



Sistema IOT Basado En Técnicas De Visión Artificial Para La Prevención De Accidentes En Piscinas

IOT System Based On Artificial Vision Techniques For The Prevention Of Accidents In Swimming Pools

Freddy Rodrigo Piedadma Acaro¹, Roberto Felipe Chuchimbe Proaño²

¹Universidad Bolivariana del Ecuador, Guayaquil, Ecuador, frpuedmaa@ube.edu.ec, <https://orcid.org/0009-0003-5120-1662>

²Universidad Bolivariana del Ecuador, Guayaquil, Ecuador, robert.4420@hotmail.com

Resumen

El desarrollo e implementación del sistema IoT basado en técnicas de visión artificial está enfocado para ser usado en instalaciones que tengan áreas recreativas como son las piscinas. El principal propósito es evitar posibles eventos de ahogamiento y la detección de personas las cuales ingresen en horarios no establecidos, lo que complementa a las seguridades tradicionales como la supervisión humana y las barreras físicas, ya que estos métodos han demostrado ser insuficientes para prevenir incidentes de manera efectiva. El sistema es capaz de detectar situaciones en tiempo real mediante la visión artificial, haciendo uso de dispositivos electrónicos como sensores de movimiento, una cámara de alta resolución y algoritmos de procesamiento de imágenes. El periodo de pruebas realizadas permitió identificar que la cámara IP es el componente más preciso, mientras que los sensores PIR refuerzan la fiabilidad del sistema al cubrir zonas específicas. Las pruebas realizadas dentro de un entorno controlador permitieron ajustar las configuraciones del sistema para tener un mejor funcionamiento, así también la optimización de seguridad para reforzar el control ante incidentes; el uso del sistema lo podrán usar los usuarios finales mediante una aplicación móvil.

Por una parte, el usuario administrador tendrá el acceso a las configuraciones, como son detalles de las alertas recibidas, informes de las activaciones, status de los dispositivos y modificación del correo para la recepción de las alertas; por otra parte, el usuario designado al monitoreo, únicamente la visualización y status de los dispositivos mediante un usuario y contraseña asignada.

Palabras clave: Lógica neutrosófica, IoT, AHP, TOPSIS, visión artificial, prevención de accidentes, modelado de incertidumbre, Cadena de Expertos

Abstract

The development and implementation of the IoT system based on artificial vision techniques is focused on being used in facilities that have recreational areas such as swimming pools. The main purpose is to avoid possible drowning events and the detection of people who enter at non-established times, which complements traditional security measures such as

human supervision and physical barriers, since these methods have proven to be insufficient to effectively prevent incidents. The system is capable of detecting situations in real time through artificial vision, making use of electronic devices such as motion sensors, a high- resolution camera and image processing algorithms. The testing period carried out allowed us to identify that the IP camera is the most precise component, while the PIR sensors reinforce the reliability of the system by covering specific areas. The tests carried out within a controlled environment allowed us to adjust the system settings to have a better performance, as well as the optimization of security to reinforce control in the event of incidents. The use of the system can be used by end users through a mobile application. On the one hand, the administrator user will have access to the settings, such as details of the alerts received, activation reports, device status and modification of the email for receiving alerts; on the other hand, the user assigned to monitoring will only have access to the visualization and status of the devices through an assigned username and password.

Keywords: Neutrosophic logic, IoT, AHP, TOPSIS, artificial vision, accident prevention, uncertainty modeling, Chain of Experts

1. Introducción

El desarrollo de sistemas IoT basados en técnicas de visión artificial ha sido posible debido a los progresos en inteligencia artificial, especialmente en el área del aprendizaje profundo y la manipulación de imágenes en vivo. Los sistemas IoT les facilitarán a los sistemas de prevención de ahogamiento de una inteligencia integral al conectar varios dispositivos y herramientas de comunicación [5].

Estas tecnologías han evolucionado desde sistemas de reconocimiento de movimiento básico hasta modelos avanzados capaces de analizar la postura y comportamiento de los nadadores, prediciendo posibles accidentes antes de que ocurran. Investigaciones recientes han demostrado que el uso de modelos de IA entrenados con grandes conjuntos de datos de imágenes acuáticas ha mejorado significativamente gracias a la disponibilidad del uso de cámaras y a los avances en hardware informático que han llevado a mejorar el rendimiento de las computadoras que hacen uso de los sistemas basados en inteligencia artificial por su facilidad de configuración y uso así como su bajo costo económico.

