieron en pie. Este escenario evidencia que el riesgo sísmico no depende exclusivamente de la amenaza natural, sino fundamentalmente de la vulnerabilidad del parque edificado, definida como la propensión de una estructura a sufrir daños ante una sollicitación sísmica (Rajkumari et al., 2022).

La vulnerabilidad sísmica está determinada por múltiples factores: tipología estructural, calidad de los materiales, antigüedad —y por tanto, el código sísmico bajo el cual fue diseñada—, así como su estado de conservación (Skalomenos et al., 2025; Akar et al., 2024). En regiones de alta sismicidad como el norte de Perú, donde la provincia de Jaén (Cajamarca) se encuentra en zona de interacción de placas tectónicas, la evaluación precisa de esta vulnerabilidad es una necesidad imperiosa para la gestión del riesgo de desastres y la planificación urbana.

Para abordar esta tarea, la comunidad científica ha desarrollado tres grandes familias de métodos. Los experimentales (ensayos in situ y laboratorio) proporcionan evidencia directa del comportamiento real. Los computacionales (inteligencia artificial, redes neuronales, Random Forest, XGBoost) permiten procesar grandes volúmenes de datos y generar predicciones a escala urbana (Aloisio et al., 2024; Harirchian & Novelli, 2025). Los teóricos (modelos mecánicos, curvas de fragilidad) cuantifican la probabilidad de daño ante diferentes sollicitaciones sísmicas (Chen et al., 2022; Liguori et al., 2023). Sin embargo, la heterogeneidad de estos enfoques genera un desafío: cada método reporta la vulnerabilidad de manera diferente (cualitativa o cuantitativamente), dificultando la comparación directa de resultados.

La literatura reciente ha reportado avances significativos. Akar et al. (2024) y Cheng et al. (2023) documentaron experimentalmente el comportamiento de mampostería y muros de corte. Aloisio et al. (2024) y Harirchian y Novelli (2025) aplicaron métodos computacionales con precisiones >99%. Chen et al. (2022) y Skalomenos et al. (2025) desarrollaron modelos teóricos y el simulador YouSimulator. A nivel nacional, Sulca Huamán y Delgadillo (2022) en

Ayacucho, Jahuin Bonifacio (2024) y Miura et al. (2023) en Lima han abordado la vulnerabilidad, pero existen vacíos en el norte del país, como Jaén.

Esta revisión sistemática se justifica por la necesidad de sintetizar y comparar críticamente los hallazgos de los tres enfoques. El alcance abarca publicaciones indexadas entre 2021 y 2026, con aplicación a casos reales o validación numérica/experimental, incluyendo hormigón armado, mampostería, adobe y puentes. Las limitaciones incluyen el tamaño muestral de 31 artículos y la heterogeneidad metodológica.

El objetivo fue responder: ¿qué nivel de vulnerabilidad sísmica (bajo, medio, alto) reportan los métodos experimentales, computacionales y teóricos en los estudios publicados entre 2021 y 2026? Adicionalmente, se buscó identificar convergencias, tendencias actuales y fortalezas/limitaciones de cada método, con especial énfasis en la aplicabilidad a la provincia de Jaén (Perú).

MATERIALES Y MÉTODOS

A) Diseño de la revisión

Se realizó una revisión sistemática cualitativa, permitiendo sintetizar la evidencia disponible sobre vulnerabilidad sísmica mediante un análisis narrativo e interpretativo.

B) Estrategia de búsqueda

La búsqueda bibliográfica se realizó entre enero y marzo de 2026, considerando publicaciones indexadas entre enero de 2021 y marzo de 2026 en Scopus, Web of Science, Google Scholar y repositorios peruanos (ALICIA, Cybertesis).

C) Criterios de selección

Se incluyeron estudios que cumplieran: (a) aplicación a casos reales o validación numérica/experimental, (b) variedad tipológica (hormigón armado, mampostería, adobe, puentes), (c) uso de al menos un método de evaluación (experimental, computacional o teórico), (d) reporte explícito de vulnerabilidad (cualitativa o cuantitativa) y (e) publicados en inglés o español. Se excluyeron estudios puramente teóricos sin validación, artículos de conferencia sin arbitraje riguroso y publicaciones anteriores a 2021.

La selección se realizó en tres fases: (1) identificación de registros, (2) tamizado por título/resumen, y (3) evaluación de texto completo. Cada fase fue realizada por dos autores independientes, resolviendo discrepancias por consenso con un tercer autor.

