

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD
CATÓLICA DEL PERÚ**

Escuela de Posgrado



Diseño de planes de evacuación peatonal frente a tsunami mediante Modelos Basado en Agentes y un algoritmo de Machine Learning en el balneario de Camaná, Arequipa, Perú

Tesis para obtener el grado académico de Maestro en Ingeniería Civil con mención en Gestión de Riesgos Naturales que presenta:

Jheyder Whitman Perez Aguinaga

Asesor:

Luis Angel Moya Huallpa

Lima, 2025

Informe de Similitud


Yo, Luis Angel Moya Huallpa, docente de la Escuela de Posgrado de la Pontificia Universidad Católica del Perú, asesor de la tesis titulado:

Diseño de planes de evacuación peatonal frente a tsunami mediante Modelos Basado en Agentes y un algoritmo de Machine Learning en el balneario de Camaná, Arequipa, Perú, del autor Jheyder Whitman Perez Aguinaga, dejo constancia de lo siguiente:

- El mencionado documento tiene un índice de puntuación de similitud de 13%. Así lo consigna el reporte de similitud emitido por el software Turnitin el 07/05/2025.
- He revisado con detalle dicho reporte y la Tesis o Trabajo de Suficiencia Profesional, y no se advierte indicios de plagio.
- Las citas a otros autores y sus respectivas referencias cumplen con las pautas académicas.

Lugar y fecha:

Lima, 07 de Mayo de 2025,

Apellidos y nombres del asesor: Moya Huallpa, Luis Angel	
DNI: 43010087	Firma 
ORCID: 0000-0003-1764-3160	

Dedicatoria



A DIOS.

Por derramar sus bendiciones sobre mi familia cada día.

A mis PADRES.

Me inculcaron el respeto, perseverancia y honradez.

Agradecimientos

A mi familia, por brindarme el soporte emocional, muestra de que la unión hace la fuerza, y de sus motivaciones en cada momento para ser mejor.

A mi soporte sistémico, Alejandra Reza y Matthew Perez por ser esa fuente de amor y cariño inquebrantable. Por acompañarme en cada paso, y ser cómplices en nuestro proceso.

A mi asesor, al PhD. Luis Moya por ser mi mentor, aconsejarme en todo momento profesionalmente. Asimismo, por darme la oportunidad y confianza de desarrollar mis habilidades y conocimientos. Y por su apoyo incondicional.

A mi profesor, Ramzi Kahhat, por impulsarme, orientarme, y acompañarme en el proceso de buscar nuevas oportunidades.

A todas aquellas personas que son parte de mi historia, que me han acompañado durante todo este proceso, que sin su soporte no hubiese sido posible.

Al Programa Nacional de Investigación Científica y Estudios Avanzados (PROCIENCIA), por el financiamiento brindado a la investigación en el marco del proyecto Sistema Inteligente de Evacuación Peatonal Basado en Técnicas de Reinforcement Learning (contrato N° PE501078853-2022).

Resumen

La búsqueda de una óptima evacuación peatonal frente al peligro por sismos tsunamigénicos es en la actualidad una de las tareas de vital importancia para salvaguardar vidas. Las técnicas basadas en los modelos basados en agentes y el reinforcement learning permite adaptar este modelo complejo en donde un agente aprende a tomar acciones durante una evacuación e identifica la ruta más eficiente y segura. En particular, para la costa de Arequipa se busca mejorar el desempeño de la tasa de supervivencia, a partir de mejorar su última experiencia frente al tsunami en el año 2001. La presente investigación propone evaluar la implementación del sistema guía inteligente en procesos de evacuación peatonal que permita incrementar la tasa de supervivencia en las zonas inundables. Por lo que, se integra una base de datos georreferenciados de la red de transporte, e incluye a los peatones-agentes y las zonas de evacuación. Siguiendo la metodología, la calibración del modelo, aplicación y evaluación del desempeño del sistema guía inteligente para optimizar los planes de evacuación en el balneario de Camaná en Arequipa. Se han implementado dieciséis propuestas de evacuación peatonal, entre los cuales tenemos 4 experimentos y 3 planes de evacuación peatonal. Se identifica que la red de calles actual se encuentra en un alto riesgo, debido a un probable peligro de sismo tsunamigénico y elevada vulnerabilidad. En el escenario actual para la condición crítica únicamente el 16.6% de la población llega a alcanzar una salida de evacuación existente. En seguida, en los siguientes planes propuestos se tiene un incremento significativo de la tasa esperada de supervivencia. En el primer plan se tiene un incremento de hasta un 21.8% adicional de agentes evacuados. En un segundo plan la tasa incrementa hasta en tres veces más los agentes de la red de calles actual. Y en el tercer plan se observa un incremento importante en la adición de 6 y 14 evacuaciones verticales a la red de calles con salidas, incrementado en el mejor de los casos hasta en un 16.8% la tasa esperada de supervivencia respecto al escenario evaluado. Finalmente, se propone implementar las salidas adicionales, seguido de la implementación de 6 y 14 evacuaciones verticales. Logrando garantizar el máximo desempeño en el número de evacuados frente a un probable peligro de inundación por tsunami.

Abstract

The search for an optimal pedestrian evacuation in the face of tsunamigenic earthquake hazard is currently one of the most vital tasks to safeguard lives. Techniques based on agent-based models and reinforcement learning allow adapting this complex model where an agent learns to take actions during an evacuation and identifies the most efficient and safe route. In particular, for the coast of Arequipa, the aim is to improve the performance of the survival rate, based on the improvement of its last experience with the tsunami in 2001. The present research proposes to evaluate the implementation of the intelligent guidance system in pedestrian evacuation processes to increase the survival rate in flood zones. Therefore, a georeferenced database of the transportation network is integrated, including pedestrian-agents and evacuation zones. Following the methodology, the model calibration, application and performance evaluation of the intelligent guidance system to optimize evacuation plans in the Camaná beach resort in Arequipa. Sixteen pedestrian evacuation proposals have been implemented, including 4 experiments and 3 pedestrian evacuation plans. The current street network is identified as being at high risk, due to a probable tsunamigenic earthquake hazard and high vulnerability. In the current scenario for the critical condition, only 16.6% of the population reaches an existing evacuation exit. Then, in the following proposed plans there is a significant increase in the expected survival rate. In the first plan there is an increase of up to an additional 21.8% of evacuated agents. In the second plan, the rate increases by up to three times the number of agents in the current street network. And in the third plan, a significant increase is observed in the addition of 6 and 14 vertical evacuations to the street network with exits, increasing in the best case by up to 16.8% the expected survival rate with respect to the scenario evaluated. Finally, it is proposed to implement the additional exits, followed by the implementation of 6 and 14 vertical evacuations. This will ensure maximum performance in the number of evacuees in the event of a probable tsunami inundation hazard.

Índice

Índice	vi
Lista de Tablas	viii
Lista de Figuras	ix
1 Introducción	1
1.1 Situación Problemática	1
1.2 Objetivos	4
1.2.1 Objetivo principal	4
1.2.2 Objetivo específicos	5
1.3 Hipótesis	5
1.4 Alcance	5
2 Marco Teórico	6
2.1 Estado del Arte	6
2.1.1 Procesos de Evacuación Peatonal frente al Peligro por Tsunamis	6
2.1.2 Tsunamis Históricos alrededor de la Provincia de Camaná, Arequipa	9
2.1.3 Plan Actual de Evacuación Peatonal frente a Tsunamis en el balneario de Camaná	10
2.2 Marco Conceptual	11
2.2.1 Plan de Evacuación	11
2.2.2 Peligro por Tsunami	12
2.2.3 Modelo Computacional	13
2.2.4 Modelo Basado en Agentes (MBA)	14
2.2.5 Machine Learning	15
2.2.6 Reinforcement Learning (RL)	16
2.3 Estructura de la Investigación	20
2.4 Metodología	21
3 Modelo Digital: Caracterización del Área de Estudio e Identificación del Peligro por Tsunami	22
3.1 Caracterización del Área de Estudio: Balneario de Camaná, La Punta	22

3.1.1	Distribución Geográfica del balneario de Camaná	22
3.1.2	Población en el balneario de Camaná, La Punta	22
3.2	Identificación del Peligro por Tsunami: Simulación Numérica frente al balneario de Camaná	25
3.2.1	Identificación del Peligro por Tsunami	25
3.2.2	Simulación Numérica frente al balneario de Camaná	26
4	Modelo Computacional: Evacuación Peatonal por Tsunami en Camaná, Arequipa	28
4.1	Entorno: Red de Calles	28
4.1.1	Experimento I: Escenario Actual	29
4.1.2	Experimento II: Escenario Actual Mejorado con Puntos de EV	32
4.1.3	Experimento III: RCS, Escenario Mejorado	32
4.1.4	Experimento IV: Combinación de nodos EH y EV en RCS	32
4.2	Agentes	36
4.3	Proceso de Aprendizaje	38
4.4	Interacción	42
5	Evaluación del Desempeño: Diseño de Planes de Evacuación por Tsunami	44
5.1	Experimento I: Escenario Actual (RCA)	44
5.2	Experimento II: I Plan de Evacuación	46
5.3	Experimento III: II Plan de Evacuación (RCS)	48
5.4	Experimento IV: III Plan de Evacuación	48
6	Análisis de Resultados	53
7	Conclusiones y Recomendaciones	60
7.1	Conclusiones	60
7.2	Recomendaciones	61
	Bibliografía	62

Lista de Tablas

2.1	Tsunamis identificados para en el área de estudio del balneario de Camaná. Adaptado de (Carpio & Tavera, 2002)	9
2.2	Reinforcement Learning versus otras subdivisiones de la IA y diferentes técnicas del ML. Fuente: (Stanford, 2024)	15
3.1	Población estable (habitual) en la provincia de Camaná y los distritos presentados. Adaptado de (INEI, 2017)	23
3.2	Población estable (habitual) en el área de estudio de los centros poblados del balneario de Camaná. Adaptado de (INEI, 2017)	23
4.1	Escenario Actual y Mejorado propuestos, características de su red de calles. EV: puntos de evacuación vertical.	30
4.2	Escenario Actual y Mejorado propuestos, características del número de agentes por nodo y el total por escenario	39
5.1	Escenario Actual y Mejorado propuestos para la primera y segunda propuesta de plan de evacuación para un aproximado de 4,500 agentes, características del total de número de agentes por nodo, número de evacuados y TES para las diferentes propuestas diseñadas.	46
5.2	Escenario Actual y Mejorado propuestos para la primera y segunda propuesta de plan de evacuación para un aproximado de 20,500 agentes, características del total de número de agentes por nodo, número de evacuados y TES para las diferentes propuestas diseñadas.	47
5.3	Escenario Actual y Mejorado propuestos para la tercera propuesta de plan de evacuación para un aproximado de 4,500 agentes, características del total de número de agentes por nodo, número de evacuados y TES para las diferentes propuestas diseñadas.	50
5.4	Escenario Actual y Mejorado propuestos para la tercera propuesta de plan de evacuación para un aproximado de 20,500 agentes, características del total de número de agentes por nodo, número de evacuados y TES para las diferentes propuestas diseñadas.	52

Lista de Figuras

1.1	Cadena de supervivencia tras un terremoto. La capacidad se ve excedida después de un sismo, lo que con una correcta respuesta temprana se devolvería rápidamente su condición inicial. Adaptado de (Ceferino et al., 2024).	2
1.2	Tsunami del año 2004 en Indonesia. Izquierda: Se puede observar aún en pie el templo dañado. Derecha: Aparece el templo reparado de modo más austero y el pueblo a su alrededor reedificado. Fuente: (García, 2014).	2
1.3	Tsunami del año 2001 en Camaná, Arequipa, Perú. Fuente: (GEC Archivo, s.f., como se citó en (Batalla, 2024)	3
2.1	Tasa de evacuación en Indonesia: Porcentaje de agentes/peatones evacuados en el tiempo para diferentes escenarios propuestos. Fuente: (Wargadalam, 2022)	7
2.2	Tasa de Evacuación en La Punta, Callao - Perú. Fuente: (Mas et al., 2013)	8
2.3	Propuesta de Evacuación Peatonal frente a tsunami por INDECI. Las flechas indican la dirección propuesta para realizar procesos de evacuación. Adaptado de: (Toledo Gonzales-Polar et al., 2003)	10
2.4	Series temporales calculadas de las profundidades bajas de las ondas de tsunami asociadas a un escenario de terremotos de 8.3 Mw. Se puede observar la gran variabilidad en altura y tiempo de arribo de la primera ola del tsunami a cada una de las ubicaciones a partir de modelar un único escenario. Fuente: (Wood et al., 2023)	13
2.5	Interacción entre el Agente y Ambiente en el RL. A su vez, se detalla la interacción y la introducción al Estado, Recompensa y Acción. Adaptado del inglés de (Sutton & Barto, 2018)	16
2.6	Representación en procesos de evacuación de la interacción entre el Agente y el Ambiente. Se presenta la red de calles del balneario de Camaná, Arequipa, Perú .	17
2.7	Representación gráfica de la similitud e interacción entre los componentes de los sistemas MBA (letras en morado) y RL (letras en verde).	17
2.8	Pseudocódigo del proceso de MC-RL. Fuente: (Mas et al., 2020)	18
2.9	Episodio secuencial, estado y par estado-acción. Fuente: (Sutton & Barto, 2018) .	19
2.10	Pseudocódigo del proceso SARSA. Un algoritmo on-policy TD Fuente: (Sutton & Barto, 2018)	19

3.1	Balneario de Camaná y sus distritos que lo comprenden. Se presenta el departamento de Arequipa (sombreado en rosado), la provincia de Camaná (sombreado en rojo) y los límites distritales (en línea continua roja)	23
3.2	Crecimiento poblacional observado desde diferentes imágenes satelitales en el tiempo. Se muestra el estado situacional a) en el año 2004, donde se puede apreciar una muy baja densidad poblacional, seguido de b) en el año 2007, un aumento ligero en la cantidad de viviendas, mientras que, c) en el año 2017, se muestra un aumento considerable, medianamente poblado, y la imagen más reciente d) del año 2023 muestra una imagen con una cantidad de viviendas que ocupa toda el terreno no habitado anteriormente, una alta densidad poblacional. Fuente: (Google Earth, 2024)	24
3.3	Área de inundación registrada en el sismo tsunamigénico del año 2001. Fuente: (DHN, n.d.)	25
3.4	Resultados de la simulación numérica en el balneario de Camaná (La Punta), a) Ubicación del distrito y provincia de Camaná, y b). Zona de inundación específica del área en estudio según leyenda	27
3.5	Máxima altura de la ola a lo largo de la costa: (Jiménez, 2010)	27
3.6	Mareograma sintético del tsunami en Camaná en el año 2001. Fuente: (Jiménez, 2010)	27
4.1	Experimento I: correspondiente al Escenario Actual (base), RCA. En (a) se presenta la RCA, con línea amarilla, y los nodos de color rojo que representan las EH existentes. En (b) se ilustra la compleja red existente de evacuación peatonal, con poca unión entre redes, en (c) se detalla una configuración particular de la red de calles en la zona de playa, y (d) presenta una limitada red de calles como salidas adicionales de EH.	31
4.2	Experimento II: correspondiente al Escenario Actual Mejorado con 2 o 4 EV. En (a) se presenta la RCA, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, y los nodos azules las EV. En (b) se presenta un nodo de EV definido para la zona Este, en (c) se detalla la ubicación de 2 nodos de EV en la zona central, en la playa y dentro del área urbanizada, y en (d) una EV es la zona Oeste, una área vulnerable a movimientos de masa.	33
4.3	Experimento III: correspondiente al Escenario Mejorado, RCS. En (a) se presenta la RCS, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, y los nodos verdes las EH adicionales. En (b) se puede observar la adición de una calle a un nodo de EV (zona Este), en (c) la adición de calles para refugios de EH adicionales (zona Centro), y en (d) EH adicionales con calles adicionales bordeando zonas vulnerables.	34

4.4	Experimento IV de 4 a 10 EV: correspondiente a la combinación de nodos EH y EV en RCS. En (a) se presenta la RCS con 4 EV y en (e) con hasta 10 EV, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, los nodos verdes son EH adicionales, y los nodos azules las EV. En (b) se puede observar la adición de EV (zona Este), en (c) la adición de calles para refugios de EH adicionales (zona Centro), y en (d) EV en zonas susceptibles a movimientos de masa. Por su lado, en (f) se presenta el detalle del espaciamiento de cada 5 cuadras de las EV. Es importante considerar que se presenta un estado final, sin embargo, las adiciones de EV son secuenciales.	35
4.5	Experimento IV de 14 a 70 EV: correspondiente a la combinación de nodos EH y EV en RCS. En (a) se presenta la RCS con 28 EV y en (c) con hasta 70 EV, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, los nodos verdes son las EH adicionales, y los nodos azules las EV. En (b) se puede observar el espaciamiento de cada tres cuadras, en (d y e) el detalle del espaciamiento de cada una cuadra de las EV. Es importante considerar que se presenta un estado final, sin embargo, las adiciones de EV son secuenciales.	36
4.6	Evidencia del análisis geográfico realizado sobre la incorporación de nuevas salidas adicionales; a) y b) muestran la factibilidad de conectar vías intermedias entre las redes de calles existente; mientras que c) y d) detallan las complicaciones o no de generar salidas hacia la zona más alejada de la inundación, respectivamente.	37
4.7	Acantilados susceptibles a movimientos de masa, a) y b) presentan un estado más estable, mientras que en c) y d) tenemos situaciones críticas, por lo que, se prioriza EV versus EH.	38
4.8	Riesgo de inundación por peligro de sismo tsunamigenico, en a) fuente de determinación del peligro, y b) componentes del modelo computacional que establecen la vulnerabilidad.	40
4.9	Diagrama de flujo de la interacción entre un agente-peatón y agentes-nodo. Las acciones por el agente peatón están coloreadas en negro, mientras que las acciones realizadas por los agentes nodo están coloreadas en azul. azul. Fuente:	41
5.1	Número de agentes evacuados (sobrevivientes) en función del número de simulaciones en un escenario con aproximadamente 20,300 habitantes-agentes.	45
5.2	Tasa Esperada de Supervivencia (%) en función del tiempo en un escenario con aproximadamente 4,500 habitantes. La línea roja representa el resultado modelando la red de calles actual (RCA). Y las líneas verde y azul consideran los resultados para la adición de 2 y 4 EV a la RCA, respectivamente. Por su lado, entre los planes propuestos la línea naranja establece nuevas salidas adicionales (RCS).	46

5.3	Tasa Esperada de Supervivencia (%) en función del tiempo en un escenario con aproximadamente 20,000 habitantes. La línea roja presenta el resultado modelando la forma base de la distribución de la red de calles (RCA). Y las líneas verde y azul consideran 2 y 4 EV adicionales de la red base, respectivamente. La línea naranja establece nuevas salidas adicionales (RCS).	47
5.4	Tasa Esperada de Supervivencia (%) en función del tiempo en diferentes escenario con aproximadamente 4,500 habitantes. La línea roja representa el resultado modelando la RCS (Antes línea naranja). La línea naranja y verde consideran 2 y 4 EV en la RCS, respectivamente. Por su lado, entre los diferentes diseños de planes propuestos se tiene la representación por diversos colores de líneas que establece, a su vez, un número mayor de salidas adicionales (EH). La línea azul y morada son los resultados de considerar 6 y 14 EV a la RCS.	49
5.5	Tasa Esperada de Supervivencia (%) en función del tiempo en diferentes escenario con aproximadamente 20,500 habitantes. La línea roja representa el resultado modelando la RCS (Antes línea naranja). La línea naranja y verde consideran 2 y 4 EV en la RCS, respectivamente. Por su lado, entre los diferentes diseños de planes propuestos se tiene la representación por diversos colores de líneas que establece, a su vez, un número mayor de salidas adicionales (EH). La línea azul y morada son los resultados de considerar 6 y 14 EV a la RCS.	51
6.1	Resultados de la Tasa esperada de Supervivencia para cada uno de los dieciséis (16) diferentes escenarios propuestos para una baja densidad poblacional de aproximadamente 4,500 agentes modelados.	54
6.2	Resultados de la Tasa esperada de Supervivencia para cada uno de los dieciséis (16) diferentes escenarios propuestos para una alta densidad poblacional de aproximadamente 20,000 agentes modelados.	54
6.3	Experimento IV con 6 y 14 EV: correspondiente a la combinación de nodos EH y EV en RCS. En (a) se presenta la RCS con 6 EV y en (c) con 14 EV, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, los nodos verdes las EH adicionales, y los nodos azules las EV. En (b) se puede observar el espaciamiento cada ocho cuadras, y en (d) el detalle del espaciamiento de cada seis cuadras para la ubicación de las EV.	56
6.4	Tasa Esperada de Supervivencia Incremental para cada número de EV en la RCS respecto de la red de calles base (RCA) en una condición de baja densidad poblacional de aproximadamente 4,500 agentes modelados.	57
6.5	Tasa Esperada de Supervivencia Incremental para cada número de EV en la RCS respecto de la red de calles base (RCA) en una condición de baja densidad poblacional de aproximadamente 20,000 agentes modelados.	57
6.6	Tasa Esperada de Supervivencia en función del número de evacuaciones verticales para la red de calles modificadas (RCS) en una condición de baja y alta densidad poblacional.	58

Capítulo 1

Introducción

1.1 Situación Problemática

La preparación de los diferentes actores, en ciudades en vías de desarrollo, frente a los desastres originados por fenómenos naturales es limitada en la actualidad (Córdova-Arias & Perez, 2024). Este es el caso de los siguientes stakeholders: sociedades, empresas privadas, gobiernos, e instituciones técnico-científicas. Los sismos en las últimas décadas han dejado un saldo masivo de víctimas y ha demostrado una deficiente respuesta a las emergencias, especialmente en el continente Asiático y Americano (Ceferino et al., 2024). Sin embargo, algunos países preparados, con una mayor cultura de prevención y con herramientas avanzadas, como sistemas de alerta temprana, han reducido sus daños y pérdidas. Es el caso de Japón, Estados Unidos y Reino Unido. Por lo que, podemos precisar que, el nivel de impacto de los desastres sobre las ciudades es directamente proporcional al nivel de preparación, capacidad, comportamiento, y su nivel de respuesta temprana comunitario e interinstitucional. En la Fig. 1.1 Ceferino et al., 2024 propone la aplicación de una cadena de supervivencia tras un desastre para construir ciudades más resilientes, mejorando su capacidad mediante la optimización de la respuesta. Por lo tanto, estudiar soluciones frente al comportamiento humano en respuesta a eventos de escenarios de riesgo, como comprender su interacción en una ciudad, red de calles, frente a un post-desastre es sumamente importante.

Los eventos de desastres en los últimos años presentan un gran número de damnificados, este número no ha podido reducirse con el avance de la ingeniería sísmica, debido a que, la población más vulnerable sigue creciendo de forma no técnica (Bertero et al., 2009, como se citó en (Ceferino et al., 2024), p. 1). Entonces resulta que, los sismos tsunamigénicos son un reto para la comunidad científica, debido a la dificultad por determinar su magnitud e impacto del tsunami sobre comunidades costeras. En particular para los desafíos actuales de reducir el riesgo de desastre y para propósitos de articular los sistemas de alerta temprana. De los últimos tsunamis más destructivos en el año 2004 en Indonesia y del 2011 en Japón, los resultados marcaron una diferencia significativa. Y ambos eventos tsunamigénicos presentaron eventos sísmicos de similar magnitud entre 9.0 Mw y 9.1 Mw. La Fig. 1.2 muestra al pueblo Mezquita de Teunom en el distrito de Aceh Jaya, costa noroccidental de la isla de Sumatra en Indonesia, una de las zonas más afectadas

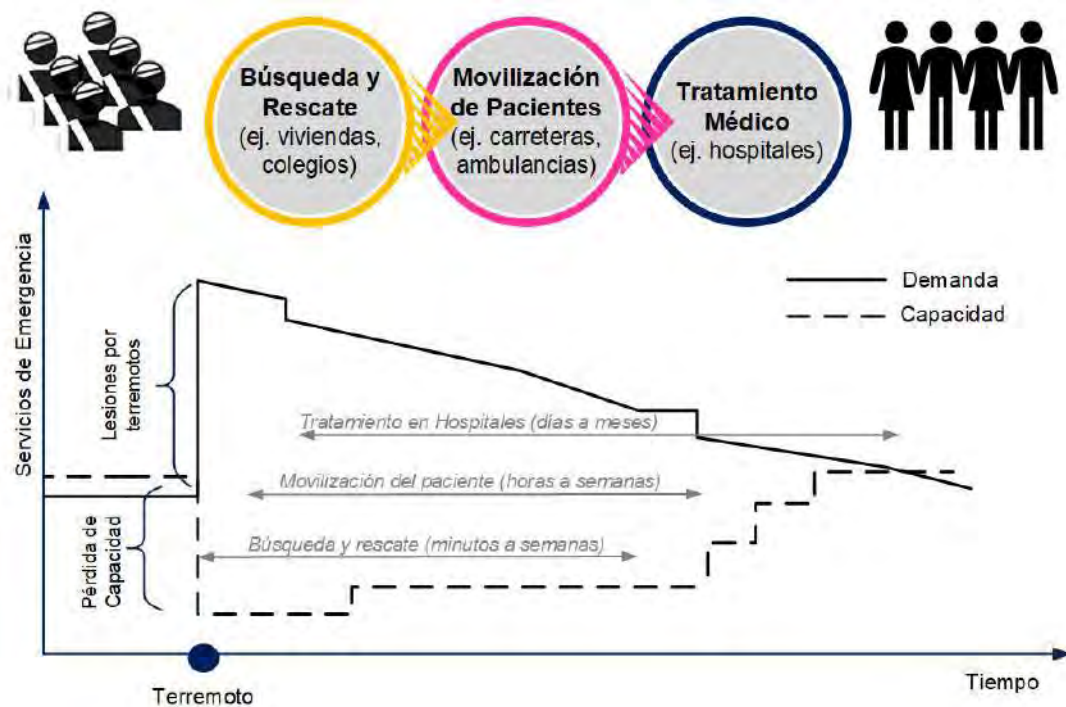


Figura 1.1: Cadena de supervivencia tras un terremoto. La capacidad se ve excedida después de un sismo, lo que con una correcta respuesta temprana se devolvería rápidamente su condición inicial. Adaptado de (Ceferino et al., 2024).



Figura 1.2: Tsunami del año 2004 en Indonesia. Izquierda: Se puede observar aún en pie el templo dañado. Derecha: Aparece el templo reparado de modo más austero y el pueblo a su alrededor reedificado. Fuente: (García, 2014).



Figura 1.3: *Tsunami del año 2001 en Camaná, Arequipa, Perú. Fuente: (GEC Archivo, s.f., como se citó en (Batalla, 2024)*

y próximas al epicentro del sismo. Por el contrario, la respuesta de evacuación contribuyó a que la tasa de supervivencia de las personas que vivían en las áreas inundadas sea del 96 % en Japón (19,759 fallecidos) (Mas et al., 2020). Mientras que, en Indonesia perdieron la vida más de 180 mil personas producto del impacto del tsunami. Estos resultados, entre otros factores particulares de cada evento, permiten afirmar que la evacuación es uno de los métodos más importantes y eficientes (Shuto, 2015) frente a peligros por tsunami. Por lo que, su implementación para salvar vidas humanas es el objetivo final de la gestión de riesgos y desastres.

Por otro lado, en Perú, un probable sismo tsunamigénico (> 8 Mw) sacudirá la costa de Arequipa, debido a la no ocurrencia continua de terremotos desde el último que liberó la mayor cantidad de energía en el año 2001 (Tavera, 2017; Tavera & Bernal, 2002; Tavera, 2020). Este último evento originó en promedio olas altas de 7.5 m de altura, con un tiempo de arribo de la primera ola de entre 15 y 23 minutos, daños y cuantiosas pérdidas económicas y de vidas humanas (Martínez & Tavera, 2016). La Fig. 1.3 muestra la huella de inundación, viviendas completamente destruidas y en particular una edificación de 3 niveles que a resistido el impacto del tsunami (Batalla, 2024). En ese sentido, durante un probable tsunami miles de personas buscaran evacuar a zonas seguras, sin embargo, en el proceso la congestión y el hacinamiento serán problemas críticos. Análogamente, la búsqueda del camino más corto y la movilización en vehículos retrasará la evacuación provocando resultados fatales (Mas et al., 2015). Esta incapacidad de hacer frente al peligro refleja una gran vulnerabilidad de ciudades costeras, sumado a una creciente densidad poblacional en épocas de verano.

Actualmente, se están estudiando diferentes soluciones mediante el uso de diferentes técnicas innovadoras y tecnológicas como la inteligencia artificial. En conjunto con las simulaciones de los *Modelos Basados en Agentes* (MBA) permiten mejorar las medidas frente a procesos de evacuación (MIs et al., 2023). Entre las mencionadas técnicas en el campo de la informática tenemos al Aprendizaje Automático, *Machine Learning* (ML), el cual incluye al Aprendizaje por

Refuerzo, *Reinforcement Learning* (RL), en el que un agente/peatón aprende a realizar acciones en un entorno para maximizar una recompensa o minimizar un castigo. Por lo que, con el objetivo de salvar vidas humanas y mejorar la resiliencia comunitaria frente a tsunamis en comunidades costeras, proponemos adoptar el trabajo de Mas et al., 2020. Con el objetivo de diseñar planes de evacuación desarrollados en un sistema guía inteligente (SGI) de evacuación para la costa del balneario de Camaná, Arequipa, Perú. El SGI será de vital relevancia para la respuesta temprana a desastres, asociado a los sistemas de alerta temprana, guía durante procesos reales. Además, permitirá identificar diferentes rutas óptimas de evacuación para diferentes escenarios, y aumentar la probabilidad de evacuar a más personas dentro de la huella de inundación (Mas et al., 2024).

La presente investigación propone el diseño de planes modelados en un SGI para simular la evacuación de agentes para el balneario de Camaná en Arequipa. Se selecciona dicha área de estudio, debido a un alto peligro de inundación por tsunami para incrementar la tasa esperada de supervivencia. El área de estudio del balneario de Camaná, dentro de la provincia de Camaná, está compuesta por las playas que se encuentran dentro de los distritos de Camaná, Samuel Pastor y Quilca. Además, debido a su geografía presentan particularmente una red de calles interconectada de condiciones vulnerables similares. Por lo que, en el documento nos referiremos al área de estudio como el balneario de Camaná, un capítulo posterior detallará en un mapa el área de estudio y la red de calles consideradas. La aplicación requerirá la calibración del SGI considerando el contexto local de 1) la configuración de la red de calles, 2) la densidad poblacional y 3) la identificación de zonas de evacuación.

