La metodología propuesta en este trabajo constituye una serie de procesos y elementos que nos permiten procesar imágenes digitales a color o en escala de grises para detectar armas de fuego en ellas. El proceso de detección de armas de fuego se realizará utilizando la arquitectura neuronal. La metodología utilizada para este trabajo de tesis se resume en el diagrama que se muestra en la Figura 3.1

Requisitos para la implementación

Para implementar un modelo de red neuronal que permita realizar la detección de armas de fuego en imágenes digitales, es necesario disponer de un entorno de trabajo apropiado, que permita instalar componentes con las características apropiadas y el uso de librerías de aprendizaje profundo compatibles con Python, así como librerías de TensorFlow y OpenCV, y algunas más de utilidad como: Numpy, Keras, Sklearn y Matplotlib. La plataforma Google colab Pro fue el entorno elegido para escribir y probar códigos en el lenguaje Python para la detección de armas de fuego.

La metodología propuesta en este trabajo constituye una serie de procesos y elementos que nos permiten procesar imágenes digitales a color o en escala de grises para detectar armas de fuego en ellas. El proceso de detección de armas de fuego se realizará utilizando la arquitectura neuronal. La metodología utilizada para este trabajo de tesis se resume en el diagrama que se muestra en la Fig. 3.1.

Para implementar un modelo de red neuronal que permita realizar la detección de armas de fuego en imágenes digitales, es necesario disponer de un entorno de trabajo apropiado, que permita instalar componentes con las características apropiadas y el uso de librerías de aprendizaje profundo compatibles con Python, así como librerías de TensorFlow y OpenCV, y algunas más de utilidad como: Numpy, Keras, Sklearn y Matplotlib. La plataforma Google colab Pro fue el entorno elegido para escribir y probar códigos en el lenguaje Python para la detección de armas de fuego.

El implementar visión por computadora utilizando modelos de aprendizaje profundo conlleva procesos de entrenamiento que requieren alto poder de cómputo. En lo que respecta al Hardware, en primer lugar, se utilizó una computadora portátil, y posteriormente se optó por usar el un servidor en línea para acelerar el proceso de entrenamiento de los modelos neuronales, ya que la computadora portátil no contaba con los recursos de hardware apropiados, situación que provocaba esperar un tiempo excesivo para el entrenamiento.

Adquisición de la información

La materia prima de todo trabajo de en el área de IA son los datos, la calidad y cantidad de datos usados para entrenar un modelo de IA repercutirá directamente en el desempeño del sistema implementado. Debido al gran interés que existe desde hace algunos años en el desarrollo de sistemas inteligentes, se han desarrollado proyectos encaminados a la recopilación de información, lo que se ve reflejado en la existencia de bancos de datos de acceso libre o bajo suscripción, los que permiten a los interesados en el desarrollo de sistemas de IA, contar con la información para entrenar modelos para desempeñar alguna tarea. Los bancos de datos existentes evitan el costoso proceso de construir una base del conocimiento propia. Para este trabajo de tesis las imágenes usadas fueron descargadas de la plataforma Kaggle.

El aprendizaje, también conocido como entrenamiento del modelo, se refiere al proceso mediante el cual se definen los parámetros e hiperparámetros de un algoritmo de IA seleccionado, de forma que el modelo ajusta los parámetros del modelo a los datos de entrenamiento, este ajuste consiste en minimizar una función de costo o error previamente establecida buscando que las salidas del modelo sean iguales a las salidas del conjunto de entrenamiento.

En esta etapa se utilizó la plataforma de Roboflow para etiquetar las imágenes que se usarán para entrenar el modelo. El Etiquetado de las imágenes consiste en el proceso de marcar el área de la imagen en la que se visualiza un arma de fuego. La plataforma Roboflow nos proporciona las herramientas apropiadas para hacer la adecuada gestión de la información etiquetada.

Medir el rendimiento del desempeño del modelo entrenado es una etapa muy importante en el proceso del aprendizaje. El usar métricas adecuadas para evaluar el modelo de aprendizaje permite tener un panorama de que tan bien el modelo generaliza la información del problema, y proporciona una pauta para hacer mejoras, cambios en la información o cambios el modelo, tales como cantidad de datos, distribución de los datos, parámetros del modelo, estructura del modelo, etc.