D) Clasificación de los estudios

Los 31 estudios seleccionados se clasificaron en tres grupos:

Métodos experimentales: ensayos in situ (MASW, microtemores, refracción sísmica), ensayos de laboratorio (carga cíclica) e inspecciones post-sismo.

Métodos computacionales: redes neuronales (ANN), Random Forest, XGBoost, LSTM, SVM, k-NN, Naive Bayes, Decision Trees, Ensemble, Gaussian Process, CNNs, ConvCNP, SOM y clustering.

Métodos teóricos: modelos mecánicos, curvas de fragilidad, superficies de fragilidad vectoriales, funciones de vulnerabilidad y modelos híbridos (YouSimulator).

E) Extracción y estandarización de datos

De cada estudio se extrajo: tipo de edificación, método utilizado, país y nivel de vulnerabilidad reportado. Para garantizar comparabilidad, se estandarizó la variable "vulnerabilidad" mediante umbrales: $PGA < 0.2g$ = baja; $0.2g \leq PGA \leq 0.5g$ = media; $PGA > 0.5g$ = alta. Este proceso fue realizado por dos autores independientes.

F) Análisis de la información

Se empleó un enfoque de síntesis narrativa con cuatro etapas: (1) codificación inicial de datos clave, (2) análisis temático por tipo de método y tipología estructural, (3) comparación constante para identificar convergencias y divergencias, e (4) interpretación integradora de los patrones identificados.

G) Síntesis de resultados

Los resultados se sintetizaron en una tabla única que permite comparar directamente el nivel de vulnerabilidad obtenido por cada método, complementada con una figura de barras

RESULTADOS

La Tabla 1 presenta el nivel de vulnerabilidad reportado por cada uno de los 30 estudios, ordenados por tipo de método.

Tabla 1

Nivel de vulnerabilidad sísmica reportado por 30 estudios (2021-2026), según tipo de método

Nº	Autor	Método	Tipología estructural	Vulnerabilidad reportada
Métodos experimentales				
1	Akar et al. (2024)	Empírico post sismo	Mampostería no reforzada	Muy alta
			HA con columnas cortas/pisos blandos	Alta
			Muros de corte HA	Alta
2	Cheng et al. (2023)	Experimental (carga cíclica)	Uniones HA autocentrantes	Baja
3	Wu et al. (2023)	Experimental (cíclico)		

4	Díaz García & Farfán Córdova (2025)	Experimental (MASW, microtremores)	Periodos vibración suelo	Media-alta
5	Yadim et al. (2026)	Empírico + teórico	HA deficiente (Turquía)	Alta
Métodos computacionales				
6	Aloisio et al. (2024)	Computacional (ANN)	HA pre-código (Italia) HA código moderno (Italia)	Alta Media
7	Ramírez Eudave et al. (2023)	Computacional (SIG, Python)	Mampostería histórica (México)	Media-alta
8	Harirchian & Novelli (2025)	Computacional (Transformer, XGBoost, LSTM, KNN, DT)	Mampostería no ingenieril (646 muros, Malawi)	Alta
9	Ferranti et al. (2024)	Computacional (Random Forest, ANN)	Variada (mampostería, HA, etc. - L'Aquila, Italia)	Media-Alta
10	Bingjian et al. (2025)	Computacional (LSTM, XGBoost, LightGBM, CatBoost, AdaBoost, ARIMA)	Pilas de HA inclinadas (puentes de montaña)	Alta (incrementos de inclinación $\geq 1.2^\circ$ generan transición abrupta a estados vulnerables)
11	Jahuin Bonifacio (2024)	Computacional (redes neuronales)	Pórticos CA (Ayacucho, Perú)	Media
12	Shekhar et al. (2024)	Computacional	Pórticos HA baja ductilidad (EE. UU.)	Alta
13	Suhaiza Sauti et al. (2021)	Computacional (redes híbridas)	Mapeo vulnerabilidad (Irán)	Media-alta
14	Fornasari (2024)	Computacional (CNNs, ConvCNP)	Mapas agitación suelo (Italia)	Media
15	Mori et al. (2022)	Computacional (Gaussian Process)	Mapas movimiento suelo (Italia)	Media
16	Doğan et al. (2025)	Computacional (SVM, k-NN, Naive Bayes, DT, Ensemble) + GIS	Zonas urbanas (28 zonas, Izmir, Turquía)	Alta (identificación de áreas de alto riesgo para planificación urbana y mitigación)
17	Muksin et al. (2023)	Computacional (SOM, clustering)	Clasificación rocas y suelo (Java)	Media-alta
18	Wang et al. (2023)	Computacional (RF, XGBoost)	Amplificación suelo (Japón)	Media
19	Qadri & Malik (2021)	Computacional (clustering)	Microzonificación (Pakistán)	Media-alta
20	Zhang et al. (2022)	Computacional (ML)	Propiedades del suelo	Media
Métodos teóricos				
21	Skalomenos et al. (2025)	Teórico (MDOF) + computacional	HA pre-código (Grecia, 96.3%)	Alta
22	Ferretti et al. (2024)	Teórico (mecánico simplificado)	HA (escolares Italia) Mampostería (escolares Italia)	Media Media-alta