Otras consideraciones importantes son que, se deberá estudiar el comportamiento peatonal con respecto a su velocidad de movimiento ante distintos niveles de congestión. Dentro de las propuestas de diseño de planes de evacuación, incluirá de ser necesario actualizar el modelo de comportamiento actual por modelos mejorados de la red de calles. Es importante considerar el tiempo de arribo de la primera ola del tsunami y un mareograma que permita identificar la ola de más altura, el cual es diferente al caso de estudio presentado en (Mas et al., 2020). Además, considerar los modelos de inundación realizados por los investigadores del proyecto de investigación, que son respaldados por las cartas de inundación de la Dirección de Hidrografía Y Navegación de la Marina de Guerra del Perú (DHN) (Centro Nacional de Alerta de Tsunami, n.d.). Con respecto a, las cifras de daños observados en eventos tsunamigénicos anteriores, podemos afirmar que es indispensable proponer un sistema de alerta temprana como SGI. El objetivo es mitigar las probables consecuencias catastróficas, que podría resultar de entre los daños y pérdidas, la pérdida de miles de vidas humanas del balneario de Camaná.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo principal

Evaluar el proceso de evacuación peatonal en un sistema guía inteligente ante una simulación de tsunami similar al del año 2001 en el balneario de Camaná, Arequipa, Perú.

1.2.2 Objetivo específicos

- Generar un modelo digital del sistema de red de calles e incluir peatones/agentes de la zona de playa del balneario de Camaná con las características adecuadas del espacio urbano a modelar.
- Emplear Modelos Basados en Agentes y Reinforcement Learning en el modelo computacional para simular procesos de evacuación óptimos para distintos escenarios propuestos de la red de transporte.
- Evaluar el desempeño de los escenarios propuestos mediante la tasa esperada de supervivencia siguiendo la configuración del sistema guía inteligente.

1.3 Hipótesis

La implementación de planes de evacuación modeladas en un sistema de guía inteligente durante procesos de evacuación peatonal frente a tsunamis incrementa la tasa esperada de supervivencia en el balneario de Camaná, Arequipa, Perú.

1.4 Alcance

Se desarrollará planes de evacuación peatonal implementado en un sistema de guía inteligente de entorno virtual, considerado como modelo computacional, empleando una base de datos georreferenciados de la red de calles, incorporando peatones/agentes y zonas de evacuación peatonal en el balneario de Camaná, Arequipa.

- Se considera la determinación de la velocidad de movimiento, tiempo de inicio de evacuación y el tiempo de llegada de la primera ola del tsunami.
- Se emplea Modelos Basados en Agentes y Reinforcement Learning en el modelo computacional con la interacción de agentes (habitantes) en la red de calles (grafo de líneas y puntos) que cuenta con una configuración de zonas de evacuación vertical (nodos dentro de la huella de inundación) y/o de salidas al exterior (nodos fuera de la huella de inundación).
- Se evalúa el desempeño de los planes de evacuación en la simulación computacional usando la simulación número 7,000 con un 100 % de aprendizaje de exploración que nos proporciona la ruta óptima de evacuación peatonal para las configuraciones modeladas.

Capítulo 2

Marco Teórico

2.1 Estado del Arte

2.1.1 Procesos de Evacuación Peatonal frente al Peligro por Tsunamis

El proceso de evacuación frente al peligro por tsunamis está siendo cada vez más investigado para optimizar y salvaguardar la vida de las personas expuestas a zonas inundables. Entre los métodos más estudiados están los Modelos Basados en Agentes (MBA), el cual es aplicado usando diferentes algoritmos y diferentes escenarios de riesgo (Mls et al., 2023). Entre otras alternativas de solución se encuentran también la implementación de los sistemas de alerta temprana, la evacuación vertical, los planes de prevención y reducción de riesgo por tsunamis (Pal et al., 2022). El método más estudiado sobre los MBA también ha sido aplicado a eventos de evacuación por incendios, simulaciones de tráfico, evacuaciones de estadios, aeropuertos, entre muchas otras aplicaciones (Siyam et al., 2019). En específico para simulaciones de evacuación realizadas para el riesgo por tsunami entre los años 2012 y 2021 se han desarrollado 38 investigaciones aplicadas (Mls et al., 2023). La Fig. 2.1 presentan los resultados de una de estas investigaciones mediante una simulación usando MBA y la herramienta Netlogo en función de cuatro escenarios diferentes. Sus resultados y aplicación demuestran una buena comprensión entre los MBA y las simulaciones de evacuación peatonal. La investigación continúa esta línea para proponer mejores medidas para reducir el riesgo de desastre. Al mismo tiempo, se busca complementar la investigación con tecnologías innovadoras y modernas, que han demostrado ser superiores (Mas et al., 2024).

Los estudios que han aplicado los MBA demuestran su gran versatilidad en diferentes escenarios, mediante el uso de diversos tipos de software y metodologías. Se han estudiado y comprobando sus bondades para explorar los peligros generados por fenómenos naturales en diversos países del mundo, como en Indonesia y Japón. Sin embargo, "el problema sigue siendo el desarrollo de MBA complejos para optimizar e implementar sistemas guías de evacuación en tiempo real", mencionaba el PhD. Erick Mas en una conferencia dentro del Congreso Nacional de Ingeniería Civil virtual (CONEICe) (comunicación personal, 18 de agosto de 2021). La visión a largo plazo es que la evacuación de peatones será realizado con el apoyo de un SGI que empleará las tecnologías de comunicación para indicar las rutas a los peatones. El cual deberá procesar información estática y

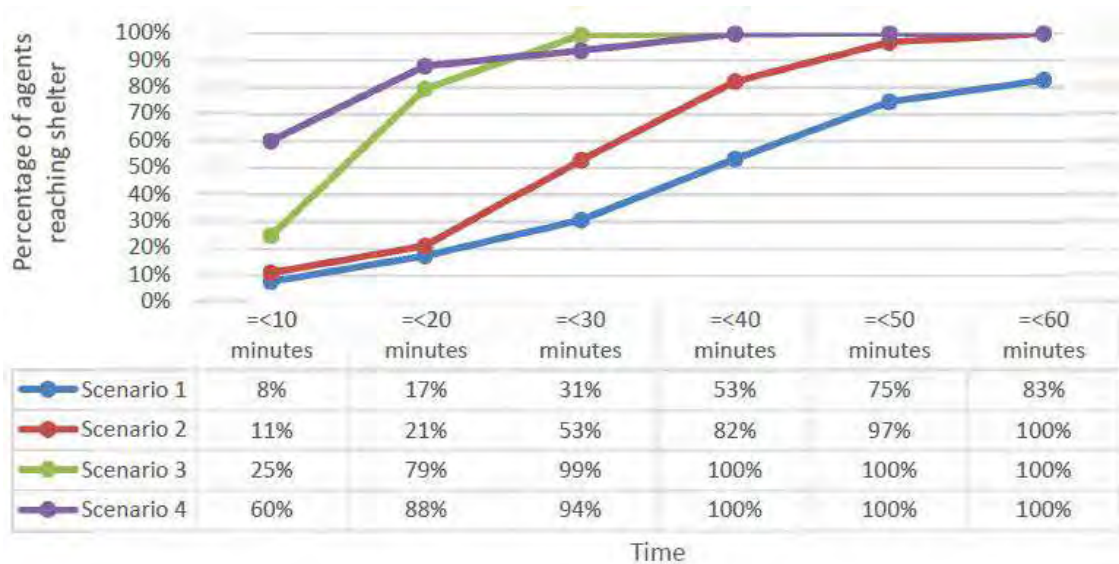


Figura 2.1: Tasa de evacuación en Indonesia: Porcentaje de agentes/peatones evacuados en el tiempo para diferentes escenarios propuestos. Fuente: (Wargadalam, 2022)

dinámica del entorno, el tiempo de arribo de las olas, aunado a mayores recursos computacionales, optimizaría la búsqueda de rutas óptimas. Por lo tanto, al contar con esta información se busca implementar las técnicas del RL, un algoritmo del ML que ha permitido adaptar estos MBA para condicionar su comportamiento y alcanzar un objetivo específico. Tal como lo menciona (Sutton & Barto, 2018), el RL busca maximizar una señal de recompensa en lugar de intentar encontrar una estructura oculta, captando los aspectos más importantes del problema real al que se enfrenta un agente que interactúa con su entorno para lograr un objetivo.

Algunas investigaciones importante, por ejemplo es el estudio de Slucki and Nielek (2015) que busca determinar la influencia en la evacuación vertical por tsunami con o sin cooperación entre los peatones. Se identifica que bajo un escenario de cooperación se alcanza un porcentaje sustancialmente mayor de peatones evacuados. Del mismo modo, Mostafizi et al. (2019) analiza la ubicación geográfica de las unidades de evacuación, encontrando que estos no tienen una relación lineal con la tasa esperada de mortalidad. Por otro lado, León et al. (2021) estudia un modelo en comparación con los datos reales del sismo de 6.7 Mw y consecuente tsunami de Coquimbo-La Serena, Chile. En la investigación se identifica que existen correspondencias parciales entre los datos analizados. Por lo que, entre los estudios más desafiantes, se busca optimizar estos MBA mediante una programación lineal, el uso de algoritmos genéticos y las técnicas de computación paralela híbrida (Le et al., 2015; Makinoshima et al., 2018).

En el Perú, la zona evaluada bajo la metodología de los MBA ha sido desarrollado en el distrito de La Punta, Callao. La Fig. 2.2 presenta dos curvas de evacuación frente al peligro de tsunami a partir de una encuesta y simulación numérica (Mas et al., 2013). La curva punteada se obtiene a partir de un cuestionario después del tsunami, obteniendo una estimación real de residentes evacuados respecto al tiempo de decisión para la evacuación. Y la curva continua es a partir de una función de distribución de Rayleigh obtenida mediante simulación numérica. El modelo

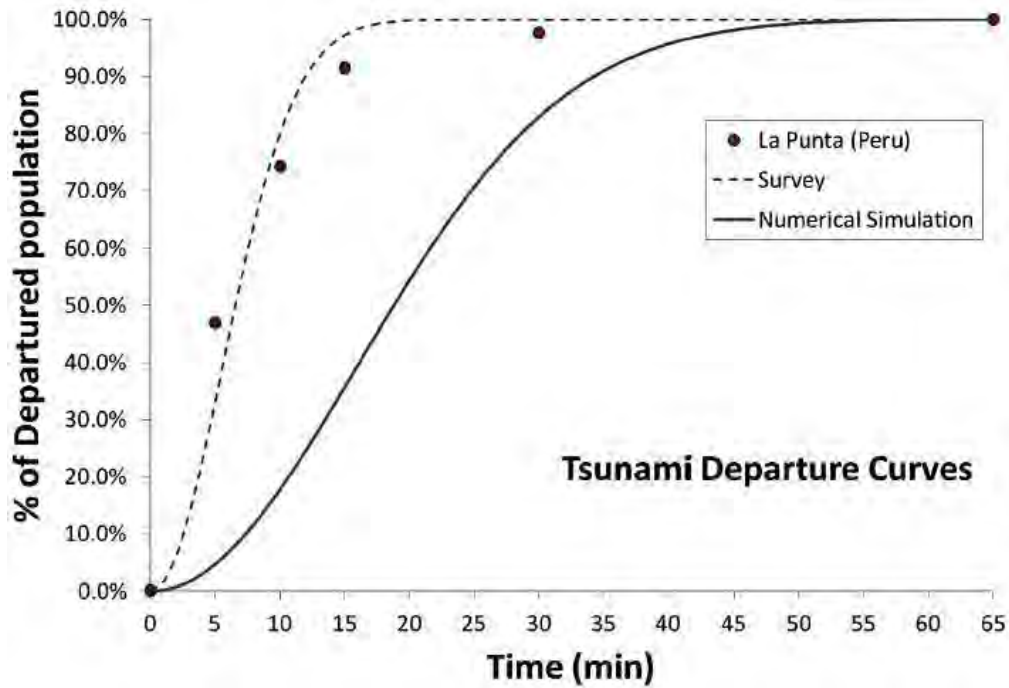


Figura 2.2: Tasa de Evacuación en La Punta, Callao - Perú. Fuente: (Mas et al., 2013)

presentado por (Mas et al., 2013) fue desarrollado en Netlogo, revelando durante sus resultados la necesidad de evacuaciones verticales como alternativa de evacuación. Además, (Mas et al., 2015) en otro estudio identifica los beneficios de los MBA para mitigar el impacto del tsunami y planificar la evacuación. En el estudio, se analizan un conjunto de diferentes resultados de varios países como Indonesia, Tailandia y Japón. A propósito, estas investigaciones tienen un nivel muy detallado, emplean una cantidad considerable de información, por lo que, es necesario un procesamiento computacional de alto rendimiento.

Las Figs. 2.1 y 2.2 presentan de forma clara el estado del arte de los procesos de evacuación peatonal frente al peligro de tsunami usando MBA. Ambas figuras, preparadas en el 2022 y 2013, respectivamente, son un claro ejemplo de la gran importancia del desarrollo de este tipo de estudios para contribuir en la reducción del riesgo de desastres. La presente investigación, busca seguir esta línea del desarrollo de modelos computacionales para comprender la respuesta peatonal frente a evacuaciones por tsunami en el balneario de Camaná. Los estudios presentados se enfocan en los MBA, como principal metodología para la calibración del modelo y presentación de resultados. Sin embargo, en la investigación desarrollamos una extensión de los MBA, bajo un marco de toma de decisión guiado por el reinforcement learning. Los resultados satisfactorios de esta extensión de RL y MBA, respecto al modelado de rutas óptimas, se presentan en Mas et al., 2024. Por lo que, las técnicas de los MBA y RL buscan simular el comportamiento en una evacuación por individuos, grupos de personas y la movilización en vehículos.

Un modelo aplicando RL para la selección de rutas en la gestión de respuestas a desastres se propuso en Su et al. (2011). Además, en Mas et al. (2024) se reporta un marco de trabajo empleando RL para procesos de evacuación con grandes áreas y un número significativo de peatones. Por lo

Tabla 2.1: Tsunamis identificados para en el área de estudio del balneario de Camaná. Adaptado de (Carpio & Tavera, 2002)

N°	Año	Magnitud de la Fuente	Intensidad Tsunami	Localidades Afectadas
1	1513	8.7 Ms	3.0	Camaná, Quilca, Matarani y Mollendo
2	1604	7.8 Ms	n.i.	Camaná, Pisco y Arica
3	1687	8.2 Ms	n.i.	Camaná, Pisco, Chincha, Cañete, Lima, Callo y Chimbote
4	1964	9.0 Mw	4.5	Camaná, Callao y La Punta Matarani
5	2001	8.4 Mw	1.0	Camaná

n.i.: No identificado.

que, la presente investigación propone emplear un algoritmo de RL en conjunto con los MBA para simular procesos de evacuación peatonales. También, se busca comprender la interacción social para optimizar la toma de decisión de los habitantes frente a eventos de desastres, mejorando la respuesta de las comunidades costeras. Como mencionamos anteriormente, nuestra visión a futuro es que las personas sean guiadas por una aplicación inteligente. Por lo que, un SGI apoyará a los habitantes a decidir la ruta de evacuación en tiempo real, es decir, actualizar la ruta en caso algunas calles se encuentren saturadas.

Por lo tanto, se propone adoptar la metodología de Mas et al. (2024) para implementar un plan de evacuación por tsunami en la costa del balneario de Camaná, Arequipa. A continuación, presentamos el estado actual de los tsunamis históricos que han impactado Camaná, y sus planes actuales para hacer frente a este probable peligro, aspectos importantes en el área de estudio.

2.1.2 Tsunamis Históricos alrededor de la Provincia de Camaná, Arequipa

La provincia de Camaná y sus balnearios costeros han sido impactados por tsunamis a lo largo de los años, producidos por sismos cercanos y lejanos que han afectado directamente al área en estudio. En la literatura se identifica un Catálogo de Tsunamis ocurridos en Perú, de donde podemos recopilar algunos tsunamis que han afectado a Camaná. La Tabla 2.1 presenta un resumen de los últimos tsunamis que han afectado Camaná. Los datos identificados como su magnitud e intensidad han sido tomados de (Carpio & Tavera, 2002), entendiendo que algunos de estos datos se conocen por crónicas o reportes no técnicos.

Uno de los primeros registros de un tsunami (Ver Tabla 2.1 en fila N° 1) se remonta al año 1513. Donde un enorme maremoto dañó muelles e importantes estructuras situadas cerca de la playa de Camaná, Quilca, Matarani y Mollendo (Carpio & Tavera, 2002). Así mismo, se evidencia en Martínez Herrera (2014) que el tsunami del año 1604 produjo grandes daños en la ciudad de Tacna producto de grandes olas, que tuvo un gran impacto en las localidad de Camaná, Pisco y Arica. Igualmente, en el año 1687 los efectos del tsunami fueron catastrófico, afectó a las siguientes localidades: Camaná, Pisco, Chincha, Cañete, Lima, Callao y Chimbote. Además, entre los tsunamis más importantes se encuentran el del año 1964 que afectó a las playas de Camaná,

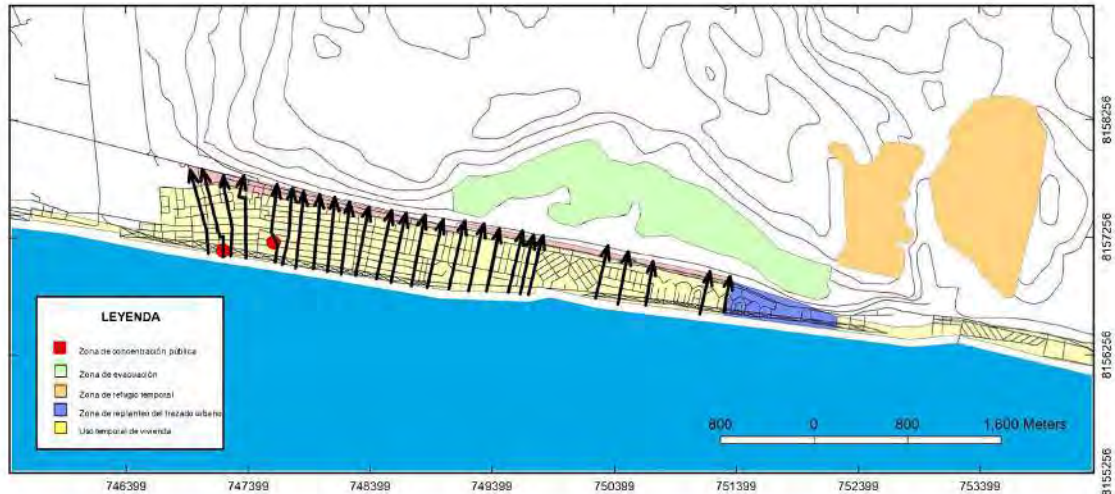


Figura 2.3: Propuesta de Evacuación Peatonal frente a tsunami por INDECI. Las flechas indican la dirección propuesta para realizar procesos de evacuación. Adaptado de: (Toledo Gonzales-Polar et al., 2003)

el Callao y La Punta Matarani. El último evento tsunamigénico que afectó Camaná fue el del año 2001, que generó olas de 7 metros de altura. Desde entonces, no se ha reportado actividad sísmica de gran magnitud. Por lo que, una posible brecha sísmica podría localizarse en esta zona, amenazando al balneario de Camaná con futuros grandes terremotos y tsunamis (Tavera & Bernal, 2002).

2.1.3 Plan Actual de Evacuación Peatonal frente a Tsunamis en el balneario de Camaná

En el balneario de Camaná se ha identificado una gran susceptibilidad frente al peligro de tsunami. Existen algunos planes de evacuación peatonal estáticos, con información sobre las rutas de transporte a utilizar representadas como flechas en mapas (Ver Fig. 2.3). Sobre estos mapas, no se ha analizado la interacción entre los peatones y la red de transporte existentes. Además, no se han buscado soluciones como alternativas de rutas óptimas, evacuación vertical y/u horizontal adicional de salida de la huella de inundación por parte del gobierno peruano. El mapa fue diseñada en el año 2003 por el "Instituto Nacional de Defensa Civil" (INDECI) (Toledo Gonzales-Polar et al., 2003). Así mismo, el mapa propone a la red de transporte que unen directamente la zona de playa con la carretera Panamericana Sur, como las principales vías de evacuación. Al mismo tiempo, el mapa define ciertas zonas como áreas de concentración, albergue y alojamiento temporal. Sin embargo, no reconoce una ruta de acceso entre estas zonas, siendo esto importante para proponer adecuadamente la implementación de soluciones de evacuaciones verticales y de salidas adicionales.

Entre otros planes actuales de evacuación frente a tsunami identificados, algunos parten de una política nacional, local o de Organizaciones No Gubernamentales (ONG). Entre los planes del gobierno central se encuentra que se están implementando simulacros multipeligro, adaptándose a la realidad de cada localidad. En el balneario de Camaná, se tiene evidencia de la organización de

un simulacro de evacuación peatonal masiva realizado el 25 de febrero de 2012. El simulacro fue realizado por el gobierno local y la ONG del Centro de Estudios y Prevención de Desastres (PREDES). En dicho simulacro se reportó un promedio de entre 3,000 a aproximadamente 20,000 personas evacuadas, entre población habitual (residente), periódica y flotante (veraneantes). Además, dentro las actividades del simulacro se movilizaron a aproximadamente 400 autoridades, entre personal de Defensa Civil (INDECI), Serenazgo, Policía Nacional y bomberos (PREDES, 2012; RPP, 2012). Por lo que, a partir del sismo del año 2001, entidades públicas y privadas han aunado esfuerzos para diseñar planes de evacuación. Sin embargo, estos no consideran la interacción y dinamismo de un área de alta densidad poblacional. Los planes de evacuación en el balneario de Camaná se resume únicamente a mapas de rutas de evacuación peatonal convencionales y simulacros masivos.

2.2 Marco Conceptual

2.2.1 Plan de Evacuación

Para la investigación consideramos la definición de la Real Academia Española (RAE) que lo define como un "Modelo sistemático de una actuación pública o privada, que se elabora anticipadamente para dirigirla y encauzarla" (Real Academia Española, 2006a). El término de evacuación peatonal hace referencia a procesos de búsqueda peatonal de zonas seguras frente al peligro de inundación por tsunami. La Oficina de las Naciones Unidas para la Reducción del Riesgo de Desastres (UNDRR, por sus siglas en inglés) menciona que "la evacuación peatonal debe priorizar rutas seguras y accesibles para la población en riesgo, considerando las capacidades físicas de los evacuados, el tiempo disponible y las barreras geográficas o urbanísticas" (UNDRR, 2020). Además, instituciones internacionales importantes como la Federal Emergency Management Agency (FEMA) y la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO-IOC, por sus siglas en inglés) brindan recomendaciones para tener una óptima capacidad de respuesta y resiliencia costera. Recomiendan considerar el tiempo de alerta, el diseño de rutas accesibles, la señalización, educación pública, y ejercicios regulares para la población (FEMA, 2019; UNESCO-IOC, 2021). Este conjunto de recomendaciones no estructurales aún se encuentran por implementarse en países en vías de desarrollo, en particular en nuestro país. La presente investigación aborda el tiempo de alerta o respuesta de evacuación y el diseño de rutas accesibles para contribuir a la reducción del riesgo de desastre en el balneario de Camaná.

Por otro lado, es importante reconocer el estado situacional que presentan los planes de evacuación peatonal en diferentes comunidades costeras vulnerables. Se identificó que los estudios usando algunos algoritmos y/o herramientas como el MBA, únicamente el 5% se basa en el modelamiento de la emergencia por el peligro de inundación (MIs et al., 2023). Se presenta una mayor aplicabilidad de los MBA en los estudios de peligro por incendio, demostrando que existe una brecha significativa por implementar frente a peligros por inundación. Sin embargo, se identifica de la literatura que un porcentaje mayor del 72% de los estudios tiene el objetivo de modelar y estu-

diar el comportamiento humano, evaluar y optimizar planes, modelos y estrategias de evacuación peatonal (Siyam et al., 2020). Los estudios identificados presentan diferentes consideraciones en los modelamientos, entre estas consideraciones un aspecto bastante relevante es la evacuación vertical. Además, otra consideración importante para los distintos tipos de evacuaciones de emergencia, es la duración de evacuación que el peatón necesita para alcanzar un refugio (Liu et al., 2015). Así mismo, para procesos de inundación por tsunami, se identifica que es importante conocer el tiempo de arribo de la primera ola. Es decir, el tiempo con el que un peatón cuenta para alcanzar una área segura, antes de ser arrastrado por el tsunami. En el Perú los planes de evacuación se reducen a la identificación de la huella de inundación, de las zonas seguras, y del reconocimiento de vías de acceso. El balneario de Camaná es vulnerable frente a un probable tsunami, debido a sus deficientes capacidades, como planes de evacuación para enfrentar este tipo de peligro que se resumen a mapas estáticos.

2.2.2 Peligro por Tsunami

La RAE define al tsunami como una "Ola gigantesca producida por un maremoto o una erupción volcánica en el fondo del mar" (Real Academia Española, 2006b). Además, los "tsunamis se clasifican como ondas largas a nivel de superficie de agua, y su longitud es mucho mayor que la profundidad del agua donde se propaga un tsunami" (Koshimura, 2019, como se cita en (Koshimura et al., 2020), p.2). También, los tsunamis en aguas muy profundas tienen una amplitud mucho menor que los que se producen cerca del territorio, que luego se amplifican enormemente al acercarse a las costas (Koshimura et al., 2020). Por lo que, los tsunamis son difíciles de detectar en aguas profundas, donde los barcos son incapaces de sentir su paso, y se ha creído que solo algunos sensores en alta mar, por ejemplo, los sensores de presión del fondo oceánico (Okada, 1995), pueden detectar el paso del tsunami. Por tanto, con el objetivo de realizar un modelamiento numérico para identificar su comportamiento es necesario usar alguna herramienta que modelen tsunamis. Que consideren discretizar un conjunto de ecuaciones no lineales de aguas poco profundas mediante el esquema de diferencias finitas de salto escalonado (Mas et al., 2013). Algunas relaciones del potencial destructivo de un maremoto se dan a partir de la magnitud momento sísmico (M_o), que, del mismo modo, depende de la longitud, ancho de ruptura, y de la dislocación de la falla. Entre otros parámetros se considera importante la profundidad del hipocentro y la altura del agua.

La Fig. 2.4 presenta la gran variabilidad del tiempo y altura de arribo de las olas producto de un tsunami al frente costero de la Isla de Guam, bajo el mismo escenario. Lo que demuestra que la generación y propagación de un tsunami depende de diferentes variables, difícilmente identificadas para propósitos de sistema de alerta temprana. En consecuencia, reconocer los tiempos de arribo de la primera ola de un tsunami es sumamente complejo en la actualidad. La National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) advierte que la velocidad de las olas del tsunami en aguas profundas podrían viajar hasta alcanzar los 800 km/h con una energía que permanecería casi intacta hasta alcanzar aguas costeras, que es donde aumenta su altura (NOAA, 2021). La intensidad del impacto va a depender de la topografía costera, infraestructura disponible y las acciones planificadas para su mitigación. Estos últimos hacen referencia a los planes estruc-

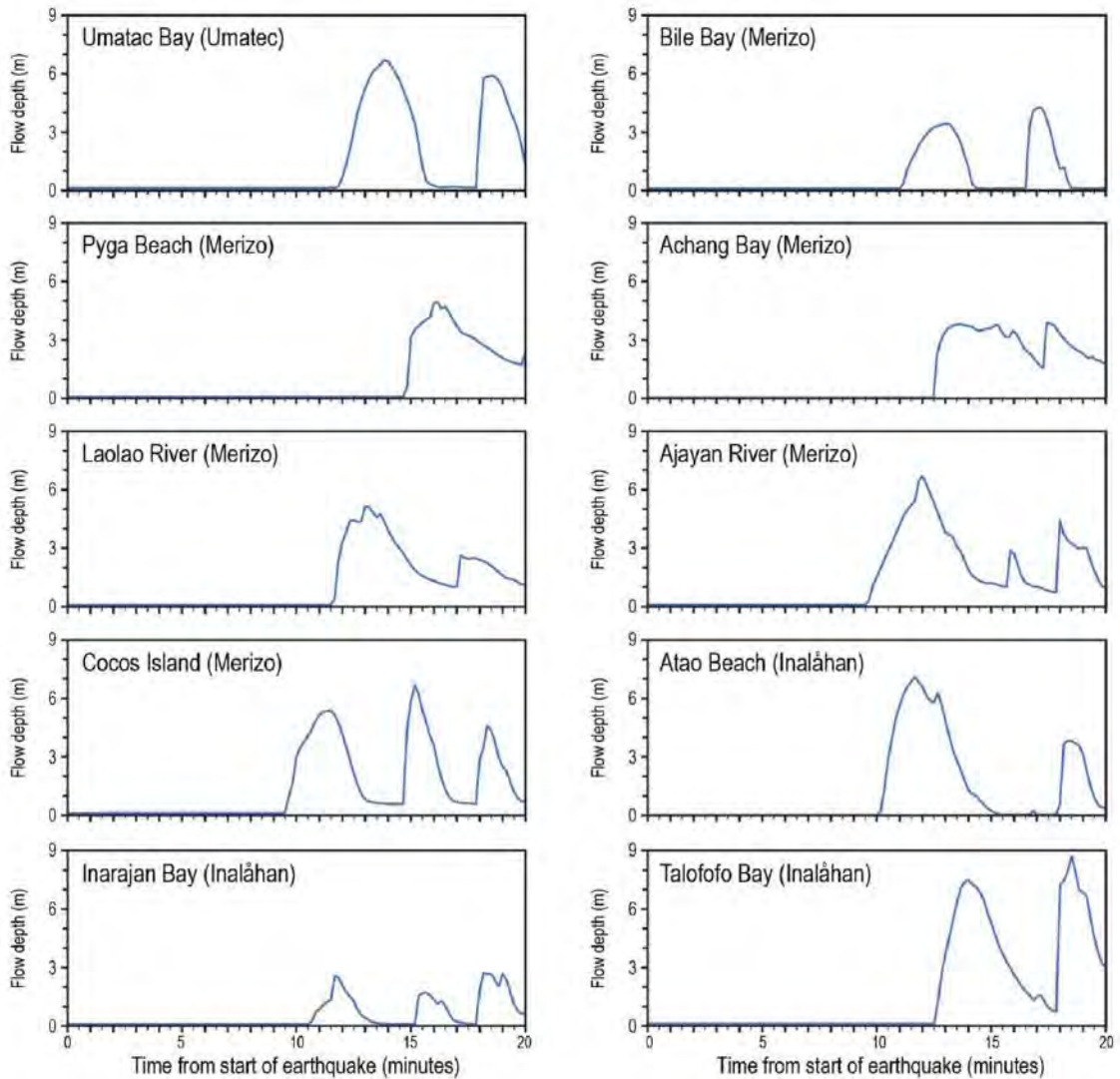


Figura 2.4: Series temporales calculadas de las profundidades bajas de las ondas de tsunami asociadas a un escenario de terremotos de 8.3 Mw. Se puede observar la gran variabilidad en altura y tiempo de arribo de la primera ola del tsunami a cada una de las ubicaciones a partir de modelar un único escenario. Fuente: (Wood et al., 2023)

naturales y no estructurales existentes en las ciudades costeras, los cuales son sumamente importantes para reducir el riesgo de desastre. Los sistemas de prevención y mitigación pueden ser muy diversos, la World Meteorological Organization (WMO) propone la implementación de sistemas de alerta temprana, de planes de evacuación, la construcción de infraestructura resiliente y una educación pública que genere conciencia (WMO, 2018).

