



ESCUELA DE CONSTRUCCIÓN CIVIL
FACULTAD DE INGENIERÍA

USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA DETECCIÓN AUTOMATIZADA DE FISURAS EN ESTRUCTURAS DE HORMIGÓN ARMADO

Por:

MAURICIO HENRY COLPARI POZZO

Actividad Integradora de Graduación presentada a la
Escuela de Construcción Civil de la Pontificia Universidad Católica de Chile
para optar al grado académico de Magíster en Construcción

Profesor Guía:

BENJAMÍN NAVARRETE FRANCISCO

Noviembre 2020

Santiago, Chile



ESCUELA DE CONSTRUCCIÓN CIVIL
FACULTAD DE INGENIERÍA

USO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA DETECCIÓN AUTOMATIZADA DE FISURAS EN ESTRUCTURAS DE HORMIGÓN ARMADO

Por:

MAURICIO HENRY COLPARI POZZO

Miembros de la Comisión:

BENJAMÍN NAVARRETE FRANCISCO

RODRIGO REYES JARA

GERARDO ARAYA LETELIER

EDMUNDO CASAS CÁRDENAS

JUAN MOLINA RAMÍREZ

Actividad Integradora de Graduación presentada a la
Escuela de Construcción Civil de la Pontificia Universidad Católica de Chile
para optar al grado académico de Magíster en Construcción

Noviembre 2020

Santiago, Chile

©2020, Mauricio Henry Colpari Pozzo

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento.

Dedicatoria
Quiero dedicar este trabajo a mis
padres y a mi hermana, quienes me
apoyaron desde el inicio,
incentivaron mis estudios y mi
superación personal.

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quiero agradecer a mis profesores, Benjamín Navarrete y Rodrigo Reyes, por su apoyo en la elaboración de la presente Actividad Integradora de Graduación, ya que gracias a su conocimiento y orientación pude llegar a los resultados deseados, de la misma manera quiero agradecerles por sus consejos, ya que con ellos logré superar los distintos obstáculos que se me presentaron en este proyecto.

También quiero agradecer a la Pontificia Universidad Católica de Chile y a su Escuela de Construcción Civil, por brindarme los distintos accesos a las diferentes bases de datos, con los cuales se desarrolló este proyecto, igualmente por otorgarme el grado de Magister en Construcción.

Por último, quiero agradecer a mi familia y a mi novia, ya que gracias a su apoyo incondicional en los momentos difíciles logré superar el reto que conlleva estudiar en un país extranjero.

Muchas gracias a todos.

TABLA DE CONTENIDO

ÍNDICE DE FIGURAS	vii
ÍNDICE DE TABLAS	ix
RESUMEN	x
ABSTRACT	xi
1. INTRODUCCIÓN	1
2. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN	3
3. OBJETIVOS	3
3.1. OBJETIVO GENERAL:	3
3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS:.....	3
4. METODOLOGÍA	4
4.1. REVISIÓN ESTADO DEL ARTE	4
4.2. ANÁLISIS DE LOS DIFERENTES MÉTODOS ENCONTRADOS	4
4.3. EVALUACIÓN COMPARATIVA CON MÉTODOS ALTERNATIVOS	4
4.4. ANÁLISIS DE RESULTADOS Y REDACCIÓN DE CONCLUSIONES.....	4
5. ANTECEDENTES GENERALES SOBRE LA DURABILIDAD DE ESTRUCTURAS DE HORMIGÓN ARMADO Y MECANISMO DE FALLA	6
5.1. FISURAS POR ASENTAMIENTO PLÁSTICO	7
5.2. FISURAS POR RETRACCIÓN PLÁSTICA.....	8
5.3. FISURAS POR CONTRACCIÓN TÉRMICA INICIAL.....	9
5.4. FISURAS POR RETRACCIÓN HIDRÁULICA.....	10
5.5. FISURACIÓN POR RETRACCIÓN AUTÓGENA	11
5.6. FISURACIÓN EN MAPA.....	11
5.7. FISURAS POR ACCIÓN DE LA HELADA.....	12
5.8. FISURACIÓN POR ACCIONES DIRECTAS.....	12
6. LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SU APLICACIÓN EN ESTUDIOS DE FISURACIÓN	14
6.1. RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN	14
6.2. INDUSTRIA 4.0.....	15
6.3. PRESENTACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA DETECCIÓN DE FISURAS	17

7. EVALUACIÓN DE MÉTODOS DE DETECCIÓN DE FISURAS	19
7.1. INTELIGENCIA ARTIFICIAL.....	19
7.1.1. Método de red neural profunda completamente convolucional (FCN) por Dung y Anh (2019).	19
7.1.2. Método basado en el aprendizaje automático y la máquina de vectores soporte por Hoshyar, Rashidi, et al. (2019).	19
7.1.3. Método empleando aprendizaje profundo de clasificación por Silva y Lucena (2018).	20
7.1.4. Método de aprendizaje profundo con el uso de redes neurales convolucionales por Cha et al. (2017).....	21
7.2. TRATAMIENTO DE IMÁGENES	21
7.2.1. Procesamiento de imágenes para el uso de drones en la detección de fisuras por Paglinawan et al. (2019).	23
7.2.2. Detección de fisuras basado en el algoritmo OTSU e imagen diferencial por Chen et al. (2019).....	23
7.2.3. Método con la pre - extracción mejorada y el segundo proceso de percolación por Qu et al. (2018).	24
7.3. MÉTODOS QUE USAN INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y TRATAMIENTO DE IMÁGENES	24
7.3.1. Uso de aprendizaje automático por Kim et al. (2019).	24
7.3.2. Uso del algoritmo STRUM para la detección de fisuras por Prasanna et al. 2016). 25	25
8. IMPLEMENTACIÓN DEL MÉTODO DE DETECCIÓN DE FISURAS	30
8.1. EVALUACIÓN DEL USO DE DRONES PARA LA INSPECCIÓN	30
8.2. MÉTODO DE INSPECCIÓN PROPUESTO.....	32
8.2.1. Metodología de Paglinawan et al. (2019).	32
8.2.2. Metodología propuesta por Dung y Anh (2019).	38
9. PROCEDIMIENTO ACTUAL DE DETECCIÓN DE FISURAS VERSUS PROCEDIMIENTO PROPUESTO	43
9.1. MÉTODO ACTUAL.....	43
9.1.1. Normativa según ACI 224.1R-07.	43
9.1.2. Proceso de un trabajo de inspección de daños.	46
9.1.3. Particularidades de los proyectos de inspección de daños.	49

9.2.	COMPARACIÓN DE LOS MÉTODOS	50
9.2.1.	Mapeo de las fisuras.....	50
9.2.2.	Catastro fotográfico y descripción de ubicación.....	50
9.2.3.	Instrumentación para la medición.....	50
9.2.4.	Clasificación de las fisuras.....	51
9.2.5.	Accesibilidad a la zona de interés.....	51
9.2.6.	Productividad en la inspección.....	52
9.2.7.	Evaluación en campo.....	52
10.	REQUERIMIENTOS MÍNIMOS	53
10.1.	ENTRENAMIENTO DE REDES NEURALES.....	53
10.2.	INSTRUMENTACIÓN PARA EL CAMPO	53
11.	RECOMENDACIONES.....	55
11.1.	MEJORAS EN EL ENTRENAMIENTO	55
11.2.	MEJORAS AL ACCESORIO DEL DRON.....	56
11.3.	POSIBLE ALTERNATIVA	58
12.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	59
12.1.	RESULTADOS	59
12.2.	DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS	60
13.	CONCLUSIONES.....	61
14.	BIBLIOGRAFÍA.....	64

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 4-1 METODOLOGÍA DE LA PRESENTE AIG.....	5
FIGURA 5-1 ASIENTO PLÁSTICO DE UNA LOSA.....	8
FIGURA 5-2 FISURACIÓN DE UNA LOSA POR RETRACCIÓN PLÁSTICA.	8
FIGURA 5-3 POSIBLE OCURRENCIA DE FISURAS EN EL PRIMER DÍA DEL HORMIGÓN.	9
FIGURA 5-4 FISURACIÓN DE UN MURO POR CONTRACCIÓN TÉRMICA INICIAL.	10
FIGURA 5-5 RETRACCIÓN HIDRÁULICA EN UN MURO DE CONTENCIÓN.	11
FIGURA 5-6 FISURA EN MAPA MUROS Y LOSAS.....	12
FIGURA 5-7 TIRANTE BAJO FUERZAS DE TRACCIÓN.....	13
FIGURA 7-1 PARADIGMA DE ANÁLISIS DE IMÁGENES 2-D.....	22
FIGURA 8-1 ESQUEMA DE TRABAJO PARA LA DETECCIÓN DE FISURAS MEDIANTE EL PROCESO DE IMÁGENES CON UN DRON.....	32
FIGURA 8-2 EJEMPLO DE DRONES AÉREOS.....	36
FIGURA 8-3 IMAGEN DE UN RASPBERRY PI 3 MODELO B.	37
FIGURA 8-4 IMAGEN DE UNA CÁMARA MODULO V2.....	37
FIGURA 8-5 IMAGEN DE UN SENSOR ULTRASÓNICO DE DISTANCIA HC-SR04.....	38
FIGURA 8-6 ARQUITECTURA ORIGINAL DE LA RED VGG16 PARA LA CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES.	39
FIGURA 8-7 ARQUITECTURA DE LA RED PARA LA SEGMENTACIÓN SEMÁNTICA.....	40
FIGURA 8-8 MATRICES DE CONFUSIÓN DE LAS DIFERENTES REDES NEURALES.	41
FIGURA 9-1 COMPARADOR DE FISURAS.....	44
FIGURA 9-2 TARJETA PARA LA MEDICIÓN DE ANCHO DE FISURAS.....	44
FIGURA 9-3 MEDIDORES DE MOVIMIENTO MECÁNICO DE FISURAS.	45
FIGURA 9-4 MAPA DE FLUJO DEL TRABAJO DE INSPECCIÓN ETAPA DE LEVANTAMIENTO DE INFORMACIÓN.	47
FIGURA 9-5 MAPA DE FLUJO DEL TRABAJO EN CAMPO PARA LA SINTOMATOLOGÍA DE FISURACIÓN.....	48
FIGURA 9-6 SEGMENTACIÓN DE UNA FISURA.	50
FIGURA 9-7 PRECISIÓN DE LA SEGMENTACIÓN POR DUNG Y ANH 2019.	51
FIGURA 11-1 IMAGEN DE RASPBERRY PI 4 MODELO B.	56
FIGURA 11-2 IMAGEN DE UNA CÁMARA RASPBERRY PI.	57

FIGURA 11-3 SENSOR DE DISTANCIA LASER LDM4X.57

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 6-1 PALABRAS CLAVE DE LA AIG.....	14
TABLA 6-2 MUESTRA DE LAS TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL A LA CONSTRUCCIÓN	15
TABLA 6-3 ALGUNOS PROBLEMAS DE LA INDUSTRIA DE LA CONSTRUCCIÓN DONDE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL ES APLICABLE	16
TABLA 7-1 TABLA RESUMEN DE LOS MÉTODOS ESTUDIADOS PARA SELECCIÓN.....	27
TABLA 8-1 VALORES OBTENIDOS PARA CALIBRACIÓN.	33
TABLA 8-2 RESULTADOS DE LA MEDICIÓN DE LOS ANCHOS DE LAS FISURAS POR PAGLINAWAN ET AL. (2019).....	33
TABLA 8-3 RESULTADOS DE LA MEDICIÓN DE LA LONGITUD DE LAS FISURAS POR PAGLINAWAN ET AL. (2019).....	34
TABLA 8-4 GUÍA PARA ANCHOS RAZONABLES DE FISURAS EN HORMIGÓN ARMADO BAJO CARGAS DE SERVICIO	35

RESUMEN

La detección de fisuras en hormigón armado es fundamental para una buena evaluación de daños. Actualmente, muchas estructuras de hormigón armado se encuentran sin mantenimiento y presentan un riesgo para las personas y la población donde se ubican. La forma en la que se realiza la inspección hoy en día conlleva un gran riesgo y dificultad a los inspectores ya que, se tiene complicaciones para acceder a la zona dañada por estar ubicadas a gran altura o simplemente no hay espacio para que una persona acceda al punto de evaluación. Esta AIG se investigó cómo la inteligencia artificial impacta en el estudio de la fisuración en estructuras de hormigón armado. Este estudio adoptó una metodología cualitativa, basada en el estudio del estado del arte en inteligencia artificial aplicada a la detección de fisuras. Los resultados muestran cuales son las principales causas de fisuración en el hormigón, los últimos temas de investigación con relación a la inteligencia artificial y la fisuración, y el equipamiento necesario para su implementación. En esta AIG se concluye que existen nuevas y mejores formas de realizar una inspección a estructuras de hormigón. A pesar de que los resultados muestran una mejor forma de implementación, la misma deberá ser evaluada en su factibilidad en la industria.

Palabras clave: Inteligencia artificial, Detección de fisuras, fisuración, Drones, aprendizaje automático, redes neurales convolucionales, durabilidad del hormigón, tratamiento de imágenes, inspección.

ABSTRACT

Detection of cracks in reinforced concrete is essential for a good damage assessment. Currently, many reinforced concrete structures do not present maintenance plans and, consequently may exhibit risks to people and the population where they are located. The way in which the inspection is implemented today carries a great risk to the inspectors, many damages occur at high altitude, hard to reach areas, and even some damages occur in areas with no human access. This AIG researched how artificial intelligence is impacting the study of cracks in reinforced concrete structures. This research adopted a qualitative methodology based on the premise of state-of-the-art in artificial intelligence applied to crack detection. The results show the main issues causing cracks in reinforced concrete, the latest research subjects related to cracks and artificial intelligence, and the necessary equipment for their application. This AIG concludes that there are new and better ways to perform inspection on reinforced concrete structures. Although the results show a better way of conducting inspections, these procedures must be evaluated for feasibility in the industry.

Key words: Artificial intelligence, Crack detection, Cracking, Drones, Machine learning, Convolutional neural networks, Durability of concrete, Image treatment, Inspection.

1. INTRODUCCIÓN

Toda infraestructura civil, se vuelve susceptible al deterioro, perdiendo sus funciones originales, por lo que el mantenimiento de estas infraestructuras es imperativo (Cha et al., 2017), dado que muchas estructuras son vitales para el normal funcionamiento de las actividades diarias, como son los puentes, las presas, las edificaciones, etc. De acuerdo al *2017 Infrastructure report card* nos indica muchos puentes de EEUU tienen más de 50 años de vida y estiman que se requerirá 123 billones de dólares para la rehabilitación de todos los puentes, del mismo modo las presas que cumplen un rol vital en el abastecimiento de agua a las poblaciones, se estima 45 billones para la reparación de presas en estado crítico (Mattei, 2017). Los valores antes mencionados nos muestran una realidad que prioriza la detección temprana de deterioro en estructuras para poder evitar gastos elevados en el futuro. En el mismo reporte se indica que un 24% de escuelas de EEUU se encuentran en una categoría de pobre a deficiente (las categorías evalúan los servicios sanitarios, ventanas, sistemas de tuberías, sistemas de aire acondicionado entre otras áreas) en cuanto a infraestructura, lo cual es preocupante ya que muchas de estas escuelas son utilizadas como refugios en situaciones de emergencia, el tema de durabilidad de estas estructuras es crucial, ya que deben estar preparadas para soportar grandes movimiento sísmicos, fuertes vientos, y tornados, (Mattei, 2017).

Las industrias priorizan mucho la calidad de sus infraestructuras, por lo cual se requiere un monitoreo del estado de la estructura, con la finalidad del resguardo de la seguridad y el impacto económico que presenta una falla estructural (Hoshyar, Samali, et al., 2019). La calidad de la construcción es una forma de establecerse como una empresa competitiva en el mercado, se puede tomar como ejemplo lo que indica Echeverría Izquierdo (2020) en su página web:

“El principal activo de Echeverría Izquierdo Edificaciones es su prestigio y seriedad, porque es percibida por sus stakeholders como sinónimo de trabajo bien hecho. Gradualmente se ha convertido en una empresa que trabaja a costos competitivos y que satisface las necesidades de sus clientes”

Igualmente Fortaleza Inmobiliaria (2020) indica que “FORTALEZA es hoy sinónimo de calidad de vida, con especial énfasis en el desarrollo de proyectos inmobiliarios donde la satisfacción del cliente, calidad en nuestros productos y el diseño de los espacios es nuestro principal objetivo”.

Muchas estructuras fueron construidas hace varias décadas atrás por lo tanto ya sobrepasaron su vida útil y requieren una rehabilitación para su correcto funcionamiento, lo cual significa un gran impacto económico (Spencer et al., 2019).

En la actualidad, las normas exigen un hormigón armado durable, un ejemplo es la NCh-170-2016 donde indica que es necesario una baja permeabilidad en el hormigón, protegiendo así a la armadura de la corrosión; la misma normativa considera los agentes internos del hormigón para su durabilidad, como son el contenido de sulfatos, cloruros y la reacción árido álcali; de la misma manera los agentes externos son un tema importante,

ya que hacen hincapié en la acción de la congelación y deshielo, ataques externos de sulfatos, agentes externos que provocan corrosión, etc., (Instituto Nacional de Normalización - INN, 2016). En este sentido, para conseguir un hormigón durable, la baja permeabilidad aparece como un factor clave, el cual se evalúa, entre otros aspectos, considerando un control de la fisuración de la estructura, de tal forma de evitar que ésta quede expuesta a factores externos que afecten su integridad en el tiempo.

El monitoreo de las estructuras en funcionamiento es crucial para identificar los tipos de daños que ésta presenta, es por eso que mediante pruebas no destructivas se debe detectar los puntos críticos que sirvan para generar un diagnóstico, y es ahí donde aparecen métodos de aprendizaje digital (Hoshyar, Rashidi, et al., 2019). El desarrollo tecnológico de las últimas décadas presenta una nueva oportunidad para la supervisión de obras y control de calidad, aprovechando diferentes herramientas para el tratamiento de imágenes, con este tratamiento de imágenes se logra determinar la ubicación de fisuras, presentando un beneficio claro en el área de la seguridad estructural, al igual que una mayor versatilidad al momento de evaluar áreas de difícil acceso, como son las losas de los puentes, presas, alcantarillas de carreteras, etc.

Últimamente, la industria 4.0 ha atraído mucha atención de diferentes industrias, entre ellas la industria de la construcción (Darko et al., 2020), lo que es relevante para el uso de drones, ya que es la que aporta la tecnología correspondiente a la inteligencia artificial. La industria 4.0 es el concepto relacionado a la idea de la revolución industrial, la misma que tiene como objetivo principal la integración de procesos de producción con las técnicas y tecnologías de información, (Nowotarski & Paslawski, 2017). La industria 4.0 combina métodos de producción con información y tecnología de comunicación, en la cual se asume que los productos pueden ser manufacturados en la necesidad del cliente, lo que hace posible la generación de productos únicos y de excelente calidad, a un precio igual que los productos producidos en masa. (Nowotarski & Paslawski, 2017).

La inteligencia artificial tiene un rol muy importante en la industria 4.0, donde los sistemas inteligentes y las tecnologías son usadas para crear una conexión entre los trabajos físicos y virtuales (Darko et al., 2020), una parte de la inteligencia artificial es la visión computacional, la cual se enfoca en extraer información sobre una escena al analizar imágenes de dicha escena (Rosenfeld, 1988), donde las imágenes se someten a un proceso de evaluación (Asignación de valores a los píxeles de una imagen, seguido de dar una etiqueta a los valores, generando una estructura de relacional y obteniendo al final un reconocimiento y/o descripción de la imagen original) el cual es un principio básico de la visión computacional que es parte de la inteligencia artificial (Rosenfeld, 1988), y es ahí donde se observa una aplicación a la inspección de fisuras en el hormigón.

2. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

Se puede observar la pregunta de investigación de la AIG a responder.

¿Cómo la inteligencia artificial puede ayudar al trabajo de detección de fisuras en estructuras de hormigón armado?

3. OBJETIVOS

El presente capítulo presenta los objetivos de la AIG a desarrollar.

3.1. Objetivo General:

- Evaluar el uso de inteligencia artificial y su impacto en el estudio de la fisuración de estructuras de hormigón armado existentes.

3.2. Objetivos Específicos:

- Estudiar las principales causas de fisuración en el hormigón armado.
- Realizar una revisión del estado del arte de la aplicación de la inteligencia artificial para seleccionar aquellas que se ajusten mejor al estudio de fisuras en estructuras de hormigón armado.
- Analizar los tratamientos de imágenes seleccionados aplicados al estudio de las fisuras en estructuras de hormigón armado.
- Evaluar la eficiencia del uso de inteligencia artificial en comparación con el método tradicional de inspección visual.