2	Chen et al.	Teórico (superficies	Puentes HA pilas	Alta (PGA 0.15-0.6g)
3	(2022)	fragilidad)	altas	
2	Liguori et al.	Teórico (mecánico)	Mampostería no	Alta
4	(2023)		reforzada (Italia)	
2	Sánchez		Adobe muros	Baja (PGA 0.86g)
5	Calvillo et al.	Teórico (SAVVAS)	gruesos (Ario de	
	(2025)		Rosales)	
			Adobe tipología	Media-alta (PGA 0.4g)
			común	
2	Sulca Huaman	Teórico (funciones	Edificaciones	Alta (61% daño fuerte/severo)
6	& Delgadillo	vulnerabilidad)	(Ayacucho, Perú)	
2	Ayala (2022)			
2	Durán Sánchez	Teórico (capacidad-demanda)	Municipal	Media
7	& Durán		(Ecuador)	
	Sánchez (2024)			
2	Rajkumari et al.	Revisión	Estructuras no	Alta
8	(2022)		dúctiles	
2	Marín Millán	Teórico / Experimental	Pórticos HA	Media
9	(2024)		regulares (Bogotá)	
3	Miura et al.	Teórico/Experimental	Factores de	Media-alta
0	(2023)		amplificación de	
			sitio (Lima, Perú)	
3	Ghaseminia	Teórico / Computacional	Muros	Media-alta
1	et al. (2025)		mampostería	
			reforzada	

Nota: HA = hormigón armado; RM = mampostería reforzada; PGA = aceleración pico del suelo.

Análisis de convergencias y patrones

El análisis de la Tabla 1 permite extraer las siguientes conclusiones importantes:

Las edificaciones antiguas o pre-código presentan sistemáticamente vulnerabilidad alta, con porcentajes que van del 61% en Ayacucho (Perú) al 96.3% en Grecia, confirmado por métodos experimentales, computacionales y teóricos.

El hormigón armado deficiente reporta vulnerabilidad alta en todos los estudios, mientras que el hormigón armado bien diseñado y de código moderno reporta vulnerabilidad media, evidenciando que la calidad constructiva y el cumplimiento normativo son predictores clave.

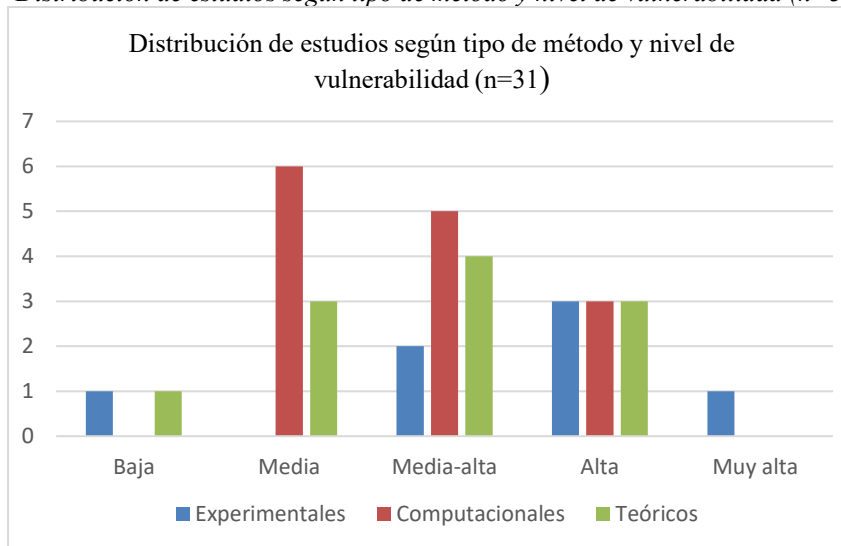
La mampostería no reforzada es consistentemente la tipología más vulnerable, con reportes desde muy alta (experimental post-sismo) hasta media-alta (teórico), convergiendo en la necesidad de intervención prioritaria.