2.2.3 Modelo Computacional

El modelo computacional considerado en la presente investigación se base en un tipo de Modelo Basado en Agente y un algoritmo del Machine Learning.

2.2.4 Modelo Basado en Agentes (MBA)

Los MBA están mucho más cercanos del lenguaje humano y de nuestro pensamiento natural. Por lo que, hay varias aplicaciones en las que se utiliza una metodología computacional para modelar sistemas complejos. En general, se utiliza los MBA para simular los comportamientos y movimientos de entidades individuales, denominadas agentes, durante procesos de evacuación. (Wilensky & Rand, 2015) manifiestan que "La idea central del MBA es que muchos (si no la mayoría) de los fenómenos del mundo pueden modelarse eficazmente con agentes, un entorno y una descripción de las interacciones agente-agente y agente-entorno". Por lo que, tres componentes principales se presentan en la interacción de los MBA. Inicialmente, 1) los agentes, que son un individuo u objeto autónomo con propiedades, acciones y, posiblemente, objetivos particulares. 2) las interacciones, que se producen entre estos agentes o con el entorno pueden ser bastante complejas. Por otro lado, 3) el comportamiento variado en el tiempo entre las interacciones de los agentes y las diferentes estrategias para tomar decisiones permite actualizar su estado interno o emprender acciones adicionales (Erick et al., 2015; Wilensky, 2001). La complejidad radica en la iteración entre agentes, debido a que, si todas los agentes escogen una misma calle, afecta la velocidad de movimiento. Además, de la interacción entre agentes y calles, al escoger una calle errónea puede incrementar el tiempo de evacuación.

La más reciente aplicación de los MBA presenta un modelamiento del proceso de evacuación por tsunami usando el software Microscopic Traffic Modelling (MATSim). La investigación se basa en los viajes con planes predefinidos usando algoritmos de coevolución implementados en el distrito de Saga, prefectura de Kochi, Japón (Muhammad et al., 2024). Los algoritmos de coevolución se definen como un enfoque para la optimización de funciones, dividiendo problemas complejos en componentes más pequeños y evolucionando poblaciones especializadas para cada uno (Potter & Jong, 1994). La investigación considero como fuente de riesgo sismo de magnitud 8.8 Mw y 9.1 Mw para la zona de Nankai-Tonankai, con una altura de inundación de 10 m y 15 m a lo largo de la costa. Se evaluaron 17 puntos de evacuación definidos por el gobierno local, donde se determino que, el uso de vehículos causaría congestión, afectando a más de 1,000 personas. Por lo que, el estudio recomendó que no más del 25% de la población utilice vehículos. Además, se encontró que una evacuación vertical tiene un impacto significativo en la población cercana a este tipo de evacuación.

En la actualidad existen una gran variedad de software para aplicar directamente los MBA y se han desarrollado una gran diversidad de funciones matemáticas que se emplean en diversos campos como en finanzas, operaciones, economía y problemas complejos. Algunos modelos relevantes relacionados con las evacuaciones frente a tsunami son los modelos de elección discreta para rutas de evacuación, modelo de red de evacuación óptima y los modelos de optimización multiobjetivo para refugios de tsunami (Ahuja et al., 1993; Ben-Akiva & Lerman, 1985; Chen et al., 2006; Helbing et al., 2000).

Tabla 2.2: Reinforcement Learning versus otras subdivisiones de la IA y diferentes técnicas del ML. Fuente: (Stanford, 2024)

	IA Planificación	SL	UL	RL	IL
Optimización	X			X	X
Aprender de la experiencia		X	X	X	X
Generalización	X	X	X	X	X
Consecuencias retardadas	X			X	X
Exploración				X	

2.2.5 Machine Learning

La Inteligencia Artificial (IA) se aplica en esta investigación para comprender entornos dinámicos e impredecibles. La IA se describe como "el estudio de los agentes que perciben su entorno y realizan acciones que maximizan sus posibilidades de éxito" (Russell & Norvig, 2020). En la presente investigación estamos utilizando una subdivisión de la IA, el Aprendizaje Automático (Machine Learning, ML). Y dentro de esta subdivisión las técnicas del Aprendizaje por Refuerzo (Reinforcement Learning, RL), técnica en la que un agente aprende a actuar en un entorno para maximizar una recompensa o minimizar un castigo (Sutton & Barto, 2018). Entre otras técnicas tenemos al Aprendizaje Supervisado (Supervised Learning, SL), el Aprendizaje No Supervisado (Unsupervised Learning, UL), y el Aprendizaje por Imitación (Imitation Learning, IL). La Tabla 2.2 presenta las principales diferencias entre las técnicas mencionada, entre las que se puede observar una ventaja significativa del RL respecto de las otras técnicas del ML. Su capacidad de optimización, del aprendizaje a partir de la experiencia, la generalización, el tener consecuencias retardadas y la exploración, hacen del RL una técnica óptima para el estudio a partir de la interacción enfocada en el aprendizaje por objetivos (Stanford, 2024; Sutton & Barto, 2018).

El ML como subdivisión de la IA se centra en el desarrollo de algoritmos y modelos que permiten a las computadoras aprender y tomar decisiones basándose en datos. Por lo que, en la literatura se menciona cierta relación entre el aprendizaje animal y el ML, entendiendo que, muchas de las técnicas del ML derivan de los esfuerzos de los psicólogos por precisar sus teorías del aprendizaje animal y humano mediante modelos computacionales (Mitchell, 1997; Nilsson, 1996). Entre algunos tipos de ML tenemos los que se presentan a continuación, entre ellos los cinco primeros representan los modelos de aprendizaje supervisado, los siguientes dos al aprendizaje no supervisado, y el último al aprendizaje por refuerzo (RL).

1. Decision Tree
2. Random Forest
3. Logistic Refression
4. Neuronal Network
5. Stochastic Gradient Descent
6. Eliptic Envelop

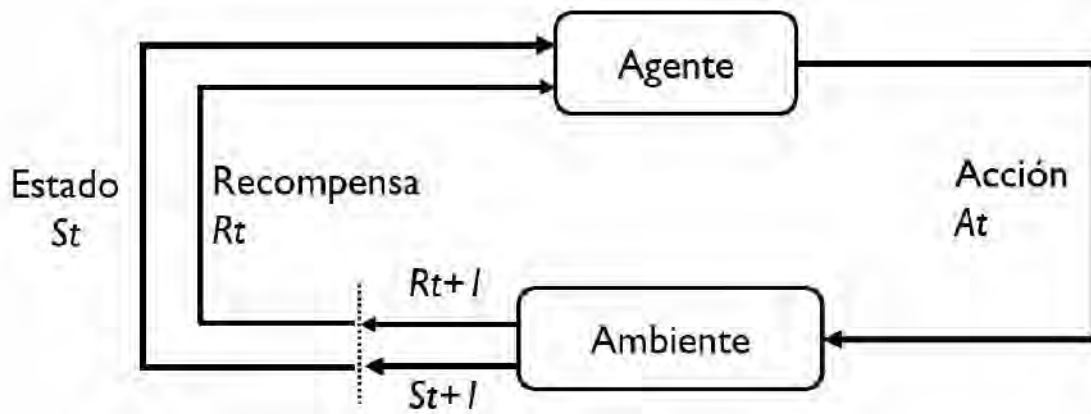


Figura 2.5: Interacción entre el Agente y Ambiente en el RL. A su vez, se detalla la interacción y la introducción al Estado, Recompensa y Acción. Adaptado del inglés de (Sutton & Barto, 2018)

7. Local Outlier Factor

8. Reinforcement Learning

2.2.6 Reinforcement Learning (RL)

El RL es un tipo de ML, y se han presentado las diferencias significativas referentes a los otros tipos de ML. Sin embargo, en este punto es importante resaltar la gran cantidad de algoritmos de RL en la literatura y cómo se ha venido aplicando estos en procesos de evacuación, en especial frente a tsunamis. El RL lidia con las políticas de un agente para realizar decisiones/acciones (Mas et al., 2020). La mejor política es aprendida de la interacción Agente-Ambiente, tal como se muestra en el modelo/estructura matemática de la Fig. 2.5. El ambiente hace referencia a todo afuera que permite interactuar al agente. La Fig. 2.6 presenta claramente el ambiente y el medio con el cual podrá interactuar el agente. Esta representación es parte del ambiente del área de estudio, en el balneario de Camaná, Arequipa. A su vez, el conocimiento del peatón-agente es reforzado mediante la interacción con los nodo-agentes, hasta alcanzar los nodos de evacuación (Ver Fig. 2.6).

Como resultado de la interacción el término Estado ingresa para modelar el comportamiento peatonal, siendo así considerado como toda información que el Agente percibe del Ambiente de una determinada posición o tiempo. Por lo que, para evaluar una política (plan), el parámetro Recompensa es introducido para cuantificar el efecto de la acción de los agentes (Ver Fig. 2.5). Por su lado, habiendo reconocido los conceptos claves del RL y de los MBA, la Fig. 2.7 presenta una representación gráfica importante de la interacción de estos dos sistemas para complementarse y establecer el modelo computacional empleado en la presente investigación. De la figura podemos interpretar tres diferentes componentes que están fuertemente ligados a los mismos que revisamos en la teoría sobre los MBA y ahora con lo del RL se llega a compatibilizar también.

La Fig. 2.5 es descrita como un problema finito de Markov Decision, en donde la interacción es desarrollada dentro de pasos de tiempos discretos. En un instante de tiempo se toma una política para cada Estado y se realiza una Acción, el mismo que tiene repercusiones en el Ambiente.

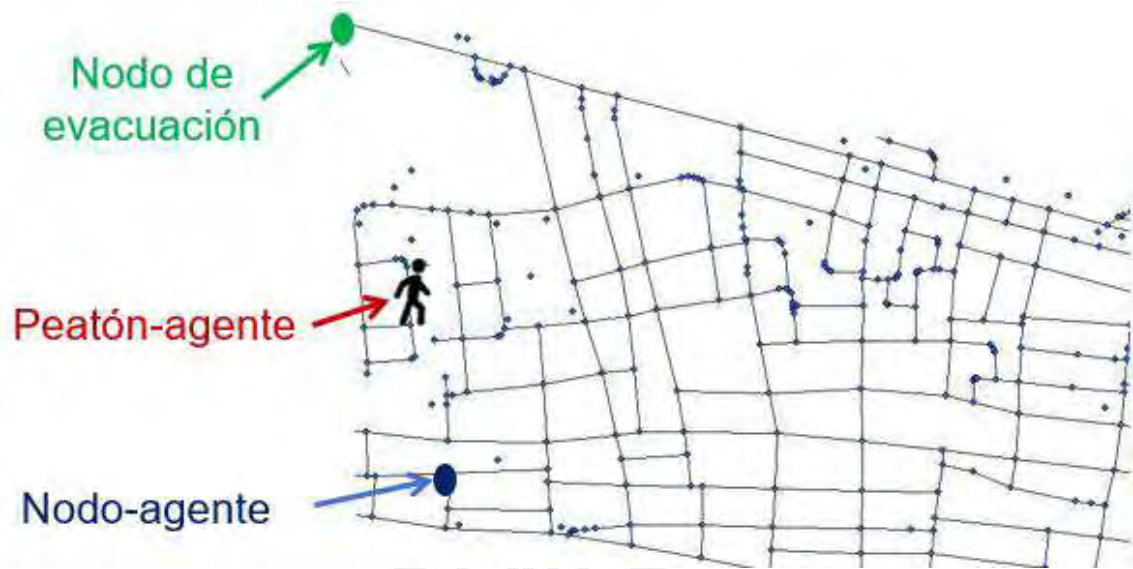


Figura 2.6: Representación en procesos de evacuación de la interacción entre el Agente y el Ambiente. Se presenta la red de calles del balneario de Camaná, Arequipa, Perú



Figura 2.7: Representación gráfica de la similitud e interacción entre los componentes de los sistemas MBA (letras en morado) y RL (letras en verde).

Independientemente, si es positivo o negativo, es cuantificado por la Recompensa. El RL aborda la búsqueda por la política que permita obtener la mayor recompensa a largo plazo, conocida como Retorno y definida como sigue:

$$R_t = \sum_{k=0}^T \gamma^k r_{t+k+1} \quad (2.1)$$

Donde γ es un parametro, $0 \leq \gamma \leq 1$, llamado Factor de Descuento; T denota el tiempo final en donde la interacción Agente-Ambiente termina. El mismo puede ser ∞ , que solo convergera a R_T si $\gamma < 1$. La mejor política se elige utilizando el siguiente problema de optimización:

$$\max_{\pi} q^{\pi}(s, a) \quad (2.2)$$

$$q^{\pi}(s, a) = E_{\pi} \{R_t \mid s_t = s, a_t = a\} \quad (2.3)$$

Algorithm 1 MC-RL pseudocode

```
1: procedure MC-RL
2:    $N \leftarrow$  Number of Simulations
3:   PRECONDITION:  $n$  counter starts at 0
4:   while  $n < N$  do
5:     if  $n = 0$  then
6:       Set  $Q(0)$  matrix to random values
7:     else
8:       Import  $Q(n - 1)$  matrix
9:        $T \leftarrow$  Number of of steps in one simulation
10:    PRECONDITION:  $t$  counter starts at 0
11:    while  $t < T$  do
12:      for each evacuee agent ( $A_i$ ) do
13:        if  $(*)STE_{A_i} = t$  then
14:          Set as moving evacuee agent
15:        if moving evacuee agent? then
16:          Update  $(x, y)$  agent's position
17:          if  $(x, y) = (X, Y)$  of next node then
18:            Update velocity and next node based on  $Q(0)$ 
19:          Update values in  $Q(n)$  matrix
20:        Export  $Q(n)$  matrix
```

(*) STE = Start Time of Evacuation - A random number pooled from a Rayleigh distribution with a mean value that represents the time in mins for at least 50% of the population deciding to start evacuation

Figura 2.8: Pseudocódigo del proceso de MC-RL. Fuente: (Mas et al., 2020)

Donde $q^\pi(s, a)$, es la denominada value function, es la rentabilidad esperada dado que $s_t = s$ y $a_t = a$. E_π es un operador de valor esperado para una política de decisión. Mas detalles de como resolver la Ec. (2.3) pueden ser encontradas en (Sutton & Barto, 2018). En la presente investigación describimos el modelo RL de acuerdo con la literatura de referencia mencionada anteriormente. En resumen, en el RL las características principales en el entorno son: 1) el objetivo, 2) Estado, 3) Acción, 4) Retorno, y 5) Terminación.

Un ejemplo de aplicación frente a escenarios de evacuación por tsunami es aplicado en (Mas et al., 2020), donde utilizan el proceso de Monte Carlo - Reinforcement Learning (MC-RL), la Fig. 2.8 presenta un resumen del pseudocódigo MC-RL empleado. Específicamente de los métodos de solución tabular, el método Temporal-Difference Learning y Eligibility Traces contiene el algoritmo SARSA, el cual empleamos en la presente investigación.

SARSA

El código SARSA por sus siglas del inglés de State, Action, Reward, State, Action, es combinado con el tipo de RL Eligibility Traces para producir un método de control on-policy TD. SARSA fue explorado como un método de control por Rummery y Niranjan (Rummery, 1995, como se cita en (Sutton & Barto, 2018)). Es importante recordar que, un episodio consiste en una secuencia alterna de Estados y pares Estado-Acción, tal como se muestra en la Fig. 2.9. A su vez, consideramos transiciones de Estado-Acción a pares Estado-Acción, y aprender el valor de los pares Estado-Acción, siendo este una cadena de Markov con un proceso de recompensa. En la Fig. 2.10

tenemos la forma general del algoritmo SARSA Control.

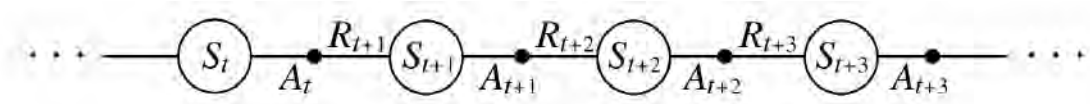


Figura 2.9: Episodio secuencial, estado y par estado-acción. Fuente: (Sutton & Barto, 2018)

```

Initialize  $Q(s, a), \forall s \in \mathcal{S}, a \in \mathcal{A}(s)$ , arbitrarily, and  $Q(\text{terminal-state}, \cdot) = 0$ 
Repeat (for each episode):
  Initialize  $S$ 
  Choose  $A$  from  $S$  using policy derived from  $Q$  (e.g.,  $\epsilon$ -greedy)
  Repeat (for each step of episode):
    Take action  $A$ , observe  $R, S'$ 
    Choose  $A'$  from  $S'$  using policy derived from  $Q$  (e.g.,  $\epsilon$ -greedy)
     $Q(S, A) \leftarrow Q(S, A) + \alpha [R + \gamma Q(S', A') - Q(S, A)]$ 
     $S \leftarrow S'; A \leftarrow A'$ 
  until  $S$  is terminal
  
```

Figura 2.10: Pseudocódigo del proceso SARSA. Un algoritmo on-policy TD Fuente: (Sutton & Barto, 2018)

Por lo que, los teoremas que aseguran la convergencia de los valores de estado bajo TD(0) también se aplican al algoritmo correspondiente para los valores de acción:

$$Q(S_t, A_t) \leftarrow Q(S_t, A_t) + \alpha [R_{t+1} + \gamma Q(S_{t+1}, A_{t+1}) - Q(S_t, A_t)]. \quad (2.4)$$

Esta actualización se realiza después de cada transición desde un estado no terminal S_t . Si S_{t+1} es terminal, entonces $Q(S_{t+1}, A_{t+1})$ se define como cero. Esta regla utiliza cada elemento de la quintuple de sucesos $(S_t, A_t, R_{t+1}, S_{t+1}, A_{t+1})$, que componen una transición de un par estado-acción al siguiente. Este quintuple da lugar al nombre SARSA para el algoritmo.

Resulta sencillo diseñar un algoritmo de control on-policy basado en el método de predicción SARSA. Como en todos los métodos on-policy, estimamos continuamente q_π para la política de comportamiento, y al mismo tiempo cambiamos hacia el comportamiento con respecto a q_π .

Las propiedades de convergencia del algoritmo SARSA dependen de la naturaleza de la dependencia de las políticas con respecto a q . Por ejemplo, se pueden utilizar políticas ϵ -greedy o ϵ -soft (políticas codiciosas o suaves). Según Satinder Singh (comunicación personal), SARSA converge con probabilidad 1 a una política y una función acción-valor óptimas siempre que todos los pares estado-acción se visiten un número infinito de veces y la política converge en el límite a la política codiciosa (que se puede arreglar, por ejemplo, con ϵ -greedy políticas codiciosas estableciendo $\epsilon = 1/t$), pero este resultado aún no se ha publicado en la literatura. Esta información detallada del código SARSA puede ser revisada en Sutton and Barto (2018).

Considere los siguientes parámetros:

- Índice de aprendizaje (α): Determina hasta qué punto la información recién adquirida anula la antigua. Un factor 0 hace que el agente no aprenda nada, por otro lado, el factor 1 hace que el agente tenga en cuenta la información más reciente.
- Factor de descuento (γ): Determina la importancia de las recompensas futuras. Un factor de descuento 0 hace que el agente sea "oportunista", o "miope", por ejemplo, ya que solo tiene en cuenta las recompensas actuales, mientras que un factor cercano a 1 hará que se esfuerce por obtener una recompensa elevada a largo plazo. Si el factor de descuento es igual o superior al 1, el valor Q puede divergir.
- Condiciones iniciales ($Q(S_0, A_0)$): Dado que SARSA es un algoritmo iterativo, antes de que se produzca la primera actualización, asume una condición inicial. Un valor inicial alto o infinito, también conocido como "condiciones iniciales optimistas", puede fomentar la exploración: no importa qué acción tenga lugar, la regla de actualización hace que tenga valores más altos que la otra alternativa, aumentando su probabilidad de elección. La primera vez que se realiza una acción, la recompensa " R " restablece las condiciones iniciales y se utiliza para fijar el valor de Q . Esto permite un aprendizaje inmediato en caso de recompensas deterministas.

2.3 Estructura de la Investigación

- Modelo Digital: Procesamiento, análisis de bases de datos georreferenciados:*
 - Seleccionar la zona de interés del balneario de Camaná, Arequipa, teniendo en cuenta las cartas de inundación de la DHN y su condición de vulnerabilidad.
 - Caracterización del Área de Estudio mediante el reconocimiento de su distribución geográfica, número de habitantes y geología.
 - Identificación del peligro por tsunami mediante resultados de simulación numérica para identificar el tiempo de llegada de la primera ola del tsunami.
- Modelo Computacional: Sistema guía inteligente virtual de evacuación peatonal:*
 - Integrar la base de datos georreferenciados en un entorno de simulación virtual del sistema de red de calles.
 - Implementar técnicas de *Modelos Basados en Agentes* y *Reinforcement Learning* que permitan tomar decisiones con respecto a la selección óptima de qué ruta elegir durante una evacuación.
 - Definir los agentes, el proceso de aprendizaje e interacción en las zonas de evacuación del tipo vertical u horizontal. A su vez, la velocidad de movimiento y tiempo de inicio de evacuación.
- Evaluación experimental: Análisis de políticas de evacuación peatonal para diferentes escenarios*

- i Aplicar el sistema guía inteligente de evacuación peatonal propuesto para el balneario de Camaná por peligro por inundación por un probable sismo tsunamigénico.
- ii Entrenar el modelo en el proceso de evacuación de los peatones mediante el aprendizaje de sus experiencias con respecto a la serie de decisiones y niveles de éxito para alcanzar un punto de evacuación.
- iii Evaluar el desempeño del sistema a implementar en el balneario de Camaná, Arequipa, mediante el análisis a los resultados de la tasa esperada de supervivencia del número de peatones evacuados en la zona inundable.

2.4 Metodología

La metodología consiste en implementar un sistema guía inteligente para procesos de evacuación peatonal basado en los MBA y el RL frente al peligro de inundación por tsunami. En primer lugar, definimos el entorno del sistema, red de nodos y calles, para el cual empleamos el modelo digital del sistema de transporte obtenido del programa libre OpenStreetMap (OpenStreetMap, 2024). Es importante mencionar que, la topografía es considerada durante la simulación de tsunami. Es decir, los nodos de evacuación son nodos donde el tsunami no llega. Por otra parte, se identifica el número total de habitantes, tal que permita la correcta caracterización del entorno modelado. En segundo lugar, se modela el entorno computacional con los agentes virtuales, considerando nodos inundables y de refugio de evacuación vertical y horizontal. En adición, para simular el comportamiento del tiempo de inicio de evacuación se emplea una función de distribución continua, la distribución de Rayleigh. En este sistema, los peatones interactúan con la red de transporte hasta alcanzar un refugio, nodo de evacuación fuera de la huella de inundación. A continuación, definimos el proceso de aprendizaje para determinar las rutas de evacuación óptimas. Es importante señalar que este proceso de aprendizaje se inscribe en un marco de modelización basado en agentes. Para finalizar el modelo computacional, se plantean diferentes propuestas con dos escenarios, tal que empleando la técnica de RL se pueda aumentar la tasa esperada de supervivencia. Dentro de los planes se identifican alternativas de evacuación, como nodos de salidas adicionales, y de evacuación vertical, que permitan optimizar los resultados de la tasa de supervivencia en la primera ola de arribo del tsunami. Para desarrollar dicho procesamiento se emplea principalmente el lenguaje de programación de Python. En donde, para finalizar, se desarrolla una evaluación experimental exhaustiva que permita identificar el mejor plan propuesto, frente a incrementar la tasa esperada de supervivencia usando la ruta óptima de evacuación peatonal y esta, a su vez, sea técnica y económicamente viable.

Capítulo 3

Modelo Digital: Caracterización del Área de Estudio e Identificación del Peligro por Tsunami

El presente capítulo comprende la representación del modelo digital, tal que, en los capítulos posteriores podamos realizar el modelo computacional y la evaluación del desempeño. Por consiguiente, delimitaremos el área de estudio en el espacio físico geográfico y su población que interactúa con sus habitantes. Entorno que será objeto de propuesta de planes de evacuación peatonal en el siguiente capítulo.

3.1 Caracterización del Área de Estudio: Balneario de Camaná, La Punta

3.1.1 Distribución Geográfica del balneario de Camaná

El balneario de Camaná forma parte de la provincia de Camaná, departamento de Arequipa en el sur del Perú. La Fig. 3.1 muestra que el balneario de Camaná lo comprenden tres distritos: Camaná, Samuel Pastor y Quilca, los mismos que engloban a la red de calles mostradas en línea continua de color amarillo. En particular, el área afectada incluye algunos centros poblados (ver Tabla 3.2 y Fig. 3.4, b) pertenecientes a las comunidades costeras cubiertas por la huella de inundación en caso de un probable tsunami.

3.1.2 Población en el balneario de Camaná, La Punta

El número de habitantes del distrito de Camaná, provincia de Camaná, procede de la información presentada por el censo nacional realizado por el "Instituto Nacional de Estadística e Informática" (INEI) en el año 2017. Por su lado, el número total de habitantes registrados en Arequipa es de 1,382,730, mientras que, en la provincia de Camaná la población representa el 4.3 % (59,370 habitantes), y para el total de habitantes dentro de los distritos en estudio representa el 51 %



Figura 3.1: Balneario de Camaná y sus distritos que lo comprenden. Se presenta el departamento de Arequipa (sombreado en rosado), la provincia de Camaná (sombreado en rojo) y los límites distritales (en línea continua roja)

Tabla 3.1: Población estable (habitual) en la provincia de Camaná y los distritos presentados. Adaptado de (INEI, 2017)

Provincia	Distrito	Habitantes
Camana	Camana	13 367
Camana	Samuel Pastor	15 950
Camana	Quilca	943
Total	—	30 260

Tabla 3.2: Población estable (habitual) en el área de estudio de los centros poblados del balneario de Camaná. Adaptado de (INEI, 2017)

Distrito	Centro Poblado	Habitantes
Camana	Calderona	3
Camana	La Oroya	s.h.
Camana	La Quinta	s.h.
Samuel Pastor	El Chorro	8
Samuel Pastor	La Punta	627
Samuel Pastor	La Católica	s.h.
Samuel Pastor	Aguas Marinas	s.h.
Samuel Pastor	Los Cerrillos	9
Samuel Pastor	San Marino	1*
Quilca	San Mariño	7
Total	—	655

* (INEI, 2007)

s.h.: Sin habitantes.

(30,260 habitantes) de la provincia. Ver Tabla 3.1 que, a su vez, especifica la cantidad de población en cada uno de los distritos intervenidos.

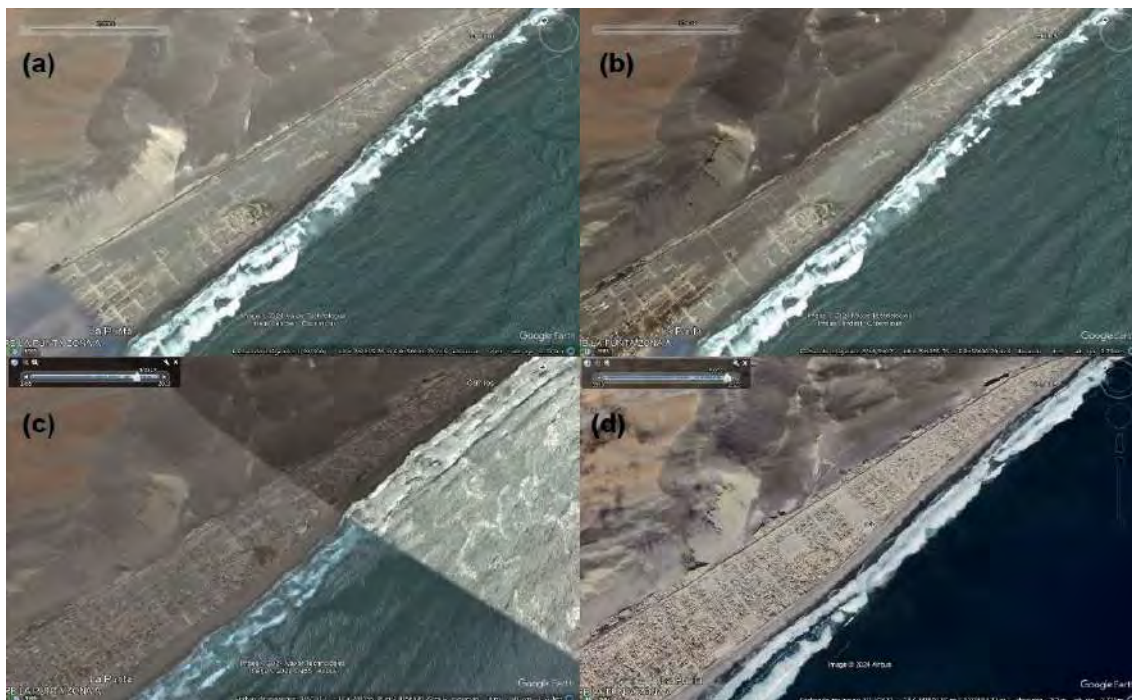


Figura 3.2: Crecimiento poblacional observado desde diferentes imágenes satelitales en el tiempo. Se muestra el estado situacional a) en el año 2004, donde se puede apreciar una muy baja densidad poblacional, seguido de b) en el año 2007, un aumento ligero en la cantidad de viviendas, mientras que, c) en el año 2017, se muestra un aumento considerable, medianamente poblado, y la imagen más reciente d) del año 2023 muestra una imagen con una cantidad de viviendas que ocupa todo el terreno no habitado anteriormente, una alta densidad poblacional. Fuente: (Google Earth, 2024)

A continuación, identificamos la cantidad de la población censada para los 10 centros poblados que se encuentran dentro del circuito de playas del área de estudio del balneario de Camaná (La Punta), considerando únicamente la población en la zona inundable. Por lo que, mostramos en la Tabla 3.2 que presenta el número de habitantes por cada centro poblado, siendo el total de 655 personas plenamente identificadas dentro de los censos realizados en el año 2007 y 2017 para el área en estudio. La hipótesis que manejamos en la investigación es que son propietarios de cada una de las viviendas, es decir, población estable (habitual) que se albergan en el balneario de playas de Camaná. Sin embargo, para fines de la investigación en el modelamiento computacional a realizar esta cantidad no representa el número total de habitantes del área de estudio del balneario de Camaná, debido a que, existen varios núcleos de habitantes que no están siendo considerados al número de población habitual, como son la población periódica y la población flotante, esta última que acude exclusivamente en verano. Como menciona (Cuadros Pulcha & Palacio Challapa, 2018) que: "En estas playas se genera de manera intensa la actividad recreativa de los periodos de verano; quedando carentes de dinamismo el resto del año". Es así que, de la investigación identificamos que existe evidencia de que la población total en el área de estudio del balneario de Camaná, entre ellos los visitantes turísticos al balneario en periodos de verano, estaría entre los cuatro mil (menos crítico) y veinte mil habitantes (más crítico) (PCM, 2017; PREDES, 2012; RPP, 2012). Como sustento adicional presentamos la Fig. 3.2, que muestra imágenes satelitales del año (a) 2004, (b) 2007, (c) 2017 y (d) 2023, en donde se puede observar claramente el crecimiento poblacional,

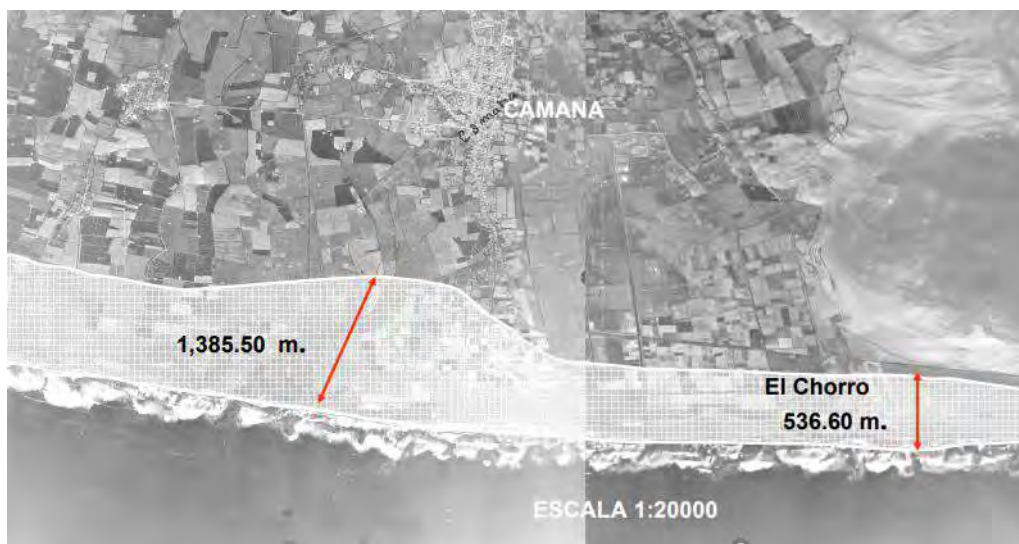


Figura 3.3: Área de inundación registrada en el sismo tsunamigénico del año 2001. Fuente: (DHN, n.d.)

donde áreas libres de los años 2007 y 2017 terminan siendo habitadas completamente en la última imagen satelital óptica disponible del año 2023.