4. METODOLOGÍA

La metodología para la presente AIG ejecuto un análisis cualitativo, enfocado en el análisis de artículos relevantes, libros, y otras, en el área de inteligencia artificial y de la fisuración en el hormigón armado, para realizar una comparación de la situación actual según normativa vigente, además de entrevistas a los profesores guías, el cual se encuentra en el apartado 9.1 Método Actual, que explica la forma de implementación y las herramientas normadas para su uso, con una propuesta que se puede observar cómo recomendación de la presente AIG que se encuentra en el apartado 9.2 Comparación de los Métodos, que incluye el uso de inteligencia artificial como indica la bibliografía..

4.1. Revisión Estado del Arte

El presente proyecto de indagación fue basado en la recopilación del estado del arte que se maneja en diferentes países, revisando artículos sobre la inteligencia artificial, el desarrollo de algoritmos para la detección de fisuras a partir del tratamiento de imágenes, tomando en cuenta las diferentes situaciones en las que se encuentran las estructuras.

Además de presentar las causas de fisuración en el hormigón que afectan directamente a la durabilidad de la estructura.

4.2. Análisis de los Diferentes Métodos Encontrados

En el desarrollo de la AIG se vio la forma de obtención de las imágenes, seguida de la investigación de la aplicación de los diferentes métodos desarrollados por diferentes autores y la forma de implementación de estos.

Selección de métodos de tratamiento de imágenes y evaluación de la implementación propuesta por los diferentes autores, para la obtención de imágenes se estudiará el uso de drones y serán estudiadas las normas DGAC (Dirección General de Aeronáutica Civil) para su aplicación en Chile.

4.3. Evaluación Comparativa con Métodos Alternativos

Evaluación comparativa de los beneficios que presenta el tratamiento de imágenes versus el método tradicional de inspección visual, al igual que los beneficios a largo plazo que puede ofrecer el uso de inteligencia artificial.

Formulación de un listado de requerimientos mínimos, para su correcto funcionamiento e implementación en un proyecto de construcción.

4.4. Análisis de Resultados y Redacción de Conclusiones

Generación de conclusiones y recomendaciones, sobre la implementación del método, resultados obtenidos, y valores que se obtuvieron en la comparación.

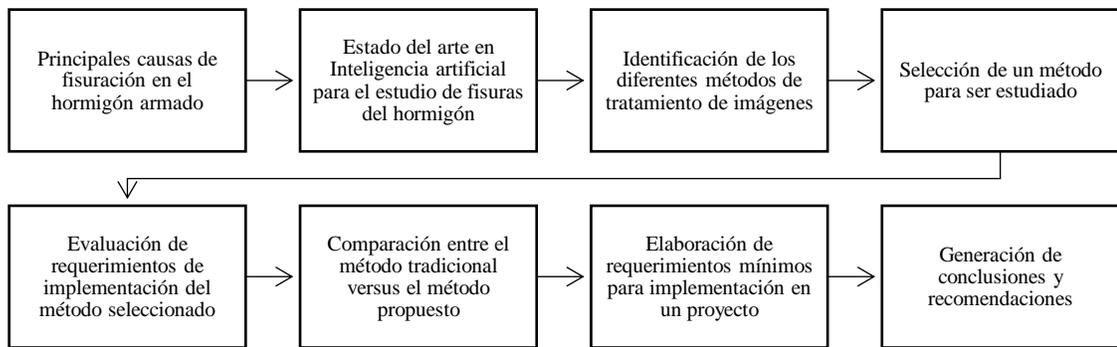


Figura 4-1 Metodología de la presente AIG. Metodología para el desarrollo de la AIG, elaboración propia.

5. ANTECEDENTES GENERALES SOBRE LA DURABILIDAD DE ESTRUCTURAS DE HORMIGÓN ARMADO Y MECANISMO DE FALLA

En este capítulo se hace referencia al concepto de durabilidad y al impacto que tiene sobre ella la forma de presentación de fisuras en el hormigón armado.

La NCh 170-2016 indica que la durabilidad del hormigón depende de sus propiedades y de la presencia de agentes internos y externos que atacan al elemento; un hormigón con baja permeabilidad incrementa su durabilidad protegiendo la armadura frente a la corrosión; la durabilidad del hormigón depende de muchos factores, entre otros, un correcto diseño, la fabricación de la mezcla, buenas prácticas de colocación, compactación, curado y protección del hormigón (Instituto Nacional de Normalización - INN, 2016), que apuntan a una adecuada dosis de cemento, compactación y espesor de recubrimiento. La impermeabilidad está directamente relacionada con la porosidad y la fisuración.

La EHE-08 (2011) define la durabilidad de una estructura de hormigón armado como su capacidad de soportar, durante su vida útil, las condiciones físicas y químicas a las que está expuesta, que podrían provocar su degradación, (Comisión Permanente del Hormigón, 2011). De la misma manera la EHE-08 indica que la estrategia de durabilidad debe tener en cuenta los siguientes aspectos:

- Selección de formas estructurales adecuadas.
- Una calidad adecuada de hormigón y en especial su capa exterior.
- Un espesor de recubrimiento adecuado para la protección de armaduras.
- Control de abertura máxima de fisuras.
- Protecciones superficiales en caso de ambientes agresivos.
- Medidas de protección de armaduras frente a la corrosión.

G.E.H.O (Grupo Español del Hormigón), en su boletín N°16 indica que las fisuras deben ser controladas por razones de funcionalidad, durabilidad y aspecto. En cuanto a la funcionalidad se indica que el proyectista es el responsable de analizar, si la existencia de fisuras afecta a la función de la estructura, destacando que la exigencia más importante de ciertas estructuras es la estanqueidad frente a los gases, el agua y otros líquidos (Grupo Español del Hormigón, 1996). Para la durabilidad se espera que las estructuras de hormigón bajo las condiciones ambientales esperadas, mantengan su seguridad, funcionalidad y aspecto, sin generar gastos inesperados por reparación o mantenimiento por una fisuración; la misma menciona que el ancho de las fisuras está relacionado con el riesgo de corrosión de la armadura, donde se ha comprobado que la fisura influye en el tiempo necesario para que la armadura se despasive (Grupo Español del Hormigón, 1996). Considerando la apariencia de la estructura, se menciona que la fisuración no debe hacer que el aspecto sea inaceptable o que genere una alarma en los usuarios (Grupo Español del Hormigón, 1996).

De acuerdo a la ACI 224R-01 se indica que las fisuras pueden indicar importantes problemas estructurales y deslucir el aspecto de las construcciones monolíticas, de la misma manera las fisuras juegan un papel importante en la respuesta del hormigón armado a las cargas que se encuentra sometido, (ACI Committee 224, 2001). Kelly 1981; Price 1982, nos indican que las fisuras ocurren en un hormigón plástico o en un hormigón endurecido (como se citó en la ACI Committee 224, 2007), donde se resalta la importancia de la fisura, ya que una fisura puede ser aceptable para un edificio pero la misma fisura será rechazada para un depósito de agua; además cabe mencionar que para una reparación duradera se debe diagnosticar la causa de la fisuración para así aplicar los procedimientos de reparación adecuados (ACI Committee 224, 2007).

Como menciona la ACI 224.1R-07, las fisuras pueden afectar la apariencia de la estructura, o presentarse como síntoma de que la estructura se encuentra sometida a muchos esfuerzos, incluso representa una pérdida de durabilidad; las fisuras pueden representar el total del daño de las estructuras, o pueden indicar solo el inicio de problemas mayores, (ACI Committee 224, 2007). Es por eso que, en los siguientes apartados se muestran los diferentes mecanismos de daño, que presentan como sintomatología la fisuración, con base en la información aportada por diferentes autores y normativas vigentes.

5.1. Fisuras por Asentamiento Plástico

Durante las primeras 8 horas desde el amasado del hormigón hasta su endurecimiento se produce el fenómeno de la exudación, donde el agua asciende desde el interior del hormigón hacia la superficie de éste, debido a un proceso de sedimentación en donde los componentes más pesados decantan por la acción de la gravedad; El asiento plástico ocurre cuando se produce la exudación del hormigón, durante las 3 primeras horas, tiempo que varía según la temperatura, y la fisuración que se presenta de existir restricción es amplia y poco profunda, con poco impacto estructural, (Calavera Ruiz, 2005).

El hormigón tiene la tendencia de seguir consolidándose una vez colocado, vibrado y acabado; según Dakhill et al. 1975, cuando el asiento plástico se lo relaciona con la armadura de refuerzo, aumenta la probabilidad de fisuración, que puede aparecer en mayor grado según el tamaño de la barra y el bajo recubrimiento (citado en la ACI Committee 224 2007), en el caso que el asiento plástico este restringido, es cuando se produce la fisuración, ya que, la superficie libre empieza a sufrir un acortamiento vertical y las barras de acero proporcionan la restricción, esta fisuración puede seguir el patrón de posición de la armadura, (Calavera Ruiz, 2005).

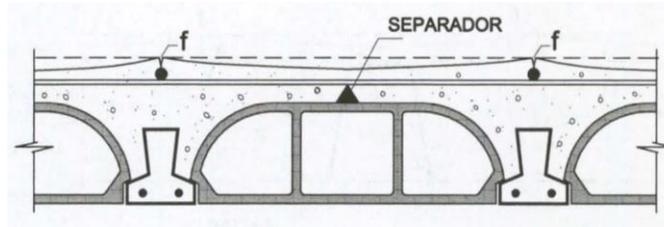


Figura 5-1 Asiento plástico de una losa. Asiento plástico en una losa, la cual sigue la ubicación de la armadura, producida en las tres primeras horas a partir del vaciado. Copyright 2005 Calavera Ruiz.

5.2. Fisuras por Retracción Plástica

Es producida entre la primera y sexta hora desde la colocación del hormigón, y las fisuras por retracción plástica son frecuentes en estructuras de pavimentos, losas, etc., cuando la evaporación del agua exudada es más rápida que la velocidad de acudida del agua de la masa interna a la superficie, frenada por la acción capilar en los poros del hormigón, (Calavera Ruiz, 2005).

Gracias a la restricción que proviene del hormigón que se encuentra en la parte inferior, en la capa superior que se encuentra secando, se desarrollan fuerzas de tracción en el hormigón plástico que tiene poca resistencia; la retracción plástica generalmente se encuentra asociada a la rápida pérdida de humedad del hormigón, por varios factores como son, elevadas temperaturas del ambiente y del hormigón, baja humedad relativa y vientos de gran velocidad en la superficie del hormigón, aspectos que pueden ser controlados tomando ciertas medidas de protección durante la ejecución del proyecto, (ACI Committee 224, 2007).

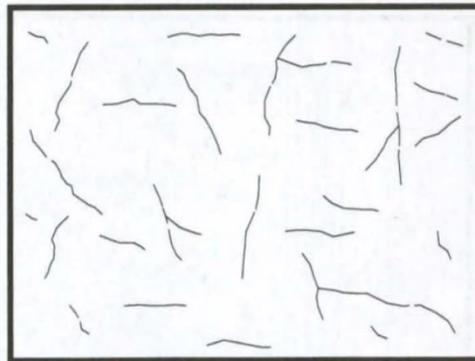


Figura 5-2 Fisuración de una losa por retracción plástica. Fisuras de escasa profundidad, aparición en las primeras 6 horas desde el vaciado, la dirección coincide con la cuantía de armadura, con la dirección del viento, etc., Copyright 2005 Calavera Ruiz.

Generalmente las fisuras son amplias y poco profundas, no tienen impacto estructural, excepto en el caso de que la armadura quede expuesta, es importante recalcar que el periodo crítico son las primeras 6 horas, (Calavera Ruiz, 2005). Las fisuras pueden tener una longitud de unos cuantos centímetros hasta varios metros, pueden estar separadas por milímetros y llegan a tener una separación de hasta tres metros; las mismas fisuras pueden

empezar con un tamaño pequeño pero pueden llegar a ser tan grandes que atraviesen todo el elemento (ACI Committee 224, 2007).

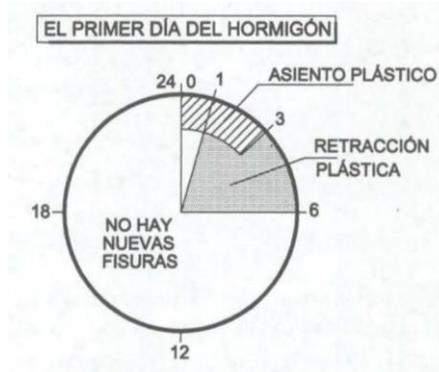


Figura 5-3 Posible ocurrencia de fisuras en el primer día del hormigón. Ocurrencia de fisuras durante el primer día del hormigón donde se tiene el asiento plástico en las 3 primeras horas y la retracción plástica desde la primera hasta la sexta hora. Copyright 2005 Calavera Ruiz.

5.3. Fisuras por Contracción Térmica Inicial

La misma que está producida por el calor de hidratación derivado de la reacción de hidratación del cemento, en la que el núcleo de la masa de hormigón se encuentra en contracción y la superficie en contacto con el medio ambiente está en tracción, (Calavera Ruiz, 2005).

Si la contracción térmica está coartada se tiene el riesgo de fisuración entre el primer y quinto día del vaciado, y casi siempre el hormigón se encuentra coartado por dos razones, según indica Calavera Ruiz (2005):

- Coacción interna. La zona exterior se enfría más rápido que el núcleo, generando tracción en la superficie del hormigón que puede formar fisuras.
- Coacción externa. Es creada por el hormigón previamente existente ya endurecido y enfriado o por el terreno, etc.

La diferencia de temperatura dentro de una misma estructura resultará en una variación del volumen, y cuando esta diferencia de volumen genere esfuerzos de tracción en el hormigón se producirá la fisuración una vez que se supere la resistencia a la tracción, (ACI Committee 224, 2007).

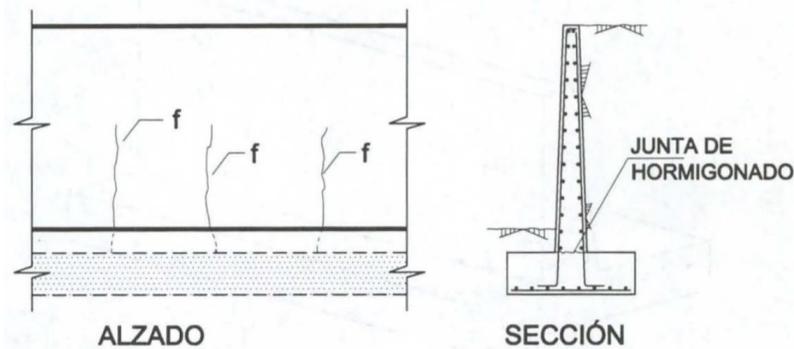


Figura 5-4 Fisuración de un muro por contracción térmica inicial. Son fisuras de un ancho apreciable, aparecen entre un día y una semana a partir del vertido del hormigón, son generalmente paralelas, y son de espesor considerable. Causado por un enfriamiento demasiado rápido, donde el acortamiento está restringido por la base previamente hormigonada o por un cemento inadecuado, o cuantías de acero insuficientes, Copyright 2005 Calavera Ruiz.

Mientras una estructura sea más masiva, mayor es el potencial de la fisuración por retracción térmica, y estas fisuras pueden crecer y penetrar a mayor profundidad al hormigón, (ACI Committee 224, 2007).

5.4. Fisuras por Retracción Hidráulica

Una causa común de fisuración en el hormigón es la retracción hidráulica, la misma que es causada por la pérdida de humedad en la pasta de cemento, la cual puede reducir el volumen del hormigón hasta un 1%, pero gracias a los agregados del hormigón la reducción del volumen es de orden de un 0.06%, de la misma manera el hormigón puede expandir su volumen casi en la misma cantidad cuando éste está humedecido, pero cuando este cambio volumétrico se encuentra restringido es cuando empiezan a formarse las fisuras, la misma restricción puede ser dada por otros elementos estructurales, (ACI Committee 224, 2007).

La retracción hidráulica, consiste en la disminución de volumen en el hormigón endurecido, cuando está expuesto al aire con humedad no saturada; se le atribuye a reacciones químicas y a la reducción de humedad; los principales factores que controlan la retracción hidráulica incluyen la humedad relativa, tipo de agregado, contenido de cemento, contenido de agua y relación agua cemento; la retracción hidráulica crece con la relación agua/cemento, a una mayor relación mayor es la retracción, la retracción puede incrementar gracias a la relación de la superficie y volumen (Calavera Ruiz, 2005). Si la retracción hidráulica podría ocurrir sin ninguna restricción, el hormigón no alcanzaría a fisurarse, pero la combinación del cambio de volumen y la restricción es lo que produce la fisuración en el hormigón (ACI Committee 224, 2007)

La fisuración por retracción hidráulica se produce entre 15 días (la edad de término del curado) y 1 año, presentando fisuras que afectan en profundidad al elemento y su impacto estructural debe ser estudiado en cada caso (Calavera Ruiz, 2005) y podría ser controlada

con la construcción de juntas de contracción y una buena disposición de la armadura de refuerzo, al igual que hay ciertos aditivos que pueden reducir la retracción hidráulica (ACI Committee 224, 2007).

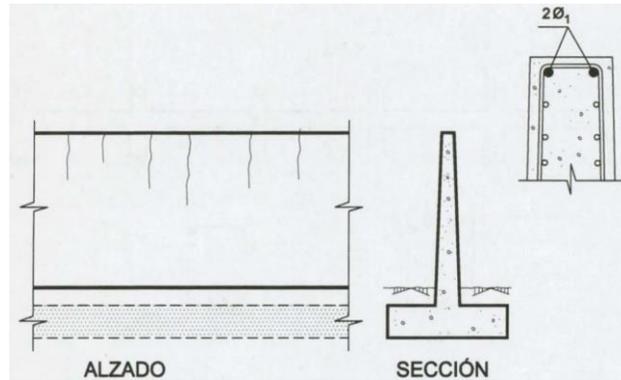


Figura 5-5 Retracción hidráulica en un muro de contención. Fisuración de ancho pequeño a medio, aparición después de semanas o meses de endurecimiento del hormigón, con una secuencia constante, Copyright 2005 Calavera Ruiz.

5.5. Fisuración por Retracción Autógena

La retracción autógena es un caso especial de la retracción hidráulica, que resulta por la desecación propia, en hormigones de relación agua cemento que se encuentra por debajo de 0.42, pero es más reconocible cuando la relación está por debajo de 0.30, un problema que se encuentra asociado mayormente a hormigones de alta resistencia; la retracción autógena ocurre sin la pérdida de humedad de la masa de hormigón, (ACI Committee 224, 2007).

Houk et al. (1969) encontró que la retracción autógena aumenta con la elevación de temperatura, contenido de cemento, y la finesa del cemento (citado en la ACI Committee 224 2007).

5.6. Fisuración en Mapa

Es una fisuración que afecta superficialmente al elemento de hormigón, aparece entre 1 y 15 días desde el vaciado, la misma tiene poco impacto estructural. El origen de estas fisuras está dado por las tensiones superficiales por un alto contenido de humedad, en especial cuando el gradiente de humedad en sentido normal a la superficie es muy fuerte, se puede presentar en moldajes de poca permeabilidad y en superficies fratasadas acabadas con una bandeja vibrante, (Calavera Ruiz, 2005).

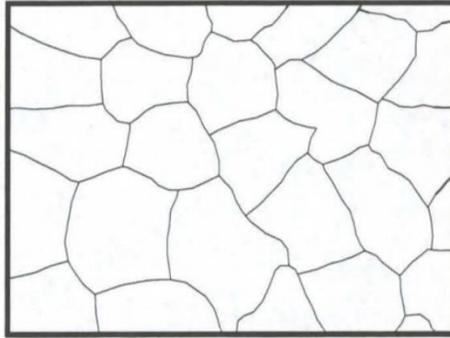


Figura 5-6 Fisura en mapa muros y losas. Fisuración de ancho pequeño a medio, con una distribución anárquica de escasa profundidad, Copyright 2005 Calavera Ruiz.

5.7. Fisuras por Acción de la Helada

Calavera Ruiz (2005) Indica que cuando el hormigón está sometido a ciclos de hielo – deshielo, éste puede presentar daños y fisuras por las siguientes razones:

- Cuando se congela el agua en los poros, aumenta su volumen, generando tensiones que pueden producir la fractura del hormigón.
- El agua es dirigida hacia los canales capilares donde la temperatura de congelación es más baja que en los poros. Creando una presión hidráulica que puede fracturar el hormigón.
- El agua se congela primero en poros de mayor tamaño, a menores tamaños la temperatura de congelación baja, pudiendo ser del orden de -60°C , lo que reduce la posibilidad de congelamiento.

Powers (1975) indica que el hormigón puede ser dañado por el congelamiento de agua en la pasta del cemento, en el agregado o en ambos; el daño en la pasta de cemento del hormigón es causado por la forma en que se mueve el agua a lugares de congelamiento, y por el agua ubicada en los vacíos más grandes, generando presión hidráulica debido al crecimiento de los cristales de hielo (citado en la ACI Committee 224 2007).