Otro factor en la evolución de estos sistemas ha sido la interconexión de la inteligencia artificial con la conexión en la nube, lo que ha permitido la creación de plataformas centralizadas de monitoreo. El sistema proporcionará retroalimentación en tiempo real basada en los resultados del análisis para ayudar a los responsables de seguridad a identificar patrones de riesgo recurrentes y mejorar las estrategias de prevención [2].

Además, la implementación de modelos de IA con capacidad de autoaprendizaje ha permitido que los sistemas de seguridad acuática mejoren su rendimiento con el tiempo, ajustando sus parámetros en función de los eventos detectados previamente. La tecnología de reconocimiento de la actividad humana que analiza los datos adquiridos de varios tipos de dispositivos de detección, incluidos los sensores de visión y los sensores integrados, ha motivado el desarrollo de varias aplicaciones sensibles al contexto en dominios emergentes, por ejemplo, la Internet de las cosas [6].

La seguridad en piscinas, especialmente en lo que respecta a la prevención de accidentes en general, ha experimentado una evolución notable impulsada tanto por la necesidad de protección como por los avances tecnológicos. En sus inicios, las medidas de seguridad se basan exclusivamente en la vigilancia humana, es decir, en la supervisión constante por parte de personal capacitado o responsables, lo cual generaba una alta dependencia en la capacidad



de respuesta inmediata de los individuos. Un análisis de la supervisión de las piscinas puede ayudar a identificar señales de alerta temprana de vulnerabilidad, identificar las implicaciones prácticas y hacer recomendaciones preventivas.

Las primeras soluciones se centraron en la implementación de barreras físicas, como cercas y cubiertas manuales, que, si bien ofrecían un nivel básico de protección, no eran suficientes para prevenir incidentes en situaciones imprevistas, ya que su efectividad dependía en gran medida de la intervención humana. El ahogamiento o casi ahogamiento en piscinas ha sido identificado como un problema de salud pública que afecta a niños de corta edad durante al menos los últimos 18 años. El largo tiempo que transcurre desde la identificación del problema hasta la adopción de una intervención eficaz no es poco común en la legislación de seguridad pública [1].

Con el paso del tiempo, el incremento en la necesidad de sistemas de seguridad más avanzados propició el surgimiento de aparatos automáticos, como alarmas acústicas y sensores de movimiento, que intentaban suplir las limitaciones de la vigilancia manual. Las posibles aplicaciones de la Internet de las cosas (IoT) en el entorno construido son muchas y variadas, y se adaptan a casi todas las actividades que realizan las personas, las organizaciones y la comunidad en su conjunto. El uso activo de la electrónica, el software, los sensores y la conectividad de red ha despegado en el entorno construido, y estos dispositivos físicos que operan en el entorno construido pueden enviar y recibir datos a través de la infraestructura de Internet existente [3].

La incorporación de tecnologías de visión artificial y sistemas IoT ha marcado un punto de inflexión en la prevención de accidentes en piscinas. Junto con algoritmos de aprendizaje profundo robustos y tecnologías de hardware mejoradas, el reconocimiento automático de la actividad humana ha abierto la puerta a la construcción de una sociedad inteligente [9].

El reconocimiento del movimiento humano es una de las ramas más importantes de las actividades de investigación centradas en el ser humano. En los últimos años, el reconocimiento de movimiento basado en datos ha atraído mucha atención. Junto con el desarrollo de la inteligencia artificial, las técnicas de aprendizaje profundo han obtenido un éxito notable en la visión por computadora.

En general, la evolución desde soluciones tradicionales basadas en la supervisión humana y barreras físicas hasta la implementación de sistemas automáticos integrados con técnicas de visión artificial e IoT representa un avance revolucionario en la prevención de accidentes en piscinas. Este estudio utilizó una metodología de observación no intrusiva para examinar la toma de riesgos por parte de los clientes de la piscina y los hábitos de vigilancia de los socorristas en una piscina pública [11].