3.2 Identificación del Peligro por Tsunami: Simulación Numérica frente al balneario de Camaná

3.2.1 Identificación del Peligro por Tsunami

En el estudio realizado por Yauri (2008) se identifican los daños y pérdidas económicas, y de vidas humanas originadas específicamente por el tsunami del 2001 en el balneario de Camaná (La Punta). La Fig. 3.3 muestra el gran impacto sobre las comunidades costeras y la huella de inundación del último tsunami que afectó al balneario de Camaná ocurrido el 23 de junio de 2001 a las 15:45 horas, donde podemos observar que el rango de inundación perpendicular a la línea de costa se encuentra entre los 500 m y 1380 m aproximadamente. A su vez, se tiene registrado que se llegó a inundar y cubrir con arena más de 200 hectáreas de terreno agrícolas, y entre los daños materiales se identificó la destrucción total de 3500 edificaciones de material noble y daños moderados en otras 1000 aproximadamente, entre las pérdidas de vidas humanas se tienen 23 fallecidos y otros 64 desaparecidos. Es importante considerar el gran número de pérdidas de vidas humanas, siendo una fecha poco concurrida por veraneantes y con una densidad poblacional mucho menor a la de la actualidad. Por lo que, se esperaría que de ocurrir un tsunami en la actualidad dejaría un saldo mucho mayor de pérdidas humanas.

Es importante resaltar que, el sismo del 2001 no solo afectó a Camaná, los daños y pérdidas fueron un total de 74 personas fallecidas, 2,689 heridas y más de 80 centros poblados seriamente afectados desde Arequipa (Perú) hasta Iquique (Chile) (Tavera et al., 2002). Es importante mencionar que, a partir del peligro frente a tsunamis que existe en la costa peruana, la "Dirección de Hidrografía y Navegación" (DHN) de la Marina de Guerra del Perú, identifica las zonas inundables por tsunami, frente a un sismo de 8.5 Mw y 9 Mw. Para el área en estudio en específico, la DHN subdivide en

3 partes el balneario de Camaná, La Punta, en: A, B y C. Sin embargo, la huella de inundación proporcionada no es precisa, y no contiene información como la elevación de inundación, solo muestra un área probable a ser inundada por un sismo tsunamigénico de gran magnitud. Además, que el área inundable presentada es limitada únicamente a un sector del balneario.

3.2.2 Simulación Numérica frente al balneario de Camaná

La simulación numérica realizada y proporcionada por el PhD. Bruno Adriano utiliza el código realizado por Tohoku University Numerical Analysis Model for Investigation of Near-field tsunami No. 2 (TUNAMI-N2 por sus siglas en inglés). El código se basa en la teoría de aguas poco profundas y un sistema de coordenadas cartesianas desarrollado por el Centro de Investigación de Control de Desastres (DCRC, por sus siglas en inglés) de la Universidad de Tohoku (Japón). El conjunto de ecuaciones utilizadas, el mecanismo de acción y detalles de la simulación numérica se presentan en el Cap. 4 en (Adriano et al., 2013). Y en la Fig. 4.8 a) se puede observar la interacción de la simulación numérica del peligro por tsunami con la componente vulnerabilidad del conjunto de agentes del modelo computacional.

La inundación producto del tsunami en el balneario de Camaná (La Punta) se presenta en la Fig. 3.4 b) y su localización en a). De los resultados de la simulación, la altura de inundación se extiende en la totalidad de manzanas en el balneario de Camaná. Se identifica de la huella de inundación que la distancia de inundación se extiende alrededor de 1.96 km perpendicular y 70 km de inundación paralelo a la costa. La altura de inundación alcanza los 8.54 m de altura máxima (ver Fig. 3.4 b).). La altura de inundación para la mayoría de las calles del balneario de Camaná alcanzan valores de hasta 6 m aproximadamente. Esta altura podría inundar completamente viviendas de uno (84.9 %) y dos (14.2 %) pisos, lo que representa un 99 % del número de viviendas completamente inundadas. Los datos anteriores son calculados a partir de la estadística del número de viviendas por piso que reporta (Cuadros Pulcha & Palaco Challapa, 2018). Existe un 1 % de viviendas (7/790) de tres a más pisos de altura que pueden no quedar completamente inundadas, salvaguardando en el mejor de los casos a sus habitantes. Del análisis del resultado de la simulación en QGIS tenemos que la altura máxima de inundación de las olas que impactan al balneario es de 6.5 m aproximadamente.

Con los antecedentes identificados, se determina que los resultados de la simulación son consistentes a las observación del sismo y consecuente tsunami del 2001. Por lo que, ante un tsunami local el arribo de la primera ola ocurriría aproximadamente a los 14 minutos con una altura de en promedio de 7 m en la zona de playa (La Punta). Mientras que en el río Camaná alcanzaría los 9 m, como muestra la Fig. 3.5 para el sismo del 2001 (Jiménez, 2010). Se tiene evidencia por parte de los sobrevivientes y del mareograma sintético que en el sismo del 2001 con fuente epicentral a 51 km del balneario de Camaná (La Punta) (Ver Fig. 3.6) la primera ola arribo a los 23 minutos aproximadamente con una altura de un promedio de 7 m. Un sobreviviente relata en una entrevista realizada por la Organización No Gubernamental (ONG) GRD Consultores (GRD) "La ola se aproximaba a lo lejos, me encontraba trabajando en la construcción de un tercer piso, me tiré hacia el piso y la ola del mar paso por mí encima" (GRD, 2019). Por lo que, se definen los

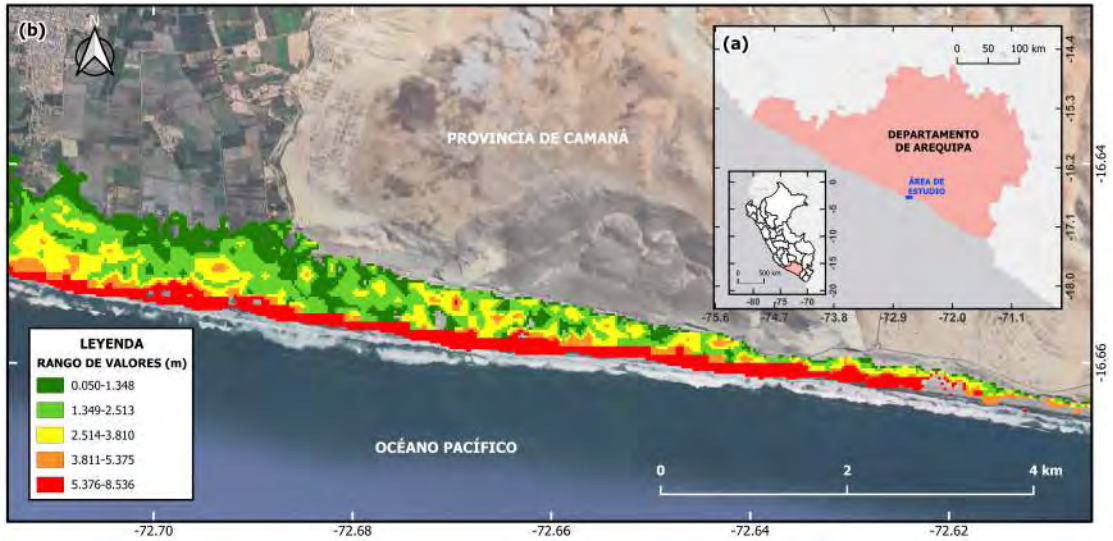


Figura 3.4: Resultados de la simulación numérica en el balneario de Camaná (La Punta), a) Ubicación del distrito y provincia de Camaná, y b). Zona de inundación específica del área en estudio según leyenda

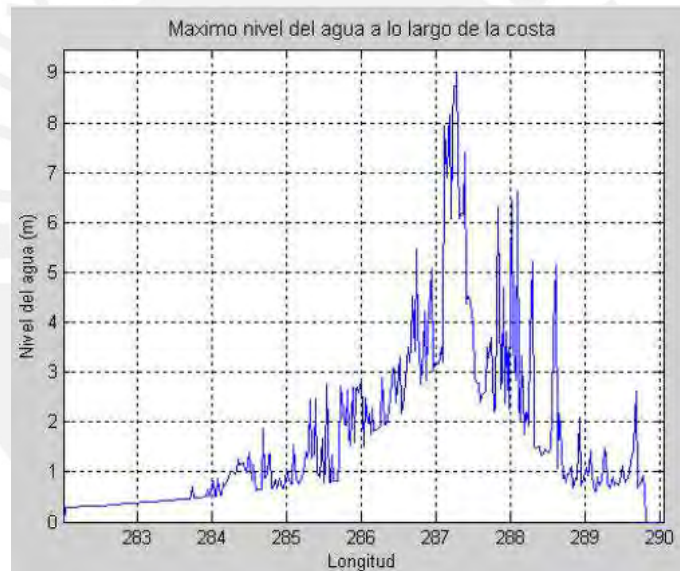


Figura 3.5: Máxima altura de la ola a lo largo de la costa: (Jiménez, 2010)

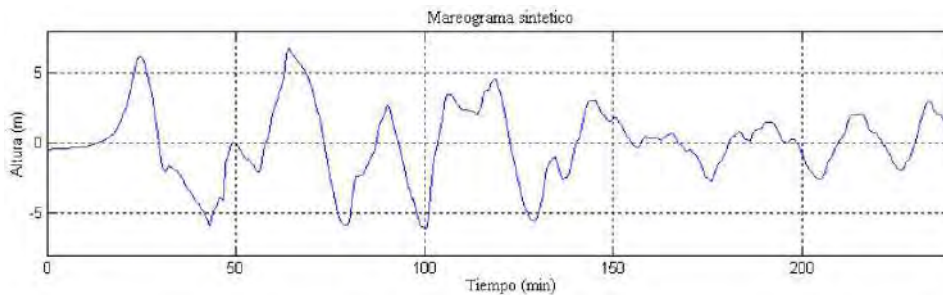


Figura 3.6: Mareograma sintético del tsunami en Camaná en el año 2001. Fuente: (Jiménez, 2010)

tiempos de arribo de la ola a evaluar en el modelo computacional de 14 y 23 minutos.

Capítulo 4

Modelo Computacional: Evacuación Peatonal por Tsunami en Camaná, Arequipa

Del capítulo anterior, se han identificado aspectos esenciales del balneario, como su distribución espacial geográfica, población, y tsunamis históricos. Además, de sus planes de mitigación existentes frente a tsunamis que nos permiten comprender el área de estudio. Por lo que, en el presente capítulo podemos representar correctamente las componentes de nuestro modelo computacional. Teniendo como resultado un comportamiento computacional virtual, de la interacción de los agentes en la red de calles, consistente con un comportamiento real. A continuación, se registra cada una de las componentes consideradas en el modelo, el proceso de aprendizaje, su interacción y calibración. Es importante resaltar que, parte de este capítulo ha sido redactado en conjunto con el equipo del proyecto de investigación. Más información detallada y consideraciones fundamentales del modelo computacional se presentan en (Mas et al., 2024).

4.1 Entorno: Red de Calles

El entorno en el área de estudio del balneario de Camaná engloba las entidades y agentes físicos que intervienen en el proceso de evacuación peatonal frente a un tsunami. Dentro de las limitaciones del modelo se encuentra que la topografía se considera en la selección de espacios como salidas adicionales. No se considera una diferencia de cotas producto de un modelo de elevación digital (DEM, por sus siglas en inglés).

Una componente fundamental es la red de calles, por la que circulan los agentes virtuales. Esta red se modela como un grafo, en el que las calles se representan mediante un conjunto de aristas \mathcal{E} , y las intersecciones por un conjunto de nodos \mathcal{N} . Una arista $e_i \in \mathcal{E}$ está definida por los nodos de sus extremos y la anchura de la calle correspondiente, denotada como $e_i = (n_j, n_k, w_i)$, donde $\{n_j, n_k\} \in \mathcal{N}$ y $w_i \in \mathbb{R}$. El ancho w_i se supone uniforme en toda la arista. Además, un nodo $n_i \in \mathcal{N}$ se caracteriza por su vector de posición \mathbf{x}_i , y un valor binario b_i , tal que $n_i = (\mathbf{x}_i, b_i)$,

donde $x_i \in \mathbb{R}^2$ representa un vector bidimensional y $b_i \in \{0, 1\}$. El valor binario b_i significa que si n_i es un punto de evacuación obtendrá el valor de 1, en caso contrario, $b_i = 0$, el nodo representa un punto de inundación por tsunami. Un nodo de evacuación puede estar cerca de una estructura diseñada para la protección, como los edificios de evacuación vertical para tsunamis, o fuera de la zona peligrosa de la que huyen los peatones, como es el caso de salidas adicionales o evacuaciones horizontales (Mas et al., 2013). Para el caso en estudio, el ancho w_i es considerado de 3 m en todas las aristas, el cual se ha verificado como un ancho promedio. El mismo que tiene influencia en el cálculo de la densidad poblacional.

Para nuestra área en estudio se evaluará cuatro diferentes experimentos (Tabla 4.1, Experimento), cuya principal diferencia radica en la cantidad de nodos de evacuación. En consecuencia, tres propuestas son diseñadas, respecto al escenario actual (Tabla 4.1, Plan). La presente investigación emplea dos tipos de nodos de evacuación. Los nodos de evacuación horizontal (salidas adicionales), denominados nodos EH, representan estructuras o espacios de refugio que se encuentran fuera del área de inundación por tsunami. Otro tipo de nodos de evacuación son los nodos de evacuación vertical, EV, que representan la ubicación de estructuras de suficiente altura para protegerse del tsunami dentro del área de inundación. Entre los experimentos realizados, el primer experimento consiste en la simulación de evacuación empleando el estado actual de la zona de estudio, denominado *red de calles actual*, RCA. El segundo experimento a evaluar representa una primera propuesta de mejora, el cual consiste en la posibilidad de añadir 2 ó 4 nodos de EV a la RCA. El tercer experimento propone ser una segunda propuesta más económica, que consiste en aumentar líneas de calles que transporten a los peatones fuera del área de inundación. Es decir, añadir más nodos de EH. En la práctica, esto representa una correcta accesibilidad, conexión y señalización a los refugios fuera del área inundable por tsunami. Un trabajo multidisciplinario que debería realizarse por los stakeholders como el gobierno local, INDECI, CENEPRED, dueños de negocios y viviendas. Con el objetivo final de acondicionar adecuadamente estas salidas adicionales, y/o como alternativa recuperar espacios libres. A este escenario se le denomina *red de calles con salidas adicionales*, RCS. Finalmente, el cuarto experimento consiste en una combinación de nodos EH y EV adicionales, una tercera propuesta que tiene como objetivo determinar el número de EV que genere el mejor desempeño en la tasa esperada de supervivencia.

4.1.1 Experimento I: Escenario Actual

En el primer experimento, la red de calles es tal cual se encuentra actualmente en el área de estudio, como se muestra en la Fig. 4.1a. Con respecto al modelo de las calles (pistas y veredas), la red mostrada fue obtenida del procesamiento del programa libre OpenStreetMap (2024) en un Sistema de Información Geográfica (SIG) de software libre como QGIS (2023). Es importante mencionar que, se verificó esta distribución de calles, usando herramientas como Google (2023) y Google Earth (2024) que permiten mediante imágenes ópticas mostrar el estado actual del crecimiento poblacional.

Por lo que, efectivamente, se presentan dos zonas claramente identificadas de evacuación para los peatones. Estas zonas son la red de transporte, como la carretera de la Panamericana Sur (zona

Tabla 4.1: Escenario Actual y Mejorados propuestos, características de su red de calles. EV: puntos de evacuación vertical.

Experimento	Descripción de la simulación	Código	EH	EV	Plan
I	Red de Calles (RC) Actual	RCA	18	0	-
II	RCA con 2 EV	RCAw2EV	18	2	I
II	RCA con 4 EV	RCAw4EV	18	4	I
III	RC con Salidas Adicionales	RCS	33	0	II
IV	RCS con 2 EV	RCSw2EV	33	2	III
IV	RCS con 4 EV	RCSw4EV	33	4	III
IV	RCS con 6 EV	RCSw6EV	33	6	III
IV	RCS con 8 EV	RCSw8EV	33	8	III
IV	RCS con 10 EV	RCSw10EV	33	10	III
IV	RCS con 14 EV	RCSw14EV	33	14	III
IV	RCS con 19 EV	RCSw19EV	33	19	III
IV	RCS con 24 EV	RCSw24EV	33	24	III
IV	RCS con 28 EV	RCSw28EV	33	28	III
IV	RCS con 42 EV	RCSw42EV	33	42	III
IV	RCS con 56 EV	RCSw56EV	33	56	III
IV	RCS con 70 EV	RCSw70EV	33	70	III

Este), y la red de calles locales (zona Oeste), propias del desarrollo urbanístico del balneario de Camaná. Es importante reconocer que, las zonas Este presentan particularmente factibilidad para la incorporación de nuevas calles de EH adicional, como se muestra en la Fig. 4.6. Sin embargo, la zona Oeste tiene la necesidad de priorizar nodos de EV, tal como se ilustra en la Fig. 4.7.

La Fig. 4.1b y 4.6a, ilustran la inaccesibilidad para realizar procesos de evacuación peatonal por la falta de acceso a nivel de calles fuera del área inundable. En la Fig. Fig. 4.1 se puede ver el área inundable, mediante la señalización del límite máximo de inundación. Es importante notar que, por encima del límite de inundación encontramos las salidas existentes (EH Existentes), es decir, aquellos espacios donde los peatones-agentes pueden salvaguardar su vida. Al mismo tiempo, este límite permite identificar nuevas modificaciones en los próximos experimentos. La Fig. 4.1c presenta el detalle particular de la configuración geométrica realizada en la zona de playa. Esta configuración es adicionada a la red de calles base proporcionada por OpenStreetMap con el objetivo de añadir peatones-agentes que inicien su evacuación desde la playa. Por su lado, Fig. 4.1d y 4.6d presenta la existencia de áreas con peligro por movimientos de masa en el acantilado, debido a la proximidad de las zonas de evacuación con el acantilado (ver Fig. 4.7).

A partir del análisis realizado en este primer experimento, se plantea una ubicación adecuada de las salidas adicionales y de las evacuaciones verticales. A su vez, de la simulación computacional realizada al experimento, se pudo identificar el nivel de congestión peatonal en algunas calles o en sus intersecciones, proponiendo como solución modificaciones en la red de calles para garantizar una evacuación apropiada. Es el caso, en particular, cuando la congestión se generó cerca del

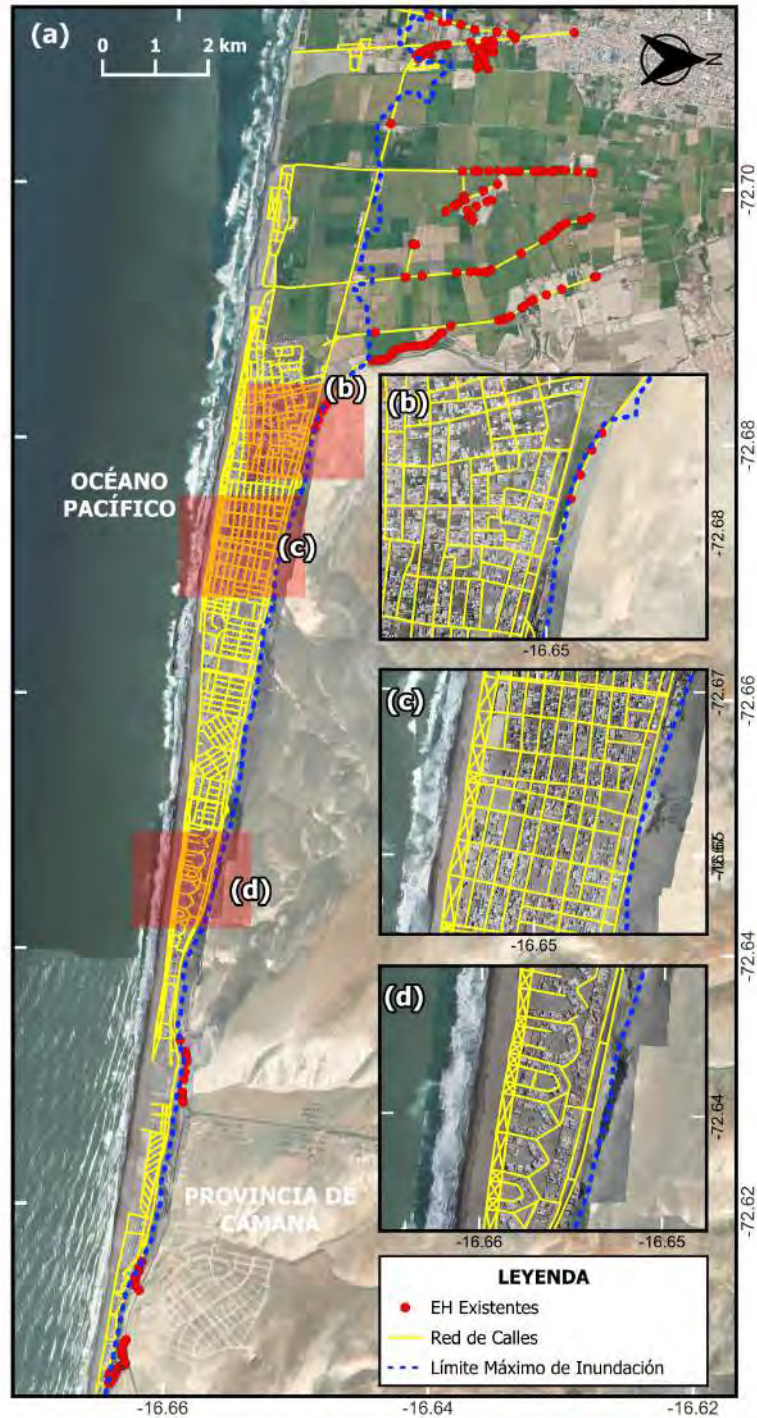


Figura 4.1: Experimento I: correspondiente al Escenario Actual (base), RCA. En (a) se presenta la RCA, con línea amarilla, y los nodos de color rojo que representan las EH existentes. En (b) se ilustra la compleja red existente de evacuación peatonal, con poca unión entre redes, en (c) se detalla una configuración particular de la red de calles en la zona de playa, y (d) presenta una limitada red de calles como salidas adicionales de EH.

acantilado (espacio de acceso libre) se proponía una salida adicional o EH. Mientras que, cuando esta congestión se presentó cerca a una diferencia de altura considerable (pendientes abruptas) para la evacuación peatonal, se propuso estructuras de evacuación vertical (EV), lo mismo cuando se identificó su congestión cerca a la playa (menos de 300 m. de distancia) para salvaguardar la

vida de los veraneantes.

4.1.2 Experimento II: Escenario Actual Mejorado con Puntos de EV

En el segundo experimento se propone una mejora en la red, que consiste en la adición de nodos de EV a la red de calles del escenario actual. Se evaluarán dos escenarios: empleando dos y cuatro nodos de EV. La Fig. 4.2a presenta la ubicación de los nodos de evacuación. Al mismo tiempo, la Fig. 4.2b, c, y d, ilustra detalladamente la ubicación de cada EV en la zona Este, Centro y Oeste. Los mismos que han sido ubicados estratégicamente, priorizando mejorar su condición actual. Tal como se ha detallado en la Fig. 4.6 y 4.7, para las condiciones actuales en la zona Este y Oeste, respectivamente.

4.1.3 Experimento III: RCS, Escenario Mejorado

El tercer escenario con una red de salidas adicionales (RCS), a diferencia de los anteriores escenarios, se prioriza las EH Adicionales (Ver Fig. 4.3). Se ha realizado un análisis detallado de su condición actual, su geografía (Ver Fig. 4.6) y potenciales peligros por movimientos de masa (Ver Fig. 4.7), identificados a partir de una inspección visual. Estas condiciones identificadas podrían brindar acceso a posibles áreas libres que podrían ser una alternativa de refugio de más personas en un tsunami. Que en el caso de presentar una condición estable son considerados como salidas adicionales, mientras que, en su condición de crítica, se prioriza la EV. De igual forma, es importante considerar el tratamiento de estos acantilados, su acondicionamiento para refugiar personas mediante su estabilización y/o algún otro mecanismo óptimo. Dentro de las consideraciones para determinar los nodos de EH adicionales se incluye:

- Acceso oportuno (Fig. 4.6a, b y c),
- Topografía del área (Fig. 4.6d),
- Áreas libres (Figs. 4.7a y b),
- Congestión peatonal en el escenario actual (Fig. 4.1b y 4.2d),
- La unión entre vías (Ver Fig. 4.3b).

A esta RCS se le agregan 15 EH adicionales, lo que hace un total de 33 EH, versus la red de calles base que tiene 18 EH existentes. A su vez, en la Fig. 4.3b, c y d, se presenta la unión entre vías, las calles adicionales en zonas de área libres y acceso oportuno, respectivamente.

4.1.4 Experimento IV: Combinación de nodos EH y EV en RCS

En adición de las salidas adicionales (RCS) propuestas en la sección anterior, se propone incorporar nodos de EV. El principal objetivo de este escenario es estimar el número mínimo de nodos de evacuación necesarios para conseguir un alto desempeño en el proceso de evacuación peatonal.