5.8. Fisuración por Acciones Directas

Según Calavera Ruiz (2005), el origen de la fisuración estructural se asocia a:

- Fisuración por alargamiento de la armadura: esta fisuración es típica en piezas sometidas a tracción o en flexión simple o compuesta, en esta fisuración la adherencia no solo se destruye en la fisura, sino que tiene una extensión.
- Fisuración por tensiones de tracción en el hormigón: las fisuras por tracción tienen la inclinación de los esfuerzos cortantes que sufre el elemento estructural.
- Fisuración por compresión excesiva del hormigón: son fisuras de muy poco ancho y son paralelas a la dirección de la compresión del elemento.

Complementando los dos primeros puntos anteriormente mencionados, G.E.H.O. en su boletín N°16 indica que cuando un elemento de hormigón alcanza su resistencia a la

tracción se produce la primera fisura, zona en donde se modifica el comportamiento de una parte del elemento traccionado, y el resto del elemento incrementa su estado tensional pueden aparecer nuevas fisuras, (Grupo Español del Hormigón, 1996). Una vez que el elemento alcanza un número máximo de fisuras en el elemento traccionado, éste ya no puede resistir ningún esfuerzo de tracción, (Grupo Español del Hormigón, 1996).

Para ejemplificar lo anteriormente mencionado se observa en la Figura 5-7 lo siguiente:

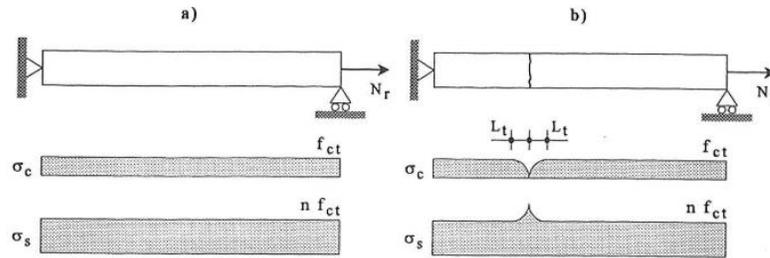


Figura 5-7 Tirante bajo fuerzas de tracción. En el inciso a) se observa el tirante sin fisura y el estado de esfuerzos del elemento, en el inciso b) se observa la primera fisura en donde el estado de esfuerzos cambia en la zona próxima a la fisura, Copyright 1996 Grupo Español del Hormigón.

Con todo lo visto en este capítulo sobre la fisuración en el hormigón armado, se puede decir que la fisuración tiene un papel importante en la durabilidad del hormigón armado, es por eso que en los siguientes capítulos se estudiará sobre la detección de fisuras con herramientas de la inteligencia artificial.

6. LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SU APLICACIÓN EN ESTUDIOS DE FISURACIÓN

Este capítulo, presenta una introducción a la industria 4.0 y se enfoca en la exposición de lo último en investigación que se viene realizando sobre la inteligencia artificial para la detección de fisuras en estructuras de hormigón armado.

6.1. Recolección de información

La presente AIG realiza una recopilación de artículos de revistas científicas de diferentes bases de datos, como son Scopus, Web of Science, Science Direct (Elsevier), Engineering Village, todas ellas con acceso a través de la biblioteca de la Pontificia Universidad Católica de Chile, al igual que el uso de Google Scholar y Research Gate las cuales fueron usadas para obtener artículos de libre acceso.

Para cumplir con los objetivos de la presente AIG se recopilaron ciertas palabras claves para la búsqueda en las bases de datos mismas que se observan en la Tabla 6-1.

Tabla 6-1 Palabras Clave de la AIG

Palabras Clave	
Artificial intelligence	Machine Learning
Industry 4.0	Computer Vision
Construction	Concrete Crack
Drone	Crack
Unmanned Aerial Vehicle	Reinforced Concrete
Damage detection	Deep Learning
Image Processing	Convolutional Neural Network

Nota: La tabla muestra las palabras usadas en la presente AIG en las diferentes bases de datos Fuente: Elaboración propia.

Con las palabras claves determinadas, la búsqueda utiliza operadores de búsqueda los cuales fueron AND y OR, por ejemplo “Artificial intelligence AND Industry 4.0 AND Construction”, “Unmannes Aerial Vehicle AND Construction”, “Artificial Intelligence OR Machine Learning OR Deep Learning AND Crack AND Reinforced Concrete”, entre otras formas, con las cuales se obtuvieron los diferentes artículos que estudia la AIG en los siguientes capítulos, donde se habla de la industria 4.0 y el rol de la inteligencia artificial en la industria de la construcción.

6.2. Industria 4.0

La industria 4.0 es una iniciativa del gobierno alemán, el cual apoya de gran manera al sector industrial, según (Nowotarski & Paslawski, 2017) la idea principal es explotar el potencial de las nuevas tecnologías y conceptos como:

- El uso del internet de las cosas.
- Integración de procesos técnicos y de negocios en las compañías.
- Mapeo y virtualización del mundo real.

De acuerdo al *Federal Ministry for Economic Affairs and Energy (BMWi)* (2019), la industria 4.0 describe un proceso fundamental de innovación y de transformación en la producción industrial; donde la transformación es dictada por las nuevas formas de actividad económica y el trabajo globalizado digital. Los campos de acción que son imprescindibles para la correcta implementación de la industria 4.0 son: la autonomía, interoperabilidad y sustentabilidad (Federal Ministry for Economic Affairs and Energy (BMWi), 2019).

Dentro del aspecto de la interoperabilidad para la industria 4.0 se habla de sistemas descentralizados y la inteligencia artificial, resaltando el aspecto del uso de diferentes máquinas de manera colaborativa y transparente en conjunto con el uso de información en un ecosistema basado en una arquitectura estándar que permite el desarrollo de nuevas soluciones (Federal Ministry for Economic Affairs and Energy (BMWi), 2019). Es aquí donde se observa la potencial aplicación del uso de inteligencia artificial para la detección de fisuras.

La inteligencia artificial está tomando un rol muy importante en la industria 4.0 (Darko et al., 2020), porque la inteligencia artificial está involucrada en la invención de máquinas inteligentes y sistemas computacionales que ayudan a resolver problemas. Dentro de la industria de la arquitectura, ingeniería y construcción, la inteligencia artificial entrega diferentes ventajas para enfrentar una gran diversidad de problemas ingenieriles y de administración que los métodos convencionales computacionales no pueden hacer (Darko et al., 2020).

Darko et al. (2020) presenta unas tablas en donde se aprecia algunas técnicas de la inteligencia artificial en la industria de la construcción al igual que se muestran los diferentes problemas que la industria de la construcción se está enfrentando, es por eso por lo que se presentan las siguientes tablas:

Tabla 6-2 Muestra de las técnicas de inteligencia artificial a la construcción

Algoritmo genético	Búsqueda de armonía
Red neuronal	Evolución diferencial
Lógica difusa / conjunto difuso	Sistema de inferencia adaptativo neuro-difuso
Aprendizaje automático	Red neuronal convolucional
Optimización de enjambre de partículas	Sistema experto
Máquina de vectores de soporte	Programación genética

Minería de datos	Programación orientada a objetos
Modelado de información de construcción	Algoritmo Firefly
Razonamiento basado en casos	Algoritmo evolutivo
Aprendizaje profundo	Sistema basado en conocimiento

Nota: La tabla no presenta ningún orden de importancia, Copyright 2020 Darko et al.

Tabla 6-3 Algunos problemas de la industria de la construcción donde la inteligencia artificial es aplicable

Optimización	Corrosión
Simulación	Propiedades mecánicas
Incertidumbre	Rehabilitación
Gestión de la construcción	Costo
Puentes	Gestión de la información
Gestión del proyecto	Planificación
Toma de decisiones	Implementación de control estructural
Hormigón	Procesamiento de imágenes
Diseño	Identificación del sistema
Análisis de fiabilidad	Durabilidad
Mantenimiento	Energía
Monitoreo de la salud estructural	Equipo de construcción
Gestión de riesgos	Gestión del conocimiento
Detección / evaluación de daños	Asignación de recursos
Previsión	Confort térmico
Gestión / ingeniería de seguridad	Temperatura
Productividad	Evaluación del ciclo de vida
Inspección	Estructuras de celosía
Modelado	Cenizas volantes
Sostenibilidad / desarrollo sostenible	Estimación
Evaluación / evaluación del desempeño	Reutilización
Edificios	Grandes estructuras de acero
Programación	Resolución de problemas
Automatización	Ingeniería civil
Control de vibraciones	Carreteras y calles
Clasificación	Accidente
Ingeniería sísmica	Pavimento

Nota: La tabla, no presenta ningún orden de importancia en los problemas presentados Copyright 2020 Darko et al.

De todas las áreas presentadas donde la inteligencia artificial puede ser aplicada, la presente AIG se enfoca en el monitoreo de la “salud estructural”, utilizando el aprendizaje automático, aprendizaje profundo, redes neurales, redes neurales convolucionales.

6.3. Presentación de la Inteligencia Artificial en la Detección de Fisuras

En 2019 diferentes autores presentaron algoritmos para la detección de fisuras, como es Chen et al. (2019), el cual identifica fisuras basado en el algoritmo OTSU con imagen diferencial. De la misma manera Hoshyar, Rashidi, et al. (2019) desarrollaron un algoritmo para la identificación de fisuras en etapas tempranas, donde un enfoque de aprendizaje automático (*Machine Learning*) basado en el método de máquinas de vectores de soporte es desarrollado para prevenir la confusión de la interpretación del evento en el material. Igualmente Dung and Anh (2019) propusieron un método de detección de fisuras basado en una profunda red completamente convolucional para segmentación semántica en imágenes de hormigón fisurado. Kim et al. (2019) presenta una metodología para la identificación de fisuras en el hormigón utilizando el aprendizaje automático, el enfoque está particularmente diseñado para la clasificación de fisuras y “patrones de no fisuras” que son difícil de distinguir usando algoritmos actuales. Cha et al. (2017) propone un método basado en visión con el uso de una arquitectura profunda de una red neural convolucional para la detección de fisuras, tomando en cuenta aspectos críticos de la imagen demostrando que el método puede identificar fisuras en el hormigón en situaciones reales.

Mohan and Poobal (2017) presentan una evaluación de 50 artículos investigativos relacionados a la identificación de fisuras en el hormigón, para identificar los desafíos de investigación y los logros hasta la fecha. De la misma manera Spencer et al. (2019) muestra los avances en técnicas de visión computacional y cómo son aplicadas en la evaluación de condición de infraestructuras civiles, donde se clasifica la información en dos tipos: la aplicación en la inspección y la aplicación en el monitoreo. Para la detección de fisuras se requiere una base de datos de imágenes donde encontramos a Dorafshan, Thomas, y Maguire (2018), que presentan el SDNET2018, el cual es una base de datos de imágenes para el entrenamiento, validación y pruebas de inteligencia artificial, basados en algoritmos para la detección de fisuras en el hormigón, la base contiene más de 56,000 imágenes de hormigón fisurado y no fisurado, de puentes, muros y pavimento.

Qu et al. (2018) proponen un algoritmo para la detección de fisuras ultra eficiente, una mejorada pre-extracción y un segundo proceso de percolación. En su artículo Silva and Lucena (2018) presentan el desarrollo de un modelo a base del aprendizaje automático para la detección de fisuras en el hormigón; su modelo espera aumentar el nivel de automatización en la inspección de infraestructura de hormigón en combinación con el uso de vehículos aéreos no tripulados; el mismo que depende en un aprendizaje profundo de redes neurales convolucionales como algoritmo de clasificación de imágenes. Prasanna et al. (2016) presentan el clasificador STRUM (*Spatially Tuned Robust Multifeature*) el cual es un algoritmo para la detección de fisuras, presentando resultados reales en la superficie de puentes con el uso de lo último en robótica para el escaneo de puentes.

Algunos autores presentan un mayor alcance para el uso de la inteligencia artificial como Cha et al. (2018), el mismo que propone la detección de múltiples tipos de daños en tiempo casi real, con una red neural convolucional, en la que se analizaron 2,366 imágenes para

5 tipos de daños, fisuración, corrosión del acero en 2 niveles (medio y alto), corrosión de pernos y la des laminación del acero.

En años anteriores, Thatoi (2013) presenta una revisión de varias técnicas de inteligencia artificial en diferentes estructuras. Lee et al. (2013) propone una técnica de procesamiento de imágenes que detecta y analiza automáticamente fisuras en el hormigón, incluyendo el ancho, longitud y la orientación. Moon y Kim (2011) pretenden desarrollar un sistema de detección automática de fisuras, mediante un algoritmo compuesto por 2 partes, una de procesamiento de imágenes y otra de clasificación de imágenes. Sutar and Parhi (2010) utilizan una fisura en una viga utilizando técnicas como un controlador de lógica difusa para determinar las dimensiones de la falla. De la misma manera para la detección de fisuras en tuberías enterradas Sinha y Fieguth (2006) presentan el desarrollo de un filtro estadístico para la detección de fisuras en las tuberías, con un procedimiento de 2 pasos, el primero extrae características de las imágenes, y el segundo define las fisuras al procesar el resultado del primer paso.

Para el problema de la retracción autógena, un modelo de red neural artificial es propuesto por (Nehdi & Soliman, 2012), el modelo requiere datos de contenido de cemento, razón de agua/cemento, tipo y porcentaje de aditivos en la mezcla, volumen del agregado, temperatura del curado y la edad de hidratación (edad en que el cemento absorbe agua); en donde el resultado es la retracción autógena del hormigón.

De todo lo mencionado en este capítulo sobre la industria 4.0 y la inteligencia artificial en relación con la detección de fisuras de hormigón, se procederá a una evaluación más profunda de diferentes métodos, con intención de entender a profundidad de qué trata cada método y poder con esto elegir los que se estudiarán en la presente AIG

7. EVALUACIÓN DE MÉTODOS DE DETECCIÓN DE FISURAS

En el presente capítulo se presenta un resumen de los métodos estudiados para la detección de fisuras en estructuras de hormigón armado, los que utilizan diferentes procesos, algunos basados en la inteligencia artificial (*machine learning*), otros que realizan un tratamiento de imágenes y algunos que utilizan una mezcla de ambos. En todos los métodos se tiene una gran diferencia entre las muestras, el entrenamiento (si aplica), la implementación, y en especial los resultados.

7.1. Inteligencia Artificial

En este apartado se puede observar la forma en que algunos autores desarrollan un sistema de detección de fisuras, donde se basan en las herramientas que otorga la inteligencia artificial como el aprendizaje automático, las redes neurales convolucionales, etc.

7.1.1. Método de red neural profunda completamente convolucional (FCN) por Dung y Anh (2019).

Dung y Anh (2019) presentan como muestra 458 imágenes completas obtenidas de los edificios del campus de la Universidad Técnica del Medio Oriente, las imágenes tienen diferentes acabados en su superficie y variación en las condiciones de iluminación. De la misma manera el método propuesto fue evaluado por un video de la apertura de una fisura.

El método consiste primeramente en la experimentación para evaluar la capacidad de clasificación de diferentes redes neurales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés) pre-entrenadas, llegando a escoger un modelo en específico que será la espina dorsal de la red neural completamente convolucional (FCN, por sus siglas en inglés); para el modelo propuesto se utilizaron tres CNN previamente entrenadas, las cuales son: VGG16, Inception y ResNet, para actuar como el codificador de la FCN, la tarea del codificador consiste en procesar la imagen de entrada y extraer las características necesarias para su segmentación; mientras que las capas que actúan como decodificador se encargan de reconstruir la imagen segmentada, para obtener características de alta resolución, (Dung & Anh, 2019).

Como resultados, los autores indican que durante el proceso de entrenamiento, el VGG16 y el Inception V3 alcanzaron casi un 99.9% en cambio ResNet alcanzo solo un 97.5% en la clasificación de la imágenes; en la etapa de experimentación el VGG16 y el Inception V3, alcanzaron una clasificación casi perfecta con 6 errores de falsos positivos o falsos negativos del total de 4000 imágenes, en cambio ResNet de la misma muestra presento 110 falsos positivos y 12 falsos negativos, (Dung & Anh, 2019)

7.1.2. Método basado en el aprendizaje automático y la máquina de vectores soporte por Hoshyar, Rashidi, et al. (2019).

Hoshyar, Rashidi, et al. (2019) para probar la eficacia del método desarrollado, utilizaron seis vigas de hormigón y cuatro de hormigón armado en un ensayo de flexión, una placa

de acero de 12mm de espesor, un material compuesto que consistió en seis capas igual de gruesas de espuma de construcción de (24 x 24 x 9) cm, una placa de aluminio de (15 x 6 x 1) cm cubierta por una capa de goma.

La metodología para la detección de daños, indica que se empleará un clasificador discriminador, denominado máquina de vectores de soporte (SVM, por sus siglas en inglés), donde un SVM tradicional presenta información sin clasificar, es ahí donde los autores proponen una mejora con una ecuación, que encuentra esta información y la clasifica de una manera correcta, para pasar a una etapa de entrenamiento donde los parámetros adquieren un peso para la clasificación, logrando normalizar los valores a 0 y 1 con su respectiva etiqueta (Hoshyar, Rashidi, et al., 2019).

Para la visualización del daño Hoshyar, Rashidi, et al. (2019) indican que, para visualizar y detectar las fisuras críticas, el principio está basado en que los cambios en la integridad estructural pueden ser reconocidos por las variaciones de la intensidad en diferentes intervalos, obteniendo una imagen, la cual, pasa por un pre-proceso que consiste en convertir la imagen en una escala de grises con intensidades que varían desde 0 hasta 255, para luego pasar por la binarización de Otsu o por una binarización tradicional, y detectar los bordes de las fisuras.

Como resultado se obtuvo que el análisis por SVM nos dio una precisión de 87.22%, comparado con el tradicional que llega a un 84.72% (Hoshyar, Rashidi, et al., 2019).

7.1.3. Método empleando aprendizaje profundo de clasificación por Silva y Lucena (2018).

Silva y Lucena (2018) presenta una muestra de 851 imágenes tomadas de diferentes especímenes, luego de ser experimentados en el centro de hormigón del instituto tecnológico Danés, que presentan diferentes tipos de superficie; el método propone un proceso experimental de 4 fases: crear un conjunto de datos de imagen clasificada de referencia, establecer el punto de referencia para el sistema de inteligencia artificial, implementar el enfoque de transferencia de aprendizaje y realizar los experimentos de entrenamiento (Silva & Lucena, 2018).

La primera fase presenta 851 imágenes de (756 x 756) píxeles, las mismas que fueron cortadas a una resolución de (256 x 256) píxeles, obteniendo 3500 muestras, clasificadas como fisuradas y no fisuradas, para el proceso de entrenamiento se utilizó un 80% de las muestras (Silva & Lucena, 2018).

Para la segunda fase se presenta el uso de una red neural convolucional CNN de nombre VGG16 para la identificación de las fisuras en el hormigón, la misma contiene 16 capas, de las cuales 13 son convolucionales y 3 están completamente conectadas, pero la muestra de imágenes que se tiene es relativamente pequeña para poder hacer un entrenamiento robusto, así que se tiene que aplicar la metodología de la transferencia de aprendizaje (Silva & Lucena, 2018).

Para la parte de experimentación, se tomaron 3 variables: la velocidad de aprendizaje, el número de nodos en la capa completamente conectada y el tamaño del set de datos para el entrenamiento; de los valores propuestos por los autores determinaron que el mejor presentaba un resultado de 92.27%, obteniendo como resultado que el tamaño del set de datos es la variable más importante (Silva & Lucena, 2018).

7.1.4. Método de aprendizaje profundo con el uso de redes neurales convolucionales por Cha et al. (2017).

La muestra tomada consistió en 332 imágenes de las cuales 277 fueron utilizadas para la etapa de entrenamiento y 55 para la etapa de prueba, las imágenes tienen un amplio espectro de variación en cuanto a la iluminación, sombras, distancia, etc., las imágenes son tomadas de un complejo de edificios en la Universidad de Manitoba, para la etapa de entrenamiento se dividieron las imágenes en dos categorías de imágenes con fisuras y las que no presentan fisuras, donde se determina “fisura” cuando la imagen puede ser distinguida a través del ojo humano (Cha et al., 2017).

La metodología usa MatConvNet como su red neural profunda, la que presenta una arquitectura de 8 capas, de las cuales las capas L1, L3, L5 y L7 son convolucionales, L2 y L4 son capas de agrupamiento, la capa L6 es un rectificador lineal, la última capa L8 es la que determina si la imagen estudiada presenta una fisura o es intacta, para generar un clasificador de fisuras con el CNN cada imagen se vuelve más pequeña llegando a un total de muestras de 4000 imágenes y, automáticamente el CNN aprende características al actualizar la ponderación de cada receptor (Cha et al., 2017).

Los resultados presentados indican que la precisión obtenida más alta es de 98.22% y, en la etapa de prueba los valores de las 55 imágenes logran obtener una presión por sobre el 97.95% (Cha et al., 2017).