En este trabajo de tesis se utilizan las métricas de precisión, F1 y recall para evaluar el desempeño del modelo entrenado.

Para evaluar el modelo se utiliza un script en lenguaje Python en el que se evalúa un conjunto de imágenes de prueba en el modelo construido, especificando el modelo mediante un archivo .pt, además se especifica el margen de confianza que se le dará el algoritmo al momento de detectar los objetos y la ruta de la carpeta de imágenes a evaluar.

Para evaluar la metodología desarrollada se diseñaron 2 experimentos en los que se cambia la cantidad de imágenes usadas para el entrenamiento lo que da como resultado contar con dos modelos a evaluar.

La Tabla \ref{tab:modelos} muestra la información de las cantidades de imágenes usadas para entrenar las dos versiones de modelos (M1 y M2). La distribución de los datos en los conjuntos fue aleatoria usando el $70\%$ para entrenamiento, el $20\%$ para validación y $10\%$ para pruebas.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Modelo** | **Total** | **Entrenamiento** | **Validación** | **Prueba** |
| M1 | **302** | 211 | 60 | 31 |
| M2 | **2986** | 2091 | 596 | 299 |

Adicional a estos conjuntos se hicieron pruebas con otro conjunto de 100 imágenes, de las cuales, el 50 contenía armas y el restante 50 no contenía armas. Para que los modelos determinen si en una imagen hay armas o no.

Resultados de entrenamiento y pruebas

Para evaluar el desempeño de los modelos entrenados, se utilizaron métricas del aprendizaje, las métricas utilizadas son precisión, sensibilidad o recall y el puntaje F1. La Tabla \ref{tab:tablametricas} muestra los resultados obtenidos por ambos modelos.

**Tabla I.** Tabla de métricas.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | **Precisión** | **Recall** | **F1** |
| M1 | **1** | 0.99 | 0.96 |
| M2 | **1** | 0.97 | 0.96 |

Estos resultados muestran que al evaluar el modelo con los datos de prueba, se tiene un excelente desempeño ya que la métrica precisión nos indica que todas las imágenes que tienen armas las detecta correctamente, lo que se ve corroborado con los datos de la matriz de confusión mostrados en la Tabla \ref{tab:tablaMatriz}, donde se proporciona una visión general del rendimiento del modelo al resumir las predicciones correctas e incorrectas.

**Tabla I.** Tabla de matriz de confusión.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **TP** | **TN** | **FP** | **FN** |
| M1 | **0.95** | 1 | 0.05 | 0 |
| M2 | **0.95** | 1 | 0.05 | 0 |

De acuerdo con el desarrollo del proyecto y a las pruebas realizadas, se destacan los siguientes puntos:

En cuanto al desarrollo del proyecto: Al principio, el entrenamiento resultó complicado debido a los recursos necesarios y algunas dificultades con las rutas. Sin embargo, al investigar alternativas de software, el proceso se simplificó significativamente. En cuanto a los resultados obtenidos, el modelo basado en redes neuronales convolucionales demostró ser una buena alternativa para la detección de armas de fuego en las imágenes utilizadas en las pruebas. Aunque presenta algunas limitaciones en la precisión de la detección de clases, su desempeño es generalmente aceptable. En cuanto al objetivo general del proyecto, se concluye que el modelo cumple con su propósito a pesar de los desafíos inherentes al trabajo con imágenes. Este resultado es motivador, ya que sugiere que el modelo tiene potencial para mejorar aún más con ajustes adicionales.

Previamente se mencionó que se realizó una prueba de clasificación usando un conjunto de 100 imágenes, donde 50 contienen armas y 50 no contienen. Para evaluar el desempeño de los dos modelos, se construyeron matrices de confusión que reflejan los resultados de la clasificación.

Para la detección de armas en imágenes, se utilizó el modelo fasterrcnn\_resnet50\_fpn de torchvision.models.detection, un modelo preentrenado que combina el detector de objetos Faster R-CNN con una red neuronal convolucional avanzada. Este modelo se seleccionó por su capacidad para detectar objetos de diferentes tamaños y su robustez en aplicaciones de detección de objetos.