Solo dos excepciones reportan vulnerabilidad baja: (a) uniones autocentrantes híbridas (Wu et al., 2023), que demuestran que la innovación tecnológica puede mitigar el daño residual; y (b) adobe con muros muy gruesos con PGA de colapso de 0.86g (Sánchez-Calvillo et al., 2025), que desafía la noción de que las construcciones vernáculas son siempre vulnerables.

Los métodos computacionales alcanzan precisiones superiores al 99% y son los que mejor diferencian entre edificios de código moderno y pre-código, posicionándose como herramientas eficientes para diagnósticos a escala urbana.

Figura 1

Distribución de estudios según tipo de método y nivel de vulnerabilidad (n=31)



DISCUSIÓN

Los métodos experimentales reportaron vulnerabilidad muy alta para mampostería no reforzada, documentando colapsos totales tras el terremoto de Turquía-Siria de magnitud 7.8 y 7.5 (Akar et al., 2024). Para hormigón armado deficiente con columnas cortas y pisos blandos reportaron vulnerabilidad alta, con colapsos masivos (Akar et al., 2024). Cheng et al. (2023) demostraron experimentalmente que la capacidad fuera del plano de muros de corte es solo 1/20-1/15 de la capacidad en el plano, clasificando esta tipología como vulnerabilidad alta. Díaz García y Farfán Córdova (2025) reportaron vulnerabilidad media-alta mediante ensayos de MASW y microtemores, vinculada a los periodos de vibración del suelo. Yadim et al. (2026) confirmaron vulnerabilidad alta para hormigón armado deficiente en Turquía. La única excepción fue Wu et al. (2023), quien demostró vulnerabilidad baja mediante uniones híbridas autocentrantes.

Los métodos computacionales alcanzaron precisiones superiores al 99% con redes neuronales (Aloisio et al., 2024), clasificando edificios pre-código (anteriores a 1985) como vulnerabilidad alta y de código moderno como media. Skalomenos et al. (2025) confirmaron que el 96.3% de los edificios pre-código en Grecia son altamente vulnerables. Ramírez Eudave et al. (2023) reportaron vulnerabilidad media-alta para mampostería histórica en México, mientras que Harirchian y Novelli (2025) reportaron vulnerabilidad alta para mampostería no

ingenieril en Malawi (646 muros evaluados). Ferranti et al. (2024), utilizando LSTM, XGBoost, LightGBM, CatBoost, AdaBoost y ARIMA, reportaron vulnerabilidad media en zonas urbanas de Italia. Doğan et al. (2025) aplicaron SVM, k-NN, Naive Bayes, DT y Ensemble en 28 zonas urbanas de Izmir (Turquía), identificando áreas de alto riesgo para planificación urbana. Muksin et al. (2023), mediante SOM y clustering, clasificaron rocas y suelos en Java con vulnerabilidad media-alta. Mori et al. (2022) y Fornasari (2024) reportaron vulnerabilidad media en mapas de movimiento de suelo en Italia utilizando Gaussian Process y CNNs respectivamente. Wang et al. (2023) reportaron vulnerabilidad media para amplificación de suelo en Japón mediante RF y XGBoost. Qadri y Malik (2021) reportaron vulnerabilidad media-alta en microzonificación de Pakistán, y Zhang et al. (2022) reportaron vulnerabilidad media en propiedades del suelo. Bingjian et al. (2025) clasificaron pilas de hormigón armado inclinadas en puentes como vulnerabilidad media (en condiciones de servicio) y alta (ante daños). Jahuin Bonifacio (2024) reportó vulnerabilidad media en un pabellón universitario de Ayacucho (Perú) con confiabilidad del 82%.

Los métodos teóricos cuantificaron PGA de colapso entre 0.15g y 0.86g. Chen et al. (2022) reportaron vulnerabilidad alta para puentes de pilas altas con PGA de colapso entre 0.15g y 0.6g, y demostraron que ignorar las réplicas subestima la vulnerabilidad hasta en un 289%. Liguori et al. (2023) reportaron vulnerabilidad alta para mampostería no reforzada en Cosenza (Italia) mediante un enfoque mecánico. Skalomenos et al. (2025), mediante el modelo YouSimulator, evaluaron 1,252 edificios y confirmaron vulnerabilidad alta para estructuras pre-código. Sánchez-Calvillo et al. (2025) encontraron que el adobe con muros muy gruesos (Ario de Rosales) alcanza PGA de colapso de 0.86g (vulnerabilidad baja), mientras que el adobe estándar presenta PGA de 0.4g (vulnerabilidad media-alta). Ferretti et al. (2024) evaluaron 140 edificios escolares italianos, reportando vulnerabilidad media-alta para mampostería y vulnerabilidad media para hormigón armado bien diseñado. Marín Millán (2024) evaluó pórticos regulares de hormigón armado en Bogotá y concluyó vulnerabilidad media. Durán Sánchez y Durán Sánchez (2024) reportaron vulnerabilidad media para un edificio municipal en Ecuador. Ghaseminia et al. (2025) reportaron vulnerabilidad media-alta para muros de mampostería reforzada con espacios reducidos. Sulca Huamán y Delgadillo (2022) reportaron que el 61% de las edificaciones en Ayacucho (Perú) sufriría daño fuerte o severo ante un sismo raro.