7.2. Tratamiento de Imágenes

El tratamiento de imágenes o visión computacional trabaja mayormente con imágenes y videos, ya que las imágenes capturan la información visual de una manera similar a la del ojo humano, las imágenes pueden codificar la información de todo el campo de visualización en una manera que no requiera contacto (Spencer et al., 2019), una presentación de la estructura general de un sistema para el reconocimiento de objetos en una imagen digital, se muestra en la siguiente figura:

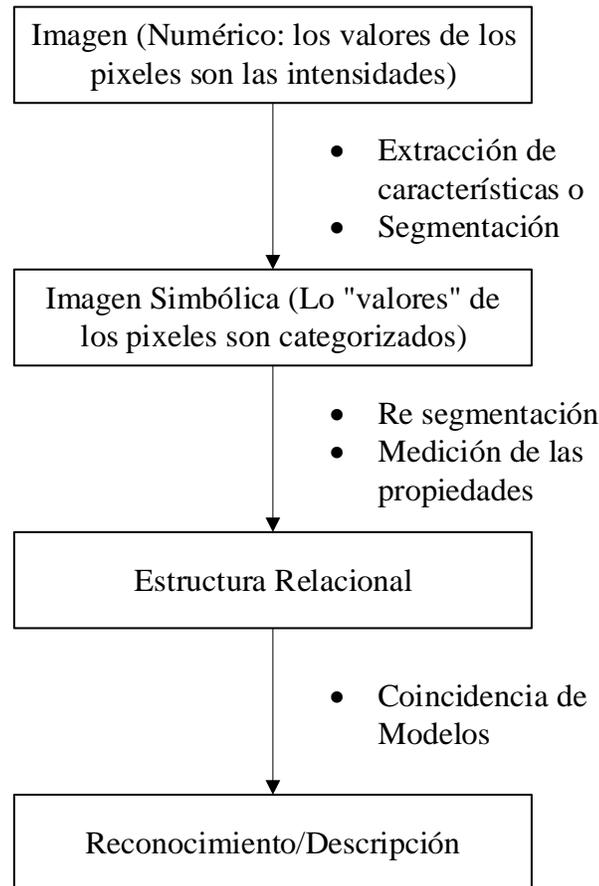


Figura 7-1 Paradigma de análisis de imágenes 2-D. Nos muestra el proceso básico para la clasificación de una imagen 2D (Copyright 1988 Rosenfeld)

La forma de operar utilizando Inteligencia Artificial es a partir del registro y reconocimiento de imágenes (fotogrametría), en la cual hay un proceso de segmentación, que es el que detecta ciertas partes de la imagen y este proceso realiza una asignación de etiquetas a los píxeles de la imagen, indicando clases especiales a las que pertenecen los píxeles, entregando una imagen simbólica; en el proceso de Re segmentación, se permite que los conjuntos de píxeles que tienen etiquetas dadas, puedan agruparse en nuevos conjuntos en función de varios criterios (estos criterios son los presentados por diferentes autores para detectar fisuras); al final de todo este proceso se obtiene un reconocimiento o descripción de la imagen como se observa en la Figura 7-1 (Rosenfeld, 1988).

En este apartado se pueden observar métodos que utilizan alguna forma de tratamiento de imágenes, mediante binarización, procesos de percolación y desarrollo de algoritmos propios.

7.2.1. Procesamiento de imágenes para el uso de drones en la detección de fisuras por Paglinawan et al. (2019).

Paglinawan et al. (2019) nos presenta un análisis en el cual se contempla desde la toma de la imagen, el procesamiento de ésta, y cómo obtener el espesor de la fisura; en donde: una única fisura en un muro de hormigón es tomada como muestra y en el momento de la toma de la fotografía se obtiene la distancia de la fisura a la cámara; se realizaron 20 tomas de imágenes, 10 a diferentes distancias de la fisura y 10 a diferentes distancias de la zona no fisurada.

La forma en la que se realiza la detección de la fisura empieza con una escala de grises, seguido del umbral adaptativo que fue utilizado para extraer la región deseada, la inversión es el paso anterior al pre-proceso, el filtro de mediana se encarga de quitar el ruido de la imagen, la morfología de imagen elimina cualquier área pequeña que no entra como posible fisura, un contorno ajustado se encarga de encerrar la ubicación de la fisura en un rectángulo determinando la longitud en píxeles de la fisura, y un morfo esquelético nos entrega el ancho de la fisura extrayendo el número de píxeles (Paglinawan et al., 2019).

Los resultados presentados en el artículo indican que el tratamiento de imágenes presenta una clasificación errónea de un 10% y falsos positivos en un 20%, que comprenden sombras y fallas en la pintura en la superficie del muro examinado; en cuanto al espesor de la fisura indica que la distancia óptima para un resultado fiable es de 58 cm donde el error es menor al 10%, el espesor real de la fisura es de 1.778 mm, y se indica que si la fisura tuviera un mayor espesor el error disminuiría, siempre que se mantenga la distancia, pero al aumentar la distancia el error incrementa (Paglinawan et al., 2019).

7.2.2. Detección de fisuras basado en el algoritmo OTSU e imagen diferencial por Chen et al. (2019).

Chen et al. (2019) nos presenta una muestra de 3 imágenes que contienen fisuras con un fondo complejo y distintas condiciones de iluminación.

La metodología empleada consiste en que un filtro de suavizado Gaussiano se realiza en cada imagen, que entrega como resultado una imagen borrosa, mediante el procesamiento diferencial se suaviza el fondo obteniendo un fondo uniforme, eliminando así la influencia de la iluminación desigual y el ruido de fondo, posteriormente la imagen diferencial presenta una escala de grises, al seleccionar el valor umbral las fisuras no se logran distinguir claramente, donde se realiza la variación máxima en el método de Clústeres para la porción por debajo del valor gris promedio de la imagen diferencial; el resultado puede dividir efectivamente el fondo y las fisuras, seguido de la eliminación de ruido morfológica se puede extraer la imagen binaria de la fisura con características claras (Chen et al., 2019).

Como resultado, el algoritmo puede identificar automáticamente la imagen binaria de fisuras en la superficie del hormigón sin ajustar los parámetros, el método puede

identificar efectivamente imágenes de fisuras en diferentes superficies de concreto, (Chen et al., 2019).

7.2.3. Método con la pre - extracción mejorada y el segundo proceso de percolación por Qu et al. (2018).

Qu et al. (2018) para la comprobación del algoritmo desarrollado indica que utilizó dos set de datos, uno incluye 100 imágenes de hormigón en su ambiente natural, donde las fotografías fueron tomadas por el equipo de trabajo, y la segunda base de datos está compuesta por 118 imágenes, ésta fue propuesta por (Shi et al., 2016) el cual permite un análisis cuantitativo.

La metodología empleada indica que un algoritmo de percolación tradicional necesita percolar cada pixel en la imagen, Qu et al. (2018) evita eso utilizando una superposición de mallas, las cuales pueden clasificar los pixeles con una tonalidad oscura mayor, dándole un peso a cada pixel actualizando los valores en la matriz, donde extrae los pixeles más oscuros que pueden ser identificados como parte de la fisura, seguido de la eliminación del ruido de la imagen, percolar los pixeles que están marcados como pixeles oscuros, marcar todos los pixeles de fisuras y remover los pixeles procesados, procesar los pixeles no tratados con el algoritmo de percolación, y detectar posibles nuevos pixeles, caso contrario, remover el ruido de los resultados de la percolación (Qu et al., 2018).

Como resultado, el algoritmo propuesto denominado CrackHHP es mejor en la precisión y el tiempo computacional comparado con otros algoritmos, donde se puede detectar pequeñas fisuras y alcanza una precisión por sobre el 90% (Qu et al., 2018).

7.3. Métodos que usan Inteligencia Artificial y Tratamiento de Imágenes

Se puede observar los métodos que utilizan una combinación del tratamiento de imágenes combinado con el aprendizaje automático.

7.3.1. Uso de aprendizaje automático por Kim et al. (2019).

Kim et al. (2019) utiliza una muestra de 487 imágenes que contienen fisuras y otras que no presentan fisuras, las imágenes fueron tomadas de diferentes superficies de hormigón, con distancias variables y condiciones de iluminación distintas; para la identificación de fisuras en el hormigón armado desarrolla un método que consiste en 2 procesos principales:

- Generación de CCRs (*Crack Candidate Region*).

Kim et al. (2019) propone seleccionar los candidatos a fisuras de la superficie de las imágenes, los cuales pueden ser fisuras o algo que aparenta ser una fisura; estos candidatos son los componen los CCRs, que posteriormente pasan por el proceso de clasificación. Típicamente las fisuras son representadas por colores oscuros que pueden ser extraídos por métodos de binarización de imágenes, donde los pixeles son convertidos a cero (negro) o uno (blanco), basado en un umbral que utiliza propiedades estadísticas, como la

intensidad del pixel y parámetros definidos por el usuario, como son la sensibilidad y el tamaño de la ventana (Kim et al., 2019)

Para el método propuesto, se usa la binarización de Sauvola propuesta por Sauvola y Pietikäinen (2000), quienes afirman tener un alto rendimiento en imágenes con alto contraste y de muchas irregularidades (ruidosas) (Citado en Kim et al. 2019). La misma binarización hace posible amplificar la contribución de la desviación estándar en una forma adaptiva, aplicando un factor de normalización, entregando los objetos que pueden ser fisuras o no fisuras con el color negro, la mayoría de estos objetos aparecen claramente como no fisuras, gracias a que la textura de las superficies son ruidosas, las cuales son removidas gracias a sus patrones geométricos, como son la excentricidad y el número de pixeles por grupo, obteniendo así los candidatos para el proceso de clasificación de los objetos que pueden ser fisuras o no fisuras (Kim et al., 2019).

- Clasificaciones basadas en SURF y CNN.

Para la comprensión de las formas de clasificación se indica que SURF (*Speeded-Up Robust Features*) tiene un alto rendimiento y eficiencia computacional, SURF es diseñado para obtener características distintivas de imágenes digitales, y lo hace mediante 2 procedimientos: (1) Detección del punto de interés y (2) Descripción del punto de interés (Kim et al., 2019).

La clasificación por CNN (*Convolutional Neural Network*) es una red neural artificial alimentada de información, para su implementación se usa la arquitectura de AlexNet, la misma tiene una estructura de jerarquía, con cinco capas convolucionales y 3 capas conectadas; donde cada capa convolucional maneja una imagen de entrada que tiene diferentes núcleos y tamaños correspondientes; el resultado después de las capas convolucionales lo lleva a 3 capas completamente conectadas que identifica la clase de imagen (Kim et al., 2019).

Como resultado del método propuesto Kim et al. (2019) indica que la identificación mediante la generación CCRs logró extraer eficazmente los candidatos a clasificación; al igual que el método de clasificación basado en una red neural convolucional, CNN fue el mejor, obteniendo una precisión de un 94% con un entrenamiento previo, en cambio el método SURF llega a una precisión de 51%; pero ambos métodos de clasificación presentan resultados satisfactorios al momento de identificar correctamente una fisura (Kim et al., 2019).

7.3.2. Uso del algoritmo STRUM para la detección de fisuras por Prasanna et al. 2016).

Prasanna et al. (2016) utiliza un robot donde se tiene montadas cámaras que obtienen las imágenes de los puentes, este mismo robot puede realizar una gran variedad de ensayos no destructivos, como mediciones del eco de un impacto, también lleva un GPR (*Ground-Penetrating Radar*), el cual puede obtener imágenes de las capas inferiores utilizando radiación electromagnética, y para interés del autor toma de imágenes de alta resolución.

La forma de implementación consiste en el uso del clasificador STRUM, el cual es conformado por tres componentes: un detector de líneas robustas, la computación de distintas características en un espacio calibrado, y finalmente un clasificador de aprendizaje automático; para el aprendizaje automático las imágenes fueron categorizadas manualmente para poder obtener un entrenamiento robusto y obtener resultados favorables, pero el aporte principal que presenta (Prasanna et al., 2016) es que el vector de la apariencia de la fisura es computado como un vector de distintas características, calibrado en el espacio, donde se estudiaron aspectos como son: la intensidad, las bases de gradientes, y la escala en relación al espacio para obtener solo un vector y una óptima eficacia (Prasanna et al., 2016).

Como resultado se logra observar que el algoritmo STRUM muestra un porcentaje de precisión por sobre un 90%, para la detección de fisuras (Prasanna et al., 2016).

Tabla 7-1 Tabla resumen de los métodos estudiados para selección.

Autor	Muestra	Procedimiento	Resultados
(Kim et al. 2019)	487 imágenes de hormigón que contienen fisuras y no fisuras, imágenes tomadas bajo diferentes condiciones de iluminación, las no fisuras son sombras, manchas, fallas generadas por el moldaje.	Un procedimiento de binarización de Sauvola (convertir la imagen en blanco y negro, el color negro detalla la posible zona de interés) determina la zona de la imagen que presenta una irregularidad para luego ser clasificada.	El proceso logra determinar correctamente las irregularidades para ser evaluadas.
		El autor utiliza el método SURF que consiste en detectar el punto de interés y realizar una descripción de éste.	SURF presenta una precisión de 51%, en el que logra identificar correctamente la fisura, sin características específicas.
		Como segundo método utiliza una red neural convolucional previamente entrenada para identificar si el objeto de interés es una fisura o si no lo es.	El CNN tiene una precisión de 94% con un entrenamiento previo, que logra identificar correctamente la fisuras, sin características específicas.
(Dung y Anh 2019)	458 imágenes completas obtenidas de una base de datos, de los edificios del campus de la Universidad Técnica del Medio Oriente, las imágenes tienen diferentes acabados en la superficie y variación en las condiciones de iluminación. De la misma manera el método propuesto fue evaluado por un video de la apertura de una fisura.	El autor realiza el cálculo mediante 3 redes neurales convolucionales; todas las redes fueron previamente entrenadas: -VGG16 -InceptionV3 -ResNet Para luego realizar una segmentación de la fisura.	La clasificación de las diferentes redes neurales entrega los siguientes resultados en el entrenamiento: -VGG16 un 99.9% -InceptionV3 un 99.9% -ResNet un 97.5% Obteniendo las características de las fisuras de alta calidad.
(Hoshyar, Rashidi, et al. 2019)	Se realizó la rotura de elementos de hormigón, hormigón armado, placas de acero, material compuesto, y placa de aluminio.	Las imágenes obtenidas de los elementos son pre procesados, para luego pasar a una binarización (OTSU) o por un método de transformación del umbral o (<i>thesholding</i>), el cual mejora la imagen y detecta los contornos.	El método propuesto alcanza una precisión de 87.22% en identificar las fisuras en el hormigón.

(Paglinawan et al. 2019)	Se tomó un solo muro con una fisura visible, obteniendo 20 imágenes.	El proceso de tratamiento de imágenes consistió en colocar la imagen original en escala de gris, y realizar una binarización de la imagen, para que esta pueda ser limpiada de las imperfecciones, para finalmente poder determinar los píxeles de la fisura y determinar su ancho real. Para la medición del ancho de las fisuras se solicita las distancias de la toma de la fotografía, para determinar el factor de escalamiento.	El método propuesto presenta 10% de clasificación errónea de las fisuras, y un 20% de falsos positivos, las sombras y fallas en la pintura aportan a los falsos positivos. En la medición del espesor de la fisura indica que mientras más cerca la fotografía menor es el error.
(Silva y Lucena 2018)	851 imágenes de varios especímenes de hormigón luego de ser experimentados en el centro de hormigón en el instituto tecnológico Danés.	El método consiste en la adaptación de la red neural VGG16 mediante la transferencia de conocimiento para poder identificar fisuras en imágenes de hormigón.	El método presenta una precisión de 92.77% en el mejor caso.
(Chen et al. 2019)	3 imágenes de fisuras con distintas iluminaciones.	El método utiliza el filtro Gaussiano que hace la imagen más lisa, donde las fisuras se ven borrosas, pero el fondo se ve liso, con un proceso diferencial el fondo se ve uniforme, eliminando así problemas de iluminación, para luego quitar el ruido de la imagen, donde claramente se pueden observar las fisuras de la imagen.	El método solo indica que las fisuras son claras luego de un procesamiento de imágenes.
(Qu et al. 2018)	100 imágenes de hormigón tomadas por el propio equipo y 118 imágenes de una base de datos propuesta por Yong Shi et al.	El artículo propone un algoritmo crack HHP, que mejora la percolación, para la extracción de píxeles oscuros, obteniendo un mayor detalle en la detección de fisuras en las imágenes del hormigón.	El algoritmo propuesto alcanza una precisión por sobre el 90% de las muestras, presentando un menor tiempo de procesamiento computacional.
(Cha et al. 2017)	277 imágenes fueron utilizadas para el entrenamiento y 55 para la validación de los resultados.	Se propone una red neural convolucional con diferentes capas que logran aprender las características de las fisuras, sin requerir un proceso anterior de extracción de fisuras para su utilización.	En la etapa de entrenamiento se obtuvo un 98.22% de precisión, y en la etapa de prueba se obtiene un valor de precisión de 97.95%.

(Prasanna et al. 2016)	Para la toma de muestras de utilizó un robot en la superficie de un puente que puede realizar pruebas de penetración radar, mediciones de impacto y capturas de imagen de alta resolución.	El algoritmo propuesto por el autor consiste en 3 fases, las cuales son un detector de líneas, la computación de las características de las imágenes, y una clasificación mediante un método de machine learning.	Los resultados obtenidos por el autor indican que muestra un 90% de precisión al detectar fisuras.
-------------------------------	--	---	--

Fuente: Elaboración propia

Nota: La tabla muestra en su primera columna los autores de los diferentes artículos, la segunda columna nos presenta la muestra para probar el método propuesto, en su tercera columna se puede observar el procedimiento empleado y finalmente en la cuarta columna se tiene los resultados del método propuesto. Toda la tabla se enfoca en mostrar el resumen de los métodos estudiados para la selección de alguno de ellos.

8. IMPLEMENTACIÓN DEL MÉTODO DE DETECCIÓN DE FISURAS

En este capítulo, se evalúa la implementación de uso de los drones en la industria de la construcción, además se presenta la recomendación de los métodos seleccionados para su uso en la construcción actual.

8.1. Evaluación del Uso de Drones para la Inspección

Los espacios confinados y el trabajo en altura son los dos trabajos más peligrosos en la industria química, según el departamento del trabajo en Estados Unidos más de 160 fallecimientos ocurren en la entrada de espacios confinados, y 800 fatalidades son atribuidas a caídas; la compañía química DOW está utilizando drones para eliminar la necesidad de que los empleados entren a espacios confinados o espacios elevados para realizar inspecciones (Kas & Johnson, 2020).

Lo drones son utilizados para una gran cantidad de actividades como son: la fotografía, video, mapeo, seguridad y vigilancia, búsqueda y rescate, monitoreo en la construcción, investigación de accidentes, inspecciones estructurales, muestreo, ensayos no destructivos y otros (Kas & Johnson, 2020).

Como conclusión, el uso de drones en la compañía DOW generó ahorros de millones de dólares, eliminando más de mil entradas a espacios confinados, obteniendo un beneficio claro al reducir el riesgo al trabajador humano, aumentando la recolección de datos, y mejorando la productividad, pero el uso de los drones requiere varias áreas de experiencia, y su mal uso puede ocasionar problemas legales (Kas & Johnson, 2020).

Según Zaychenko, Smirnova, y Borremans (2018) el uso de los drones puede ser aplicado en cualquier industria que tenga que ver con objetos en extensión que requieran una supervisión y las ventajas que presentan los drones pueden ser:

- Reducción en el costo de supervisores.
- Inspección de sitios en construcción durante desastres.
- Reducción de costos en los recursos.
- Aumento de la colección de datos.

Pero los drones igual presentan aspectos negativos en la industria de la construcción, al respecto (Zaychenko et al., 2018) nos indica que son:

- Las tareas se ven obligadas a presentar un planeamiento previo.
- No existen dos lugares de construcción idénticos, que presenten las mismas dificultades.
- Se debe saber bien qué información se debe querer recolectar, para poder obtener el nivel de detalle requerido.
- El uso de drones debe estar regulado por distintas normativas.
- Su implementación requiere una curva de aprendizaje.

Estos resultados nos muestran que los drones tienen ventajas en seguridad, en el monitoreo de infraestructuras y generan ahorros, de la misma manera presentan ciertas limitaciones relacionadas a la capacitación del personal y con la implementación legal; por sus beneficios se puede considerar viable el uso de drones para la detección de fisuras, la cual debe ir acompañada de algún método de identificación para luego poder evaluar su implementación en conjunto.

Dentro de Chile el DAN 151 está encargado de regular las operaciones de aeronaves pilotadas a distancia (RPAS) en asuntos de interés público, que se efectúen sobre áreas pobladas, donde nos indica que los drones pueden apoyar a distintas actividades, una de ellas es la ejecución de actividades de apoyo en relación con desastres o emergencias provocadas por la naturaleza o por la acción del ser humano (Dirección General de Aeronáutica Civil, 2015), lo cual puede ser una consecuencia de una estructura en mal estado y sin mantenimiento constante.