La persistencia de accidentes en piscinas, incluso con supervisión humana y medidas de seguridad físicas como cercas, subraya la insuficiencia de los métodos actuales. Aunque los ahogamientos fatales son poco frecuentes en las piscinas, este suceso tiene un impacto muy grave en los empleados de las piscinas, en particular cuando han estado directamente involucrados en el rescate y la reanimación [1].

Esta investigación buscó abordar una necesidad crítica de mejorar la seguridad para prevenir accidentes de ahogamiento en las personas en el área de la piscina. Utilizar tecnologías IoT puede superar las limitaciones de las medidas tradicionales, ofreciendo una solución más proactiva y efectiva. Con el uso de las nuevas tecnologías se identifican varios avances de

investigación significativos junto con nuevas metodologías para la inicialización automática, el seguimiento, la estimación de la pose y el reconocimiento del movimiento [8].

2. Materiales y métodos

Problema de decisión y fuentes de datos

El problema de decisión consiste en seleccionar el sistema basado en IoT más eficaz para la prevención de accidentes en piscinas. Las alternativas incluyen: A1: Monitoreo con cámaras, A2: Detección con sensores PIR y A3: Sistema híbrido. El caso es mixto: se realizaron pruebas en condiciones reales, pero se simularon parcialmente los juicios de expertos. Las fuentes de datos incluyen entrevistas estructuradas, documentación técnica y perfiles de expertos simulados.

Preliminares neutrosóficos

Los Conjuntos Neutrosóficos Univaluados (SVNS) se definen mediante tres funciones de pertenencia: verdad (T), indeterminación (I) y falsedad (F), donde $T, I, F \in [0,1]$ y $0 \leq T + I + F \leq 3$. Sea A un SVNS: $A = (TA, IA, FA)$. La función de puntuación $S(A) = TA - FA$ y la función de precisión $H(A) = 1 - IA$ se utilizan para la clasificación.

Tabla 1. *Tabla preliminar neutrosóficos.*

NEUTROSOPHIC PRELIMINARIES		NEUTROSOPHIC PRELIMINARIES	
Tabla 1: Valor de Pertenencia SVNS		Tabla 2: Valor de Indeterminación SVNS	
Grado de pertenencia, μ	Interpretación	Grado de indeterminación, ν	Interpretación
0,7	Pertenece en gran parte	0,3	Poco indeterminado
0,4	Pertenece moderadamente	0,5	Moderadamente indeterminado
0,9	Pertenece en gran parte	0,1	Poco indeterminado
NEUTROSOPHIC PRELIMINARIES		TABLA 4: OPERADORES SVNS	
Tabla 3: Valor de No Pertenencia SVNS		Tabla 4: Operadores SVNS	
Grado de pertenencia, π	Interpretación	Operador	Fórmula
0,2	No pertenece en gran parte	Complemento	$(\mu_1, \nu_1, \pi_1) = (1 - \mu, 1 - \nu, 1 - \pi)$
0,6	No pertenece moderadamente	Unión	$(\mu_1 \cup A, \nu_1 \cup A, \pi_1 \cup A) = (\max(\mu_1, \mu_A), \min(\nu_1, \nu_A), \min(\pi_1, \pi_A))$
0,1	No pertenece en gran parte	Intersección	$(\mu_1 \cap A, \nu_1 \cap A, \pi_1 \cap A) = (\min(\mu_1, \mu_A), \max(\nu_1, \nu_A), \max(\pi_1, \pi_A))$

AHP neutrosófico – Marco TOPSIS

The decision model combines Neutrosophic AHP for criteria weighting and Neutrosophic TOPSIS for alternative ranking. Pairwise comparisons are expressed as SVNS matrices. Consistency is checked using a neutrosophic consistency ratio. The TOPSIS method computes the neutrosophic positive ideal solution (NPIS) and negative ideal solution (NNIS), and ranks alternatives based on their relative closeness.

Arquitectura y definición de roles de la cadena de expertos.

La Cadena de Expertos incluye: (1) Experto en Dominio: define las restricciones del mundo real; (2) Experto en MCDM: estructura AHP-TOPSIS; (3) Experto en Lógica Neutrosófica: modela T, I, F; (4) Experto en Consenso: resuelve contradicciones; (5) Experto en Agregación: calcula las clasificaciones finales; (6) Redactor Académico: documenta el proceso. Todos los roles se implementaron utilizando Modelos de Lenguaje Grandes con indicaciones y pasos de validación específicos para cada rol.