Al comparar los tres enfoques, existe una convergencia sólida: Los tres enfoques coinciden en tres hallazgos principales: (1) las edificaciones antiguas o pre-código presentan sistemáticamente vulnerabilidad alta, con porcentajes que van del 61% en Ayacucho al 96.3%

en Grecia; (2) el hormigón armado deficiente reporta vulnerabilidad alta, mientras que el bien diseñado y de código moderno reporta vulnerabilidad media; (3) la mampostería no reforzada es consistentemente la tipología más vulnerable, con reportes desde muy alta hasta media-alta. Solo dos excepciones reportan vulnerabilidad baja: las uniones autocentrantes híbridas (Wu et al., 2023) y el adobe con muros muy gruesos con PGA de colapso de 0.86g (Sánchez-Calvillo et al., 2025). La tendencia actual apunta a metodologías híbridas como YouSimulator (Skalomenos et al., 2025) y superficies de fragilidad vectoriales (Chen et al., 2022).

Los estudios que evaluaron hormigón armado deficiente vs. bien diseñado: Akar et al. (2024), Cheng et al. (2023) y Yadim et al. (2026) coinciden en vulnerabilidad alta para hormigón armado deficiente, con deficiencias como baja resistencia del concreto (50% de vigas $<210 \text{ kg/cm}^2$), columnas cortas y pisos blandos. En contraste, Aloisio et al. (2024), Ferretti et al. (2024) y Marín Millán (2024) coinciden en vulnerabilidad media para hormigón armado bien diseñado y de código moderno. Esta diferencia confirma que el año de construcción, la calidad del concreto y el cumplimiento de códigos sísmicos son predictores clave.

En lo que respecta a mampostería no reforzada: Akar et al. (2024) reportaron vulnerabilidad muy alta tras el terremoto de Turquía-Siria. Liguori et al. (2023), mediante enfoque mecánico en Italia, reportaron vulnerabilidad alta. Ferretti et al. (2024) reportaron vulnerabilidad media-alta en edificios escolares italianos. Sánchez-Calvillo et al. (2025) confirmaron vulnerabilidad media-alta para adobe estándar. La convergencia entre tres métodos distintos (empírico post sismo, mecánico teórico y metodología simplificada) y múltiples países (Turquía, Italia, México, Perú) valida que la mampostería no reforzada es la tipología más vulnerable y requiere intervención prioritaria.

En los estudios evaluados sobre edificios pre-código: Skalomenos et al. (2025) evaluaron 1,252 edificios en Grecia y encontraron que el 96.3% de los construidos antes de 1985 presentan vulnerabilidad alta. Aloisio et al. (2024) clasificaron los pre-código italianos como vulnerabilidad alta y los de código moderno como media. Shekhar et al. (2024) reportaron vulnerabilidad alta para pórticos de baja ductilidad en EE.UU. Sulca Huamán y Delgadillo (2022) reportaron que el 61% de las edificaciones en Ayacucho sufriría daño fuerte o severo ante un sismo raro. Esta convergencia entre cuatro países (Grecia, Italia, EE.UU. y Perú) y múltiples métodos confirma que la antigüedad es el predictor más universal de vulnerabilidad sísmica alta.

También, hay excepciones notables: Solo dos casos reportan vulnerabilidad baja: (1) uniones autocentrantes híbridas (Wu et al., 2023), que demostraron que es posible alcanzar baja

vulnerabilidad mediante tecnologías innovadoras que mitigan el daño residual; (2) adobe con muros muy gruesos con PGA de colapso de 0.86g (Sánchez-Calvillo et al., 2025), que desafía la noción de que las construcciones vernáculas son siempre vulnerables, demostrando que el espesor de muros es más determinante que el material mismo.