Esta normativa tiene un campo de aplicación en toda zona que existan centros urbanos, asentamientos de personas con fines habitacionales o laborales, o en la que se desarrollen actividades que convoquen la aglomeración de personas al aire libre (Dirección General de Aeronáutica Civil, 2015); la misma normativa nos indica que los RPA o drones tienen que tener requerimientos técnicos los cuales son:

- Peso máximo de 9 kg con accesorio, pero sin el paracaídas de emergencia.
- Contar con instructivos técnicos de operación.
- Contar un N° de serie del fabricante, o sino grabar en el RPA el número de registro otorgado por el DGAC.
- Debe contar con un paracaídas de emergencia durante su operación.
- Debe tener la capacidad de ser controlado manualmente.

Según la Dirección General de Aeronáutica Civil (2015), el operador o piloto deberá obtener la siguiente documentación:

- Tarjeta de registro del RPA.
- Credencial del piloto a distancia que opera el dron o RPA registrado.
- Póliza de seguro exigida por la Junta Aeronáutica Civil (JAC) para asumir la responsabilidad por los daños que puedan causarse a terceros con motivos del vuelo.

Asimismo, el operador del dron o RPA deberá portar toda la documentación anteriormente mencionada, además de la autorización de operación otorgada por la DGAC; todo vuelo del dron deberá darse en condiciones meteorológicas de vuelo visual, y ser controlado manualmente en todas las etapas del vuelo, y el piloto debe mantener contacto visual directo con el dron (Dirección General de Aeronáutica Civil, 2015).

Dentro de las restricciones que nos presenta la normativa, nos indica que el tiempo de vuelo de un dron o RPA no podrá exceder el 80% de su capacidad y el vuelo no podrá durar más de 60 minutos (Dirección General de Aeronáutica Civil, 2015).

8.2. Método de Inspección Propuesto

Anteriormente se justificó el uso de drones para la obtención de imágenes y la normativa que rige su vuelo en espacios públicos; a continuación, se presentaran dos métodos seleccionados para la detección de fisuras en imágenes de hormigón armado y su estudio de implementación. El primer método para estudiar es el propuesto por Paglinawan et al. (2019) presentado en el punto 7.2.1, debido a que en su investigación se realizó la medición en campo de la fisura utilizando un dron para la captura de imágenes, y en su método se obtuvo el espesor y longitud de la misma fisura; a pesar de que su muestra no es tan grande como la de los diferentes autores ya que utiliza un único muro con una fisura y obtiene 20 imágenes de ésta para evaluar la efectividad de su algoritmo; el método fue seleccionado por la forma de implementación en campo.

El segundo método a estudiar es el propuesto por Dung y Anh (2019) presentado en el punto 7.1.1, ya que ellos estudiaron 3 redes neurales convolucionales, las mismas que fueron entrenadas con muestras de situaciones reales con diferentes condiciones de iluminación y lograron determinar con gran exactitud las fisuras en las imágenes.

A continuación, se presenta detalladamente ambos métodos, con la finalidad de obtener un método aplicable que fusione ambos métodos por sus ventajas, la inspección realizada en campo que en la actualidad no consta con gran cantidad de muestras y el método teórico por su alta confiabilidad.

8.2.1. Metodología de Paglinawan et al. (2019).

La metodología propuesta por el autor consiste en el tratamiento de imágenes, pero como se mencionó anteriormente, no logra obtener los mejores resultados al momento de detectar con certeza la fisura, pero muestra un gran avance en el sentido de la implementación en la industria. La metodología del tratamiento de imagen se resume en la siguiente figura:



Figura 8-1 Esquema de trabajo para la detección de fisuras mediante el proceso de imágenes con un dron. la imagen muestra el esquema de trabajo para la obtención de las características de las fisuras Copyright 2019 Paglinawan et al.

Uno de los grandes aportes del autor es la identificación de las características de la fisura, es decir que se determinó la longitud y el ancho, para esta finalidad el autor determinó un factor de escalamiento para transformar el ancho de los pixeles a un ancho en el sistema métrico, el cual se logró obtener al realizar 10 pruebas, generando la siguiente tabla:

Tabla 8-1 Valores obtenidos para calibración.

Ensayo	Ancho real de la fisura (mm)	Ancho de la fisura en pixeles	Distancia (cm)	Factor de escalamiento
	W_R	W_P	D	α
1	1.016	4.919	10.729	0.019251
2	1.016	4.714	10.988	0.019615
3	1.016	2.107	23.492	0.020526
4	1.016	1.978	26.001	0.019755
5	1.016	1.545	33.438	0.019666
6	1.016	1.406	36.377	0.019865
7	1.016	1.351	37.917	0.019834
8	1.016	1.224	40.235	0.020630
9	1.016	1.142	46.311	0.019211
10	1.016	0.897	57.556	0.019679
Factor de escalamiento promedio				0.019803
Desviación Estándar				0.000464

Nota: La tabla muestra los valores obtenidos por cada ensayo y su correspondiente factor de escalamiento Copyright 2019 Paglinawan et al.

Con el factor de escalamiento definido, Paglinawan et al. (2019) presenta las siguientes tablas como resultados de la medición de las características de la fisura:

Tabla 8-2 Resultados de la medición de los anchos de las fisuras por Paglinawan et al. (2019)

Fisura	Distancia (cm)	Ancho real (mm)	Ancho medido (mm)	Porcentaje de error (%)
Fisura 1	23.9458	1.2700	1.3011	2.4488
	40.0651	1.2700	1.3239	4.2441
	56.6139	1.2700	1.3674	7.6693
Fisura 2	27.9706	1.0160	1.0012	1.4567
	38.8288	1.0160	1.0842	6.7126
	61.3223	1.0160	1.1157	9.8130
Fisura 3	40.6609	1.2700	1.2376	2.5512
	48.6820	1.2700	1.3494	6.2520
	64.6159	1.2700	1.3721	8.0394
Fisura 4	31.3184	1.5240	1.4922	2.0866
	46.4284	1.5240	1.5925	4.4948
	59.2322	1.5240	1.6239	6.5551

	36.1416	1.2700	1.3399	5.5039
Fisura 5	52.5730	1.2700	1.3473	6.0866
	64.1527	1.2700	1.3733	8.1339
	18.2431	0.3810	0.3750	1.5748
Fisura 6	29.6121	0.3810	0.4009	5.2231
	49.8087	0.3810	0.4079	7.0604
	25.6238	0.3810	0.3950	3.6745
Fisura 7	41.2323	0.3810	0.4012	5.3018
	63.4213	0.3810	0.4171	9.4751
	20.8451	1.2700	1.2532	1.3228
Fisura 8	27.8084	1.2700	1.3421	5.6772
	50.7855	1.2700	1.3799	8.6535
	19.8481	0.7620	0.7462	2.0735
Fisura 9	30.2321	0.7620	0.7901	3.6877
	62.6531	0.7620	0.8312	9.0814
	49.9344	1.7780	1.7524	1.4398
Fisura 10	56.1946	1.7780	1.8490	3.9933
	64.3988	1.7780	1.9031	7.0360

Nota: La tabla presenta los resultados obtenidos de la medición del ancho de las fisuras a diferentes distancias Copyright 2019 Paglinawan et al.

De la Tabla 8-2 se puede observar que el porcentaje de error no supera el 10% pero aumenta a mayor distancia de la fisura (Paglinawan et al., 2019).

Tabla 8-3 Resultados de la medición de la longitud de las fisuras por Paglinawan et al. (2019)

Fisura	Longitud real (mm)	Longitud medida (mm)	Porcentaje de error (%)
	118.0000	114.9771	2.5618
Fisura 1	118.0000	110.9921	5.9389
	118.0000	108.3215	8.2021
	234.0000	231.8889	0.9022
Fisura 2	234.0000	229.0857	2.1001
	234.0000	217.4236	7.0839
	323.0000	315.3321	2.3740
Fisura 3	323.0000	309.3269	4.2332
	323.0000	303.2135	6.1259
	168.0000	157.1406	6.4639
Fisura 4	168.0000	154.2395	8.1908
	168.0000	151.7658	9.6632
	228.0000	219.3421	3.7973
Fisura 5	228.0000	216.3231	5.1214
	228.0000	209.2156	8.2388
Fisura 6	154.0000	149.3327	3.0307

	154.0000	145.7382	5.3648
	154.0000	140.4312	8.8109
	208.0000	200.4257	3.6415
Fisura 7	208.0000	195.8793	5.8273
	208.0000	190.6463	8.3431
	36.0000	35.2135	2.1847
Fisura 8	36.0000	33.8934	5.8517
	36.0000	32.6124	9.4100
	24.0000	23.1235	3.6521
Fisura 9	24.0000	22.9123	4.5321
	24.0000	21.9912	8.3700
	728.0000	719.2315	1.2045
Fisura 10	728.0000	702.9683	3.4384
	728.0000	691.0458	5.0761

Nota: la tabla 7-3 presenta los resultados obtenidos de la medición de la longitud de las fisuras a diferentes distancias, Copyright 2019 Paglinawan et al.

En la Tabla 8-3 se observa el mismo resultado en que el error no supera el 10%, el mismo aumenta a mayor distancia de la fisura, donde se observa que la resolución de la imagen es un factor importante ya que, a mayor detalle los resultados podrían ser más aproximados (Paglinawan et al., 2019).

Algo de gran importancia es la evaluación inmediata de la fisura, ya que en el estudio, el autor presenta la Tabla 8-4 de anchos máximos admisibles para ciertas condiciones de exposición del hormigón, y al realizar el análisis comparativo del ancho de la fisura medido en campo, se logra determinar si la fisura se encuentra incumpliendo la normativa y poniendo en riesgo la estructura (Paglinawan et al., 2019), la Tabla 8-4 muestra los anchos admisibles:

Tabla 8-4 Guía para anchos razonables de fisuras en hormigón armado bajo cargas de servicio

Condición de Exposición	Ancho de la fisura
Aire seco o membrana protectora	0.41 mm
Humedad, aire húmedo, tierra	0.30 mm
Deshielo, químico	0.18 mm
Agua de mar, mojado y secado	0.15 mm
Estructuras contenedoras de agua	0.10 mm

Nota: La tabla presenta los anchos máximos que entrega la ACI 224R-01 para la fisuración, indicando que se debe esperar que una parte de las fisuras sobrepasará el valor de la tabla, y con el tiempo una porción significativa de estas fisuras pueden sobrepasar los valores mencionados, Copyright 2001 ACI Committee 224

8.2.1.1. Equipamiento descrito.

El este apartado se podrá ver el equipamiento utilizado por Paglinawan et al., (2019) para la implementación de su método en campo, presentando una descripción de las características de los elementos y sus diferentes alcances.

El aspecto de implementación utilizado por el autor debe ser estudiado para el uso en la industria de la construcción, donde nos indica que se utilizó un Raspberry Pi 3, el cual se encargó de realizar el tratamiento de imágenes, en el que la fuente de poder es suministrada por una batería externa portable; al Raspberry Pi 3 se le conectó un sensor ultrasónico y una cámara pi, las mismas se encargaron de medir la distancia a la cámara y tomar la imagen respectivamente (Paglinawan et al., 2019).

El autor desarrolló un accesorio para adherir a cualquier dron, el cual se encarga de toda la actividad de detección de fisuras, algo que resulta muy conveniente en el caso que se disponga de diferentes drones.



Figura 8-2 Ejemplo de drones aéreos. Drones con el equipamiento externo e interno Copyright 2020 Kas y Johnson.

Para efecto de presentación se muestra los elementos que componen el accesorio, los elementos mostrados no son los exactos usados por el autor ya que no se especifica el modelo ni la generación de los elementos usados:

- Raspberry Pi 3 Modelo B



Figura 8-3 Imagen de un Raspberry Pi 3 Modelo B. Nos presenta la tarjeta utilizada por el autor para el procesamiento de imágenes Copyright 2020 Raspberry pi Foundation.

El Raspberry Pi 3 modelo B tiene las siguientes especificaciones: CPU 4 núcleos 1.2MHz Broadcom BCM2837 64bit, 1 GB de RAM, BCM43438 LAN inalámbrica y Bluetooth de baja energía (BLE) a bordo, 100 Base Ethernet, GPIO extendido de 40 pines, 4 puertos USB 2.0, salida estéreo de 4 polos y puerto de video compuesto, HDMI de tamaño completo, Puerto de cámara CSI para conectar una cámara Raspberry Pi, Puerto de pantalla DSI para conectar una pantalla táctil Raspberry Pi, Puerto Micro SD para cargar su sistema operativo y almacenar datos, fuente de alimentación micro USB conmutada actualizada hasta 2.5 (A) (Raspberry pi Foundation, 2020c).

- Cámara Modulo V2



Figura 8-4 Imagen de una cámara modulo V2. Presenta la forma de la cámara encargada de la captura de imágenes en el accesorio Copyright 2017 Raspberry pi Foundation.

La cámara módulo V2 presenta las siguientes especificaciones: el módulo de cámara v2 tiene un sensor Sony IMX219 de 8 megapíxeles, se puede utilizar para tomar videos de alta definición así como fotografías, es compatible con los modos de video 1080p30, 720p60 y VGA90 (Raspberry pi Foundation, 2017)

- Sensor Ultrasónico de Distancia - HC-SR04



Figura 8-5 Imagen de un sensor ultrasónico de distancia HC-SR04. Nos presenta la forma de un sensor ultrasónico de distancia Copyright 2020 sparkfun.

El sensor ultrasónico de distancia HC-SR04 proporciona una funcionalidad de medición sin contacto de 2 cm a 400 cm con una precisión de rango que puede alcanzar hasta 3 mm, solo hay cuatro pines en el HC-SR04: VCC (alimentación), activación, eco (recepción) y GND (conexión a tierra) (sparkfun, 2020).

A todos los elementos mencionados falta agregar una fuente de poder y un estuche para su correcto montaje en el dron, ambos pueden ser obtenidos de diferentes vendedores, y en el caso del estuche, él mismo podría ser impreso en una impresora 3D según se adapte al dron a emplear.

8.2.2. Metodología propuesta por Dung y Anh (2019).

La metodología de Dung y Anh (2019) será evaluada a mayor detalle debido a que los resultados obtenidos por su método alcanzan valores de gran precisión al determinar las fisuras en las imágenes, de igual manera su muestra alcanza un gran número de imágenes, las que presentan distintas condiciones de iluminación, exposición , etc.

Dung y Anh (2019) presentan un codificador – decodificador FCN (red neural completamente convolucional), el cual fue entrenado de extremo a extremo para segmentar una imagen en pixeles que pertenezcan a una fisura y a una no fisura para su detección y evaluación; donde el primer paso fue evaluar la capacidad de diferentes redes neurales convolucionales (CNN) para la tarea de clasificación de imágenes de hormigón, la misma que fue pre entrenada; el autor presenta tres distintas redes neurales convolucionales, VGG16 (Figura 8-6), ResNet y Inception V3, además indica que muchas investigaciones entrenan a las CNN desde cero, pero la transferencia de aprendizaje mejora la eficiencia del entrenamiento y precisión al momento de clasificar las fisuras (Dung & Anh, 2019). Lo que nos lleva a entender que la red neural convolucional trabaja bajo un aprendizaje supervisado, donde el autor le entrega las imágenes ya clasificadas para validar el proceso de entrenamiento.

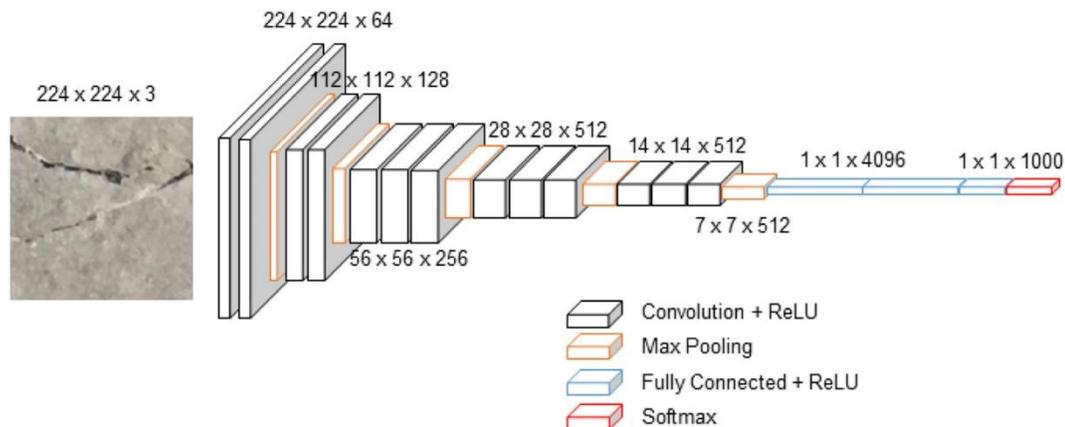


Figura 8-6 Arquitectura original de la red VGG16 para la clasificación de imágenes. Presenta la arquitectura original de la red neural convolucional VGG16, el cual es la base de la detección de fisuras y actúa como codificador del método Copyright 2019 Dung y Anh.

Dung y Anh (2019) indican que, para la transferencia de aprendizaje, primero se carga un modelo previamente entrenado; solo se inicia la parte convolucional del modelo hasta las capas completamente conectadas excluyendo las capas completamente conectadas superiores; antes de ejecutar el modelo en los datos de entrenamiento y validación, se tiene que guardar el resultado de la última capa completamente conectada (FC, por sus siglas en inglés), es decir, las características de salida. Luego, se entrena una capa FC personalizada sobre estas características de salida. El resultado de la última capa convolucional se aplanará y se conecta a ocho unidades activadas por ReLU de la capa FC. La capa de salida consta de una sola unidad con activación sigmoidea, que se usa con frecuencia para una red de clasificación binaria, porque la función sigmoidea produce principalmente un valor cercano a 0 o 1, indicando fisura o no fisura, respectivamente. El modelo se compila utilizando la pérdida binaria de entropía cruzada. El método RSMprop se usa como optimizador. La capacitación de los clasificadores de fisuras se realiza utilizando el marco de Keras con el TensorFlow de apoyo (Dung & Anh, 2019).

El modelo FCN contiene un codificador y un decodificador Figura 8-7. La tarea del codificador es procesar una imagen de entrada y extraer las características necesarias para la segmentación semántica. El codificador en la Figura 8-6 incluye todas las capas convolucionales y de agrupación, pero descarta las capas FC y softmax de VGG16. Los pesos de VGG16 pre-entrenados fueron los usados en el conjunto de datos ImageNet (es un proyecto de investigación para desarrollar una gran base de datos de imágenes con anotaciones) que se utilizan para la inicialización. El decodificador utiliza capas de deconvolución y muestreo ascendente para reconstruir la imagen segmentada correspondiente. Dadas las características creadas por el codificador, se emplea una capa convolucional 1×1 para crear una segmentación de baja resolución. Luego, la salida es muestreada por las capas de-convolucionales para extraer características de alta resolución. Cada capa de-convolucional del decodificador está emparejada con una capa convolucional correspondiente en el codificador. Las capas de muestreo superior utilizan

el índice de agrupación máxima de su capa correspondiente en el codificador para construir el mapa de características expandido. Este proceso crea un mapa de características más grande a partir de la salida de la capa anterior. La última capa es una capa softmax utilizada para clasificar cada píxel en clases fisura o no fisura (Dung & Anh, 2019).

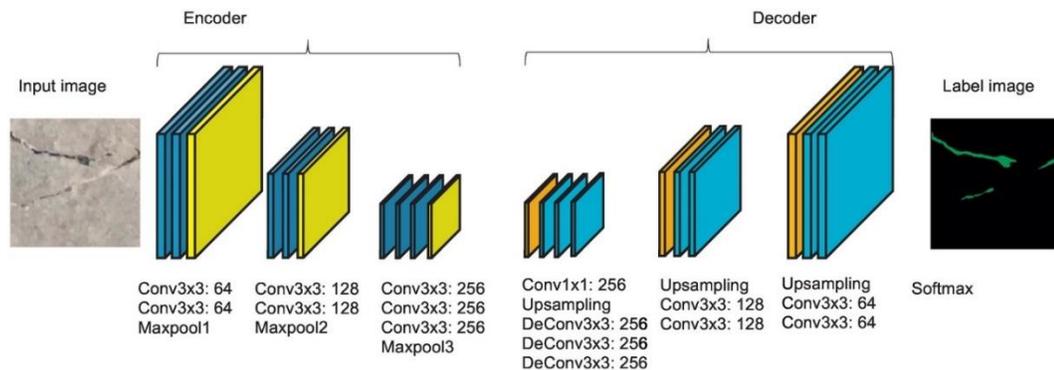
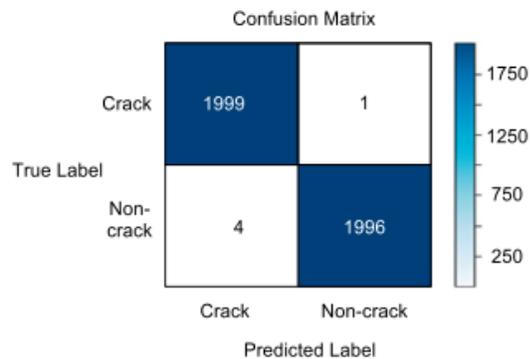


Figura 8-7 Arquitectura de la red para la segmentación semántica. Nos presenta la arquitectura del codificador y decodificador propuesta por el autor para la detección de fisuras en imágenes Copyright 2019 Dung y Anh.