Por lo tanto, en adición de los nodos EV propuestos en la sección 4.1.2, se incluye una serie de nuevos nodos EV uniformemente distribuidos a dos cuadras de la playa. En este experimento se

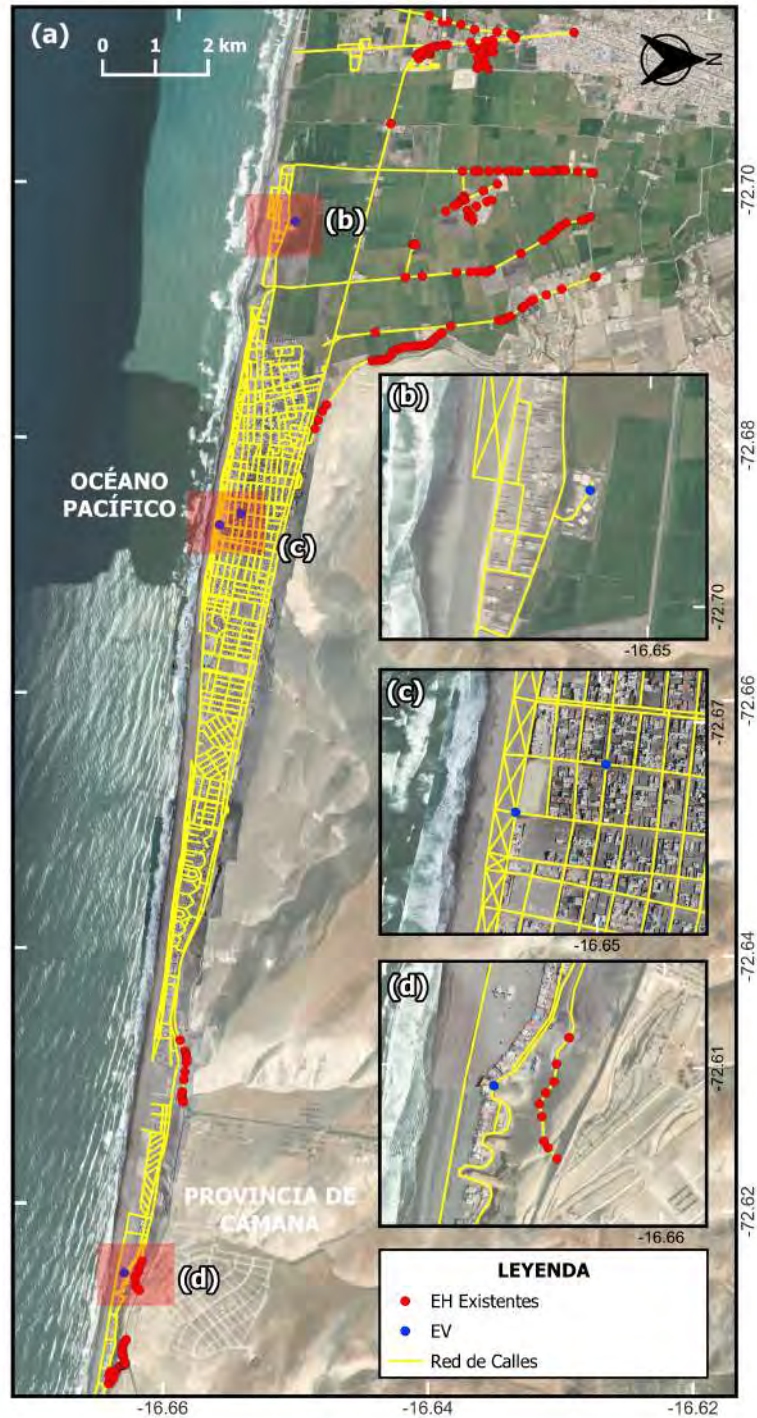


Figura 4.2: Experimento II: correspondiente al Escenario Actual Mejorado con 2 o 4 EV. En (a) se presenta la RCA, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, y los nodos azules las EV. En (b) se presenta un nodo de EV definido para la zona Este, en (c) se detalla la ubicación de 2 nodos de EV en la zona central, en la playa y dentro del área urbanizada, y en (d) una EV es la zona Oeste, una área vulnerable a movimientos de masa.

realizaron 12 simulaciones con la cantidad de nodos EV variando desde 2 hasta 70 nodos (Tabla 4.1). Los detalles de la ubicación de los diferentes nodos de EV se presentan en la Fig. 4.4 y 4.5. Las consideraciones para los primeros cuatro nodos fueron las mismas a la de la sección 4.1.2 (Ver Fig. 4.4b, c y d). Mientras que, para los escenarios con nodos de hasta 10 EV se consideró

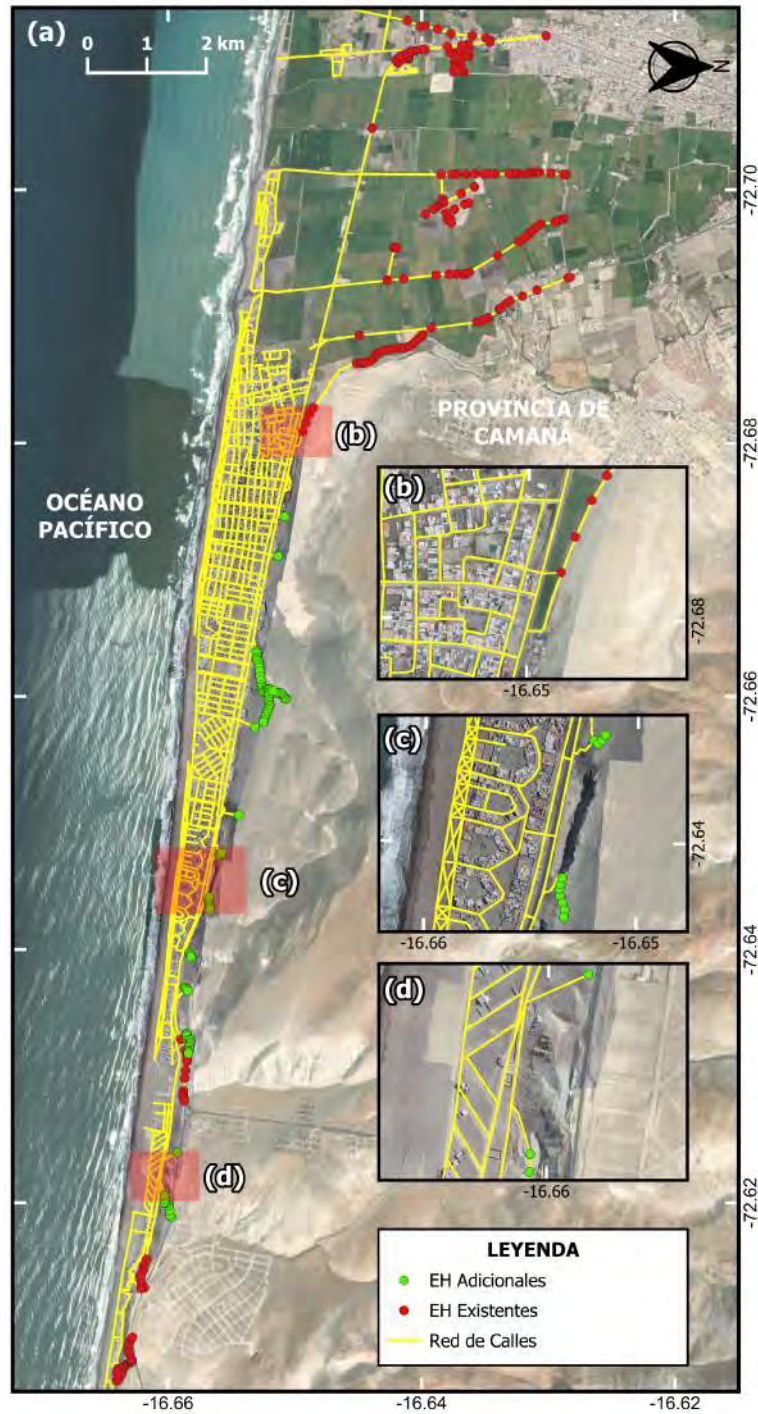


Figura 4.3: Experimento III: correspondiente al Escenario Mejorado, RCS. En (a) se presenta la RCS, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, y los nodos verdes las EH adicionales. En (b) se puede observar la adición de una calle a un nodo de EV (zona Este), en (c) la adición de calles para refugios de EH adicionales (zona Centro), y en (d) EH adicionales con calles adicionales bordeando zonas vulnerables.

un espaciamiento de 5 cuadras (Fig. 4.4f). Los nodos entre 14 y 28 EV están espaciados cada 3 cuadras (Fig. 4.5b). Y los nodos entre 42 a 70 EV se encuentran espaciados cada una (1) cuadra (Fig. 4.5d y e). Estas adiciones han sido representadas como se detalla a continuación:

- Los primeros dos y cuatro EV han sido ubicados priorizando las zonas con mayor aglom-

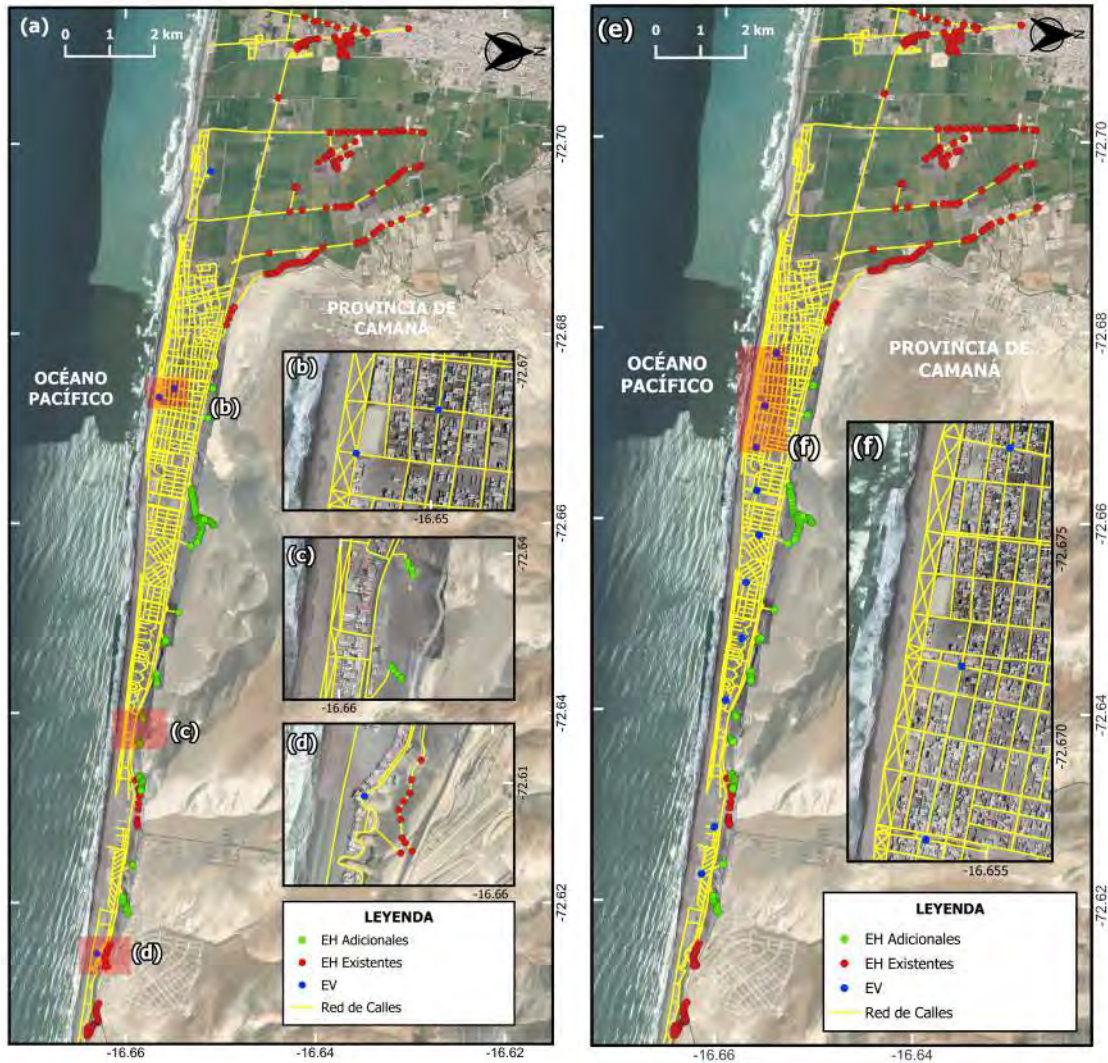


Figura 4.4: Experimento IV de 4 a 10 EV: correspondiente a la combinación de nodos EH y EV en RCS. En (a) se presenta la RCS con 4 EV y en (e) con hasta 10 EV, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, los nodos verdes son EH adicionales, y los nodos azules las EV. En (b) se puede observar la adición de EV (zona Este), en (c) la adición de calles para refugios de EH adicionales (zona Centro), y en (d) EV en zonas susceptibles a movimientos de masa. Por su lado, en (f) se presenta el detalle del espaciamiento de cada 5 cuadras de las EV. Es importante considerar que se presenta un estado final, sin embargo, las adiciones de EV son secuenciales.

eración, en general abarcando toda el área en estudio y sustituyendo EH por EV en acantilados susceptibles a movimientos de masa,

- Los siguientes 6, 8 y 10 EV se prioriza la separación de EV a lo largo del área de estudio, siendo así que, se encuentran ubicados de forma referencial de una EV cada cuatro a ocho cuadras,
- Los 14, 19, 24 y 28 EV representan un espaciamiento de una EV cada tres cuadras,
- La adición de 42, 56, y 70 EV se encuentra espaciada una cada cuadra.

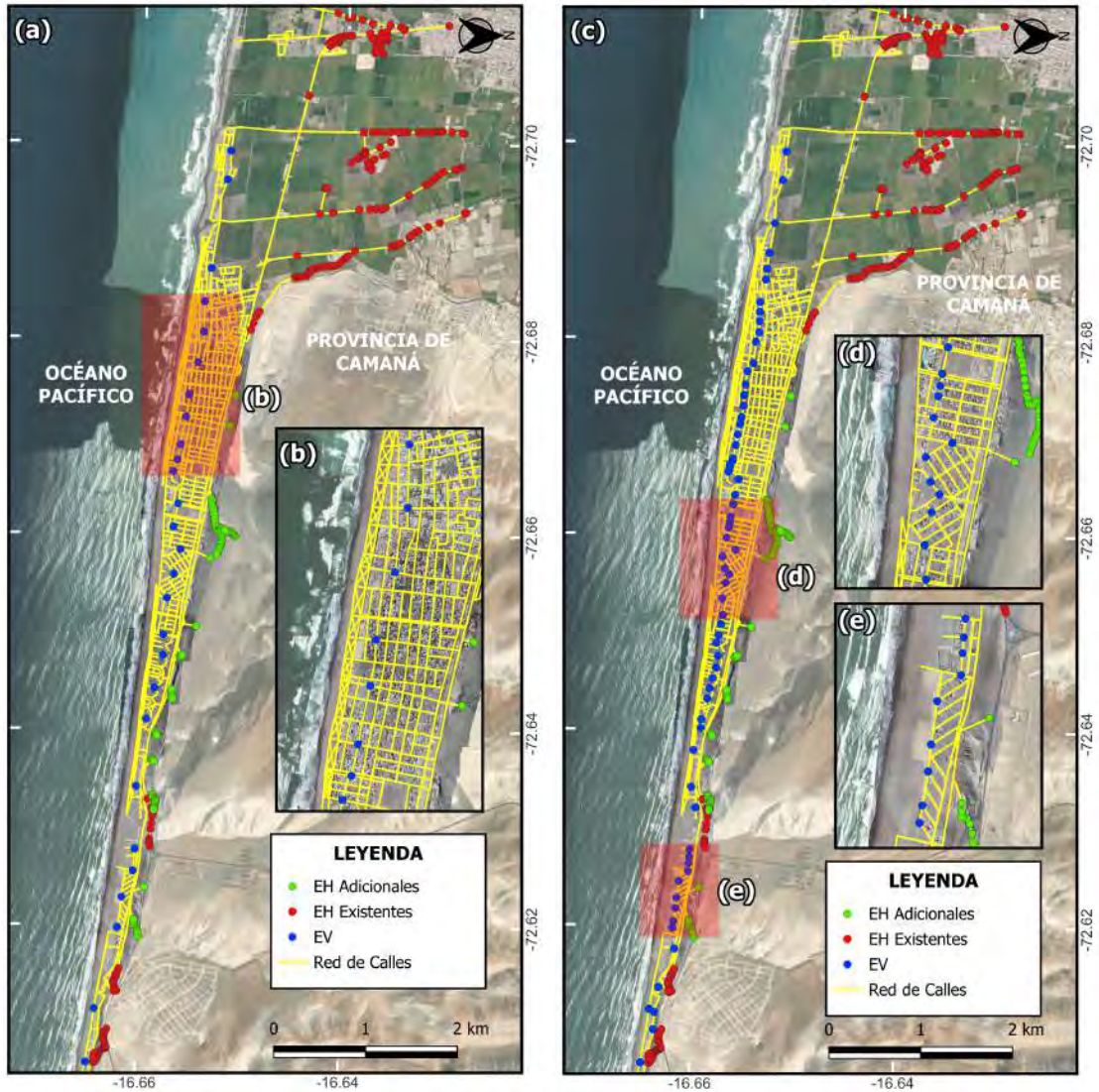


Figura 4.5: Experimento IV de 14 a 70 EV: correspondiente a la combinación de nodos EH y EV en RCS. En (a) se presenta la RCS con 28 EV y en (c) con hasta 70 EV, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, los nodos verdes son las EH adicionales, y los nodos azules las EV. En (b) se puede observar el espaciamiento de cada tres cuadras, en (d) y (e) el detalle del espaciamiento de cada una cuadra de las EV. Es importante considerar que se presenta un estado final, sin embargo, las adiciones de EV son secuenciales.

4.2 Agentes

El conjunto de agentes peatonales que interactúan en la red de calles es una componente muy importante del entorno. A este conjunto de agentes peatones los reconocemos como, \mathcal{P} , que representa a la población que busca nodos de evacuación. La Fig. 4.8b presenta a detalle la interacción de los agentes en una red de calles (grafo) en un medio computacional, en donde observamos a los nodos generales (en negro) en una área peligrosa dentro de la huella de inundación por tsunami, y por el área segura a los nodos de evacuación tanto físicos (en verde) como virtuales (en celeste), que simulan que el agente/peatón ha llegado a un nodo de evacuación, de espacio seguro. A su vez, en la figura se detalla cómo en el modelo tenemos agentes que, después del arribo de las olas y generación de inundación por tsunami, se pueden encontrar en una zona afectada, o

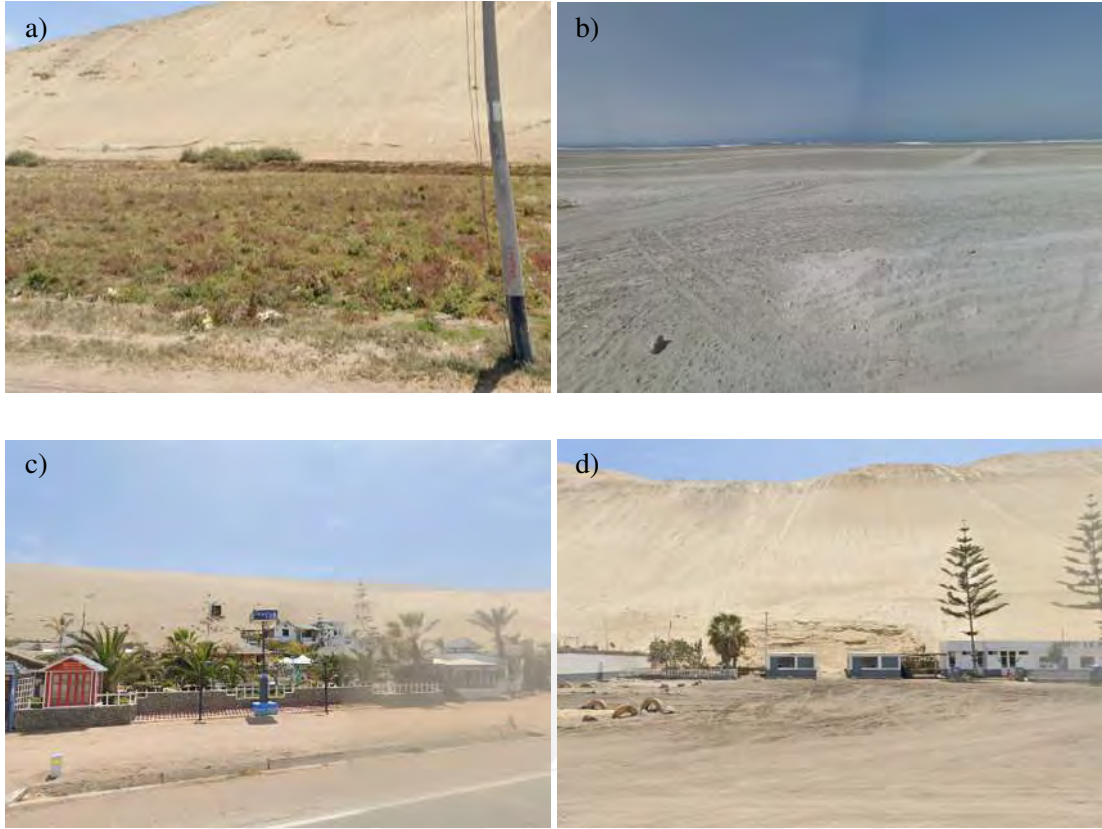


Figura 4.6: Evidencia del análisis geográfico realizado sobre la incorporación de nuevas salidas adicionales; a) y b) muestran la factibilidad de conectar vías intermedias entre las redes de calles existente; mientras que c) y d) detallan las complicaciones o no de generar salidas hacia la zona más alejada de la inundación, respectivamente.

sin afectación (refugio). El total de agentes considerados en nuestra área de estudio proviene del análisis realizado en un capítulo anterior, en donde el estimado de población total podría variar de entre 4,000 a 20,000 habitantes aproximadamente. Siendo así que, la Tabla 4.2 muestra el detalle exacto del número total de agentes en cada escenario. Para escenarios denominados de menor a mayor vulnerabilidad, 4,000 y 20,000 habitantes aproximadamente, respectivamente. Para alcanzar estas dos condiciones se aplica un número constante de peatones a cada nodo, siendo así, para la condición menos y más crítica, la cantidad de 4 y 18 agentes por nodo, respectivamente.

En seguida se detallan consideraciones importantes del modelo computacional, donde cada peatón-agente $p_i \in \mathcal{P}$ se define mediante cuatro parámetros: $p_i = (\mathbf{y}_i, \mathbf{v}_i, t_i, s_i)$. Aquí, $\mathbf{y}_i \in \mathbb{R}^2$ denota el vector de posición del agente, $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^2$ representa su vector de velocidad, $t_i \in \mathbb{R}$ indica la hora de inicio de la evacuación, y $s_i \in \{0, 1\}$ es un parámetro binario que indica si el agente-peatón ha alcanzado un nodo de evacuación ($s_i = 1$), o si sigue avanzando en su búsqueda ($s_i = 0$). Es importante señalar que estos parámetros pueden depender de factores adicionales definidos por el usuario que opera el modelo computacional. Por ejemplo, \mathbf{v}_i puede variar con la edad y la densidad peatón-agente en \mathbf{y}_i . De forma similar, t_i podría modelarse como una variable aleatoria distribuida según una función específica, reflejando los distintos momentos en los que los agentes peatonales comienzan su evacuación, lo que no está necesariamente sincronizado con el inicio de

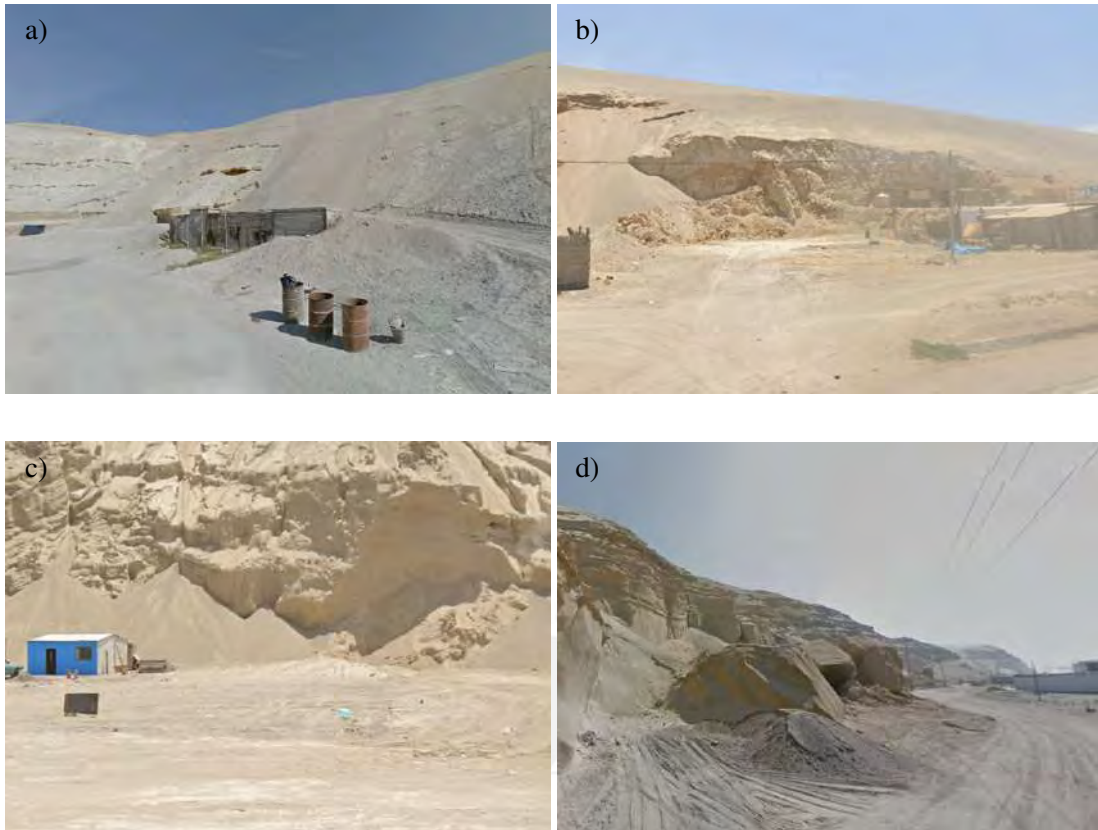


Figura 4.7: Acantilados susceptibles a movimientos de masa, a) y b) presentan un estado más estable, mientras que en c) y d) tenemos situaciones críticas, por lo que, se prioriza EV versus EH.

la simulación. Además, la posición inicial para la evacuación, como el hogar o el lugar de trabajo, podría variar en función de la hora del día.

4.3 Proceso de Aprendizaje

El objetivo principal de este sistema es guiar el proceso de evacuación de los peatones, ser un sistema guía inteligente frente a procesos de evacuación peatonal. Para lograrlo, se introduce un nuevo tipo de agente, denominado agente-nodo. En cada nodo de la red hay un agente-nodo. Cuando un agente-peatón llega a un nodo, el agente-nodo le indica qué borde de la ruta de evacuación debe tomar a continuación. Un agente-nodo, n_i solo puede acceder a la información de los vértices en $C(n_i)$. Según (Sutton & Barto, 2018), un estado, en lo sucesivo denominado S , engloba toda la información ambiental perceptible en un momento determinado. En el contexto específico de nuestro problema, un estado S está definido por un nodo n_i , el conjunto de aristas $C(n_i)$ conectados a él, y los agentes-peatonales presentes en estos enlaces. Como un estado está vinculado espacialmente a un nodo, S_{n_i} se denominará en lo sucesivo el estado observado en el nodo n_i . En función de S_{n_i} , las posibles acciones $\mathcal{A}(S_{n_i})$, son los bordes que puede tomar un peatón-agente para seguir evacuando, es decir, $\mathcal{A}(S_{n_i}) = C(n_i)$

Cuantificar los resultados de las acciones realizadas es esencial para proporcionar las recomen-

Tabla 4.2: Escenario Actual y Mejorados propuestos, características del número de agentes por nodo y el total por escenario

Nombre de Escenario	Código	Total No- dos	Agentes por Nodo	Total Agentes (-crítico)	Total Agentes (+crítico)
Red de Calles (RC) Actual	RCA	1,128	4 / 18	4,512	20,304
RCA con 2 EV	RCAw2EV	1,126	4 / 18	4,504	20,268
RCA con 4 EV	RCAw4EV	1,124	4 / 18	4,496	20,232
RC con Salidas Adicionales	RCS	1,159	4 / 18	4,636	20,862
RCS con 2 EV	RCSw2EV	1,157	4 / 18	4,628	20,826
RCS con 4 EV	RCSw4EV	1,155	4 / 18	4,620	20,790
RCS con 6 EV	RCSw6EV	1,153	4 / 18	4,560	20,520
RCS con 8 EV	RCSw8EV	1,151	4 / 18	4,560	20,520
RCS con 10 EV	RCSw10EV	1,149	4 / 18	4,560	20,520
RCS con 14 EV	RCSw14EV	1,145	4 / 18	4,636	20,862
RCS con 19 EV	RCSw19EV	1,140	4 / 18	4,560	20,520
RCS con 24 EV	RCSw24EV	1,135	4 / 18	4,540	20,430
RCS con 28 EV	RCSw28EV	1,131	4 / 18	4,636	20,862
RCS con 42 EV	RCSw42EV	1,155	4 / 18	4,468	20,106
RCS con 56 EV	RCSw56EV	1,141	4 / 18	4,412	19,854
RCS con 70 EV	RCSw70EV	1,127	4 / 18	4,356	19,602

daciones más eficaces de los nodos-agentes a los peatones-agentes. De ahí que se introduzca el concepto de recompensa como medida asignada a un peatón-agente en función de los resultados de sus acciones. Consideremos la siguiente secuencia de acontecimientos: (1) a la vez t_i , un agente peatón llega al nodo n_p y observa el estado S_{n_p} , (2) el peatón-agente realiza una acción $a_{n_p} \in \mathcal{A}(S_{n_p})$, elegir un enlace para continuar la evacuación, (3) posteriormente, en el momento t_j , el agente-peatón llega al nodo n_r , experimenta un nuevo estado S_{n_r} , y recibe una recompensa R_{t_j} . La recompensa está asociada al estado S_{n_p} y la acción a_{n_p} , pero su valor depende del estado S_{n_r} que es el resultado de la acción realizada. Si el nodo n_r es un nodo de evacuación, lo que implica que el peatón está a salvo, una recompensa positiva R^{seguro} se concede. Por el contrario, si n_r no es un nodo de evacuación, lo que indica que el peatón sigue corriendo peligro, una recompensa negativa R^{inseguro} , proporcional al tiempo $(t_j - t_i)$, se asigna. Una recompensa negativa $R^{\text{perjudicial}}$ también se aplica a todos los peatones que no hayan alcanzado un punto de evacuación a la hora de finalización de la simulación.