Al comparar la totalidad de los 31 estudios analizados, existe una convergencia sólida en tres hallazgos principales. Primero, las edificaciones antiguas o pre-código presentan sistemáticamente vulnerabilidad alta, con porcentajes que van desde cifras significativas en Ayacucho hasta el 96.3% en Grecia. Segundo, el hormigón armado deficiente reporta vulnerabilidad alta en todos los estudios, mientras que el hormigón armado bien diseñado reporta vulnerabilidad media. Tercero, la mampostería no reforzada es consistentemente la tipología más vulnerable, con reportes que van desde muy alta hasta media-alta. Solo dos excepciones reportan vulnerabilidad baja: las uniones autocentrantes híbridas (Wu et al., 2023) y el adobe con muros muy gruesos (Sánchez-Calvillo et al., 2025).

CONCLUSIONES

Los métodos experimentales reportaron vulnerabilidad muy alta para mampostería no reforzada (Akar et al., 2024), alta para hormigón armado deficiente y muros de corte con deficiencia fuera del plano (Cheng et al., 2023; Akar et al., 2024), media-alta para edificios con baja resistencia del concreto (Díaz García & Farfán Córdova, 2025) y baja solo para uniones autocentrantes híbridas (Wu et al., 2023).

Los métodos computacionales reportaron vulnerabilidad alta para edificios pre-código (anteriores a 1985) y vulnerabilidad media para edificios de código moderno, con precisiones superiores al 99% usando redes neuronales (Aloisio et al., 2024). En Perú, reportaron vulnerabilidad media en Jaén (confiabilidad 82%) y Ayacucho, y media-alta en Lima y Pasco.

Los métodos teóricos reportaron vulnerabilidad alta para puentes de pilas altas (PGA colapso 0.15g-0.6g, Chen et al., 2022), mampostería no reforzada (Liguori et al., 2023) y edificios pre-código (Skalomenos et al., 2025). Reportaron vulnerabilidad media para hormigón armado bien diseñado (Ferretti et al., 2024; Marín Millán, 2024) y vulnerabilidad baja solo para adobe con muros muy gruesos (PGA colapso 0.86g, Sánchez-Calvillo et al., 2025).

Existe convergencia entre los tres tipos de métodos en tres hallazgos principales: (a) las edificaciones antiguas o pre-código presentan sistemáticamente vulnerabilidad alta, con porcentajes del 61% en Ayacucho al 96.3% en Grecia; (b) el hormigón armado deficiente reporta vulnerabilidad alta, mientras que el bien diseñado reporta vulnerabilidad media; (c) la

mampostería no reforzada es consistentemente la tipología más vulnerable, con reportes desde muy alta hasta media-alta.

Se identificaron dos divergencias notables: (a) el adobe fue clasificado como vulnerabilidad alta por unos (Sulca Huamán & Delgadillo, 2022) y baja por otros (Sánchez-Calvillo et al., 2025), divergencia explicada por el espesor de muros; (b) los métodos experimentales son los únicos que reportan vulnerabilidad muy alta, mientras que los computacionales y teóricos tienden a reportar alta o media-alta, reflejando diferencias en la sensibilidad y el nivel de detalle de cada enfoque.

Los métodos experimentales son los más confiables para casos específicos por proporcionar datos reales, pero su limitación es la escasez, el alto costo y la dificultad de extrapolación. Los métodos teóricos tienen confiabilidad media-alta, dependiendo de la complejidad del modelo, con limitación en simplificaciones excesivas. Los métodos computacionales tienen confiabilidad alta si se entrenan con buenos datos, pero su limitación es la dependencia de la calidad de los datos de entrada y su naturaleza de "caja negra".

Combinación de métodos híbridos —donde la eficiencia de los métodos computacionales se combina con la solidez física de los modelos teóricos y la validación experimental— es la vía más prometedora para la provincia de Jaén (Perú), ubicada en zona de alta sismicidad, tal como evidencian trabajos como YouSimulator (Skalomenos et al., 2025) y las superficies de fragilidad vectoriales (Chen et al., 2022).