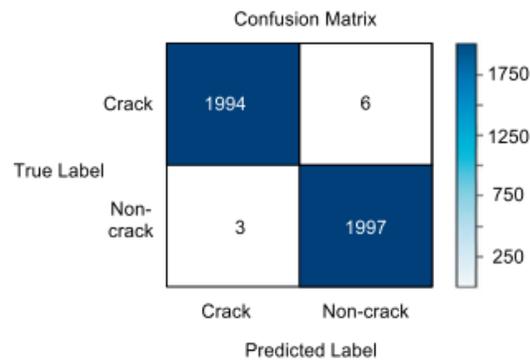
Como se mencionó anteriormente, la muestra utilizada para la clasificación y segmentación corresponde a un set de datos abierta, de distintos edificios del campus de la universidad Técnica del Medio Oriente, generando 40,000 imágenes de (227 x 227) pixeles de las 458 imágenes completas de (4032 x 3024) pixeles, la mismas que fueron divididas en las categorías de fisura y no fisura; las imágenes completas tienen un acabado superficial alto y variación en las condiciones de iluminación (Dung & Anh, 2019).

Los resultados fueron entrenados para 50 pasadas con un tamaño de 16; durante el entrenamiento, los clasificadores VGG16 e Inception V3 logran alcanzar 0.999 de precisión, en cambio ResNet alcanza una precisión de 0.975 (Dung & Anh, 2019).

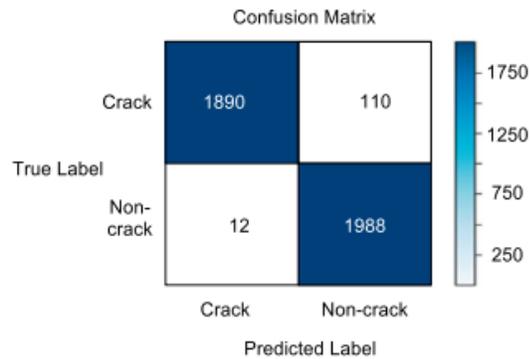
Durante la etapa de testeo, los clasificadores VGG16 e Inception V3 alcanzan valores casi perfectos de clasificación, de 4000 imágenes, VGG16 presentó 1 falso positivo y 4 falsos negativos, Inception V3 presentó 6 falsos positivos y 3 falsos negativos; pero ResNet alcanza a tener 110 falsos positivos y 12 falsos negativos; en el proceso de segmentación el algoritmo presenta un promedio de 90% de precisión media; y en el entrenamiento, validación y testeo, obtiene información de la dirección y densidad de la fisura de manera correcta (Dung & Anh, 2019). De la misma manera se puede observar en la Figura 8-8 las matrices de confusión de cada red neural, resaltando de las mismas que



(a) VGG16



(b) InceptionV3



(c) ResNet

Figura 8-8 Matrices de confusión de las diferentes redes neurales. Nos muestra los valores de falso positivo, falso negativo, verdadero positivo y verdadero negativo para cada una de las 3 redes neurales que se observaron en el artículo Copyright 2019 Dung y Anh.

En base a lo investigado se sugiere la implementación de la red neural desarrollada por Dung y Anh (2019) ya entrenada, la misma que deberá ser cargada en el accesorio propuesto por Paglinawan et al. (2019) para su implementación en campo. Paglinawan genera un accesorio de bajo costo para la implementación de detección de fisuras en diferentes drones y, la red neural de Dung y Anh tiene muy buenos resultados al momento

de evaluar imágenes de hormigón armado. Entonces, lo ideal es su integración en un método que sea capaz de evaluar imágenes de hormigón armado con alta calidad y a un costo bajo.

Con intención de demostrar la eficacia del método propuesto en este apartado, se realizará una comparación del procedimiento actual de detección de fisuras y el procedimiento propuesto.

9. PROCEDIMIENTO ACTUAL DE DETECCIÓN DE FISURAS VERSUS PROCEDIMIENTO PROPUESTO

Este capítulo expondrá la forma en la que se lleva a cabo la inspección de fisuras en campo según normativa, para detectar la severidad de éstas, al igual que se expondrán las experiencias de expertos en el tema de levantamiento y evaluación de fisuras en estructuras. Finalmente se realizará la comparación entre el método indicado y el método propuesto en el capítulo 8.

9.1. Método Actual

Para la evaluación del método actual se toma como referencia la ACI 224, la cual está encargada de la evaluación, control y reparación de fisuras.

9.1.1. Normativa según ACI 224.1R-07.

La ACI 224.1R-07 “Causas, evaluación, y reparación de fisuras en estructuras de hormigón” nos presenta las causas de la fisuración en estructuras de hormigón, el proceso de evaluación de las fisuras y los métodos clave para la reparación, además de una guía para la correcta aplicación de los métodos (ACI Committee 224, 2007).

Para efecto de la AIG nos enfocaremos en el aspecto de la evaluación de la fisuración, mismo que corresponde al capítulo dos de la ACI 224.1R-07, en donde nos indica que la condición de las fisuras pueden ser determinadas por mediciones directas e indirectas, ensayos no destructivos, y ensayos destructivos como la obtención de testigos de la estructura de hormigón (ACI Committee 224, 2007).

Las fisuras deben ser demarcadas en un dibujo del elemento de hormigón (o fotografías del mismo), y la delimitación de las fisuras se debe realizar con líneas en la estructura, lo que es de gran ayuda para identificar su correcta posición; para la medición se puede utilizar un comparador de fisuras, Figura 9-1, el cual es un lente que tiene una precisión aproximada de 0.025 mm; pero para el uso en campo en general es mucho más conveniente usar una plantilla transparente con espesores delimitados, Figura 9-2; se debe indicar todo tipo de cambio en la superficie del elemento, de igual manera observaciones como descascarado, armadura expuesta, deterioración de la superficie, etc., deben ser registradas (ACI Committee 224, 2007).



Figura 9-1 Comparador de fisuras. Comparador de fisuras para medir anchos de fisura en sitio Copyright 2007 ACI Committee 224.

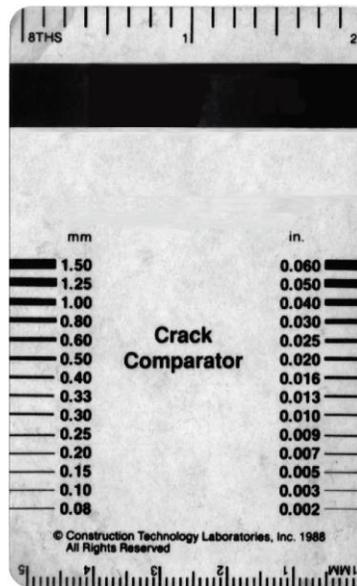


Figura 9-2 Tarjeta para la medición de ancho de fisuras. Tarjeta transparente utilizada para determinar el ancho de fisuras en campo Copyright 2007 ACI Committee 224.

Para la medición del movimiento de la fisura, la ACI 224.1R-07 nos presenta los medidores mecánicos de movimiento, un primero que nos da la medición directa de la rotación y movimiento de la fisura, Figura 9-3(a), y un segundo medidor que amplifica el movimiento de la fisura e indica el máximo rango de movimiento durante el periodo de medición, Figura 9-3(b), éstos métodos de medición presentan una ventaja ya que no requieren protección contra la humedad (ACI Committee 224, 2007).

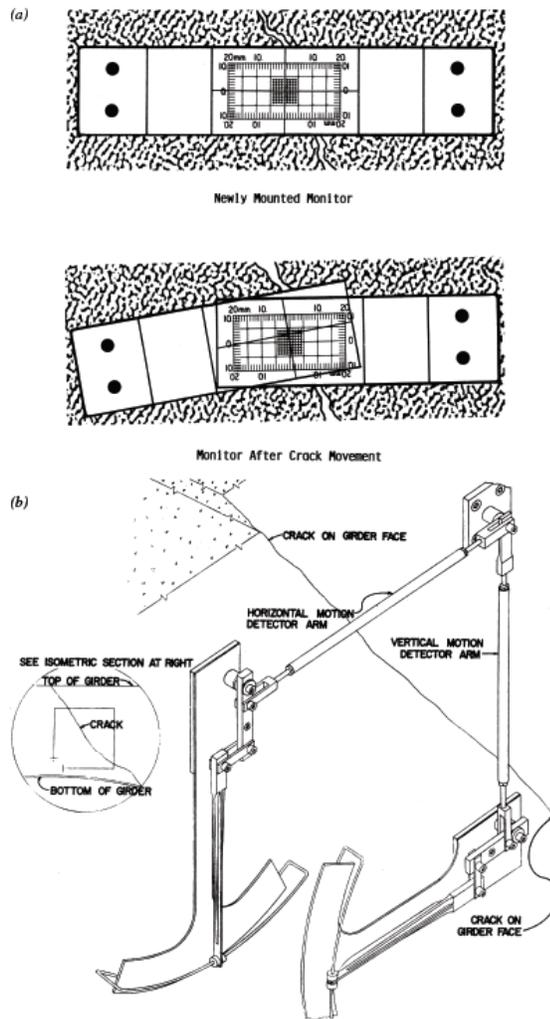


Figura 9-3 Medidores de movimiento mecánico de fisuras. (a) presenta un monitor de fisura y (b) un indicador de movimiento de fisuras Copyright 2007 ACI Committee 224.

En los ensayos no destructivos la ACI 224.1R-07 nos indica que se puede determinar fisuración interna, vacíos, y profundidad de penetración de fisuras visibles; al golpear la superficie con un martillo (es una técnica sencilla para identificar la fisuración laminar cerca de la superficie), un sonido hueco puede evidenciar una o varias fisuras por debajo de la superficie del elemento; existen equipos de medición infrarroja que pueden ubicar zonas donde el hormigón pudo haberse delaminado. Si se sospecha que la corrosión es la causa de la fisuración, ésta puede ser detectada por mediciones eléctricas, usando una media celda de referencia, pero ésta técnica es sensible a la humedad; otro método es el georradar, que utiliza ondas electromagnéticas para medir discontinuidades, radiografías de rayos X o gamma, pueden ser utilizadas para detectar fisuras paralelas a la superficie (ACI Committee 224, 2007).

9.1.2. Proceso de un trabajo de inspección de daños.

De acuerdo con las entrevistas realizadas a dos profesionales que se desarrollan en el campo de evaluación de daños a estructuras, se realizó un mapa describiendo los principales procesos al momento de realizar una inspección en terreno.

El mapa se encuentra dividido en dos figuras, la Figura 9-4 que nos muestra el proceso de recopilación de información, la misma que puede ser acompañada con la visita en campo del proyecto a ser analizado, y la Figura 9-5 que nos muestra el trabajo en campo que se debe realizar una vez que el especialista es llamado para evaluar el daño, que tiene como principal sintomatología la fisuración de sus elementos.

Se puede decir que el proceso está compuesto por dos etapas, una primera en la que se inicia el trabajo, finalizando con la elaboración de la estrategia de inspección, donde lo más importante es obtener antecedentes del proyecto en general, mediante la recopilación de información de diferentes fuentes como son los planos estructurales; en los casos que las edificaciones sean muy antiguas se debe buscar información en las municipalidades, si se tiene acceso a los empleados, se realizan entrevistas para la búsqueda de particularidades al momento de la ejecución del proyecto, en especial las condiciones que afectaron al elemento en cuestión. Y una segunda etapa que consiste en el trabajo en campo, específicamente nos enfocamos en la fisuración como sintomatología ya que ese es el alcance de la presente AIG, cabe mencionar que en estas inspecciones se observa cualquier otra sintomatología que afecta al elemento dañado (corrosión, eflorescencias, etc.), para lo cual se muestra que lo más importante consiste en realizar una correcta identificación de las fisuras, determinando sus características principales para luego evaluar la integridad del elemento y cómo las fisuras pueden afectar el comportamiento estructural funcional o de durabilidad.

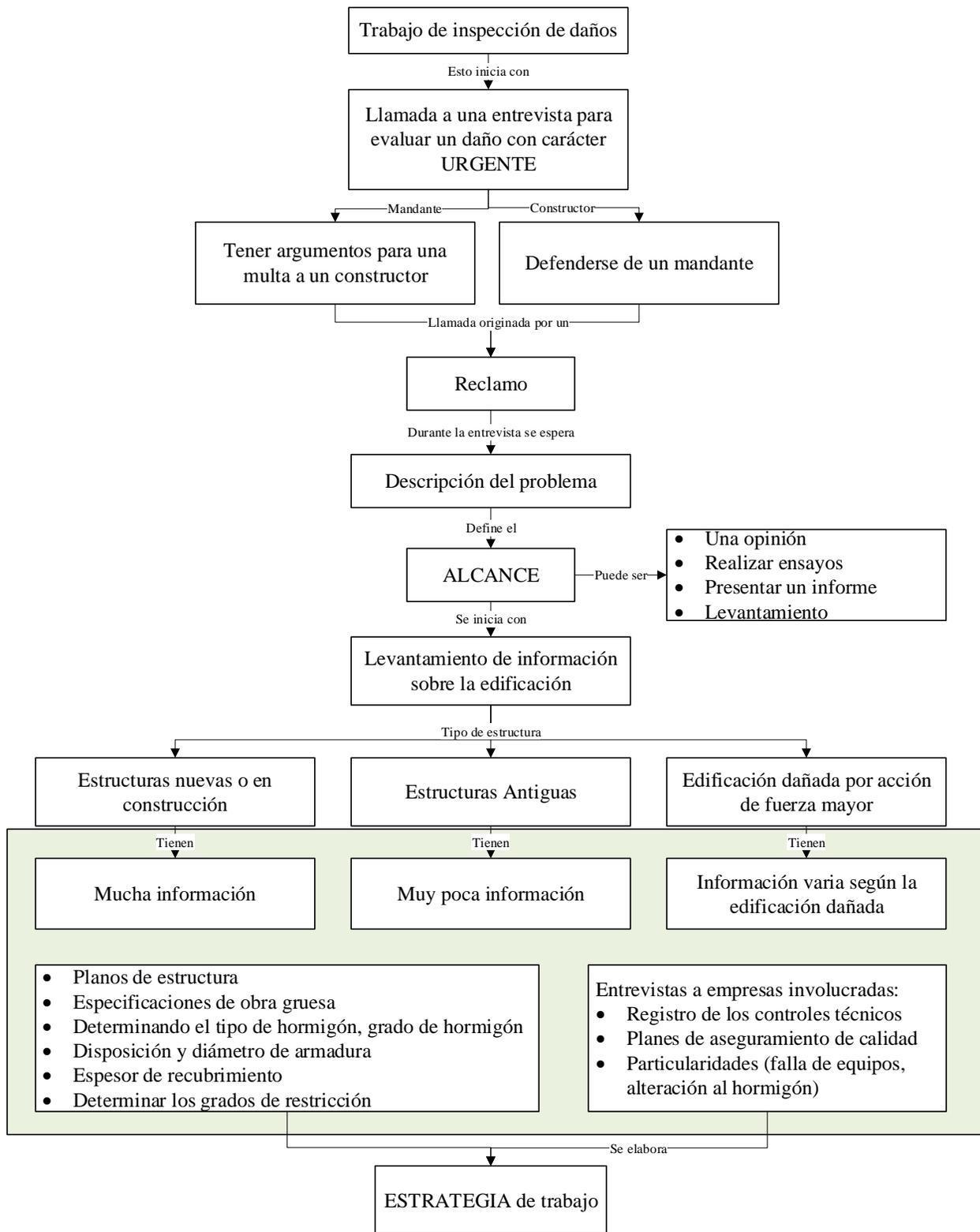


Figura 9-4 Mapa de flujo del trabajo de inspección etapa de levantamiento de información. Presenta al flujo de un trabajo de inspección, en donde la zona verde indica la información a levantar.

Fuente: Elaboración propia en conjunto con (Navarrete & Reyes, comunicación por videoconferencia, 2020)

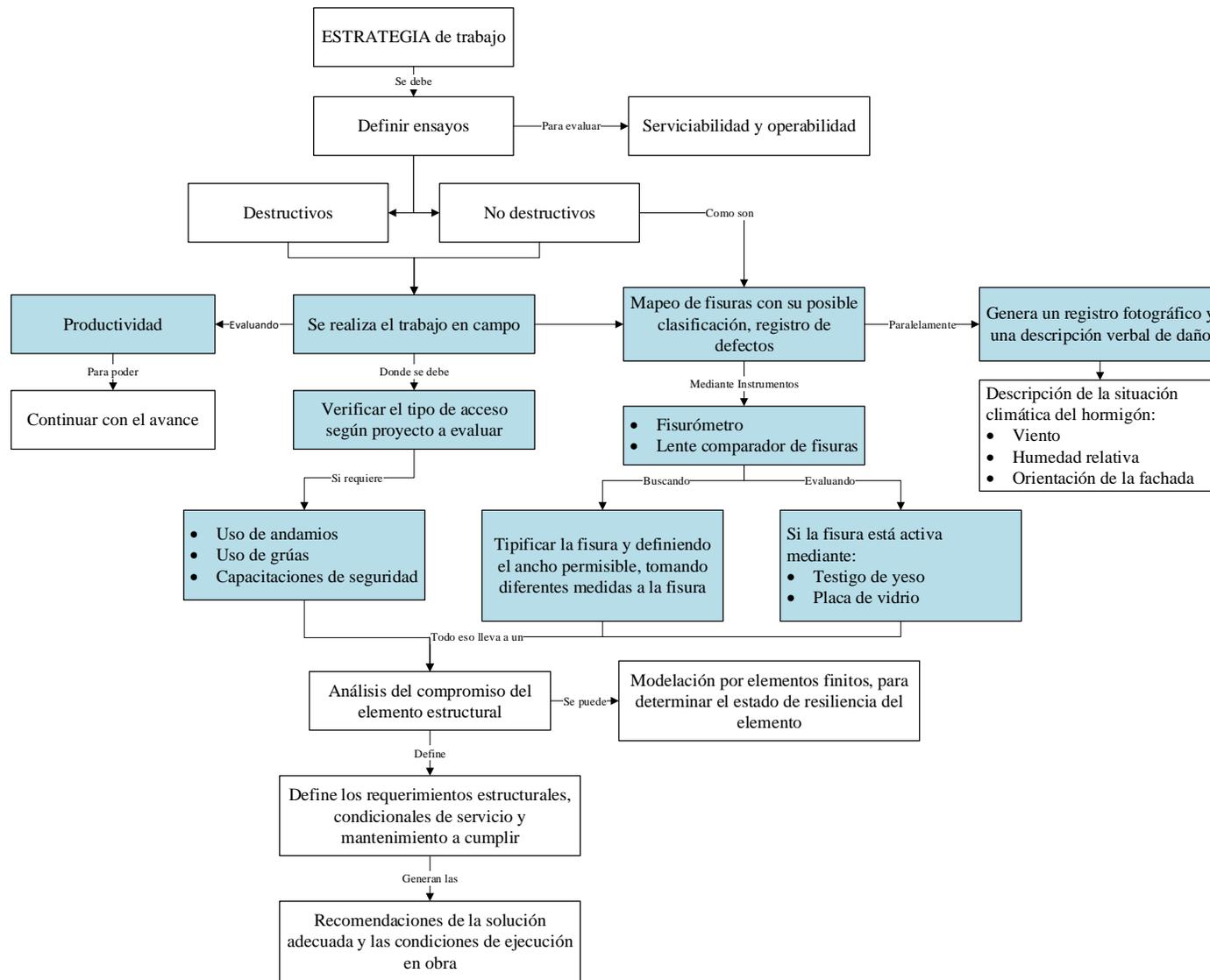


Figura 9-5 Mapa de flujo del trabajo en campo para la sintomatología de fisuración. Nos muestra el trabajo en campo que se realiza una vez que se tiene la estrategia a seguir, los cuadros azules nos muestran los procesos afectados por la nueva metodología

Fuente: Elaboración propia en conjunto con (Navarrete & Reyes, comunicación por videoconferencia, 2020)

9.1.3. Particularidades de los proyectos de inspección de daños.

Los expertos en el desarrollo de las entrevistas nos presentaron algunas particularidades del trabajo, resaltando principalmente el aspecto de accesibilidad y seguridad de la inspección y de la productividad, ya que muchas veces se debe dar una solución rápida para luego continuar con el proyecto.