Para la detección de armas en imágenes, se utilizó el modelo fasterrcnn\_resnet50\_fpn de torchvision.models.detection, que combina el poder de ResNet-50 y Feature Pyramid Network (FPN). ResNet-50 es una red neuronal profunda con 50 capas que incorpora conexiones residuales, permitiendo un entrenamiento eficaz y la capacidad de aprender representaciones complejas de los datos. Por otro lado, FPN mejora la capacidad del modelo para detectar objetos a diferentes escalas al construir pirámides de características a partir de diferentes niveles de la red convolucional. Esta combinación permite que el modelo identifique con precisión objetos pequeños y grandes en la imagen. Evaluamos el desempeño del modelo utilizando métricas de precisión y recall, demostrando su eficacia en la identificación de armas en escenarios variados y proporcionando una base sólida para futuras mejoras y aplicaciones en seguridad y vigilancia.

Diagrama

Descripción generada automáticamenteImagen que contiene naranja, hombre, tabla, parado

Descripción generada automáticamenteImagen que contiene interior, hombre, sostener, mujer

Descripción generada automáticamente

[1] J. Pérez-Porto and M. Merino, “Inseguridad - Qué es, definición y concepto,” Título de la revista, vol. Volumen, no. Número, pp. página inicial-página final, Mes abreviado, 2022. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.1109.XXX.123456, [Online]. Disponible en: https://www.inegi.org.mx/temas/percepcion/

[2] INEGI, “Percepción sobre seguridad pública,” Título de la revista, vol. Volumen, no. Número, pp. página inicial-página final, Mes abreviado, 2022. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.1109.XXX.123456, [Online]. Disponible en: https://www.inegi.org.mx/temas/percepcion/

[3] INEGI, “Incidencia delictiva,” Título de la revista, vol. Volumen, no. Número, pp. página inicial-página final, Mes abreviado, 2022. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.1109.XXX.123456, [Online]. Disponible en: https://www.inegi.org.mx/temas/incidencia/

[4] M. L. Guevara, J. D. Echeverry, and W. A. Urueña, “Detección de rostros en imágenes digitales usando clasificadores en cascada,” Scientia et Technica, vol. 1, no. 38, pp. página inicial-página final, jun. 2008. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.22517/23447214.3679, [Online]. Disponible en: https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/3679

[5] C. M. Padilla, “Detección de objetos en imágenes digitales,” Universidad de Camagüey Ignacio Agramonte y Loinaz, 2016. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.1109.XXX.123456, [Online]. Disponible en: URL

[6] F. Rodríguez-Arias, F. Sanabria-Macías, D. Castro-Piñol, and E. J. Marañón-Reyes, “Herramienta de software para la detección de armas cortas en imágenes de rayos X,” Innovación tecnológica (Las Tunas), vol. 25, pp. 1-11, 2019. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.1109.XXX.123456, [Online]. Disponible en: http://portal.amelica.org/ameli/journal/442/4422484022/

[7] M. Á. Antúnez-Galindo, “Algoritmos de detección de objetos para la detección y seguimiento de ojos,” Universidad Politécnica de Cataluña, 2019. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.1109.XXX.123456, [Online]. Disponible en: URL

[8] H. de J. Mesa-Yepes, J. W. Branch-Bedoya, and C. L. López-Amaya, “Sistema de detección de esquinas en imágenes digitales en tonos de gris, basado en redes neuronales artificiales,” Revista Avances en Sistemas e Informática, vol. 5, no. 3, pp. 195-200, 2008. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.1109.XXX.123456, [Online]. Disponible en: URL

[9] B. Criollo-Leal and N. Díaz-Rondón, “Método de detección automática de armas de mano en video usando aprendizaje profundo,” Universidad Católica de Colombia, 2019. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.1109.XXX.123456, [Online]. Disponible en: URL

[1] J. Pérez-Porto and M. Merino, “Inseguridad - Qué es, definición y concepto,” 2022. [Online]. Disponible en: https://www.inegi.org.mx/temas/percepcion/

[2] INEGI, “Percepción sobre seguridad pública,” 2022. [Online]. Disponible en: https://www.inegi.org.mx/temas/percepcion/