Recordemos que una recompensa cuantifica el resultado de una única acción. También es necesario cuantificar la secuencia de acciones que llevan a un agente-peatón de cualquier nodo a un punto de evacuación o a una evacuación fallida. Así, el retorno se introduce como una recompensa acumulativa para evaluar los efectos a largo plazo de las acciones de un agente-peatón arbitrario, y se define de la siguiente manera:

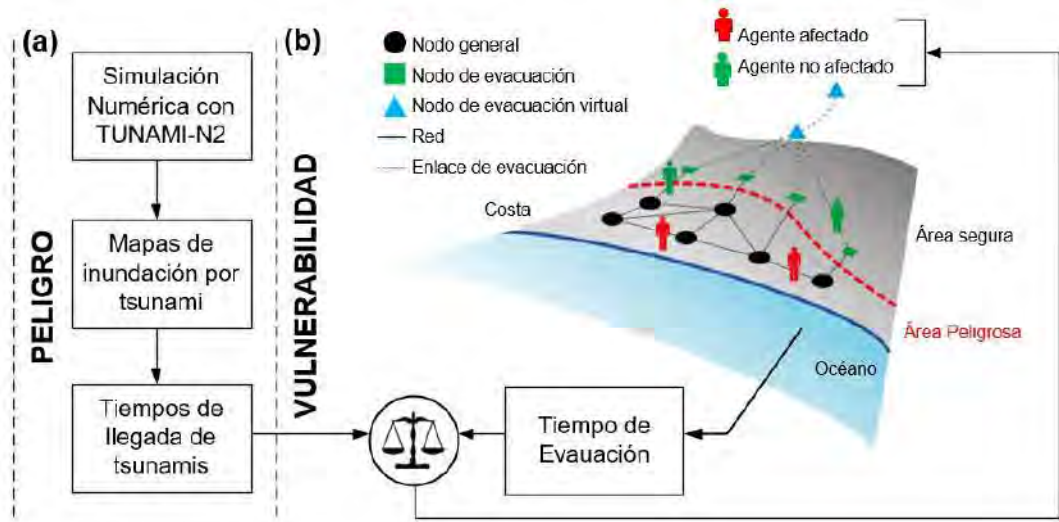


Figura 4.8: Riesgo de inundación por peligro de sismo tsunamigenico, en a) fuente de determinación del peligro, y b) componentes del modelo computacional que establecen la vulnerabilidad.

$$\begin{aligned}
 G_{t_0} &= R_{t_1} + \gamma R_{t_2} + \gamma^2 R_{t_3} + \dots + \gamma^{T-1} R_{t_T} \\
 &= \sum_{k=0}^{T-1} \gamma^k R_{t_{k+1}}
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

Donde G_{t_0} representa el rendimiento total a partir del momento en que un agente-peatón recibe orientación de un agente-nodo arbitrario en el tiempo t_0 ; t_1, t_2, \dots, t_{T-1} denotan los momentos en los que el agente-peatón interactúa con los siguientes agentes nodo; t_T es el momento en que el agente peatón alcanza un nodo de evacuación o finaliza la simulación; y $\gamma < 1$ representa la tasa de descuento, que valora más las recompensas recibidas antes que las recibidas después. Esta formulación ayuda a evaluar la eficacia de las decisiones secuenciales que conducen a la seguridad o al riesgo continuado. El rendimiento esperado a t_i , cuando el estado $S_{n_p} = s$ y las acciones $A_{n_p} = a$, se define como la función acción-valor:

$$q(s, a) = \mathbb{E} [G_{t_i} | S_{n_p} = s, A_{n_p} = a], \forall a \in \mathcal{A}(s) \tag{4.2}$$

Donde \mathbb{E} denota el operador de valor esperado. Si se conoce la función acción-valor para cada acción posible, la decisión óptima es la acción asociada con el mayor $q(s, a)$:

$$q^*(s, a) = \max_{a \in \mathcal{A}(s)} q(s, a) \tag{4.3}$$

Por lo tanto, el cálculo de las funciones de acción-valor es el objetivo principal del proceso de aprendizaje. En este estudio, como en la mayoría de las aplicaciones del RL, la función acción-valor se aproxima mediante simulaciones continuas en las que intervienen agentes-peatones que intentan alcanzar un punto de evacuación. Cuando un agente-peatón llega a un nodo, el agente-nodo correspondiente le asigna la arista óptima para continuar hacia un punto de evacuación. Al

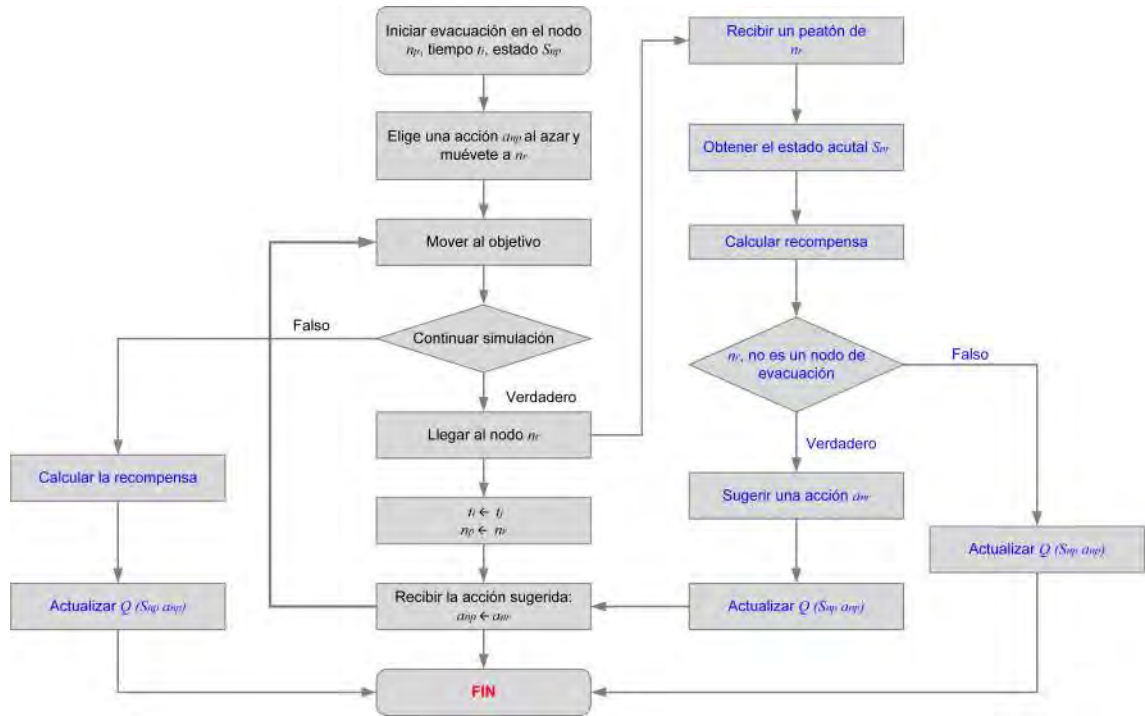


Figura 4.9: Diagrama de flujo de la interacción entre un agente-peatón y agentes-nodo. Las acciones por el agente peatón están coloreadas en negro, mientras que las acciones realizadas por los agentes nodo están coloreadas en azul. Fuente:

mismo tiempo, el agente-peatón comunica al agente-nodo la información obtenida del agente-nodo anterior. El nodo-agente utiliza entonces esta información para actualizar la función acción-valor estimada, facilitando el refinamiento de la orientación futura en función de los resultados pasados, con la siguiente expresión:

$$Q(S_{n_p}, A_{n_p}) \leftarrow Q(S_{n_p}, A_{n_p}) + \alpha [R_{t_j} + \gamma Q(S_{n_r}, A_{n_r}) - Q(S_{n_p}, A_{n_p})] \quad (4.4)$$

Donde $Q(S_{n_p}, A_{n_p})$ es la aproximación del valor-acción para un estado S_{n_p} y una acción A_{n_p} , y α es el parámetro de tamaño de paso. La ecuación de actualización, que se muestra como Ec. 4.4 se deriva del método SARSA, una técnica del RL utilizada para ajustar $Q(S_{n_p}, A_{n_p})$ (Sutton & Barto, 2018). Para garantizar que el sistema experimenta una amplia gama de estados durante el proceso de calibración, los nodos-agente utilizan dos modos distintos para sugerir un borde a los peatones-agente. En el modo de exploración, un nodo-agente selecciona aleatoriamente un borde para facilitar la exploración de nuevos estados. Por el contrario, el modo de explotar utiliza la Ec. 4.3 para aprovechar el conocimiento acumulado, tomando decisiones basadas en la acción mejor percibida. El nodo-agente alterna entre estos modos basándose en una estrategia predeterminada, en la que la proporción de exploración se rige por el parámetro ϵ , a menudo denominado tasa de exploración.

Como ya se ha mencionado anteriormente, los nodos-agente aprenden de la experiencia basada en simulaciones consecutivas. La Figura 4.9 muestra un esquema de la interacción entre un peatón-agente arbitrario y los agentes-nodo. Comienza cuando el peatón-agente inicia la evacuación en

el nodo-agente n_p , en el tiempo t_i . El nodo-agente proporciona información sobre el estado S_{n_p} en el tiempo t_i . Luego, el peatón-agente elige aleatoriamente una acción a_{n_p} y se desplaza al nodo-agente n_r . La distribución es uniforme, pero solo al iniciar la evacuación. Esto solo pasa durante la calibración del sistema guía inteligente. Una vez calibrado el sistema, el peatón ya no se mueve aleatoriamente. Cuando el peatón-agente llega al nodo-agente n_r en el momento t_j , el estado S_{n_r} y la recompensa R_{t_j} para el peatón-agente son calculados. Si n_r es un nodo de evacuación, $R_{t_j} = R^{\text{seguro}}$, el valor-acción $Q(S_{n_p}, a_{n_p})$ se actualiza mediante la Ec. 4.4 y finaliza la interacción del peatón-agente con los nodo-agentes. En caso contrario, $R_{t_j} = R^{\text{inseguro}}$, y n_r sugiere una acción al peatón-agente. Si la sugerencia se basa en el modo de exploración, el agente-nodo elige el siguiente nodo objetivo aleatoriamente entre $\mathcal{A}(S_{n_r})$. Si la sugerencia se basa en el modo de explotación, el agente elige el siguiente nodo utilizando la Ec. 4.3. Una vez elegida la acción, se utiliza la ecuación Ec. 4.4 para actualizar el acción-valor $Q(S_{n_p}, a_{n_p})$. Por último, el peatón-agente recibe la sugerencia y se dirige al siguiente nodo-agente objetivo, y todo el proceso se repite. Si la simulación de evacuación finaliza y el peatón-agente sigue dirigiéndose a un agente-nodo, se obtiene una recompensa $R^{\text{perjudicial}}$ y el valor de la acción $Q(S_{n_p}, a_{n_p})$ se actualiza.

4.4 Interacción

Los escenarios propuestos como sistemas guías inteligentes de evacuación peatonal pertenecen al entorno de red de calles actual y mejorado. Esta red/grafó, como se ha detallado, presenta 18 nodos de EH existentes como salidas de evacuación peatonal en la situación actual, mientras que, en la situación mejorada de las propuestas de planes de evacuación presenta 33 EH en total, 15 nodos de EH adicionales, como salidas adicionales. Son estos nodos de evacuación los que van a interactuar con los agentes establecidos para cada uno de los escenarios. La velocidad de cada peatón-agente, denotada por $|v_i|$, se calcula basándose en el modelo de velocidad dependiente de la densidad propuesto por (Takabatake et al., 2017), como se muestra a continuación:

$$|v_i| = \begin{cases} 1.19 & \text{if } \rho_i < 0.3 \\ 1.19 - (\rho_i - 0.3) \left(\frac{1.19 - 0.2}{3 - 0.3} \right) & \text{if } 0.3 \leq \rho_i < 3 \\ 0.2 & \text{if } \rho_i \geq 3 \end{cases} \quad (4.5)$$

Donde $|v_i|$ representa la velocidad del i -th peatón-agente, mientras que ρ_i indica la densidad de peatones alrededor de la posición y_i del peatón-agente. Calculamos la densidad peatón-agente cada 2 metros a lo largo de cada borde de la cuadrícula para mejorar la eficiencia del modelo computacional. Esta densidad se aplica uniformemente a todos los agentes de ese segmento. El tiempo inicial de evacuación de los agentes-peatones se modela como variables aleatorias. Estos tiempos siguen una distribución de Rayleigh, con un valor promedio de 300 segundos (5 minutos) para considerar los retrasos de reacción y movilización humanos, valores que se han estimado de eventos tsunamigénicos pasados (Li et al., 2019; Takabatake et al., 2020). De acuerdo a guías internacionales, se establecen tiempos óptimos para simular mediante computador planes de evac-

uación por tsunamis. La Agencia de Gestión de Incendios y Desastres (agencia externa adscrita al Ministerio de Asuntos Internos y Comunicaciones de Japón) recomienda establecer la hora de inicio de evacuación de entre 2 a 5 minutos para estudios de planes de evacuación de una ciudad simulada por computadora (Tomoyuki & Shibayama, 2021). Además, se tiene evidencia científica que la distribución de Rayleigh representa satisfactoriamente el comportamiento de evacuación real. En el tsunami de Tohoku, Japón, se evidenció un retraso constante de 5 minutos a partir de la medición por encuesta del tiempo real de evacuación (Makinoshima & Imamura, 2024).

Se utiliza un modelo de estado simplificado para reducir la carga computacional. Así, el estado en el nodo n_i, S_{n_i} , consiste en el nodo n_i y los niveles de densidad de peatones observados en cada borde conectado a ella (por ejemplo, $c(n_i)$). El nivel de densidad, d_{e_j} , denota la densidad máxima de peatones observada en el borde e_j . Se consideran tres niveles distintos de densidad peatonal y se calculan como sigue:

$$d_{e_j} = \begin{cases} 0 & \text{if } \rho^{e_j} < 0.3 \\ 1 & \text{if } 0.3 \leq \rho^{e_j} < 3 \\ 2 & \text{if } \rho^{e_j} \geq 3 \end{cases} \quad (4.6)$$

Donde ρ^{e_j} representa la densidad máxima de peatones-agente (agentes/m²) observado en el borde e_j . Recordemos que los estados son dinámicos y cambian con el tiempo.

En cuanto al proceso de calibración, realizamos 7,000 simulaciones de evacuación, cada una de 40 minutos de duración. Cada simulación se basa en los conocimientos acumulados en las anteriores, como consecuencia el sistema guía inteligente genera mejores recomendaciones con respecto a las rutas de evacuación. En cuanto al equilibrio entre los modos de exploración y explotación, el parámetro ϵ se ajusta de acuerdo con la siguiente regla en la simulación k -th:

$$\epsilon_k = \frac{1}{\frac{4k}{N} + 1} \quad (4.7)$$

Donde $N = 7,000$ es el número de simulaciones de evacuación. Teniendo en cuenta que el ϵ es crucial en la toma de decisiones del nodo. Inicialmente, con $\epsilon_0 = 1$ durante la primera simulación, los agentes de los nodos toman decisiones aleatorias a la hora de guiar a los agentes-peatones en un nodo, lo que fomenta el comportamiento exploratorio. A medida que avanzan las simulaciones, este parámetro se reduce gradualmente a $\epsilon_N = 0.2$ por la simulación final, por lo que 80% de las veces los agentes-nodo se basan en la Ec. 4.3 para seleccionar la arista más eficaz para la evacuación, mejorando la eficacia de la toma de decisiones basada en las experiencias aprendidas.

Capítulo 5

Evaluación del Desempeño: Diseño de Planes de Evacuación por Tsunami

En el presente capítulo se va a evaluar el desempeño del modelo computacional implementado para la red de calles y agentes del balneario de Camaná. Se han propuesto un total de cuatro experimentos, que corresponde a 16 escenarios, para el diseño de tres planes de evacuación peatonal frente al peligro por tsunami. Estos cuatro experimentos propuestos han sido modelados cada uno para dos cantidades de aproximadamente 4,000 (menos crítico) y 20,000 (más crítico) agentes. Con una cantidad de 4 y 18 agentes por nodo dentro de la red de calles para cada experimento, respectivamente. Los resultados presentados corresponden al modelo computacional en su simulación de aprendizaje número 7,000. El número de simulación seleccionado corresponde al 100% de aprendizaje por exploración, que nos proporciona la ruta óptima de evacuación peatonal. Además, los resultados en términos del total de agentes evacuados se mantiene constante. La Fig. 5.1 presenta el desempeño del sistema guía inteligente de los diferentes escenarios realizados, demostrando una mejor respuesta en las últimas simulaciones, desde la número 5,000 hasta la 7,000.

5.1 Experimento I: Escenario Actual (RCA)

El escenario actual (RCA) cuenta con 4,512 agentes en búsqueda de nodos de evacuación existentes. Estos nodos de evacuación representan las salidas que existen en la actualidad en el balneario de Camaná. La Tabla 5.1 en la fila con código RCA detalla los resultados para los agentes evacuados en el tiempo $t = 14$ minutos y $t = 23$ minutos, con sus respectivas Tasa Esperada de Supervivencia (TES). Los resultados detallan que solo se llega a evacuar 747 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en un 27% (1,220 agentes) más si prolongamos 9 minutos el tiempo de arribo del tsunami. Por lo que, la TES podría pasar de un 17% a un 44%, con solo incrementar el tiempo de arribo de la ola. Lo que refleja, a su vez, la importancia de los sistemas de alerta temprana para realizar evacuaciones oportunas. Y lo que pone en evidencia la gran vulnerabilidad del balneario de Camaná frente al peligro de sismo tsunamigenico. Para el análisis del escenario con una mayor densidad poblacional (20,304 agentes), la Tabla 5.2 presenta

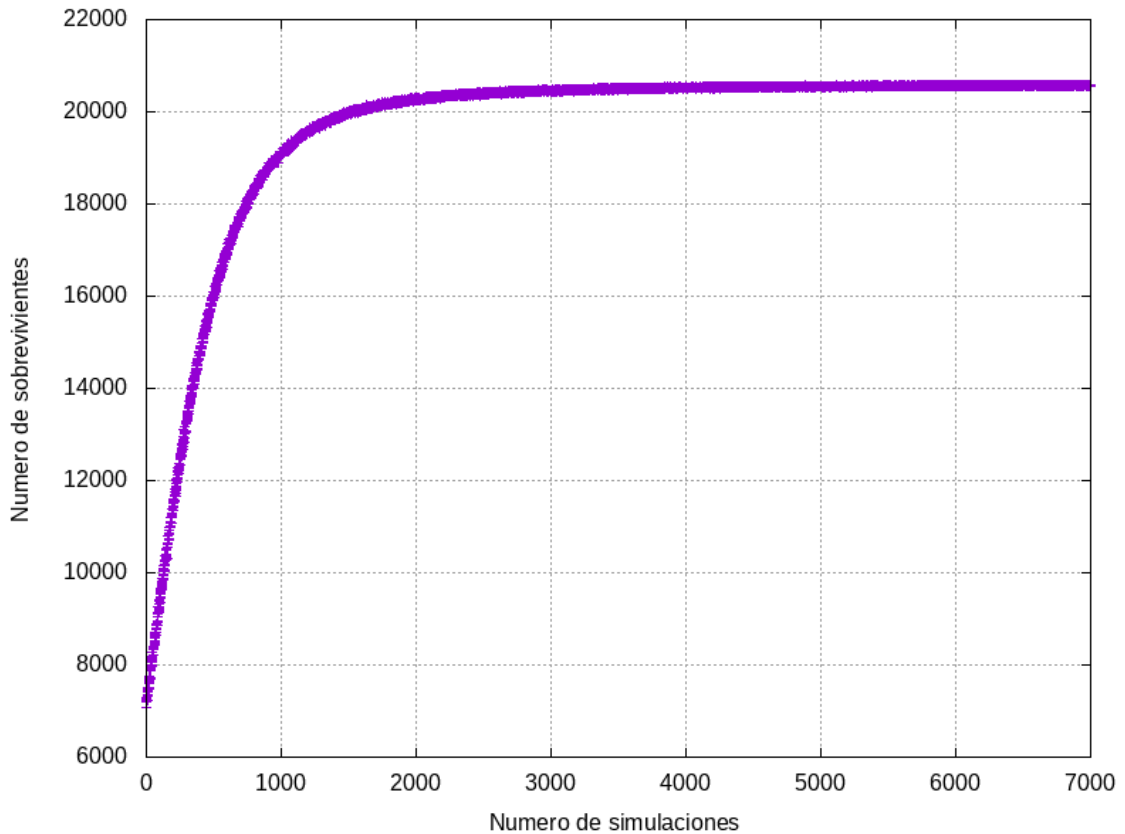


Figura 5.1: Número de agentes evacuados (sobrevivientes) en función del número de simulaciones en un escenario con aproximadamente 20,300 habitantes-agentes.

los resultados donde en un $t = 14$ minutos se llega a evacuar 2,368 agentes y se incrementa en 11% (2,183) más en un $t = 23$ minutos. Por lo que, la tasa esperada de supervivencia pasaría de un 12% a 22%, demostrando una reducción significativa de los agentes evacuados.

La Fig. 5.2 y 5.3 presenta la curva del número de agentes evacuados en cada instante de tiempo para este primer experimento. Los resultados para la RCA se muestran en la línea de color rojo, de donde se observan TES bajas respecto a escenarios donde se modifica la red de calles existente. La cantidad de agentes evacuados es menor a la sexta parte del total, para un tiempo de arribo de la ola de 14 minutos, en el escenario de menor densidad poblacional. Al incrementar la densidad poblacional, tenemos resultados aún más desfavorables, en donde únicamente la novena parte del total de la población logra evacuar a tiempo. Sin embargo, reconocida la variabilidad del tiempo de arribo de la primera ola del tsunami, prolongamos el tiempo de arribo a 23 minutos, obteniendo resultados igual de catastróficos. De manera que, los resultados ahora se reducen a la mitad de las proporciones mencionadas anteriormente. En una tercera y quinta parte el número de evacuados para el caso de una menor y mayor densidad de agentes, respectivamente. El diagnóstico principal por el cual tenemos bajas TES es: 1) la ubicación espacial limitada de salidas existentes, 2) su distancia alejada de la playa, y 3) densidad elevadas que generan congestión que ralentiza el flujo general. Por lo que, en este escenario modelado los agentes deberán atravesar distancias considerables para alcanzar un espacio de evacuación seguro.

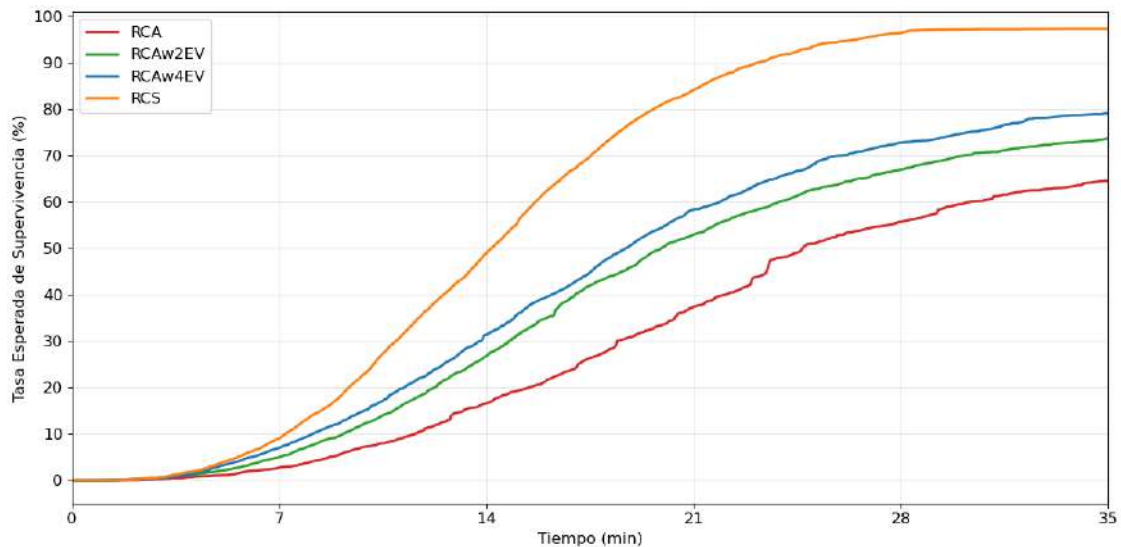


Figura 5.2: Tasa Esperada de Supervivencia (%) en función del tiempo en un escenario con aproximadamente 4,500 habitantes. La línea roja representa el resultado modelando la red de calles actual (RCA). Y las líneas verde y azul consideran los resultados para la adición de 2 y 4 EV a la RCA, respectivamente. Por su lado, entre los planes propuestos la línea naranja establece nuevas salidas adicionales (RCS).

Tabla 5.1: Escenario Actual y Mejorados propuestos para la primera y segunda propuesta de plan de evacuación para un aproximado de 4,500 agentes, características del total de número de agentes por nodo, número de evacuados y TES para las diferentes propuestas diseñadas.

Código	Total Agentes (-crítico)	Agentes Evacuados T: 14 min	Agentes Evacuados T: 23 min	TES T: 14 min (Ratio)	TES T: 23 min (Ratio)
RCA	4,512	747	1,967	16.6%	43.6%
RCAw2EV	4,504	1,206	2,611	26.8% (1.62)	58.0% (1.33)
RCAw4EV	4,496	1,410	2,843	31.4% (1.89)	63.2% (1.45)
RCS	4,636	2,270	4,156	49.0% (2.96)	89.6% (2.06)

5.2 Experimento II: I Plan de Evacuación

El experimento II representa escenarios con dos y cuatro nodos de evacuación vertical (EV) incorporados en la RCA. La Figs. 5.2 y 5.3 presentan los resultados del modelo computacional. En las figuras se han presentado en conjunto los resultados del I, II y III experimento para visualizar su desempeño en el tiempo. Se ilustra al detalle el comportamiento de los agentes evacuados para cada instante de tiempo, en términos de la TES. La línea de color verde y azul presenta el comportamiento para dos y cuatro EV en la RCA, respectivamente. Se observa rápidamente un incremento del desempeño entre cada experimento propuesto. También podemos notar en el comportamiento de los agentes en los primeros minutos, el detalle de la función de distribución de Rayleigh. El cual representa el tiempo de respuesta para evacuar de los agentes, en donde las personas demoran unos minutos iniciales en iniciar el proceso de evacuación. En efecto, después de recibida la alarma de evacuación o sismo fuerte a partir de una correcta concientización, a partir

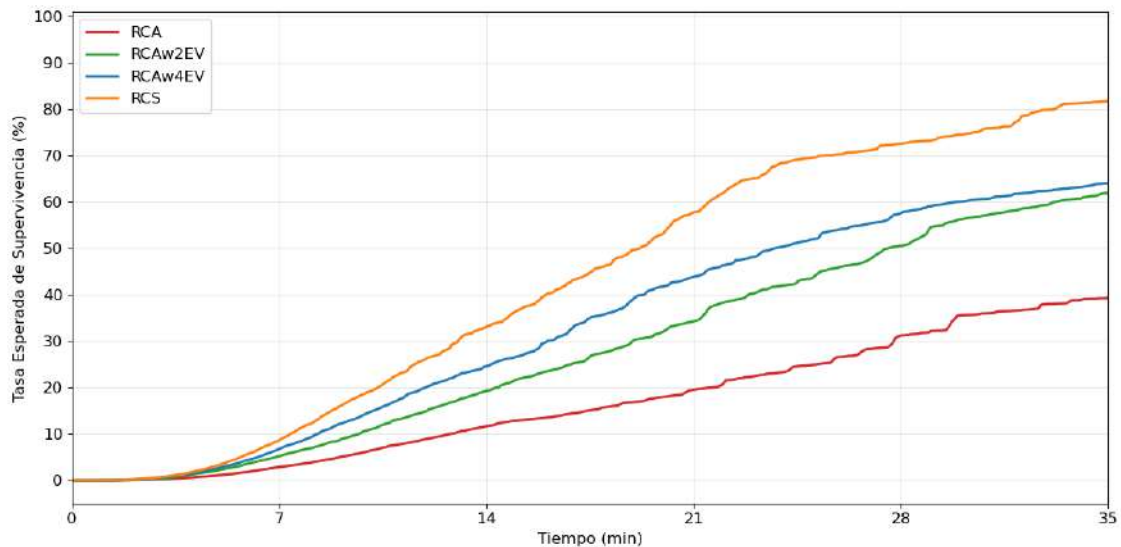


Figura 5.3: Tasa Esperada de Supervivencia (%) en función del tiempo en un escenario con aproximadamente 20,000 habitantes. La línea roja presenta el resultado modelando la forma base de la distribución de la red de calles (RCA). Y las líneas verde y azul consideran 2 y 4 EV adicionales de la red base, respectivamente. La línea naranja establece nuevas salidas adicionales (RCS).

Tabla 5.2: Escenario Actual y Mejorados propuestos para la primera y segunda propuesta de plan de evacuación para un aproximado de 20,500 agentes, características del total de número de agentes por nodo, número de evacuados y TES para las diferentes propuestas diseñadas.

Código	Total Agentes (+crítico)	Agentes Evacuados T: 14 min	Agentes Evacuados T: 23 min	TES T: 14 min (Ratio)	TES T: 23 min (Ratio)
RCA	20,304	2,368	4,551	11.7%	22.4%
RCAw2EV	20,268	3,907	8,166	19.3% (1.65)	40.3% (1.79)
RCAw4EV	20,232	4,974	9,740	24.6% (2.11)	48.1% (2.15)
RCS	20,862	6,902	13,558	33.1% (2.84)	65.0% (2.90)

de un proceso de educación, con un valor promedio de 5 minutos.

Se detallaran los resultados para la RCA con 2 EV, que contiene 4,504 agentes en búsqueda de nodos de evacuación, donde las EH están ubicadas fuera y las EV dentro del área de inundación. La Tabla 5.1 (Código: RCAw2EV) muestra que se llega a evacuar 1,206 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 31% (1,405) más si prolongamos 9 minutos al tiempo de arribo del tsunami. Por lo que, la TES pasaría de un 27% a 58%, lo que representa un incremento de hasta un 62% respecto al escenario actual. Realizando un análisis similar para el escenario de una mayor densidad poblacional, con 20,268 agentes, la Tabla 5.2 presenta los resultados. Tenemos que, se llega a evacuar 3,907 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 21% (4,259) más si prolongamos 9 minutos el tiempo de arribo del tsunami. Por lo que, la TES podría pasar de un 19% a 40%, reduciendo el número de agentes evacuados en hasta un 31% respecto al escenario de baja densidad poblacional.

Del mismo modo, la RCA con 4 EV que contiene 4,496 agentes en búsqueda de nodos de evacuación, entre los nodos fuera y 4 nodos de EV dentro de la huella de inundación. La Tabla 5.1 (Código: RCAw4EV) presenta la TES para una menor densidad poblacional, donde los resultados son de 31% y 63%, para 14 y 23 minutos del arribo de la ola, respectivamente. Para 20,232 agentes la TES es de 24.6% y 48.1%, para los tiempos de arribo del tsunami estudiados. Por lo que, se determina que la TES se reduce con una mayor densidad poblacional. También, debido al incremento poblacional la eficiencia aumenta y la eficacia se reduce con la prolongación del tiempo. Esto se demuestra con el aumento del ratio conforme se aumenta la población, mientras que, cuando aumenta el tiempo, el porcentaje de evacuados se reduce. Estos resultados, entre la menor y mayor densidad poblacional, son principalmente debido a la reducción de la velocidad de evacuación por el incremento de la densidad poblacional.

5.3 Experimento III: II Plan de Evacuación (RCS)

La RCS como escenario mejorado de la RCA contiene 4,636 agentes en búsqueda de nodos de evacuación, entre las 13 salidas existentes (EH Existentes) y 12 salidas adicionales (EH Adicionales) propuestas. La Tabla 5.1 (Código: RCS) presenta los resultados del modelo computacional donde llegan a evacuar 2,270 agentes en un $t = 14$ minutos. Este número se incrementa en un 41% (1,886 agentes) más si prolongamos 9 minutos el tiempo de arribo del tsunami, siendo un $t = 23$ minutos. Por lo que, la TES podría pasar de un 49.0% a 89.6% con el transcurso del tiempo, lo que representa un incremento hasta en 3 veces la TES de evacuados respecto al escenario actual.

Del mismo modo, para el escenario de una mayor densidad poblacional con 20,862 agentes, la Tabla 5.2 presenta los resultados de la evaluación del desempeño. Tenemos que, se llega a evacuar 6,902 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 32% (6,656 agente) más si prolongamos 9 minutos el tiempo de arribo del tsunami. Por lo que, la TES pasaría de un 33.1% a 65.0%, reduciéndose la efectividad en hasta un 29% respecto al escenario de baja densidad poblacional.

En la Fig. 5.2 y 5.3 se presenta el desempeño a lo largo del tiempo de la RCA, RCA con 2 y 4 EV, y la RCS. De los resultados identificamos un incremento satisfactorio de la TES. Las nuevas salidas adicionales incrementa en hasta tres veces el número de evacuados respecto a la RCA. Este ratio representa un 23.4% (1,502 agentes) adicional de evacuados del total, en un tiempo de arribo de la ola del tsunami de 14 minutos. Y si prolongamos el tiempo de arribo de la ola a los 23 minutos, el número de evacuados incrementa en un 13.6% (632 agentes) adicional.