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Akar, F., Işık, E., Avcil, F., Büyüksaraç, A., Arkan, E., & İzol, R. (2024). Geotechnical and Structural Damages Caused by the 2023 Kahramanmaraş Earthquakes in Gölbaşı (Adıyaman). *Applied Sciences*, 14(5), 2165. <https://doi.org/10.3390/app14052165>
- Aloisio, A., Santis, Y. D., Irti, F., Pasca, D. P., Scimia, L., & Fragiaco, M. (2024). Machine learning predictions of code-based seismic vulnerability for reinforced concrete and masonry buildings: Insights from a 300-building database. *Engineering Structures*, 301, 117295. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2023.117295>
- Bingjian, W., Tianyun, L., & Shizhi, C. (2025). Multilevel Seismic Damage Quantification for Inclined RC Piers: Integrating Fiber-Based Simulation and Machine Learning

- Prediction. *Advances in Civil Engineering*, 2025(1), 5565794.
<https://doi.org/10.1155/adce/5565794>
- Chen, X., Xiang, N., Guan, Z., & Li, J. (2022). Seismic vulnerability assessment of tall pier bridges under mainshock-aftershock-like earthquake sequences using vector-valued intensity measure. *Engineering Structures*, 253, 113732.
<https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2021.113732>
- Cheng, Y., He, H., Sun, H., & Cheng, S. (2023). Experimental study and mechanism analysis of out-of-plane seismic performance of reinforced concrete shear walls. *Journal of Building Engineering*, 80, 108058. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.108058>
- Díaz García, G., & Farfán Córdova, M. (2025). Application of MASW, Microtremor, and Seismic Refraction Tests for Buildings in Vulnerable Communities. *Buildings*, 15(7), 1079. <https://doi.org/10.3390/buildings15071079>
- Doğan, A., Başığmez, M., & Aydın, C. C. (2025). Assessment of the seismic vulnerability in an urban area with the integration of machine learning methods and GIS. *Natural Hazards*, 121(8), 9613-9652. <https://doi.org/10.1007/s11069-025-07185-4>
- Durán Sánchez, F. A., & Durán Sánchez, C. A. (2024). Evaluación de vulnerabilidad sísmica en edificio municipal de Shushufindi según normativa y parámetros oficiales: Seismic vulnerability assessment of Shushufindi municipal building according to regulations and official parameters. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, 5(2). <https://doi.org/10.56712/latam.v5i2.1976>
- Ferranti, G., Greco, A., Pluchino, A., Rapisarda, A., & Scibilia, A. (2024). Seismic vulnerability assessment at an urban scale: A machine learning approach. *Buildings*, 14(2), 309. <https://doi.org/10.3390/buildings14020309>
- Ferretti, F., Mazzotti, C., & Savoia, M. (2024). Seismic Vulnerability Assessment of Masonry and RC Building Stocks: A Simplified Methodology. *Buildings*, 14(9), 2890. <https://doi.org/10.3390/buildings14092890>

- Fornasari, S. F. (2024). *Development of machine learning approaches for real-time ground-shaking maps reconstruction* [Tesis de doctorado, Università degli Studi di Trieste]. ArTS - Archivio della ricerca di Trieste. <https://hdl.handle.net/11368/3071820>
- Ghaseminia, S. M., Zahra, T., Eslamnia, H., Thamboo, J., Derakhshan, H., & Thambiratnam, D. P. (2025). Development of seismic fragility functions for close-spaced reinforced masonry shear walls. *Journal of Building Engineering*, 103, 112107. <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2025.112107>
- Harirchian, E., & Novelli, V. I. (2025). Leveraging Transformer Models for Seismic Fragility Assessment of Non-Engineered Masonry Structures in Malawi. *Infrastructures*, 10(11), 279. <https://doi.org/10.3390/infrastructures10110279>
- Jahuin Bonifacio, D. (2024). *Estimación de la vulnerabilidad sísmica en un pabellón universitario con sistema aporticado aplicando el método de redes neuronales artificiales, Ayacucho 2024* [Tesis de maestría, Universidad Privada de Tacna]. Repositorio Institucional de la UPT. <https://hdl.handle.net/20.500.12969/3972>
- Liguori, F. S., Fiore, S., Perelli, F. L., De Gregorio, D., Zuccaro, G., & Madeo, A. (2023). A mechanical-based seismic vulnerability assessment method with an application to masonry structures in Cosenza (Italy). *Bulletin of Earthquake Engineering*, 21(12), 5655-5681. <https://doi.org/10.1007/s10518-023-01752-5>
- Marín Millán, H. R. (2024). *Análisis de vulnerabilidad sísmica de edificaciones residenciales de pórticos regulares, construidas en zonas de piedemonte en la ciudad de Bogotá de acuerdo con la NSR-10* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Ingeniería, Managua, Nicaragua]. Repositorio Institucional de la Universidad Nacional de Ingeniería. <http://ribuni.uni.edu.ni/id/eprint/6537>
- Miura, H., Gonzales, C., Diaz, M., Estrada, M., Lazares, F., Aguilar, Z., Pan, D., & Matsuoka, M. (2023). Assessment of Site Amplification Factors in Southern Lima, Peru Based on Microtremor H/V Spectral Ratios and Deep Neural Network. *Journal of Disaster Research*, 18(4), 298-307. <https://doi.org/10.20965/jdr.2023.p0298>
- Mori, F., Mendicelli, A., Falcone, G., Acunzo, G., Spacagna, R. L., Naso, G., & Moscatelli, M. (2022). Ground motion prediction maps using seismic-microzonation data and