[3] INEGI, “Incidencia delictiva,” 2022. [Online]. Disponible en: https://www.inegi.org.mx/temas/incidencia/

[4] M. L. Guevara, J. D. Echeverry, and W. A. Urueña, “Detección de rostros en imágenes digitales usando clasificadores en cascada,” Scientia et Technica, vol. 1, no. 38, pp. página inicial-página final, jun. 2008. DOI: 10.22517/23447214.3679. [Online]. Disponible en: https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/3679

[5] C. M. Padilla, “Detección de objetos en imágenes digitales,” Universidad de Camagüey Ignacio Agramonte y Loinaz, 2016. [Online]. Disponible en: URL

[6] F. Rodríguez-Arias, F. Sanabria-Macías, D. Castro-Piñol, and E. J. Marañón-Reyes, “Herramienta de software para la detección de armas cortas en imágenes de rayos X,” Innovación tecnológica (Las Tunas), vol. 25, pp. 1-11, 2019. [Online]. Disponible en: http://portal.amelica.org/ameli/journal/442/4422484022/

[7] M. Á. Antúnez-Galindo, “Algoritmos de detección de objetos para la detección y seguimiento de ojos,” Universidad Politécnica de Cataluña, 2019. [Online]. Disponible en: URL

[8] H. de J. Mesa-Yepes, J. W. Branch-Bedoya, and C. L. López-Amaya, “Sistema de detección de esquinas en imágenes digitales en tonos de gris, basado en redes neuronales artificiales,” Revista Avances en Sistemas e Informática, vol. 5, no. 3, pp. 195-200, 2008. [Online]. Disponible en: URL

[9] B. Criollo-Leal and N. Díaz-Rondón, “Método de detección automática de armas de mano en video usando aprendizaje profundo,” Universidad Católica de Colombia, 2019. [Online]. Disponible en: URL

Existen trabajos que han explorado alternativas para afrontar el problema de la delincuencia desde diferentes áreas del conocimiento. Haciendo una revisión sobre trabajos relacionados con la detección de objetos se encontró que en \cite{Guevara2008}, Guevara implementa un método para detectar rostros y características faciales sobre imágenes, con la combinación de técnicas boosting y filtro base Haar, usado en una aplicación en tiempo real obteniendo un porcentaje de detección del rostros y de los ojos del $100$ y $92$. Otro proyecto relacionado es \cite{Padilla2016}, en el se investigan posibles soluciones para detectar objetos de interés en imágenes digitales, la propuestas presentada utiliza el algoritmo de Haar-Cascade de Viola y Jones, mediante en un software que captura las imágenes del entorno. En \cite{Rodriguez2019}, Rodríguez desarrolla una herramienta de detección de armas cortas en imágenes de rayos x, esto con el fin de aplicarlo en la búsqueda de bultos, mercancías y valijas con objetos peligrosos durante el proceso de inspección en aduana, aquí utiliza el un procedimiento basado en el algoritmo Saco de Palabras Visuales, el cual alcanzo una precisión del $93.02\%$ en imágenes que contenían armas de fuego.

En los últimos años el aprendizaje profundo ha permitido grandes avances en la detección de objetos \cite{zou2023object}. Mondragón en \cite{mondragon2012metodologia}, presenta un trabajo en el que desarrolló un clasificado en múltiples vistas, que opera en un ambiente no calibrado y logra la detección objetos al interior de otros objetos, Como la detección de gatillos de pistolas dentro del interior de bolsos. El clasificado desarrollado obtiene resultado de $81.4\%$ de precisión en promedio. Antúnez en \cite{Antunez2019}, sugiere que un uso que se le puede dar a la detección de rostros, es ayudar a evitar los accidentes de trafico por quedarse dormido al volante, donde auxiliándose del algoritmo Viola-Jones, se implementa un software que detectar cuando el conductor se quede dormido, esto mediante la inspección de los ojos, en este trabajo el algoritmo utilizado tiene un bajo costo computacional y una alta probabilidad al detectar verdaderos positivos. Otro trabajo relacionado con la detección de características de las imágenes, pero basado en redes neuronales, es el desarrollado por Yepes \cite{yepes2008}, donde plantea un nuevo método de detección de esquinas múltiples basado en redes neuronales, utilizando modelos como RNA, MLP y RBF que permite determinar la ubicación del punto en donde se encuentra la esquina a un nivel de píxel y el tipo de esquinas detectado siendo el MLP, y RBF los que tiene mejores resultados. La dificultad de ocupar redes neuronales radica en construir múltiples modelos y técnicas de entrenamiento.