5.4 Experimento IV: III Plan de Evacuación

Los resultados obtenidos en el presente experimento nos proporciona un panorama bastante completo sobre la cantidad necesaria de EV para tener el mejor desempeño de personas evacuadas. Lo que aumentaría considerablemente la probabilidad de evacuar con éxito del área de inundación por tsunami en el balneario de Camaná. A continuación, se realizará la evaluación del desempeño a los

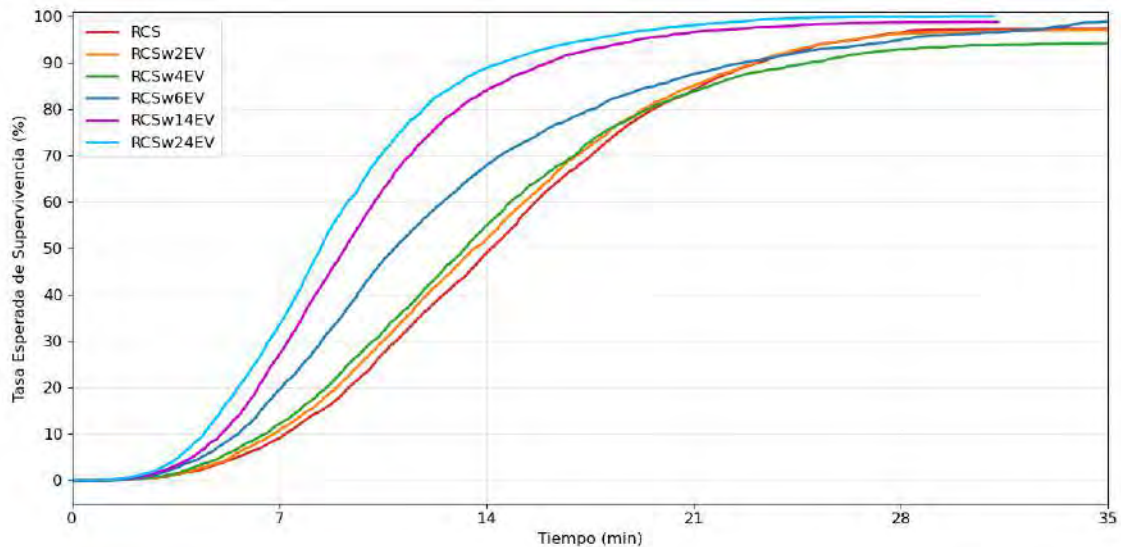


Figura 5.4: Tasa Esperada de Supervivencia (%) en función del tiempo en diferentes escenarios con aproximadamente 4,500 habitantes. La línea roja representa el resultado modelando la RCS (Antes línea naranja). La línea naranja y verde consideran 2 y 4 EV en la RCS, respectivamente. Por su lado, entre los diferentes diseños de planes propuestos se tiene la representación por diversos colores de líneas que establece, a su vez, un número mayor de salidas adicionales (EH). La línea azul y morada son los resultados de considerar 6 y 14 EV a la RCS.

resultados siguiendo cuatro agrupaciones. Primero, el análisis de la RCS 1) con 2 y 4 EV, 2) los siguientes 6, 8 y 19 EV, 3) 14, 19, 24 y 28 EV, y 4) 42, 56 y 70 EV. Estas agrupaciones se detallan en un capítulo anterior. La Fig. 5.4 y 5.5 presentan el detalle del desarrollo del comportamiento de los agentes en cada instante de tiempo para los escenarios propuestos con resultados significativos. En las figuras también se ilustra la RCS para definir una línea base, está se encuentra con una línea de color rojo.

La RCS con 2 o 4 EV como escenario mejorado con una red que contiene 4,628 agentes en búsqueda de nodos de evacuación presenta los siguientes resultados. La Tabla 5.3 (Código: RCSw2EV) presenta un número de evacuados de 2,406 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 38% (1,751 agentes) más si prolongamos 9 minutos el tiempo de arribo del tsunami, siendo un $t = 23$ minutos. Por lo que, la TES podría pasar de un 52.0% a 89.8%. Para el caso de la 4 EV el incremento del número de agentes evacuados es mínima, siendo este del 2.9% respecto a la red mejorada con 2 EV, esto en el mejor de los casos para un tiempo de arribo de la ola del tsunami de 14 minutos. Para el escenario con una mayor densidad poblacional con 20,826 agentes. La Tabla 5.4 (Código: RCSw2EV) presenta los resultados donde se llega a evacuar 7,921 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 29% (6,095 agentes) más si prolongamos 9 minutos el tiempo de arribo del tsunami, siendo un $t = 23$ minutos. Por lo que, la TES pasaría de un 38% a 67%. De igual forma, para la red mejorada con 4 EV se incrementa en un 5.9% y 2.4% respecto a la red mejorada con 2 EV, para un tiempo de 14 y 23 minutos de arribo de la ola del tsunami, respectivamente.

La RCS con 6, 8 y 10 EV como escenario mejorado contiene 4,560 agentes en búsqueda de nodos de evacuación y presenta el siguiente comportamiento. La Tabla 5.3 (Código: RCSw6EV)

Tabla 5.3: Escenario Actual y Mejorados propuestos para la tercera propuesta de plan de evacuación para un aproximado de 4,500 agentes, características del total de número de agentes por nodo, número de evacuados y TES para las diferentes propuestas diseñadas.

Código	Total Agentes (-crítico)	Agentes Evacuados T: 14 min	Agentes Evacuados T: 23 min	TES T: 14 min (Ratio)	TES T: 23 min (Ratio)
RCS	4,636	2,270	4,156	49.0% (3.0)	89.6% (2.1)
RCSw2EV	4,628	2,406	4,157	52.0% (3.1)	89.8% (2.1)
RCSw4EV	4,620	2,537	4,061	54.9% (3.3)	87.9% (2.0)
RCSw6EV	4,560	3,096	4,122	67.9% (4.1)	90.4% (2.1)
RCSw8EV	4,560	3,232	4,165	70.9% (4.3)	91.3% (2.1)
RCSw10EV	4,560	3,379	4,256	74.1% (4.5)	93.3% (2.1)
RCSw14EV	4,636	3,893	4,522	84.0% (5.1)	97.5% (2.2)
RCSw19EV	4,560	3,939	4,521	86.4% (5.2)	99.1% (2.3)
RCSw24EV	4,540	4,032	4,499	88.8% (5.4)	99.1% (2.3)
RCSw28EV	4,636	4,091	4,495	88.2% (5.3)	97.0% (2.2)
RCSw42EV	4,468	4,044	4,446	90.5% (5.5)	99.5% (2.3)
RCSw56EV	4,412	4,055	4,395	91.9% (5.6)	99.6% (2.3)
RCSw70EV	4,356	3,995	4,340	91.7% (5.5)	99.6% (2.3)

presenta el número de evacuados de 3,096 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 22.5% (1,026 agentes) más si prolongamos 9 minutos el tiempo de arribo del tsunami, pasando de una TES de 67.9% a 90.4%. Es importante resaltar que, respecto a los 2 o 4 EV, el diseño con 6 EV presenta un aumento significativo de la TS para el tiempo de arribo de la ola de 14 minutos con un incremento promedio del 14.4% (Ver Fig. 5.4 en $t = 14$ min.). Por su lado, la red mejorada con 8 y 10 EV en el mejor de los casos tiene un incremento mínimo del número de agentes evacuados, en un 3.0% y 3.2% para un tiempo de arribo de la ola a los 14 minutos, respectivamente. Del mismo modo, para el escenario con una mayor densidad poblacional con 20,520 agentes. La Tabla 5.4 (Código: RCSw6EV) presenta los resultados de la evaluación experimental donde se llega a evacuar 11,848 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 27.0% (5,537 agentes) más si prolongamos 9 minutos el tiempo de arribo del tsunami, siendo un $t = 23$ minutos. Por lo que, la TES podría pasar de un 57.7% a 84.7%. En seguida, para este mismo escenario, con 8 y 10 EV, en el tiempo de arribo de 14 minutos, tienen también un ligero incremento del número de agentes evacuados con 5.4% y 6.8%, respectivamente (Ver Fig. 5.5 en $t = 14$ min.).

La RCS con una cantidad de EV entre 14 a 28 como escenario mejorado, idealizado, que contiene entre 4,540 y 4,636 agentes en búsqueda de nodos de evacuación. La Tabla 5.3 (Código: RCSw14EV) presenta los resultados de la evaluación experimental en donde se llega a evacuar 3,893 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 13.6% (629 agentes) más si prolongamos 9 minutos al tiempo de arribo del tsunami, siendo un $t = 23$ minutos. Por lo que, la

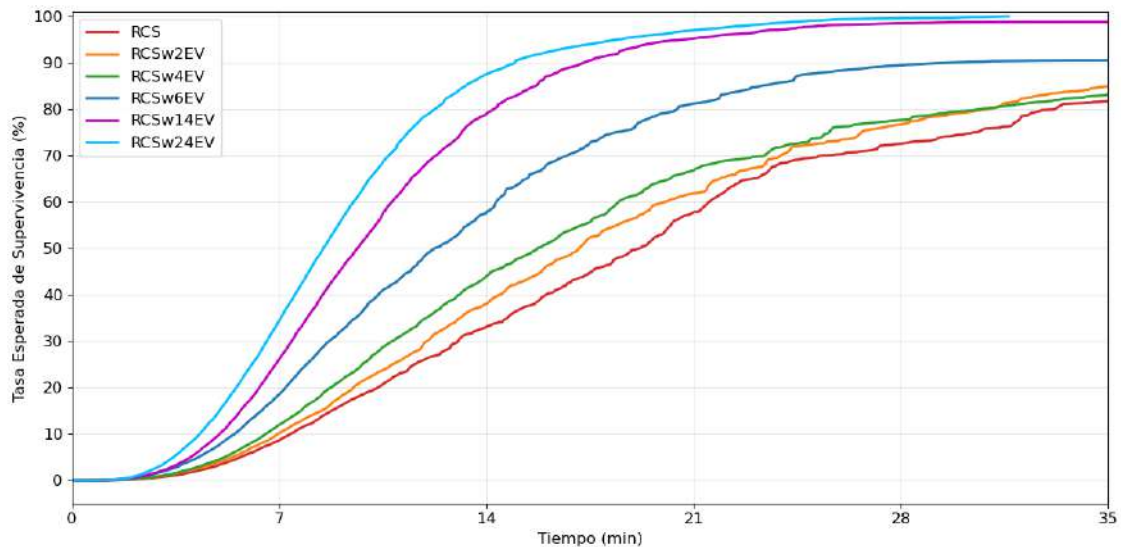


Figura 5.5: Tasa Esperada de Supervivencia (%) en función del tiempo en diferentes escenarios con aproximadamente 20,500 habitantes. La línea roja representa el resultado modelando la RCS (Antes línea naranja). La línea naranja y verde consideran 2 y 4 EV en la RCS, respectivamente. Por su lado, entre los diferentes diseños de planes propuestos se tiene la representación por diversos colores de líneas que establece, a su vez, un número mayor de salidas adicionales (EH). La línea azul y morada son los resultados de considerar 6 y 14 EV a la RCS.

TES podría pasar de un 84.0% a 97.5%. Comparado con 6 a 10 EV, el diseño propuesto con 14 EV presenta un aumento significativo de la TES para el tiempo de arribo de la ola de 14 y 23 minutos con un incremento promedio de un 13.0% y 5.9%, respectivamente (Ver Fig. 5.4 en $t = 14$ min.). Por su lado, la RCS, con 19, 24 y 28 EV en el mejor de los casos, tiene un incremento del número de agentes evacuados en un 2.4% para un tiempo de arribo de la ola a los 14 minutos. Para el caso del tiempo de arribo de 23 minutos el incremento es aún mucho menor. Del mismo modo para el escenario con una mayor densidad poblacional con aproximadamente 20,000 agentes. La Tabla 5.4 (Código: RCSw14EV) presenta los resultados de la evaluación experimental en donde se llega a evacuar 16,467 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 17.5% (3,657 agentes) más si prolongamos 9 minutos al arribo del tsunami, siendo un $t = 23$ minutos. Por lo que, la TES podría pasar de un 78.9% a 96.5%. En seguida, para este escenario, la RCS con 19, 24 y 28 EV en el tiempo de arribo de 14 minutos, tienen el mejor incremento del número de agentes evacuados entre un 3.3% y 5.3% (Ver Fig. 5.5 en $t = 14$ min.).

La RCS con 42 a 70 EV como escenario mejorado, idealizado, con una red actual que contiene entre 4,356 y 4,468 agentes en búsqueda de nodos de evacuación, presenta los siguientes resultados del modelo computacional. La Tabla 5.3 (Código: RCSw42EV) presenta los resultados de la evaluación experimental en donde se llega a evacuar 4,044 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 9% (402 agentes) más si prolongamos 9 minutos al tiempo de arribo del tsunami, siendo un $t = 23$ minutos. Por lo que, la TES podría pasar de un 90.5% a 99.5%. Si comparamos con los experimentos de 14 a 28 EV, el diseño con 42 EV presenta un menor aumento de la TES para el tiempo de arribo de la ola de 14 y 23 minutos con un incremento promedio de un 3.7% y 1.3%, respectivamente (Ver Fig. 5.4 en $t = 14$ min.). Por su lado, la RCS con 56 y

Tabla 5.4: Escenario Actual y Mejorado propuestos para la tercera propuesta de plan de evacuación para un aproximado de 20,500 agentes, características del total de número de agentes por nodo, número de evacuados y TES para las diferentes propuestas diseñadas.

Código	Total Agentes (+crítico)	Agentes Evacuados T: 14 min	Agentes Evacuados T: 23 min	TES T: 14 min (Ratio)	TES T: 23 min (Ratio)
RCS	20,862	6,902	13,558	33.1% (2.8)	65.0% (2.9)
RCSw2EV	20,826	7,921	14,016	38.0% (3.3)	67.3% (3.0)
RCSw4EV	20,790	9,131	14,490	43.9% (3.8)	69.7% (3.1)
RCSw6EV	20,520	11,848	17,385	57.7% (5.0)	84.7% (3.8)
RCSw8EV	20,520	12,951	18,008	63.1% (5.4)	87.8% (3.9)
RCSw10EV	20,520	14,342	18,248	69.9% (6.0)	88.9% (4.0)
RCSw14EV	20,862	16,467	20,124	78.9% (6.8)	96.5% (4.3)
RCSw19EV	20,520	16,873	20,054	82.2% (7.1)	96.1% (4.4)
RCSw24EV	20,430	17,879	20,054	87.5% (7.5)	98.2% (4.4)
RCSw28EV	20,862	17,985	20,044	86.2% (7.6)	98.2% (4.3)
RCSw42EV	20,106	17,847	19,752	88.8% (7.6)	98.2% (4.4)
RCSw56EV	19,854	18,003	19,581	90.7% (7.8)	98.6% (4.4)
RCSw70EV	19,602	17,782	19,342	90.7% (7.8)	98.7% (4.4)

70 EV en el mejor de los casos, tienen un incremento del número de agentes evacuados en un 1.4% para un tiempo de arribo de la ola a los 14 minutos. Para el caso del tiempo de arribo de 23 minutos el incremento es aún mucho menor. Del mismo modo, para el escenario de una mayor densidad poblacional con aproximadamente 20,000 agentes. La Tabla 5.4 (Código: RCSw42EV) presenta los resultados de la evaluación experimental en donde se llega a evacuar 17,867 agentes en un $t = 14$ minutos, y este número se incrementa en 9.5% (3,657 agentes) más si prolongamos 9 minutos al tiempo de arribo del tsunami, siendo un $t = 23$ minutos. Por lo que, la TES pasaría de un 88.8% a 98.2%. En seguida para este escenario de alta densidad poblacional, se tiene que, la RCS con 56 y 70 EV en el tiempo de arribo de 14 minutos, tienen el mejor incremento del número de agentes evacuados en menor medida, entre un 1.9% y 5.3% (Ver Fig. 5.5 en $t = 14$ min.). Para el caso del tiempo de arribo de 23 minutos el incremento es mucho menor.

Capítulo 6

Análisis de Resultados

La presente investigación propone evaluar el diseño de diferentes planes de evacuación peatonal frente al peligro de inundación por tsunami mediante la implementación del algoritmo de Reinforcement Learning, en el cual el proceso de aprendizaje se inscribe en un marco de un modelo basado en agentes. El cual es implementado para calibrar un sistema guía inteligente (modelo computacional), diseñado para asistir a la evacuación de peatones en el balneario de Camaná, en el distrito y provincia de Camaná, departamento de Arequipa, en Perú. Los resultados de la caracterización del área de estudio e identificación del peligro por tsunami demuestran el nivel de peligrosidad. Por un lado, su compleja distribución geográfica y desconocida distribución espacial de la población a lo largo del área de estudio, hacen de la investigación una adaptación mediante escenarios a su realidad compleja. A su vez, se identificó a partir del estado de arte y simulación numérica el peligro de inundación por tsunami. De dónde tenemos que, el área en estudio está compuesta por 3 distritos con 10 centros poblados. Se tiene evidencia de una intensa actividad recreativa en periodos de verano, en donde la población total podría llegar a estar entre los 4,000 y 20,000 personas. Y sobre el tiempo de arribo del tsunami, tenemos que se encontraría entre los 14 y 23 minutos, estimaciones basadas en 1) simulaciones numéricas y 2) datos recopilados del evento sísmico tsunamigenico del 2001.

En seguida, el modelo computacional establecido como sistema guía inteligente frente a procesos de evacuación peatonal está compuesto de un número variable de entre 1,124 y 1,159 nodos de intersección de calles, con 4 o 18 agentes por nodos, para lograr simular el nivel de personas del cual se tiene evidencia. Luego, un conjunto de 4 experimentos o escenarios reflejan los diseños planteados en la presente investigación, de entre la adición de EH y un aumento progresivo del número de EV. Entre ellos, una red de calles actual (RCA) y otra mejorada (RCS). Para definir la ubicación de los nodos de evacuación, se identificaron y analizaron algunas consideraciones importantes, como su acceso oportuno, topografía, disponibilidad, congestión en el escenario actual y unión entre vías. Se han realizado un total de dieciséis (16) escenarios, con el principal objetivo de mejorar el desempeño de la tasa esperada de supervivencia (TES). En la mayoría de cada uno de estos cuatro experimentos existe un incremento de la TES, tal como se ilustra en la Fig. 6.1 y 6.2, para una cantidad de 4,000 y 20,000 personas, respectivamente. Sin embargo, la TES incre-

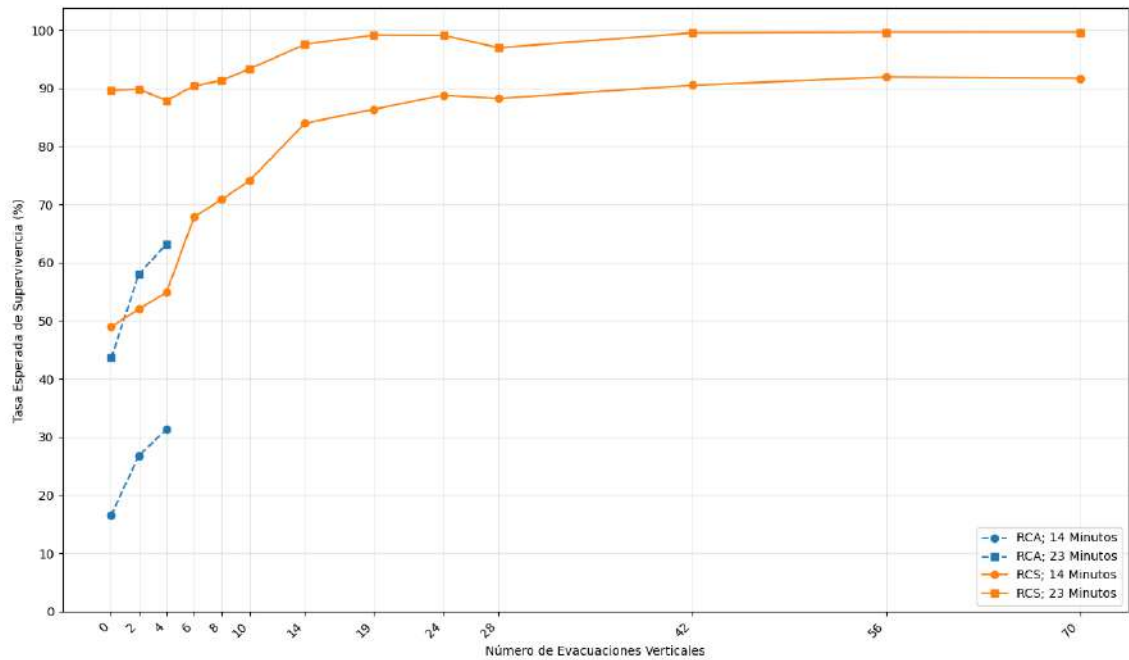


Figura 6.1: Resultados de la Tasa esperada de Supervivencia para cada uno de los dieciséis (16) diferentes escenarios propuestos para una baja densidad poblacional de aproximadamente 4,500 agentes modelados.

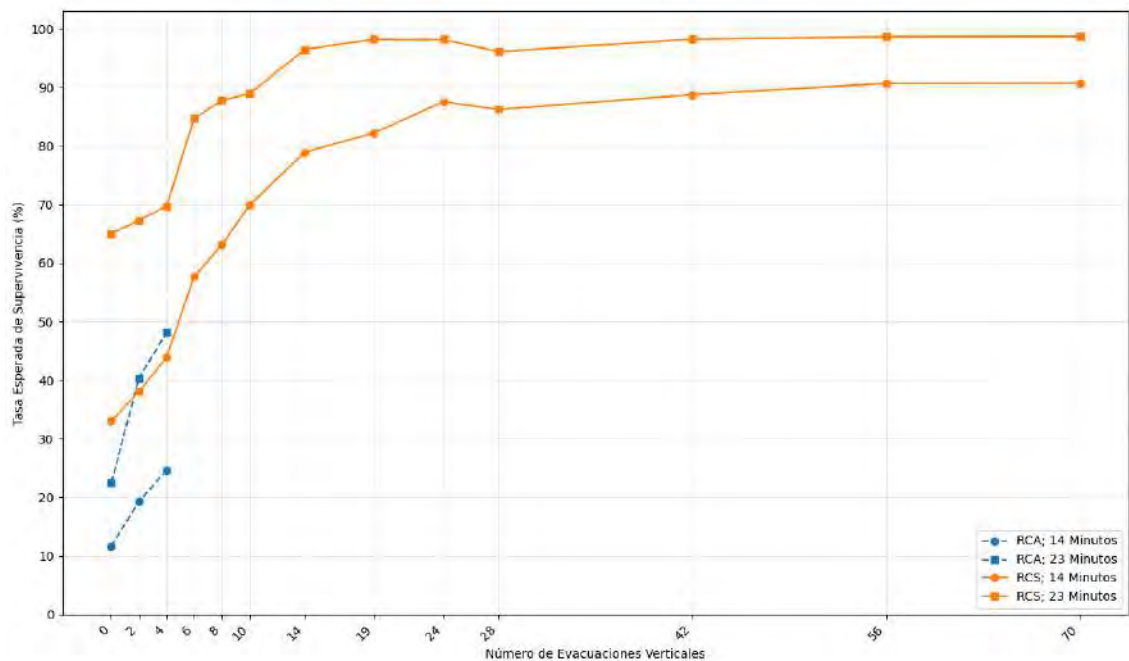


Figura 6.2: Resultados de la Tasa esperada de Supervivencia para cada uno de los dieciséis (16) diferentes escenarios propuestos para una alta densidad poblacional de aproximadamente 20,000 agentes modelados.

mental de cada uno de los escenarios respecto a la RCA es significativa y notable solo en algunos de estos. Tanto en la Fig. 6.1 y 6.2 se pueden ilustrar los incrementos de la TES en la RCA con 2 y 4 EV, y la RCS con 6 y 14 EV. Estos últimos, se presentan de forma detalla en las Figs. 6.4 y 6.5, en donde se puede ver claramente un considerable aumento de la tasa esperada de supervivencia.

De los resultados del primer experimento, como se muestra en las Figs. 6.1 y 6.2 la TES para la

RCA es de un 16.6% y 11.7% en un tiempo de arribo de la ola del tsunami de 14 minutos. Se demuestra que, en la condición actual de la red de calles el área en estudio se encuentra en una situación de riesgo alto. Siendo así que, alrededor de 3,765 agentes no llegarían a evacuar a tiempo en la condición de menor densidad poblacional, asociada a la estación de invierno. Mientras que, en la condición de mayor densidad poblacional, serían un total de 17,936 agentes que no lleguen a evacuar a tiempo. Esta TES se incrementa en 2.6 y 1.9 veces si el arribo de la primera ola se prolonga 9 minutos adicionales en la condición de menor o mayor densidad poblacional, respectivamente. Es importante notar que el incremento de densidad poblacional en cinco veces (20,000 habitantes) en la misma red de calles reduciría la eficiencia del plan de evacuación hasta en un 51%. Debido al resultado catastrófico del primer experimento, la presente investigación propone el diseño de tres (3) planes de evacuación por tsunami, los cuales forman parte de acciones de mitigación del tipo estructurales, construcción de EH y/o EV.

En el primer plan propuesto tenemos un buen incremento para cada escenario, con un incremento promedio de 563 (12.5%) y 765 (17.0%) agentes para un tiempo de arribo de la ola del tsunami de 14 y 23 minutos (Ver Fig. 6.1), respectivamente. Por su lado, en la Fig. 6.2 se muestra un valor promedio mayor de 2,077 (10.3%) y 4,411 (21.8%) agentes evacuados para ambos instantes de tiempos importantes, de 14 y 23 minutos. Entonces, de este primer plan llegamos a evacuar, en el mejor de los casos, hasta en un 63.2% la totalidad de agentes en un tiempo de 23 minutos, alcanzado únicamente un 31.4% para los 14 minutos. Entonces, tenemos que un total de 3,086 peatones no alcanzarán a llegar a una EH ni EV. Por lo que, debido al costo menor de realizar una EH versus una EV, se decide plantear un segundo plan con una mayor cantidad de EH. Esta adición de EH como salidas adicionales genera un incremento significativo de la TES, logrando evacuar agentes hasta tres veces más que en la red de calles base (RCA).

En el tercer plan propuesto con el objetivo de identificar la mayor TES frente a un número idealizado de EV, implementa la adición de hasta 70 EV uniformemente espaciadas en la red de calles mejorada (RCS). De las Figs. 6.4 y 6.5 podemos mostrar que, de los doce escenarios planteados con diferentes cantidades de EV, únicamente la RCS con 6 y 14 EV presentan un incremento significativo en la TES respecto de la línea base. Un 14.4% y 13.0% para el caso de una menor densidad poblacional, y para el caso de una mayor densidad poblacional un 16.8% y 15.4%, para un tiempo de arribo del tsunami de 14 minutos. Para el caso de una ampliación a 23 minutos del tiempo de arribo de la ola del tsunami, los resultados muestran un incremento de la TES de menor magnitud al caso anterior. La configuración de la ubicación de cada uno de estas EV se detallan en la Fig. 6.3. A su vez, las figuras ilustran una tendencia marcada hacia la reducción del incremento de la TES en ambos escenarios. Mientras que, para el caso de una menor densidad poblacional se observa un promedio del 3.0% para los escenarios con 2 a 24 EV en un tiempo de 14 minutos, y un comportamiento aleatorio para el tiempo de 23 minutos sin superar en ningún caso un 6.0% de TES incremental. Y para una mayor densidad poblacional, se tiene de la misma forma, un promedio de 6.0% y 3.0% en los primeros escenarios con 2 a 10 EV para los tiempos de arribo de la ola del tsunami de 14 y 23 minutos, respectivamente. Para los demás escenarios se tiene un comportamiento variable con tendencia hacia la reducción sin superar en ningún caso el 9.33%

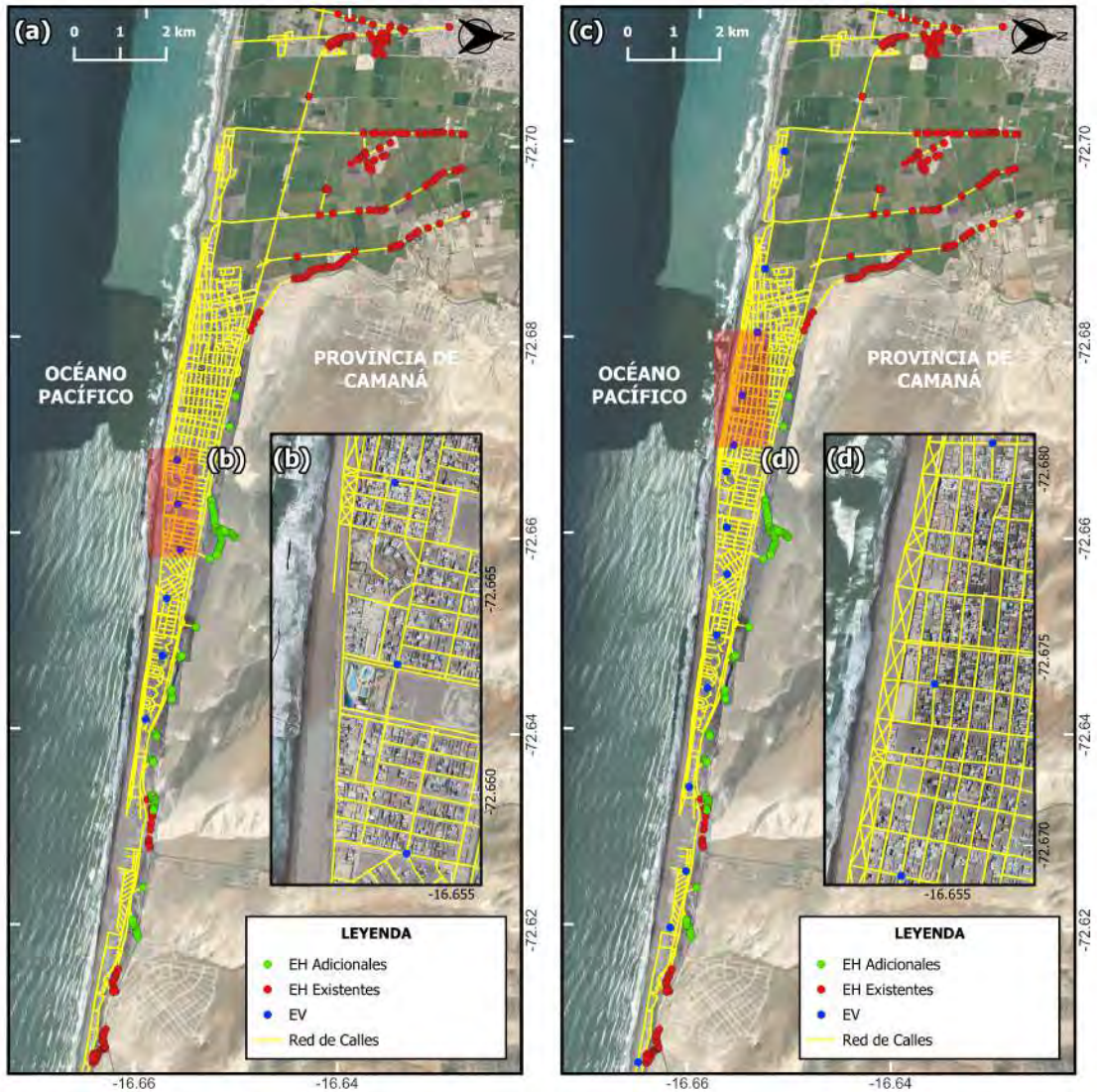


Figura 6.3: Experimento IV con 6 y 14 EV: correspondiente a la combinación de nodos EH y EV en RCS. En (a) se presenta la RCS con 6 EV y en (c) con 14 EV, con línea amarilla, los nodos de color rojo son las EH existentes, los nodos verdes las EH adicionales, y los nodos azules las EV. En (b) se puede observar el espaciamiento cada ocho cuadras, y en (d) el detalle del espaciamiento de cada seis cuadras para la ubicación de las EV.

de incremento en la TES. Un detalle particular en ambas Figs. 6.4 y 6.5 es que en los 3 últimos escenarios existe una tendencia clara de reducción de la TES, desde un 5.0%, 2.0% hasta un nulo (0%) incremento de la TES para 44, 56 y 70 EV, respectivamente.