- machine learning. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22(3), 947-966.
<https://doi.org/10.5194/nhess-22-947-2022>
- Muksin, U., Riana, E., Rudiyanto, A., Bauer, K., Simanjuntak, A. V. H., & Weber, M. (2023). Neural network based classification of rock properties and seismic vulnerability. *Global Journal of Environmental Science and Management*, 9(1).
<https://doi.org/10.22034/gjesm.2023.01.02>
- Qadri, S. M. T., & Malik, O. A. (2021). Establishing site response-based micro-zonation by applying machine learning techniques on ambient noise data: A case study from Northern Potwar Region, Pakistan. *Environmental Earth Sciences*, 80(2), 53.
<https://doi.org/10.1007/s12665-020-09322-7>
- Rajkumari, S., Thakkar, K., & Goyal, H. (2022). Fragility analysis of structures subjected to seismic excitation: A state-of-the-art review. *Structures*, 40, 303-316.
<https://doi.org/10.1016/j.istruc.2022.04.023>
- Ramírez Eudave, R., Rodrigues, D., Ferreira, T. M., & Vicente, R. (2023). Implementing Open-Source Information Systems for Assessing and Managing the Seismic Vulnerability of Historical Constructions. *Buildings*, 13(2), 540.
<https://doi.org/10.3390/buildings13020540>
- Sánchez Calvillo, A., Ortega Heras, J., & Alonso Guzman, E. M. (2025). Seismic Vulnerability Assessment of Mexican Vernacular Adobe Buildings: Application and Comparison of Different Methods. *International Journal of Architectural Heritage*, 19(11), 2897-2918. <https://doi.org/10.1080/15583058.2025.2471407>
- Shekhar, S., Freddi, F., Ghosh, J., Lad, D., & Chelapramkandy, R. (2024). *Corrosion-induced failure mode alterations and implications on seismic fragility of RC frames*. 24(3), 947-966. <https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/10195579>
- Skalomenos, K., Chen, D., Lin, X., & Morfidis, K. (2025). Physics-based seismic vulnerability assessment of aging building stocks at city scale. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 23(11), 4391-4428. <https://doi.org/10.1007/s10518-025-02210-0>

- Suhaiza Sauti, N., Effendi Daud, M., Kaamin, M., & Sahat, S. (2021). GIS spatial modelling for seismic risk assessment based on exposure, resilience, and capacity indicators to seismic hazard: A case study of Pahang, Malaysia. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 12(1), 1948-1972. <https://doi.org/10.1080/19475705.2021.1947903>
- Sulca Huaman, J., & Delgadillo Ayala, R. M. (2022). Evaluación del riesgo sísmico de edificaciones mediante funciones de vulnerabilidad en la ciudad de Ayacucho – Perú. *TECNIA*, 32(2), 21-35. <https://doi.org/10.21754/tecnia.v32i2.1377>
- Wang, X., Wang, Z., Wang, J., Miao, P., Dang, H., & Li, Z. (2023). Machine learning based ground motion site amplification prediction. *Frontiers in Earth Science*, 11, 1053085. <https://doi.org/10.3389/feart.2023.1053085>
- Wu, Z., Lu, X., Li, L., Bao, H., Lu, Z., & Yu, K. (2023). Seismic performance of full-scale self-centering reinforced concrete beam-column joints: Experimental, numerical and theoretical analysis. *Journal of Building Engineering*, 78, 107683. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.107683>
- Yadim, Y., Yılmaz, S., Kaplan, H., Corradi, M., & Castori, G. (2026). Seismic vulnerability of deficient RC buildings: Insights from the February 6, 2023, turkey earthquake. *Procedia Structural Integrity*, 78, 1895-1902. <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2025.12.241>
- Zhang, P., Yin, Z.-Y., & Jin, Y.-F. (2022). Machine Learning-Based Modelling of Soil Properties for Geotechnical Design: Review, Tool Development and Comparison. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 29(2), 1229-1245. <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09615-5>