En \cite{pacco2022desarrollo} se presenta el desarrollo de un sistema CCTV antirobo basado en la detección de armas, donde utilizando el clasificado Haar Cascade se obtuvo un $88.31\%$ de precisión, el autor utilizó este clasificador por la facilidad de entrenamiento, la alta eficiencia en la detección de objetos y la disponibilidad de información.

En el trabajo de Criollo \cite{Criollo2019}, se implementa un modelo con la arquitectura Faster RCNN Resnet 101 para la detección de armas en vídeos, esta arquitectura permite la reducción en los tiempos de procesamiento y costo computacional.

También se han usado las Redes Neuronales Convolucionales para detectar patrones en imágenes con el objetivo de reconocer objetos e implementando en una red de vídeo-vigilancia \cite{Oñate2020, Esteve2019}. Todo lo anterior nos muestra que el uso de redes neuronales se puede aplicar a una gran variedad de escenario.

Las CNN son un tipo especial de redes neuronales inspiradas en los sistemas biológicos. El trabajo desarrollado por Huble y Wiessel \cite{hubel1959receptive}, en el que al trabajar con la corteza visual de los gatos descubrieron que una porción específica del campo visual es la responsable de excitar ciertas neuronas en particular, estableció el principio usado para diseñar una arquitectura esparcida usando redes neuronales artificiales.

Las CNN se especializan en procesar información que está estructurada en forma de matriz o grids, razón por la cual son ampliamente usadas para trabajar en imágenes \cite{aggarwal2018neural}. La característica principal de las CNN es que como su nombre lo indica, utilizan la operación matemática llamada convolución, que fue presentada previamente en la subsección \ref{subsec:convolucion}, junto con una arquitectura general de una ANN \cite{bengio2017deep}.

La Figura \ref{fig:CNNarquitectura} tomada de \cite{Saha2018}, muestra la arquitectura general de una CNN, en la que se muestran las etapas por las que pasa la información para lograr la creación del modelo. La arquitectura general de la CNN está dividida en dos etapas principales: extracción de y clasificación

D. H. Hubel y T. N. Wiesel, “Receptive fields of single neurones in the cat's striate cortex,” The Journal of Physiology, vol. 148, no. 3, p. 574, 1959. Consultado en: Mes, Día, Año, [Online].

C. Aggarwal, “Neural networks and deep learning,” Springer, vol. 10, no. 978, p. 3, 2018. Consultado en: Mes, Día, Año, [Online].

Y. Bengio, I. Goodfellow y A. Courville, Deep learning, vol. 1, 2017. Consultado en: Mes, Día, Año, [Online].

S. Saha, “A Comprehensive Guide to Convolutional Neural Networks — the ELI5 way,” 2018. Consultado en: Mes, Día, Año, [Online]. Disponible: <https://saturncloud.io/blog/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way/>.

Tomás López Pérez nació el 19 de febrero de 1998 en Oaxaca de Juárez. Obtuvo la licenciatura en Computación en la Universidad Autónoma Benito Juárez de Oaxaca en junio de 2023. Actualmente, cursa el primer año de la maestría en Ingeniería en la misma universidad. Además, trabaja como desarrollador web en la empresa Metrics en México. Sus áreas de interés incluyen inteligencia artificial, procesamiento de imágenes y visión por computadora.

Una de los principales características de la visión por computadora es poder identificar objetos presentes en una imagen digital, que es un proceso fundamental en muchas aplicaciones tales como el reconocimiento de patrones, la identificación de objetos y sistemas de navegación entre otras. Aunque desde hace tiempo se ha estado trabajando en estas problemáticas aun hay mucho por hacer, ya que aun presentan algunas deficiencias tales como, la detección de objetos falsos, alto costo computacional en consumo de tiempo y recursos de maquina.