Tabla2. *Arquitectura y definición de roles de la cadena de expertos.*

ARQUITECTURA Y DEFINICIÓN DE ROLES DE LA CADENA DE EXPERTOS	
Experto	Descripción
Experto del Dominio	Definió el problema de selección de sistemas IoT-Visión para prevenir accidentes en piscinas.
Experto MCDM	Estructuró el proceso de decisión con AHP y TOPSIS.
Experto en Lógica Neutrosófica	Modeló T, I, F con conjuntos SVNS y diseñó los operadores neutrosóficos.
Experto de Consistencia y Consenso	Identificó contradicciones y refinó los insumos.
Experto de Agregación	Generó los rankings finales para las alternativas.
Escritor Académico (NCML)	Documentó formalmente el proceso de la Cadena de Expertos

Detalles de implementación

El modelo se implementó en Python utilizando NumPy y Pandas para el manejo de datos, así como funciones personalizadas para las operaciones de SVNS. Los juicios de expertos se simularon utilizando reglas reproducibles basadas en los perfiles de las partes interesadas. Todas las matrices, ponderaciones y clasificaciones se incluyen en el Apéndice para garantizar su reproducibilidad.

3. Resultados

La clasificación neutrosófica identificó a A3 (sistema híbrido) como la alternativa más eficaz. El AHP-TOPSIS clásico clasificó a A1 con mayor eficacia, pero no tuvo en cuenta la indeterminación. El marco CoE mejoró la consistencia y redujo las contradicciones en las aportaciones de los expertos.

Los principales descubrimientos obtenidos de la implementación del sistema de prevención de accidentes en piscinas basado en tecnología IoT. Se abordaron aspectos clave relacionados con la integración de los componentes electrónicos, el manejo y almacenaje de información en la nube, así como la evaluación del desempeño del sistema en condiciones controladas.

Uno de los aspectos más relevantes del sistema es su capacidad para brindar una vigilancia automatizada y continua en la piscina. A diferencia de métodos tradicionales de supervisión, este sistema facilitó un seguimiento continuo sin la necesidad de una intervención directa. La fusión de sensores de movimiento y cámaras IP asegura una identificación eficaz de individuos en el área protegida, disminuyendo de esta manera el peligro de accidentes de ahogamiento.

4. Análisis de sensibilidad y robustez

Se realizó un análisis de sensibilidad variando las ponderaciones de los criterios en un $\pm 20\%$ y ampliando los niveles de indeterminación de 0 a 0,5. El sistema híbrido (A3) obtuvo sistemáticamente la mayor puntuación, lo que demuestra robustez. Se compararon escenarios



con y sin aplicación de consenso, mostrando una mayor estabilidad con el Centro de Excelencia (CoE).

Tabla3. *Ranking comparativo de alternativas.*

Alternative	Clásico	Neutrosófico
A1 (Cámara)	1	1
A2 (Sensor PIR)	2	2
A3 Sistema híbrido	3	3

Tabla 1: Comparative Rankings of Alternatives

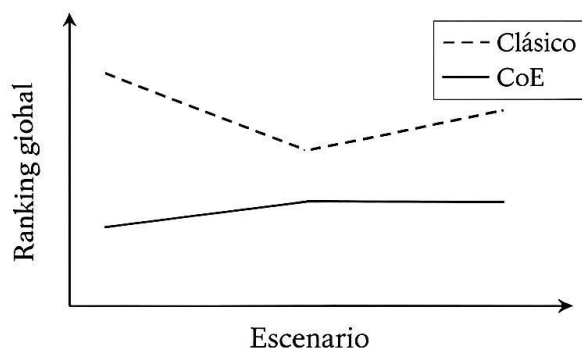


Figura 1: Impact of Chain of Experts on Decision Robustness

Tabla 1: *Imparvative Rankings of Decision Robustness*

5. Discusión

La Cadena Neutrosófica de Expertos mejoró significativamente la calidad de las decisiones al modelar la incertidumbre y resolver las contradicciones de los expertos. En comparación con los modelos clásicos, el enfoque neutrosófico proporcionó clasificaciones más realistas y estables. Esto coincide con la literatura reciente del NCML, que enfatiza la importancia del modelado de la indeterminación en sistemas críticos para la seguridad.