En la accesibilidad, se menciona si el inspector tendrá que ocupar andamios para llegar a la zona de interés (Reyes, comunicación por videoconferencia, 2020), en obras como la excavación de túneles para metro, las empresas tienen muchos equipos que facilitan el traslado del inspector a la zona dañada con altos estándares de seguridad, ya que tienen maquinaria de izaje (Navarrete, comunicación por videoconferencia, 2020). En estanques de hormigón generalmente tienen accesos muy pequeños por donde no hay espacio para que entre una persona, y hay casos donde el líquido es un riesgo para la persona (Navarrete, comunicación por videoconferencia, 2020).

En la seguridad se presentaron casos en que edificios deben ser evacuados por riesgo de colapso, en su gran mayoría luego de un movimiento sísmico, y se debieron acordonar, pero el acceso a la edificación era solo por las escaleras, lo cual pone en riesgo la vida del inspector (Navarrete, comunicación por videoconferencia 2020).

Con relación a la productividad, la inspección va íntimamente relacionada con el alcance del proyecto y los recursos que proporciona el cliente ya que, cuando se proporciona una planificación y un presupuesto se toma en cuenta el tema del acceso y qué herramientas son indispensables para una correcta evaluación de los daños, definiendo quién será el proveedor de las herramientas (Navarrete & Reyes, comunicación por videoconferencia, 2020).

Se mencionan particularidades de la medición en campo debido a que las fisuras presentan diferentes anchos, por lo que se deben tener diferentes medidas para poder realizar una correcta evaluación; en situaciones donde la profundidad de la fisura es un aspecto importante que considerar y esta no pueda ser determinada por una inspección visual, se recurre a la extracción de micro testigos, mayormente utilizados en elementos en contacto con el terreno (Navarrete, comunicación por videoconferencia, 2020). En casos relacionados a la evaluación de fisuras vivas, donde se quiere ver el comportamiento del elemento una vez que se retiró la carga, se puede realizar la medición con un pie de metro electrónico para determinar si la fisura está abriéndose en el tiempo o si ésta se cierra (Navarrete & Reyes, Comunicación por videoconferencia, 2020). Un aspecto que resaltar es que, la medición de las fisuras siempre es realizada por una persona, la cual presenta un cierto grado de error al momento de determinar los anchos de la fisura (Navarrete & Reyes, Comunicación videoconferencia, 2020).

En cuanto a la evaluación siempre se determina una causa probable a la falla, ya que determinar la causa exacta depende de muchos factores, los cuales pueden ser datos que no son accesibles porque se perdieron en el tiempo o no se tiene acceso a la información (Navarrete, comunicación por videoconferencia, 2020).

9.2. Comparación de los Métodos

Del método tradicional anteriormente mencionado se realiza una comparación con el método propuesto en el capítulo 8, nos enfocaremos en los recuadros sombreados de la Figura 9-5 de color celeste, los cuales son directamente afectados por la implementación de inteligencia artificial y drones al momento de la inspección de daños estructurales:

9.2.1. Mapeo de las fisuras.

El nuevo método permitiría realizar un mapeo automático de las fisuras en un elemento dado gracias a (Dung & Anh, 2019), quienes proponen una segmentación como se muestra en la siguiente figura:

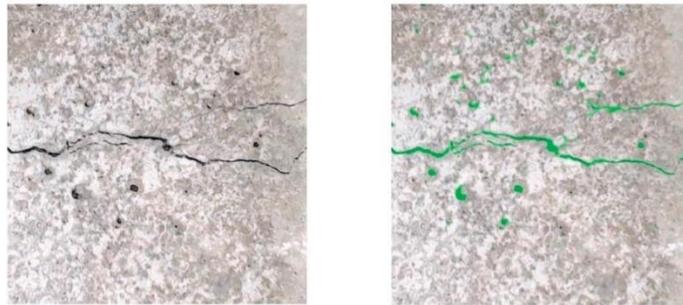


Figura 9-6 Segmentación de una fisura. Muestra en la primera figura la fotografía de la fisura original y la segunda muestra el proceso de segmentación de la fisura Copyright 2019 Dung y Anh.

Como se puede observar el mapeo de la fisura con el uso de redes neurales convolucionales, presenta un buen resultado al momento de determinar la ubicación de las fisuras.

9.2.2. Catastro fotográfico y descripción de ubicación.

Debido a que el método está basado en la recopilación de imágenes para su correspondiente tratamiento y detección de fisuras se tendrá un extenso registro fotográfico, claramente, para efectos legales se deberá incorporar la fecha de captura en las fotografías, lo cual se puede realizar con diferentes programas o con la presencia de un notario al momento de la captura de fotografías.

Con relación a la descripción de la ubicación del elemento (ubicación en los planos y niveles), la cual se realiza de manera verbal o escrita, el método propuesto no contempla un sistema de ubicación, por lo que la descripción de la ubicación del elemento deberá ser realizada como ya se viene haciendo, es decir, de manera verbal o escrita.

9.2.3. Instrumentación para la medición.

De acuerdo a la ACI 224, el cual nos presenta cuatro diferentes instrumentos en las figuras 8-1, 8-2, 8-3, para la medición de fisuras en campo; el fisurómetro de lente y de planilla pueden ser reemplazados directamente por el método propuesto, gracias al cálculo de píxeles a milímetros, propuesto por Paglinawan et al. (2019), en conjunto con la

segmentación de Dung & Anh (2019), se podrá determinar el espesor, tomando en cuenta la distancia de la cual fue tomada la fotografía. El nivel de precisión de la segmentación se puede apreciar en la siguiente figura:



Figura 9-7 Precisión de la segmentación por Dung y Anh 2019. Muestra como la segmentación logra cubrir el ancho de la fisura en su totalidad con gran precisión Copyright 2019 Dung y Anh.

Para la detección de las fisuras vivas, el método podría ser aplicado si se tomara fotografías en el tiempo y realizando una comparación, dado que en el alcance de la presente AIG no evalúa el levantamiento periódico de información se podría decir que los elementos de la Figura 9-3 no pueden ser reemplazados por el método propuesto.

9.2.4. Clasificación de las fisuras.

El método propuesto por Paglinawan et al. (2019) logra determinar dos características importantes, las cuales son la longitud y el ancho de la fisura, aspectos que son muy importantes para una correcta evaluación del elemento en cuestión; en el método actual esto se realiza mediante una medición en campo, la cual está sujeta a error humano y dificultades de acceso, así el método propuesto presenta una ventaja en su implementación.

Paglinawan et al., (2019) realizó un gran avance al comparar el ancho de las fisuras medidas en campo con el ancho máximo permisible por la ACI 224, obteniendo de manera inmediata una evaluación de las fisuras, indicando si las mismas deberán ser reparadas para cumplir con la normativa, dando así mayor seguridad al usuario.

9.2.5. Accesibilidad a la zona de interés.

Como se mencionó en el apartado 9.1.3, durante la ejecución de los trabajos de inspección se presentan una gran cantidad de problemas de accesibilidad a la zona de interés como son: fallas importantes en las estructuras que ponen en riesgo la vida del personal o requieren un trabajo de montaje de andamios, uso de maquinaria de izaje para un transporte seguro del personal y capacitaciones de seguridad. Existe una discrepancia en el alcance del proyecto, se debe especificar muy bien quien será el responsable del acceso a la zona de interés. El método propuesto utiliza drones para la toma de imágenes, en cuanto el problema presente como sintomatología la fisuración, el método reemplazaría el uso de la maquinaria; como se menciona en el apartado 8.1, el uso de drones tiene como

ventaja la operación a distancia, el operador e inspector no correrían riesgo personal y dependiendo del tamaño del dron, el problema de acceso a lugares estrechos es eliminado.

9.2.6. Productividad en la inspección.

El método propuesto en comparación con el actual, presenta una ventaja en la productividad, ya que mucho del tiempo se ocupa en las obras para la accesibilidad y en las mediciones de fisuras en campo por el personal de inspección; al tener operadores capacitados en el vuelo de drones y captura de fotos, se presenta una oportunidad de ahorro de tiempo, y obtención de mediciones de gran precisión, facilitando así el trabajo de evaluación por el inspector y eliminando el error humano.

9.2.7. Evaluación en campo.

El trabajo en campo se ve directamente intervenido por el nuevo método ya que, la inspección de las fisuras consiste en el vuelo de drones y captura de imágenes; dependiendo de la situación, el trabajo de campo se podría realizar de manera remota, actualmente el inspector tiene que estar ubicado en la obra, inspeccionando el elemento de interés, pero con el nuevo método se puede considerar la opción de un trabajo a distancia para la evaluación de fisuras. Con todos los beneficios mencionados en este apartado, se procederá a la elaboración de los requerimientos mínimos para una sugerencia de implementación del método propuesto.

10.REQUERIMIENTOS MÍNIMOS

En este capítulo se muestran los requerimientos mínimos para la etapa de entrenamiento de las redes neurales que fueron utilizados por diferentes autores, al igual que el equipamiento para la creación del accesorio del dron.

10.1. Entrenamiento de Redes Neurales.

Dung y Anh (2019) indican que para el proceso de entrenamiento, validación y testeo se utilizó la tarjeta gráfica Nvidia GeForce GTX 1070.

Silva y Lucena (2018) en la etapa de entrenamiento ocupó la computación en la nube de Google, a través de una máquina virtual, la cual tiene 8 procesadores Intel Broadwell, 30 GB de memoria RAM y una tarjeta gráfica Tesla K80.

Cha et al. (2017) en la generación de datos y parámetros de su red neural utilizaron un procesador Intel Xeon E5-2650 v3, 64 GB de memoria RAM y dos tarjetas gráficas Nvidia GeForce Titan X.

Kim et al. (2019) utilizó un procesador Intel Core i7-7700, 16 GB de memoria RAM, y una tarjeta gráfica Nvidia GeForce GTX 1080.

Cha et al. (2018) para toda su experimentación utilizaron un procesador Intel Core i7-6700k 32 GB de memoria RAM y una tarjeta gráfica Nvidia GeForce GTX 1080.

Se puede observar que los diferentes autores utilizan una gran variedad de recursos para las diferentes etapas del entrenamiento de redes neurales, de lo que se puede inferir un listado de las partes más antiguas y con menor capacidad, que son capaces de entrenar una red neural, estas partes son:

- Procesador: Intel Core i7-6700k.
- Memoria: 16 GB de memoria RAM.
- Tarjeta gráfica: Nvidia GeForce GTX 1070.

Las cuales serían los requerimientos mínimos, cabe resaltar que esta lista solo se basa en los autores anteriormente citados, y que cada red neural pone una carga diferente en el computador, ya que algunos autores utilizan hardware de gran capacidad, como el uso de computación en la nube de Google.

10.2. Instrumentación para el Campo

Dado que el sistema propuesto por Paglinawan et al. (2019) transmite información mediante wifi, se asume que una conexión estable a internet es algo imperativo, de igual manera la instrumentación para la medición en campo se explica en el apartado 8.2.1, donde se presenta un resumen de éste en la siguiente lista:

- Dron que cumpla con los requerimientos de la DAN 151.
- Raspberry Pi 3 Modelo B
- Cámara Módulo V2

- Sensor Ultrasónico de Distancia - HC-SR04
- Fuente de poder para el funcionamiento del Raspberry Pi
- Estuche que contenga los anteriores componentes (excluyendo el dron).
- Computador portátil capaz de recibir la información enviada por el accesorio.

Los instrumentos anteriormente mencionados son los utilizados por Paglinawan et al., (2019), para su implementación puede ser posible que el mercado ofrezca reemplazos actualizados a la fecha, y es posible que otra instrumentación pueda realizar la misma tarea.

11.RECOMENDACIONES

El presente capítulo presenta las recomendaciones de la AIG para la implementación de la metodología propuesta, al igual que las limitaciones que se pudieron observar.

11.1. Mejoras en el Entrenamiento

Dado que el método depende del avance tecnológico, siempre se podrá encontrar mejoras a la implementación; con respecto al hardware necesario para el entrenamiento, validación y testeo de las redes neurales convolucionales, el mercado actual tiene equipamiento que podría presentar mejoras en el tiempo de entrenamiento de la red neural siendo capaz de procesar bases de datos de mayor tamaño en menor o igual tiempo; a continuación se presenta lo último que tiene el mercado a nivel de consumidor promedio (se excluye hardware especializado, como es el utilizado por servidores de red, etc.):

Procesadores: como se observó en el apartado 10.1, muchos autores utilizaron un procesador comercial de la línea Intel, actualmente la empresa Intel y AMD tiene ofertas competitivas en el área de procesadores comerciales:

- Intel: I9-10900K, el cual posee 10 núcleos y 20 procesadores lógicos, alcanza una frecuencia de 5.30 GHz, 20 MB de memoria cache (Intel Corporation, 2020).
- AMD: Ryzen 9 3900X el cual posee 12 núcleos y 24 procesadores lógicos, alcanza una frecuencia de 4.6 GHz, 64 MB de memoria cache (Advanced Micro Devices, 2020a).

En comparación, ambos procesadores tienen mucho poder, AMD presenta una ventaja en el número de núcleos, procesadores lógicos y memoria cache; pero Intel logra una mayor frecuencia. Se recomendaría entrenar una red con ambos procesadores y evaluar el tiempo y energía que estos consumen para poder seleccionar un procesador óptimo.

Memoria RAM: la memoria RAM viene condicionada por distintos factores como son: la capacidad de la memoria por chip, el número de puertos en la tarjeta madre, y lo que el procesador pueda aceptar en sus canales; para el efecto de la presente AIG se expondrá el límite máximo que aceptan los procesadores según información del productor.

- Intel: I9-10900K, acepta 128 GB de memoria RAM en sus dos canales (Intel Corporation, 2020).
- AMD: Ryzen 9 3900X, acepta 128 GB de memoria RAM en sus dos canales (Advanced Micro Devices, 2020a).

Como se mencionó en el apartado 9.1., los distintos autores encontraron que 16 GB de memoria RAM es suficiente para el entrenamiento de la red neural; dado que en el futuro las bases de datos y nuevas redes aprovecharan de mejor manera el hardware del equipo, se recomendaría 32 GB de memoria RAM.

Tarjeta gráfica: en el apartado 9.1., los diferentes autores utilizaron distintas tarjetas gráficas con una gran capacidad, es por eso que, para recomendación, se buscó lo último que tiene el mercado en el área de consumidor.

- Nvidia: GeForce RTX 2080 Ti, la cual es una tarjeta gráfica con 11 GB de memoria (NVIDIA Corporation, 2018).
- AMD: Radeon VII, la cual es una tarjeta gráfica con 16 GB de memoria (Advanced Micro Devices, 2020b).

Cada tarjeta gráfica presenta diferencias entre sí, como es la frecuencia máxima que alcanzan, estos aspectos pueden ser o no ser relevantes al momento de entrenamiento de una red neural, pero se puede inferir de los distintos autores que la memoria de la tarjeta gráfica es un factor de importancia al momento de seleccionar la tarjeta gráfica, por lo que la tarjeta producida por AMD tiene una ventaja, de igual manera no se puede realizar una clara recomendación hasta que se realicen más pruebas.

11.2. Mejoras al Accesorio del Dron

Como se puede inferir el avance que conlleva la tecnología, Raspberry Pi lanzó al mercado nuevos productos que impactan directamente al accesorio propuesto por Paglinawan et al., (2019), los cuales son:

Raspberry Pi 4 modelo B:

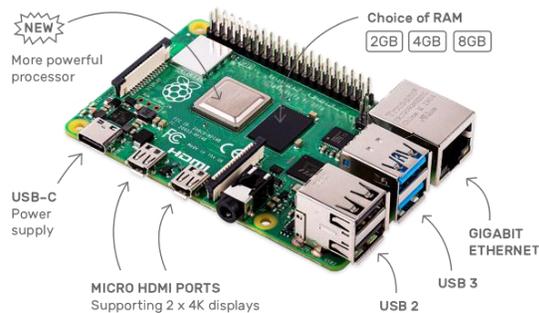


Figura 11-1 Imagen de Raspberry Pi 4 modelo B. Nos presenta la última tarjeta Raspberry Pi en el mercado Copyright 2020a Raspberry pi Foundation.

El Raspberry Pi 4 modelo B tiene las siguientes especificaciones: CPU Broadcom BCM2711 de cuatro núcleos de 64 bits a 1.5GHz, hasta 8 GB de RAM, Wifi IEEE802.11ac, Bluetooth 5.8 de baja energía, 2 puertos USB 3.0, 2 puertos USB 2.0, 2 puertos micro-HDMI, Entrada Gigabit Ethernet, Puerto para cámara Raspberry Pi, etc., (Raspberry pi Foundation, 2020a)

Cámara Raspberry Pi de alta calidad:



Figura 11-2 Imagen de una cámara Raspberry Pi. Muestra la última cámara en el mercado de Raspberry Pi Copyright 2020b Raspberry pi Foundation

La nueva cámara tiene un Sensor Sony IMX477 de 12.3 megapíxeles, tamaño de imagen diagonal de 7.9 mm y arquitectura de sensor retroiluminada, con enfoque posterior ajustable y soporte para lentes con montura C y CS Sensor Ultrasónico de Distancia - HC-SR04 (Raspberry pi Foundation, 2020b).

Un aspecto para resaltar de la nueva cámara es que requiere la compra de lentes ópticos para su correcto funcionamiento.

Sensor ultrasónico de distancia:

Con respecto al sensor ultrasónico se mantiene el mismo presentado en el apartado 7.2.1., ya que este se encuentra vigente y presenta una gran precisión al momento de determinar la distancia.

Una recomendación posible es evaluar la incorporación de medición de un sensor laser Figura 11-3, ya que los mismos alcanzan mayores distancias y poseen la virtud de que la medición es ubicada por una luz, obteniendo así certeza del punto de evaluación.



Figura 11-3 Sensor de distancia laser LDM4x. Muestra un sensor laser LDM4x comercial para su venta en el mercado Copyright 2019 Jenoptik.

Para ejemplificar el alcance de los sensores laser se muestran los beneficios del láser LDM4x, mismo que mide distancias de hasta 150 metros a velocidades de salida de hasta 50 Hz. El rayo láser rojo proporciona confirmación visual, ayuda con la alineación y la orientación. En un rango de 30 m, el sensor de distancia láser LDM4x es capaz de medir con precisión milimétrica en superficies naturales. El sensor mide distancias sin contactar la superficie medida, eliminando así el desgaste y los errores asociados. La serie LDM4x de Jenoptik presenta un chasis reforzado con carcasa que está sellado del medio ambiente para mantener el polvo, el agua pulverizada y el clima fuera de los sistemas ópticos. El sensor de distancia láser LDM4x se puede configurar con calentamiento interno para aumentar el rango de temperatura de funcionamiento a $-40\text{ }^{\circ}\text{C}$ $+50\text{ }^{\circ}\text{C}$ (Jenoptik, 2019).

11.3. Posible alternativa

Dado que la presente AIG presenta una recomendación, tomando en cuenta la posibilidad de hacer pruebas de implementar una red neural convolucional como la que se muestra en la AIG, en un accesorio para un dron que cuente con un raspberry pi, es posible que el equipo no tenga los suficientes recursos para poder llegar a ser una opción viable en la industria, es por eso que se puede mencionar otra alternativa la cual consiste en la captura de la imagen y un proceso de transferencia de información a un servidor o un equipo ubicado a la distancia que se encargue del análisis de la imagen, es así que se requerirá un sistema de conexión entre el dron encargado de la captura de la imagen y su envío al servidor o computador.

Esto abre la puerta a una evaluación de factibilidad de los recursos propuestos en esta AIG, para ver si el mismo equipo presentaría una ventaja al momento de presentar costos de inversión y su confiabilidad de implementación versus un modelo que trabaje con el procesamiento a distancia y no en sitio.

12.RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se pueden ver los resultados del análisis cualitativo y su correspondiente discusión.

12.1. Resultados

Los resultados obtenidos en la presente AIG son:

- Las principales causas de fisuración en el hormigón armado son:
 - Fisuras por asentamiento plástico
 - Fisuras por retracción plástica
 - Fisuras por contracción térmica inicial
 - Fisuras por retracción hidráulica
 - Fisuración por retracción autógena
 - Fisuración en mapa
 - Fisuras por acción de la helada
 - Fisuración por acciones directas
- De la revisión del estado del arte con referencia a la inteligencia artificial y fisuras en estructuras de hormigón armado, resulta que la inteligencia artificial tiene muchos campos de aplicación en la industria de la construcción y para la detección de fisuración, diferentes autores proponen diferentes métodos, bases de datos, algoritmos y otros; entre los métodos podemos mencionar: Aprendizaje automático, Redes neurales convolucionales, Redes neurales, Algoritmos de percolación, Máquina de vectores de soporte, Aprendizaje profundo, entre otros.
- Del análisis del tratamiento de imágenes para detectar fisuras en el hormigón, resulta que, la inteligencia artificial de los artículos estudiados se pudo clasificar en tres:
 - Inteligencia artificial (aprendizaje automático).
 - Tratamiento de imágenes.
 - Inteligencia artificial con tratamiento de imágenes.