Existen trabajos que han explorado alternativas para afrontar el problema de la delincuencia desde diferentes áreas del conocimiento. Haciendo una revisión sobre trabajos relacionados con la detección de objetos se encontró que en \cite{Guevara2008}, Guevara implementa un método para detectar rostros y características faciales sobre imágenes, con la combinación de técnicas boosting y filtro base Haar, usado en una aplicación en tiempo real obteniendo un porcentaje de detección del rostros y de los ojos del $100$ y $92$. Otro proyecto relacionado es \cite{Padilla2016}, en el se investigan posibles soluciones para detectar objetos de interés en imágenes digitales, la propuestas presentada utiliza el algoritmo de Haar-Cascade de Viola y Jones, mediante en un software que captura las imágenes del entorno. En \cite{Rodriguez2019}, Rodríguez desarrolla una herramienta de detección de armas cortas en imágenes de rayos x, esto con el fin de aplicarlo en la búsqueda de bultos, mercancías y valijas con objetos peligrosos durante el proceso de inspección en aduana, aquí utiliza el un procedimiento basado en el algoritmo Saco de Palabras Visuales, el cual alcanzo una precisión del $93.02\%$ en imágenes que contenían armas de fuego.

En los últimos años el aprendizaje profundo ha permitido grandes avances en la detección de objetos \cite{zou2023object}. Mondragón en \cite{mondragon2012metodologia}, presenta un trabajo en el que desarrolló un clasificado en múltiples vistas, que opera en un ambiente no calibrado y logra la detección objetos al interior de otros objetos, Como la detección de gatillos de pistolas dentro del interior de bolsos. El clasificado desarrollado obtiene resultado de $81.4\%$ de precisión en promedio. Antúnez en \cite{Antunez2019}, sugiere que un uso que se le puede dar a la detección de rostros, es ayudar a evitar los accidentes de trafico por quedarse dormido al volante, donde auxiliándose del algoritmo Viola-Jones, se implementa un software que detectar cuando el conductor se quede dormido, esto mediante la inspección de los ojos, en este trabajo el algoritmo utilizado tiene un bajo costo computacional y una alta probabilidad al detectar verdaderos positivos. Otro trabajo relacionado con la detección de características de las imágenes, pero basado en redes neuronales, es el desarrollado por Yepes \cite{yepes2008}, donde plantea un nuevo método de detección de esquinas múltiples basado en redes neuronales, utilizando modelos como RNA, MLP y RBF que permite determinar la ubicación del punto en donde se encuentra la esquina a un nivel de píxel y el tipo de esquinas detectado siendo el MLP, y RBF los que tiene mejores resultados. La dificultad de ocupar redes neuronales radica en construir múltiples modelos y técnicas de entrenamiento.

En \cite{pacco2022desarrollo} se presenta el desarrollo de un sistema CCTV antirobo basado en la detección de armas, donde utilizando el clasificado Haar Cascade se obtuvo un $88.31\%$ de precisión, el autor utilizó este clasificador por la facilidad de entrenamiento, la alta eficiencia en la detección de objetos y la disponibilidad de información.

En el trabajo de Criollo \cite{Criollo2019}, se implementa un modelo con la arquitectura Faster RCNN Resnet 101 para la detección de armas en vídeos, esta arquitectura permite la reducción en los tiempos de procesamiento y costo computacional.

También se han usado las Redes Neuronales Convolucionales para detectar patrones en imágenes con el objetivo de reconocer objetos e implementando en una red de vídeo-vigilancia \cite{Oñate2020, Esteve2019}. Todo lo anterior nos muestra que el uso de redes neuronales se puede aplicar a una gran variedad de escenario.

Implementa técnicas boosting y filtro base Haar en tiempo real

[4] M. L. Guevara, J. D. Echeverry, and W. A. Urueña, “Detección de rostros en imágenes digitales usando clasificadores en cascada,” Scientia et Technica, vol. 1, no. 38, pp. página inicial-página final, jun. 2008. Consultado en: Mes, Día, Año. DOI: 10.22517/23447214.3679, [Online]. Disponible en: https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/3679