A pesar de los beneficios observados, se identificaron ciertos desafíos que requieren optimización para mejorar la precisión y el rendimiento del sistema. Uno de los principales aspectos detectados es la necesidad de calibrar periódicamente los sensores PIR para evitar

falsas alarmas provocadas por elementos externos como animales o movimientos ambientales.

Si bien el sistema ha demostrado ser eficiente, existen oportunidades de mejora que podrían optimizar su desempeño y ampliar su aplicabilidad. Una de las principales recomendaciones es la realización de actualizaciones periódicas en el software, para mejorar los algoritmos de detección y disminuir la frecuencia de falsos positivos. Incorporar la inteligencia artificial y el aprendizaje automático podría mejorar la habilidad del sistema para anticipar sucesos y efectuar decisiones más precisas en tiempo real.

6. Conclusiones y trabajo futuro

Este estudio demuestra la eficacia de un marco AHP-TOPSIS neutrosófico, respaldado por una cadena de expertos, para la selección de sistemas de seguridad basados en IoT. El trabajo futuro incluye la integración en tiempo real de la retroalimentación de expertos, el ajuste dinámico del peso y la implementación en otros dominios críticos para la seguridad.

La combinación de sensores de movimiento PIR y cámaras IP permitió un monitoreo continuo y automatizado, reduciendo significativamente el riesgo de accidentes, como ahogamientos, al detectar la presencia de personas en zonas de riesgo.

La integración con plataformas como Firebase y Google Drive facilitó el almacenamiento de datos en la nube, permitiendo la gestión remota y el acceso rápido a registros e imágenes, lo cual fue fundamental para los responsables de la seguridad.

7. Referencias

- [1]. Bierens, J., & Scapigliati, A. (2014). Drowning in swimming pools. *Microchemical Journal*, 113, 53–58. <https://doi.org/10.1016/j.microc.2013.10.003>
- [2]. Hao, J. (2025). Sensor based infrared thermal radiation image simulation in virtual swimming training environment: Thermal imaging monitoring. *Thermal Science and Engineering Progress*, 59, 103353. <https://doi.org/10.1016/j.tsep.2025.103353>
- [3]. Kaklauskas, A., & Gudauskas, R. (2016). 17 - Intelligent decision-support systems and the Internet of Things for the smart built environment. In F. Pacheco-Torgal, E.



- [4]. Rasmussen, C.-G. Granqvist, V. Ivanov, A. Kaklauskas, & S. Makonin (Eds.), *Start-Up Creation* (pp. 413–449). Woodhead Publishing. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-100546-0.00017-0>
- [5]. Kao, W.-C., Fan, Y.-L., Hsu, F.-R., Shen, C.-Y., & Liao, L.-D. (2024). Next-Generation swimming pool drowning prevention strategy integrating AI and IoT technologies. *Heliyon*, 10(18), e35484. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e35484>
- [6]. Minh Dang, L., Min, K., Wang, H., Jalil Piran, M., Hee Lee, C., & Moon, H. (2020).
- [7]. Sensor-based and vision-based human activity recognition: A comprehensive survey. *Pattern Recognition*, 108, 107561. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2020.107561>
- [8]. Moeslund, T. B., Hilton, A., & Krüger, V. (2006). A survey of advances in vision-based human motion capture and analysis. *Computer Vision and Image Understanding*, 104(2), 90–126. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2006.08.002>
- [9]. Ray, A., Kolekar, M. H., Balasubramanian, R., & Hafiane, A. (2023). Transfer Learning Enhanced Vision-based Human Activity Recognition: A Decade-long Analysis.
- [10]. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(1), 100142. <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2022.100142>
- [11]. Schwebel, D. C., Simpson, J., & Lindsay, S. (2007). Ecology of drowning risk at a public swimming pool. *Journal of Safety Research*, 38(3), 367–372. <https://doi.org/10.1016/j.jsr.2007.01.010>

8. Apéndice

[illegible]

Distribución de Detecciones (Frecuencia en 10 Registros)