La implementación de los drones en inspección de fisuras en hormigón presenta ventajas al reducir costos, mayor recolección de datos e inspección en zonas peligrosas o de desastres. De la misma manera tiene desventajas principalmente en la capacitación del personal y la normativa reguladora.

- Al evaluar la eficiencia del uso de inteligencia artificial en comparación al método tradicional de inspección visual. Se seleccionaron dos métodos que en conjunto podrían eliminar la necesidad de la instrumentación requerida por la ACI 224. Los métodos seleccionados fueron los propuestos por Dung & Anh (2019), por su precisión al momento de detectar la fisura en la imagen, y el de Paglinawan et al. (2019) por su implementación en campo.
- El equipamiento mínimo recomendable para el entrenamiento de una red neural convolucional es:
 - Procesador: Intel Core i7-6700k.

- Memoria: 16 GB de memoria RAM.
- Tarjeta gráfica: Nvidia GeForce GTX 1070.
- El equipamiento recomendable para la implementación en campo es:
 - Dron que cumpla con los requerimientos de la DAN 151.
 - Raspberry Pi 3 Modelo B (con el modelo de Dung & Anh (2019) cargado)
 - Cámara Módulo V2
 - Sensor Ultrasónico de Distancia - HC-SR04
 - Fuente de poder para el funcionamiento del Raspberry Pi
 - Estuche que contenga los anteriores componentes (excluyendo el dron).
 - Computador portátil capaz de recibir la información enviada por el accesorio.

12.2. Discusión de los Resultados

Los resultados de la presente AIG llegan a informarnos de las principales causas de fisuración en el hormigón, donde se puede observar que la inteligencia artificial presenta diferentes herramientas que pueden realizar una correcta identificación de las fisuras en imágenes de hormigón armado, generando así una clasificación de cómo diferentes autores abordan la detección de fisuras; viendo cómo el uso de drones para la inspección conlleva a una mejoría con el proceso actual; todo eso lleva a un análisis de dos métodos seleccionados con la finalidad de sugerir una integración del análisis de las imágenes con el método de implementación en campo; y con ese nuevo método los resultados indican que la forma en la que se realiza la inspección actual podría ser modificada a una con un trabajo remoto con mayores ventajas, logrando así obtener los requisitos mínimos para su implementación.

Los resultados presentan una validez que indican que, en la actualidad existen nuevas formas de realizar una inspección de daños a estructuras de hormigón armado, estas nuevas formas aprovechan algunas herramientas de la inteligencia artificial como el aprendizaje automático y la robótica, para eliminar el riesgo al que es expuesto el personal de inspección hoy en día y aumentar la velocidad de respuesta y productividad.

La principal limitación que tienen los resultados, es que no se pudo realizar una implementación en campo, debido a que no se logró abordar el tema de integración del método propuesto por Dung & Anh (2019) en el accesorio propuesto por Paglinawan et al. (2019) ya que, en el alcance de la AIG no se evaluó el estudio de programación en redes neurales, ni la generación de programas computacionales; por todo eso los resultados son cualitativos, expresando opiniones de posibles resultados si se realizara la implementación en un futuro.

Los resultados de las principales causas de fisuración están relacionados con diferentes normativas internacionales, como son el ACI, el EHE-08, el NCh 170-2016 y otros.

Los resultados de las herramientas de la inteligencia artificial aplicadas a la industria de la construcción tienen una gran semejanza con distintos autores que realizaron su estudio, muchos de ellos del continente de Asia, demostrando así que la inteligencia artificial empieza a irrumpir en la industria de la construcción.

13. CONCLUSIONES

Lo expuesto a lo largo de la presente AIG permite llegar a las siguientes conclusiones:

1. En relación con la fisuración en el hormigón armado, las normativas estudiadas en la presente AIG indican que es un problema que debe ser controlado ya que él mismo puede llegar a tener grandes implicaciones que podrían comprometer la operatividad, seguridad y reducir la vida útil de la estructura. Existen diferentes mecanismos de daños que presentan como sintomatología la fisuración, varios de ellos ocurren en las primeras horas desde el vaciado del hormigón y otros se pueden presentar en el tiempo.

Por lo tanto, las principales causas de fisuración en el hormigón armado fueron estudiadas, resaltando que el hormigón debe estar bajo un constante seguimiento de su integridad estructural para asegurar su durabilidad.

2. En cuanto a la industria 4.0 en la construcción se puede concluir que, lo que se trata en la actualidad es mejorar los diferentes procesos, aprovechando recursos de robótica y de un alto nivel de computación; distintas investigaciones en los últimos años muestran un crecimiento en el interés de automatizar los métodos de inspección de estructuras aplicando diferentes métodos de la inteligencia artificial, desarrollando algoritmos, clasificadores a base de aprendizaje automático, uso de redes neurales y otros., aprovechando recursos de robótica para la inspección, como el uso de drones para la obtención de imágenes.

Por lo tanto, el estado del arte de la aplicación de la inteligencia artificial para la seleccionar aquellas que se ajusten mejor al estudio de fisuras en estructuras de hormigón armado nos informa que, en la actualidad hay una constante investigación de nuevos procesos de inspección que aprovechan las herramientas de la inteligencia artificial. Lo que llevo a determinar en esta AIG, la selección de dos métodos, uno de los cuales estudia la forma de implementación en campo y una segunda basada en los resultados que presentan para detectar las fisuras, obteniendo imágenes de alta calidad donde se pueden obtener detalles de las fisuras.

3. Respecto a los diferentes métodos estudiados, se llega a la conclusión de que la variación de métodos para la detección de fisuras en imágenes de hormigón armado es muy grande, viendo que cada autor propone un método distinto, cada uno de estos métodos puede variar desde el desarrollo de un algoritmo nuevo a la adaptación de una red neural convolucional, una transferencia de aprendizaje, uso de máquinas de vectores, tratamiento de imágenes basados en la binarización, y otros. No es posible estandarizar las muestras que son evaluadas por cada autor, ya que las muestras son imágenes obtenidas para cada investigación, presentando resultados con distintos valores de precisión para cada caso.

Respecto al método propuesto para la detección de fisuras, se puede concluir que el uso de drones presenta ventajas de seguridad, accesibilidad y productividad, de igual manera presenta ciertos desafíos, ya que su implementación conlleva una capacitación y planificación previa a la inspección.

Del estudio de los métodos se concluye que la detección de fisuras propuesta por (Dung & Anh, 2019), lleva a muy buenos resultados, obteniendo una imagen segmentada que presenta dos colores, uno de estos pertenece a la fisura y el otro no; si se realizara la combinación de este método con la implementación en campo de (Paglinawan et al., 2019), en la que utiliza un dron para transportar el accesorio compuesto por el Raspberry Pi, la cámara y el sensor ultrasónico; la evaluación de fisuras en campo llegaría a ser automatizada, obtenido de forma inmediata si las fisuras cumplen o no los requerimientos propuestos por la ACI.

Por lo tanto, el análisis del tratamiento de imágenes seleccionados aplicado al estudio de las fisuras en estructuras de hormigón armado, muestra una gran oportunidad de detección de fisuras en imágenes de hormigones tomadas en campo, presentando diferentes métodos y uso de distintas herramientas.

4. Al respecto de la comparación de los métodos se concluye que, la ACI 224 presenta diferentes herramientas para la medición de fisuras en campo, las cuales pueden ser reemplazadas por el tratamiento de imágenes y clasificación de las mismas, siempre y cuando la sintomatología a evaluar sea la fisuración; tomando en cuenta la experiencia de expertos en el área se puede observar que hay muchos riesgos que se tiene cuando uno realiza la inspección de daños en estructuras de hormigón armado, los cuales pueden ser mitigados por el uso de drones, además que al utilizar el método propuesto en la presente AIG se mitiga el error humano al momento de realizar el catastro de fisuras.

Por lo tanto, en la evaluación de la eficiencia del uso de inteligencia artificial en comparación al método tradicional de inspección visual, se muestra una clara mejoría cuando el método está correctamente entrenado y se tiene un personal capacitado para realizar los vuelos de los drones. Si se realiza bajo estas premisas, se podrán apreciar reducciones de costos, mejoras en la productividad y un aumento de seguridad en el personal de inspección.

5. En cuanto a los requerimientos mínimos se concluye que, en la etapa de entrenamiento varía mucho el equipo ocupado por los distintos autores, pero se observó que se requiere equipamiento bastante avanzado en especial en las tarjetas gráficas y procesadores con más de 4 núcleos; para la etapa de implementación los requerimientos son los mismos que utilizó el autor para la toma de fotografías y posterior procesamiento.
6. Acerca del aporte de la presente AIG con respecto al alfabetismo digital se concluye que, los profesionales de la construcción deberán familiarizarse con los conceptos presentados en la Tabla 6-2, los cuales estarán prontamente incluidos en la industria de la construcción, destacando algunos términos que fueron utilizados en la elaboración de la presente AIG como son: aprendizaje automático, aprendizaje profundo, redes neurales y redes neurales convolucionales.

Las afirmaciones recién enunciadas presentan una gran oportunidad para la mejora del proceso de inspección. Aquí nos interesa dar respuesta a la pregunta de investigación, esto es:

¿Cómo la inteligencia artificial puede ayudar al trabajo de detección de fisuras en estructuras de hormigón armado?

Pues bien, la inteligencia artificial tiene un gran campo de aplicación y cuando se le implementa en la detección de fisuras logra obtener resultados positivos, y consigue determinar con gran precisión las fisuras en las imágenes de hormigón mediante el aprendizaje automático, más aún cuando se implementa la robótica en conjunto con la inteligencia artificial, logrando así mejoras de productividad, seguridad y precisión,

Esta conclusión, abre la puerta a nuevas investigaciones relacionadas con la inteligencia artificial y la inspección en la construcción. Entre ellas se podrían mencionar las siguientes:

- Estudio de inteligencia artificial para la detección de corrosión y eflorescencias del hormigón.
- Desarrollo de drones para la inspección en elementos de hormigón sumergidos en agua.
- Aplicación de inteligencia artificial para determinar deformaciones en elementos estructurales.
- Investigación de nuevas cámaras que permitan la evaluación interna de elementos de hormigón como son las cámaras termales.
- Evaluación de fisuración en el tiempo mediante la inteligencia artificial y tratamiento de imágenes.
- Tratamiento de las imágenes de fisuración para la integración con el modelado BIM estructural.
- Determinación de cómo se debe realizar una correcta medición de los parámetros que determinan la eficacia de una red neural convolucional.

Lo que claramente presentaría nuevos desafíos a la forma de inspección de daños en estructuras de hormigón armado.

14.BIBLIOGRAFÍA

- ACI Committee 224. (2001). *Control of Cracking in Concrete Structures, ACI224R-01*. American Concrete Institute.
- ACI Committee 224. (2007). *Causes, Evaluation and Repair of Cracks in Concrete Structures, ACI 224.1R-07*. American Concrete Institute. [https://doi.org/ISBN: 978 0 87031 234 2](https://doi.org/ISBN:9780870312342)
- Advanced Micro Devices. (2020a). *AMD Ryzen™ 9 3900X / Ryzen™ Desktop Processors / AMD*. AMD. <https://www.amd.com/en/products/cpu/amd-ryzen-9-3900x>
- Advanced Micro Devices. (2020b). *World's First 7nm Gaming GPU | Radeon™ 7 Graphics Card / AMD*. AMD. <https://www.amd.com/en/products/graphics/amd-radeon-vii>
- Calavera Ruiz, J. (2005). *PATOLOGÍA DE ESTRUCTURAS DE HORMIGÓN ARMADO Y PRETENSADO* (Segunda). INTEMAC.
- Cha, Y. J., Choi, W., & Büyüköztürk, O. (2017). Deep Learning-Based Crack Damage Detection Using Convolutional Neural Networks. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32(5), 361–378. <https://doi.org/10.1111/mice.12263>
- Cha, Y. J., Choi, W., Suh, G., Mahmoudkhani, S., & Büyüköztürk, O. (2018). Autonomous Structural Visual Inspection Using Region-Based Deep Learning for Detecting Multiple Damage Types. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 33(9), 731–747. <https://doi.org/10.1111/mice.12334>
- Chen, B., Zhang, X., Wang, R., Li, Z., & Deng, W. (2019). Detect concrete cracks based on OTSU algorithm with differential image. *The Journal of Engineering*, 2019(23), 9088–9091. <https://doi.org/10.1049/joe.2018.9191>
- Comisión Permanente del Hormigón. (2011). *Instrucción de Hormigón Estructural EHE-2008* (Centro de Publicaciones, Secretaría General Técnica, & Ministerio de Fomento (eds.); 5 Edición). Ministerio de Fomento.
- Darko, A., Chan, A. P. C., Adabre, M. A., Edwards, D. J., Hosseini, M. R., & Ameyaw, E. E. (2020). Artificial intelligence in the AEC industry: Scientometric analysis and visualization of research activities. *Automation in Construction*, 112(December 2019), 103081. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2020.103081>
- Dirección General de Aeronáutica Civil. (2015). Operaciones de Aeronaves Pilotadas a Distancia (RPAS) en Asuntos de Interés Público, que se Efectúen sobre Áreas Pobladas. En *Dan-151* (Segunda). Dirección General de Aeronáutica Civil.
- Dorafshan, S., Thomas, R. J., & Maguire, M. (2018). SDNET2018: An annotated image dataset for non-contact concrete crack detection using deep convolutional neural networks. *Data in Brief*, 21, 1664–1668. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2018.11.015>
- Dung, C. V., & Anh, L. D. (2019). Autonomous concrete crack detection using deep fully

- convolutional neural network. *Automation in Construction*, 99, 52–58. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2018.11.028>
- Echeverría Izquierdo. (2020). *Edificaciones* / Echeverría Izquierdo. https://ei.cl/unidades_de_negocio/edificaciones/
- Federal Ministry for Economic Affairs and Energy (BMWi). (2019). *Shaping Digital Ecosystems Globally 2030 Vision for Industrie 4.0* (p. 8). Federal Ministry for Economic Affairs and Energy. www.bmwi.de
- Fortaleza Inmobiliaria. (2020). *Nuestra Empresa - Inmobiliaria Fortaleza*. <https://www.ifortaleza.cl/nuestra-empresa/>
- Grupo Español del Hormigón. (1996). Estado Límite de Fisuración en el Hormigón Estructural. *GEHO*, 16(Boletín), 17.
- Hoshyar, A. N., Rashidi, M., Liyanapathirana, R., & Samali, B. (2019). Algorithm development for the non-destructive testing of structural damage. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9(14), 2810. <https://doi.org/10.3390/app9142810>
- Hoshyar, A. N., Samali, B., Liyanapathirana, R., Houshyar, A. N., & Yu, Y. (2019). Structural damage detection and localization using a hybrid method and artificial intelligence techniques. *Structural Health Monitoring*, 147592171988776. <https://doi.org/10.1177/1475921719887768>
- Instituto Nacional de Normalización - INN. (2016). *NCh 170 Hormigón - Requisitos Generales* (Cuarta). Instituto Nacional de Normalización - INN. www.inn.cl
- Intel Corporation. (2020). *Intel® Core™ i9-10900K Processor 199332*. INTEL. <https://www.intel.com/content/www/us/en/products/processors/core/i9-processors/i9-10900k.html>
- Jenoptik. (2019). *Laser distance meters for distance measurement*. <https://www.jenoptik.com/products/metrology/laser-distance-sensors>
- Kas, K. A., & Johnson, G. K. (2020). Using unmanned aerial vehicles and robotics in hazardous locations safely. *Process Safety Progress*, 39(1). <https://doi.org/10.1002/prs.12066>
- Kim, H., Ahn, E., Shin, M., & Sim, S. H. (2019). Crack and Noncrack Classification from Concrete Surface Images Using Machine Learning. *Structural Health Monitoring*, 18(3), 725–738. <https://doi.org/10.1177/1475921718768747>
- Lee, B. Y., Kim, Y. Y., Yi, S. T., & Kim, J. K. (2013). Automated image processing technique for detecting and analysing concrete surface cracks. *Structure and Infrastructure Engineering*, 9(6), 567–577. <https://doi.org/10.1080/15732479.2011.593891>
- Mattei, N. J. (2017). A comprehensive assesment of Americas’s Infrastructure. *Asce*, 1–112. <https://www.infrastructurereportcard.org/>

- Mohan, A., & Poobal, S. (2017). Crack detection using image processing: A critical review and analysis. *Alexandria Engineering Journal*, 57(2), 787–798. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2017.01.020>
- Moon, H. G., & Kim, J. H. (2011). Intelligent crack detecting algorithm on the concrete crack image using neural network. *Proceedings of the 28th International Symposium on Automation and Robotics in Construction, ISARC 2011*, 1461–1467. <https://doi.org/10.22260/isarc2011/0279>
- Navarrete, B. (2020). *Entrevista Benjamín Navarrete*.
- Nehdi, M. L., & Soliman, A. M. (2012). Artificial Intelligence Model for Early-Age Autogenous Shrinkage of Concrete. *ACI Materials Journal*, 109(3), 353–362. <https://doi.org/10.14359/51683826>
- Nowotarski, P., & Paslawski, J. (2017). Industry 4.0 Concept Introduction into Construction SMEs. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 245(5), 052043. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/245/5/052043>
- NVIDIA Corporation. (2018). *GeForce RTX 2080 Ti Graphics Card* / NVIDIA. NVIDIA. <https://www.nvidia.com/en-us/geforce/graphics-cards/rtx-2080-ti/>
- Paglinawan, A. C., Cruz, F. R. G., Casi, N. D., Ingatan, P. A. B., Karganilla, A. B. C., & Moster, G. V. G. (2019). Crack Detection Using Multiple Image Processing for Unmanned Aerial Monitoring of Concrete Structure. *IEEE Region 10 Annual International Conference, Proceedings/TENCON, 2018-October*(October), 2534–2538. <https://doi.org/10.1109/TENCON.2018.8650313>
- Prasanna, P., Dana, K. J., Gucunski, N., Basily, B. B., La, H. M., Lim, R. S., & Parvardeh, H. (2016). Automated Crack Detection on Concrete Bridges. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 13(2), 591–599. <https://doi.org/10.1109/TASE.2014.2354314>
- Qu, Z., Ju, F. R., Guo, Y., Bai, L., & Chen, K. (2018). Concrete surface crack detection with the improved pre-extraction and the second percolation processing methods. *PLoS ONE*, 13(7), e0201109. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0201109>
- Raspberry pi Foundation. (2017). *Camera Module V2 – Raspberry Pi*. Raspberry Pi. <https://www.raspberrypi.org/products/camera-module-v2/>
- Raspberry pi Foundation. (2020a). *Buy a Raspberry Pi 4 Model B – Raspberry Pi*. Raspberry Pi. <https://www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-4-model-b/>
- Raspberry pi Foundation. (2020b). *Buy a Raspberry Pi High Quality Camera – Raspberry Pi*. Raspberry Pi. <https://www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-high-quality-camera/>
- Raspberry pi Foundation. (2020c). *Raspberry Pi 3 model B+ specificationer*. Raspberry Pi. <https://www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-3-model-b/>

- Reyes, R. (2020). *Entrevista Rodrigo Reyes*.
- Rosenfeld, A. (1988). Computer Vision: Basic Principles. *Proceedings of the IEEE*, 76(8), 863–868. <https://doi.org/10.1109/5.5961>
- Shi, Y., Cui, L., Qi, Z., Meng, F., & Chen, Z. (2016). Automatic Road Crack Detection Using Random Structured Forests. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(12), 1–12. <https://doi.org/10.1109/TITS.2016.2552248>
- Silva, W. R. L. da, & Lucena, D. S. de. (2018). Concrete Cracks Detection Based on Deep Learning Image Classification. *Proceedings*, 2(8), 489. <https://doi.org/10.3390/icem18-05387>
- Sinha, S. K., & Fieguth, P. W. (2006). Automated detection of cracks in buried concrete pipe images. *Automation in Construction*, 15(1), 58–72. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2005.02.006>
- sparkfun. (2020). *Ultrasonic Distance Sensor - HC-SR04 - SEN-15569 - SparkFun Electronics*. sparkfun.com. <https://www.sparkfun.com/products/15569>
- Spencer, B. F., Hoskere, V., & Narazaki, Y. (2019). Advances in Computer Vision-Based Civil Infrastructure Inspection and Monitoring. *Engineering*, 5(2), 199–222. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2018.11.030>
- Sutar, M., & Parhi, D. R. K. (2010). Smart detection of damage in a cracked cantilever beam using artificial intelligence. *Noise and Vibration Worldwide*, 41(5), 26–36. <https://doi.org/10.1260/0957-4565.41.5.26>
- Thatoi, D. N. (2013). Application of Artificial Intelligence Techniques for Detection of Cracks-A Review. *International Journal of Engineering and Technology*, 5(1), 57–59. <https://doi.org/10.7763/ijet.2013.v5.510>
- Zaychenko, I., Smirnova, A., & Borremans, A. (2018). Digital transformation: The case of the application of drones in construction. *MATEC Web of Conferences*, 193. <https://doi.org/10.1051/matecconf/201819305066>