Finalmente, tenemos una tendencia lineal marcada de incremento de la tasa esperada de supervivencia en cada uno de los planes propuestos en la presente investigación, para cada uno de los experimentos. Estos resultados se han podido obtener a partir de las Figs. 6.1 y 6.2, descritas en los párrafos anteriores. Sin embargo, es importante resaltar que a lo largo de los diferentes escenarios este incremento en general es relativamente bajo. Por lo que, tenemos incrementos significativos en el primer y segundo plan de evacuación peatonal. En el tercer plan, para una mejor visualización, se ilustran gráficamente los incrementos de la TES. Las Figs. 6.4 y 6.5 presentan un incremento significativo en el escenario de red mejorada con 6 y 14 EV. De estos últimos resul-

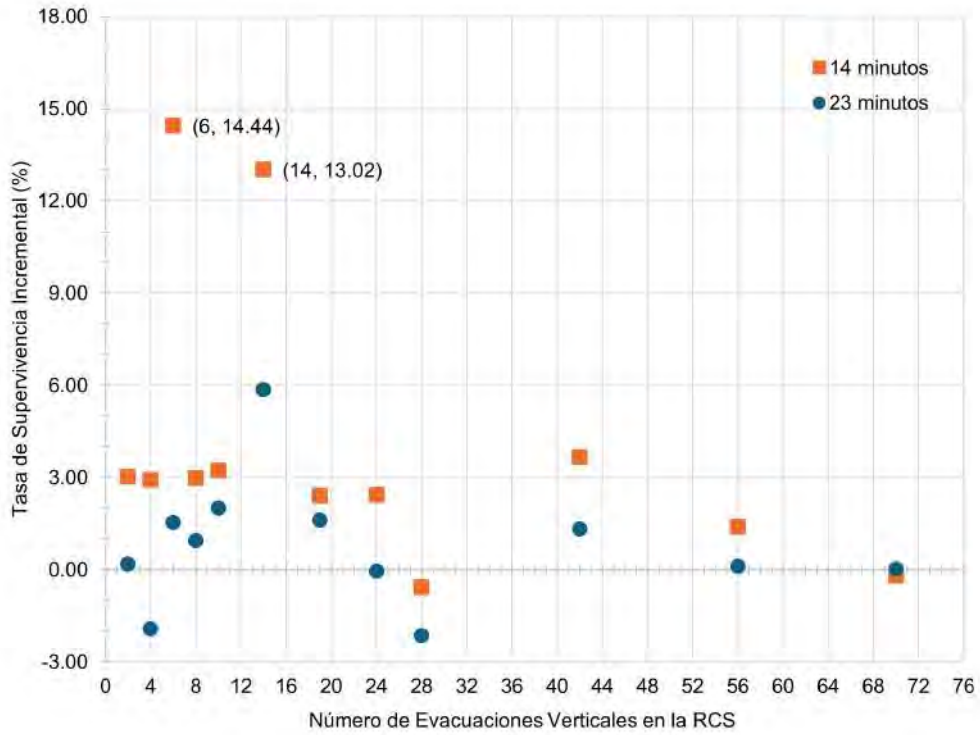


Figura 6.4: Tasa Esperada de Supervivencia Incremental para cada número de EV en la RCS respecto de la red de calles base (RCA) en una condición de baja densidad poblacional de aproximadamente 4,500 agentes modelados.

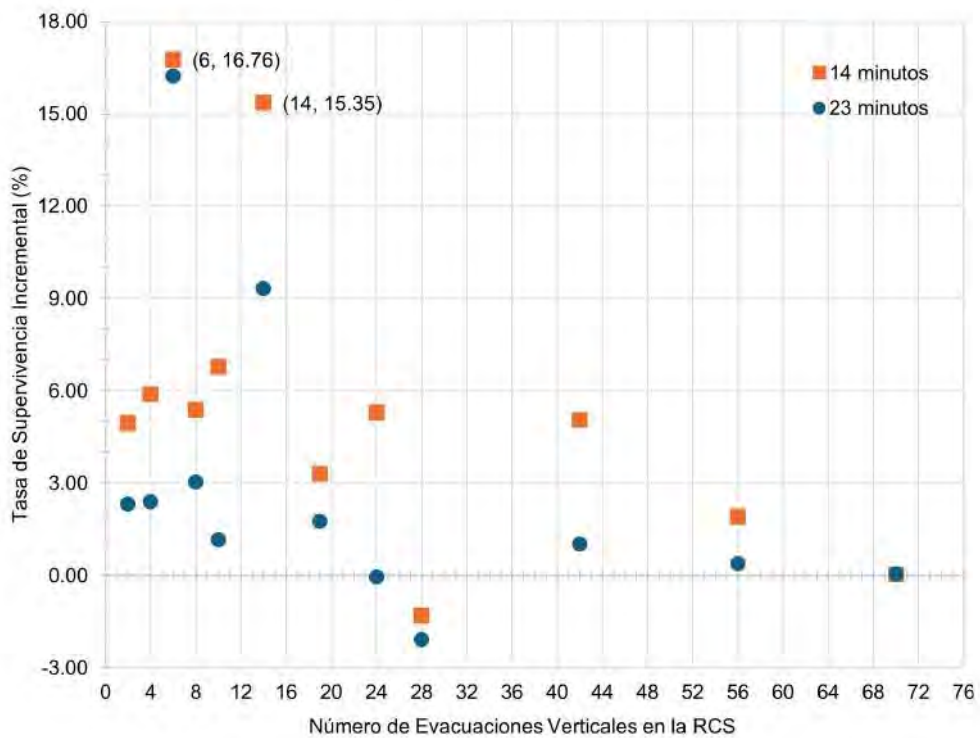


Figura 6.5: Tasa Esperada de Supervivencia Incremental para cada número de EV en la RCS respecto de la red de calles base (RCA) en una condición de baja densidad poblacional de aproximadamente 20,000 agentes modelados.

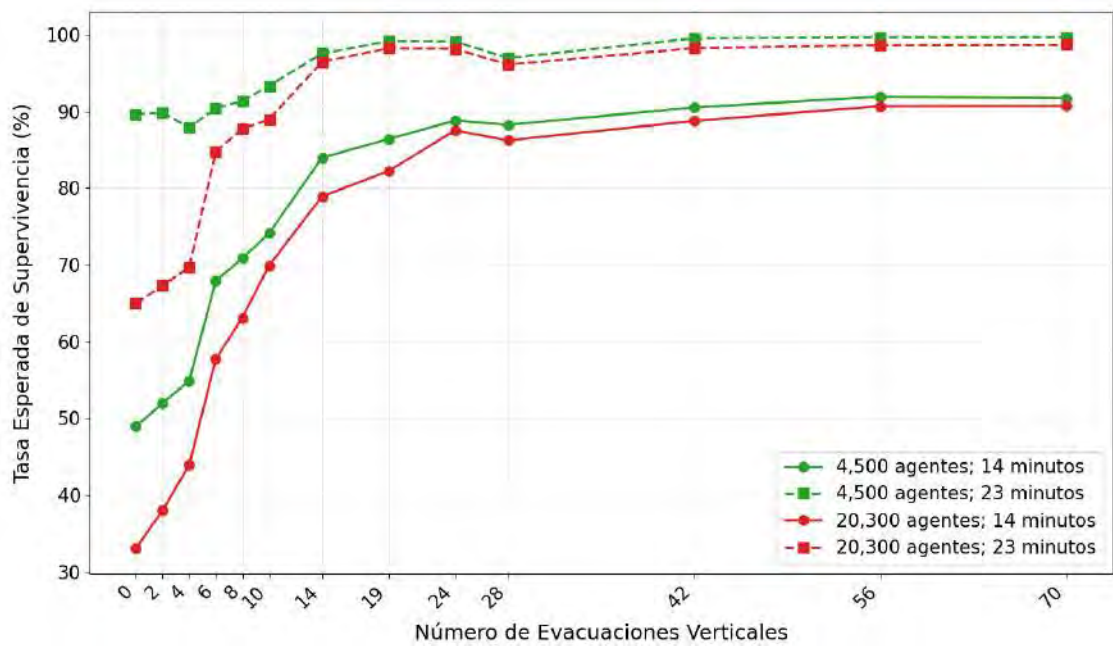


Figura 6.6: Tasa Esperada de Supervivencia en función del número de evacuaciones verticales para la red de calles modificadas (RCS) en una condición de baja y alta densidad poblacional.

tados exclusivos, de nuestra tercera propuesta, podemos dar respuesta al objetivo planteado sobre determinar la mejor TES con un número ideal de EV. Es así que, definimos estos dos escenarios de 6 y 14 EV, como el número ideal de EV, los mismos que se pueden aplicar progresivamente (Ver Fig. 6.3). Por ejemplo, en una primera intervención como medida estructural en el balneario de Camaná, se recomienda la construcción de 6EV, y en seguida la construcción de otras 8 EV más, haciendo un total de 14 EV. Los mismos que también se pueden ir construyendo progresivamente a lo largo de los años. Sin embargo, es importante notar que conforme se vaya incrementando el número de EV, la TES también va a ir acumulando un mejor desempeño. Teniendo que, nuestra mejor TES sería del 49.0%, 67.9% y 84.0% en un tiempo de 14 minutos del arribo de la ola del tsunami, para la RCS, y la adición de 6 y 14 EV, respectivamente. Para el incremento del tiempo de arribo del tsunami a 23 minutos tenemos un 97.3% de TES en la RCS con 14 EV.

La Fig. 6.6 presenta los resultados en conjunto para la red de calles modificada con 4,500 y 20,000 agentes, la unión de la Figs. 6.1 y 6.2. Se desarrolla esta figura con el objetivo de poder apreciar claramente la reducción de la eficiencia reflejada en la reducción de la TES con el aumento de la densidad poblacional. Esta reducción de la eficiencia se debe en principio a la reducción de la velocidad debido a la gran cantidad de peatones-agentes transitando en el sistema guía inteligente empleado.

Los resultados presentados son una adaptación del sistema complejo de red de calles en el balneario de Camaná. Esto se debe a no considerar la topografía del terreno y considerar un área completamente plana. A su vez, de considerar una cantidad de peatones uniformemente distribuidos a lo largo y ancho del balneario. Y entre otras consideraciones que simplifican su modelamiento, no se analiza el comportamiento a diferentes edades de los peatones-agentes en el proceso de evac-

uación. Es así que, el sistema guía inteligente modelado permite reconocer el estado situacional en el que se encuentra el balneario de Camaná. A su vez, permite diseñar, implementar y ver la mejora en el desempeño de la TES en los planes de evacuación peatonal propuestos. Por lo que, el modelo computacional aplicado es previsto para proveer de guía antes que aplicar la evacuación por una ruta específica. Estas propuestas estructurales, como parte de su implementación, podrían generar otras medidas no estructurales, como la difusión, concientización del peligro y la adecuada implementación de los sistemas de alerta temprana. Esta es una tarea por realizar, usando los resultados obtenidos, por parte de los diferentes niveles de gobierno, entidades privadas y ONGs.



Capítulo 7

Conclusiones y Recomendaciones

7.1 Conclusiones

La investigación presenta una novedosa aplicación de un Modelo Basado en Agentes y el uso del algoritmo Reinforcement Learning, para modelar dieciséis experimentos y diseñar tres planes de evacuación peatonal frente al peligro de inundación por tsunami en el balneario de Camaná. En específico para el área en estudio, el balneario está compuesto por los distritos de Camaná, Samuel Pastor y Quilca. La aplicación dentro de un entorno virtual demuestra la importancia de utilizar un modelo computacional de simulación de evacuación peatonal para formular planes adecuados frente a tsunamis. Por lo que, se ha caracterizado el espacio urbano a través de una red de links y nodos, dos densidades poblacionales y la adición de salidas y/o evacuaciones verticales. A su vez, se ha representado la interacción de los agentes en base a su densidad y velocidad, los cuales identifican rutas óptimas siguiendo los principios del MBA y el Reinforcement Learning. Se evaluó el desempeño de los planes diseñados mediante la TES con escenarios de 4,500 y 20,000 agentes aproximadamente, denominado de baja y alta densidad poblacional, respectivamente.

Los resultados obtenidos de la condición actual/base (RCA) indican un riesgo alto del área de estudio, peligro latente y alta vulnerabilidad. Únicamente el 22% de la población logra evacuar, en el caso más favorable, a los 23 minutos de arribo de la ola en el escenario de mayor densidad poblacional. Lo que pone en evidencia que, la red actual requiere de modificaciones significativas para mejorar su tasa de supervivencia frente a tsunamis. Por otro lado, del primer y segundo plan de evacuación en ambos escenarios de baja y alta densidad poblacional indican un aumento del desempeño. Tenemos un incremento de hasta en 2,189 (46.1%) y 9,007 (42.6%) agentes evacuadas adicionalmente respecto a la RCA en los primeros 14 y 23 minutos, respectivamente. Las mejoras aún más significativas observadas en el desempeño, a partir de incrementar el número de EV en la red de calles con salidas adicionales se presentan en el tercer plan propuesto. El aumento de las personas evacuadas es de 826 (18.9%) y de 1,623 (35.1%) agentes evacuados para el escenario de baja densidad poblacional, respecto a la RCS. Mientras que, para el escenario de alta densidad poblacional tenemos adicionalmente 4,946 (24.7%) y 9,565 (45.9%) personas evacuadas. Estos dos últimos mejores resultados corresponden a los primeros 14 minutos del arribo de la ola del

tsunami en la RCS con 6 y 14 EV, respectivamente.

Tras un probable sismo tsunamigénico frente a las costas de Camaná, Arequipa, un tsunami podría afectar significativamente el balneario de Camaná en cuestión de minutos. Evacuar eficazmente a la población de las zonas expuestas al peligro de tsunami es un reto en la actualidad, debido a que, solo se cuenta con un plan estático de movilización para procesos de evacuación dinámicos. Por lo que, la aplicación de uno solo de estos diferentes planes diseñados podría aumentar las personas que lleguen a evacuar a tiempo. La investigación demuestra la gran importancia de una correcta estrategia para evacuar, implementando los escenarios modelados en colaboración con los diferentes stakeholders. Finalmente, tendremos un incremento de la resiliencia comunitaria en el balneario de Camaná, mediante la implementación de medidas estructurales y no estructurales, a partir de la concientización del impacto de este tipo de peligros. Además, de la reducción de los tiempos de respuesta de evacuación debido a reconocer la importancia de una respuesta rápida, mediante campañas de educación y concientización pública. Este aumento de la resiliencia se daría a partir de la combinación de estas medidas, ya que los stakeholders implementarían soluciones robustas y escalables que salvaguarden vidas.

7.2 Recomendaciones

La presente investigación propone desarrollar una configuración diferente de agentes espaciados a lo largo del área de estudio. De tal forma que, se deberá identificar adecuadamente la población residente y veraneante, a nivel de densidades espaciales. Además, realizar simulaciones numéricas más representativas del comportamiento de un probable tsunami sobre las costas de Camaná. Lo que mejoraría la precisión el tiempo de arribo de la primera ola, su altura y área probable máxima de inundación. A su vez, se recomienda considerar la topografía exacta del área de estudio y la influencia del comportamiento peatonal a partir de agentes con diferentes edades. Como resultado, se determinará con mejor precisión la velocidad de cada peatón-agente. Por último, es importante evaluar el desempeño con diferentes funciones de distribución de la salida de los agentes. De tal forma que, podamos simular lo más cercano al comportamiento real complejo.

Sobre los planes propuestos, se recomienda realizar un análisis de costos y presupuestos completos, para comprender la incidencia económica de cada una de las EH y EV propuestas. Para luego comparar con su tasa de supervivencia correspondiente y encontrar una relación costo-beneficio. Sin embargo, reconocemos que el costo del diseño y construcción de una EH es mucho menor al de una EV. Por lo que, recomendamos al gobierno central, regional y local la implementación de los planes de evacuación peatonal en el balneario de Camaná. Se recomienda seguir la presente secuencia en la implementación: 1) Implementar las 12 salidas adicionales (EH), segundo plan propuesto, 2) la implementación progresiva de 6 EV y 3) 14 EV en unas próximas intervenciones. Siguiendo estas implementaciones garantizamos el máximo desempeño de la tasa supervivencia en el área de estudio. Y como parte del objetivo mayor del proyecto, integrar los sistemas de alerta temprana para tsunamis en tiempo real. De tal forma que, se logre realizar evacuaciones dinámicas para mejorar la eficiencia y efectividad frente a procesos de evacuación pro tsunami.

Bibliografía

- Adriano, B., Mas, E., Koshimura, S., Fujii, Y., Yauri Condo, S. A., Jimenez, C., & Yanagisawa, H. (2013). Tsunami inundation mapping in lima, for two tsunami source scenarios.
- Ahuja, R. K., Magnanti, T. L., & Orlin, J. B. (1993). *Network flows: Theory, algorithms, and applications*. Prentice Hall.
- Batalla, C. (2024, June). Camaná: El día que el balneario arequipeño casi desaparece del mapa en el 2001 [Accessed: 2024-9-17].
- Ben-Akiva, M. E., & Lerman, S. R. (1985). Discrete choice analysis: Theory and application to travel demand.
- Carpio, J., & Tavera, H. (2002). Estructura de un catálogo de tsunamis para el Perú basado en el catálogo de gusiakov (2002). *Boletín de la Sociedad Geológica del Perú v. 94 (2002) p. 45-59*.
- Ceferino, L., Merino, Y., Pizarro, S., Moya, L., & Ozturk, B. (2024). Placing engineering in the earthquake response and the survival chain. *Nat. Commun.*, 15(1), 1–12.
- Centro Nacional de Alerta de Tsunami. (n.d.). Cartas de inundación [2023-03-30].
- Chen, X., Zhan, S., & Li, J. (2006). Tsunami evacuation simulation and shelter location analysis. *Natural Hazards*, 39(2), 215–234.
- Córdova-Arias, C., & Perez, J. (2024). Quantitative indicators for multi-hazard community resilience assessment of informal settlements.
- Cuadros Pulcha, A. E., & Palaco Challapa, M. A. (2018). Hotel la punta-camana.
- DHN. (n.d.). Tsunami costa sur del peru camana 23 de junio 2001 introduccion inundación campos de cultivo epicentros reportados caletas afectadas por el tsunami caleta quilca panamericana sur -sector atico. dirección de hidrografía y navegación. Retrieved September 18, 2024, from https://www.dhn.mil.pe/files/cnat/pdf/otros/Panel_tsunami_Camana_.pdf
- Erick, M., Satomi, H., Bruno, A., & Shunichi, K. Tsunami inundation simulation and agent-based modeling to support evacuation analysis and mitigation planning. In: *In Cupum 2015 proceedings*. MIT. 2015.
- FEMA. (2019). Guidelines for tsunami evacuation planning [Recomendaciones para la planificación de evacuaciones de tsunamis en zonas costeras.]. <https://www.fema.gov>
- García, M. P. (2014). Indonesia 10 años después del tsunami [[Accessed 07-09-2024]].
- Google. (2023). Google maps [Accedido el 21 de septiembre de 2023].
- Google Earth. (2024). Google earth, version 9.174.0.0 [Google, <https://earth.google.com/>. Accessed September 19, 2024.].

- GRD, G. (2019, July). Sobreviví a un tsunami: Historia del tsunami del 23 de junio de 2001 - camaná - Perú. *YouTube*. Retrieved September 18, 2024, from <https://www.youtube.com/watch?v=6lXxb6jBnoI>
- Helbing, D., Farkas, I., & Vicsek, T. (2000). Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*, *407*(6803), 487–490.
- INEI. (2007). Censos nacionales 2007 [Accessed: 2024-9-18].
- INEI. (2017). Censos nacionales 2017 [Accessed: 2024-9-18].
- Jiménez, C. (2010). Simulación numérica del maremoto de camaná del 2001. *Revista de investigación de física*, *13*(02), 1–6.
- Koshimura, S., Moya Huallpa, L., Mas, E., & Bai, Y. (2020). Tsunami damage detection with remote sensing: A review. *Geosciences*, *10*, 177. <https://doi.org/10.3390/geosciences10050177>
- Le, V.-M., Chevaleyre, Y., Vinh, H. T., & Zucker, J.-D. (2015). Hybrid of linear programming and genetic algorithm for optimizing agent-based simulation. application to optimization of sign placement for tsunami evacuation. *The 2015 IEEE RIVF International Conference on Computing & Communication Technologies-Research, Innovation, and Vision for Future (RIVF)*, 138–143.
- León, J., Mas, E., Catalán, P. A., Moya, L., Gubler, A., Koshimura, S., & Cienfuegos, R. (2021). Development of calibrated tsunami evacuation models through real-world collected data: The case study of coquimbo-la serena, Chile. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *630*(1), 012005.
- Li, Z., Yu, H., Chen, X., Zhang, G., & Ma, D. (2019). Tsunami-induced traffic evacuation strategy optimization. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, *77*, 535–559. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.trd.2019.09.008>
- Liu, Z., Jacques, C., Szyniszewski, S., Guest, J., Schafer, B., & Mitrani-Reiser, J. (2015). Agent-based simulation of building evacuation after an earthquake: Coupling human behavior with structural response. *Natural Hazards Review*, *17*, 04015019. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)NH.1527-6996.0000199](https://doi.org/10.1061/(ASCE)NH.1527-6996.0000199)
- Makinoshima, F., & Imamura, F. (2024). Milling and evacuation departure time distributions in the 2011 tohoku tsunami. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, *111*, 104673. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2024.104673>
- Makinoshima, F., Imamura, F., & Abe, Y. (2018). Enhancing a tsunami evacuation simulation for a multi-scenario analysis using parallel computing. *Simulation modelling practice and theory*, *83*, 36–50.
- Martínez, J., & Tavera, H. (2016). Modelado numérico del avance de las olas del tsunami por el cauce del río camaná.
- Martínez Herrera, J. C. (2014). *Dinámica y modelado numérico de un tsunami en el terminal portuario del callao y zonas adyacentes*. Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
- Mas, E., Adriano, B., & Koshimura, S. (2013). An integrated simulation of tsunami hazard and human evacuation in la punta, Peru. *Journal of Disaster Research*, *8*(2), 285–295. <https://doi.org/10.20965/jdr.2013.p0285>

- Mas, E., Koshimura, S., Imamura, F., Suppasri, A., Muhari, A., & Adriano, B. (2015). Recent advances in agent-based tsunami evacuation simulations: Case studies in indonesia, thailand, japan and peru. *Pure and Applied Geophysics*, *172*, 3409–3424.
- Mas, E., Moya, L., Gonzales, E., & Koshimura, S. (2024). Reinforcement learning-based tsunami evacuation guidance system. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 105023.
- Mas, E., Moya, L., & Koshimura, S. Tsunami evacuation guidance using reinforcement learning algorithm. In: *In 17th world conference on earthquake engineering*. (5f-0001). Sendai, Japan, 2020.
- Mitchell, T. (1997). *Machine learning*. McGraw Hill.
- Mls, K., Koříněk, M., Štekerová, K., Tučník, P., Bureš, V., Čech, P., Husáková, M., Mikulecký, P., Nacházel, T., Ponce, D., et al. (2023). Agent-based models of human response to natural hazards: Systematic review of tsunami evacuation. *Natural hazards*, *115*(3), 1887–1908.
- Mostafizi, A., Wang, H., Cox, D., & Dong, S. (2019). An agent-based vertical evacuation model for a near-field tsunami: Choice behavior, logical shelter locations, and life safety. *International journal of disaster risk reduction*, *34*, 467–479.
- Muhammad, A., De Risi, R., De Luca, F., Kongko, W., Mori, N., Yasuda, T., & Goda, K. (2024). Integrated tsunami risk framework considering agent-based evacuation modelling: The case of saga, kochi prefecture, japan. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, *101*, 104193. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2023.104193>
- Nilsson, N. J. (1996). *Introduction to machine learning*. Stanford University Press.
- NOAA. (2021). Tsunami basics [Accedido el 29 de noviembre de 2024]. <https://www.noaa.gov/education/resource-collections/ocean-coasts/tsunamis>
- Okada, M. (1995). Tsunami observation by ocean bottom pressure gauge. In Y. Tsuchiya & N. Shuto (Eds.), *Tsunami: Progress in prediction, disaster prevention and warning* (pp. 287–303). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-015-8565-1_21
- OpenStreetMap. (2024, January 1). *Hadoop* (Version s.v.). <https://www.openstreetmap.org>
- Pal, I., Ghosh, S., Dash, I., & Mukhopadhyay, A. (2022). Review of tsunami early warning system and coastal resilience with a focus on indian ocean. *International Journal of Disaster Resilience in the Built Environment*.
- PCM. (2017). Información territorial del departamento arequipa información departamental tasa de dependencia de la población. viceministerio de gobernanza territorial, presidencia del concejo de ministros. https://cdn.www.gob.pe/uploads/document/file/1870459/Arequipa_Informacio%CC%81n%20Territorial%20Completo.pdf.pdf
- Potter, M. A., & Jong, K. A. D. (1994). A cooperative coevolutionary approach to function optimization. *Proceedings of the Third International Conference on Parallel Problem Solving from Nature (PPSN III)*, 249–257. https://doi.org/10.1007/3-540-58484-6_269
- PREDES. (2012, April). Video evacuación ante tsunami en la punta, camaná por centro de estudios y prevención de desastres (predes). *YouTube*. Retrieved September 18, 2024, from <https://www.youtube.com/watch?v=jBK-b1sLyP8>
- QGIS, D. T. (2023). Qgis geographic information system [Open Source Geospatial Foundation Project]. <https://qgis.org>

- Real Academia Española. (2006a). *Política* [Consultado: 11 de noviembre de 2024]. <https://dle.rae.es/pol%C3%ADtica>
- Real Academia Española. (2006b). *Tsunami* [Consultado: 11 de noviembre de 2024]. <https://dle.rae.es/pol%C3%ADtica>
- RPP, R. (2012, February). Camaná: Evacuarán más de 20 mil veraneantes por simulacro de tsunami. *Rpp.pe*. Retrieved September 18, 2024, from <https://rpp.pe/peru/actualidad/camana-evacuaran-mas-de-20-mil-veraneantes-por-simulacro-de-tsunami-noticia-454247?ref=rpp>
- Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach*. Pearson.
- Shuto, N. (2015). Tsunamis—their coastal effects and defense works. In *International compendium of coastal engineering* (pp. 55–84).
- Siyam, N., Alqaryouti, O., & Abdallah, S. (2019). Research issues in agent-based simulation for pedestrians evacuation. *IEEE Access*, 8, 134435–134455.
- Siyam, N., Alqaryouti, O., & Abdallah, S. (2020). Research issues in agent-based simulation for pedestrians evacuation. *IEEE Access*, 8, 134435–134455. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2956880>
- Slucki, A., & Nielek, R. (2015). Advantages of cooperative behavior during tsunami evacuation. *International Conference on Social Computing, Behavioral-Cultural Modeling, and Prediction*, 203–212.
- Stanford, O. (2024). Stanford cs234 reinforcement learning i introduction to reinforcement learning i 2024 i lecture 1 [Accessed: 2024-12-03].
- Su, Z.-P., Jiang, J.-G., Liang, C.-Y., & Zhang, G.-F. (2011). Path selection in disaster response management based on q-learning. *International Journal of Automation and Computing*, 8(1), 100–106.
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction*. MIT press.
- Takabatake, T., Fujisawa, K., Esteban, M., & Shibayama, T. (2020). Simulated effectiveness of a car evacuation from a tsunami. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 47, 101532. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2020.101532>
- Takabatake, T., Shibayama, T., Esteban, M., Ishii, H., & Hamano, G. (2017). Simulated tsunami evacuation behavior of local residents and visitors in kamakura, japan. *International journal of disaster risk reduction*, 23, 1–14.
- Tavera, H., Buforn, E., Bernal, I., Antayhua, Y., & Vilacapoma, L. (2002). The arequipa (peru) earthquake of june 23, 2001.
- Tavera, H. (2017). Actualización del escenario por sismo, tsunami y exposición en la región central del Perú.
- Tavera, H., & Bernal, I. (2002). Grandes terremotos y áreas de ruptura en la región sur de Perú: Terremoto de arequipa del 23/06/2001. In *El terremoto de la región sur de Perú del 23 de junio de 2001* (pp. 129–38).
- Tavera, H. (2020). Análisis y evaluación de los patrones de sismicidad y escenarios sísmicos en el borde occidental del Perú.

- Toledo Gonzales-Polar, M., Núñez Monar, G., & Aspilcueta Barbachán, J. (2003). Plan de prevención ante desastres-usos de suelo y medidas de mitigación ciudad de Camaná y zonas aledañas: Proyecto indeci-pnud per/02/05. ciudades sostenibles.
- Tomoyuki, T., & Shibayama, T. (2021). Improving the evacuation plan of coastal communities using tsunami evacuation simulations: Case study from Tagajyo, Japan. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:221818244>
- UNDRR. (2020). *Evacuación de peatones ante tsunamis: Buenas prácticas globales* [Orientaciones sobre la planificación y simulación de evacuaciones frente a tsunamis.]. United Nations. <https://www.undrr.org>
- UNESCO-IOC. (2021). Manual de guía para la planificación de evacuaciones por tsunamis [Incluye directrices para planificación de evacuación y estudios de caso internacionales.]. <https://ioc.unesco.org>
- Wargadalam, R. (2022). *Enhancing community tsunami evacuation planning : A case study in Pangandaran, Indonesia, using an agent-based model* [Doctoral dissertation, University of Canberra Research Portal].
- Wilensky, U. (2001). NetLogo: A multi-agent programming environment. *Artificial Life*, 13, 303–311.
- Wilensky, U., & Rand, W. (2015). *An introduction to agent-based modeling: Modeling natural, social, and engineered complex systems with NetLogo*. The MIT Press. Retrieved December 2, 2024, from <http://www.jstor.org/stable/j.ctt17kk851>
- WMO. (2018). Manual on tsunami hazard assessment [Accedido el 29 de noviembre de 2024]. <https://public.wmo.int/en/resources/library/manual-tsunami-hazard-assessment>
- Wood, N., Peters, J., Cheung, K. F., Yamazaki, Y., Calvo, D., & Guard, C. (2023). Modeling non-structural strategies to reduce pedestrian evacuation times for mitigating local tsunami threats in Guam. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 95, 103859. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2023.103859>
- Yauri, S. (2008). *Detección, localización y análisis de sismos tsunamigénicos: Sistema de alerta de tsunamis tremors*. "Universidad de San Agustín de Arequipa, Perú".