

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA
FACULTAD DE INGENIERÍA, ARQUITECTURA Y DISEÑO
MAESTRÍA Y DOCTORADO EN CIENCIAS E INGENIERÍA



TESIS

“Herramientas para el control de calidad de la industria 4.0: retos y
oportunidades para PyMEs”

Que para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de
MAESTRO EN INGENIERÍA

presenta:

DIEGO EDUARDO CABALLERO RAMIREZ

Director de tesis

DR. DIEGO ALFREDO TLAPA MENDOZA

Ensenada, Baja California, México. Junio 2022.

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA

FACULTAD DE INGENIERÍA, ARQUITECTURA Y DISEÑO

“Herramientas para el control de calidad de la industria 4.0: retos y oportunidades para PyMEs”

TESIS

Que para obtener el grado de MAESTRO EN INGENIERÍA presenta:

DIEGO EDUARDO CABALLERO RAMIREZ

Aprobada por el siguiente comité:



Dr. Diego Alfredo Tlapa Mendoza
Director de tesis



Dr. Jorge Limón Romero
Co-Director de tesis



Dra. Yolanda Angélica Báez López
Miembro del comité



Dr. Armando Pérez Sánchez
Miembro del comité



M.C. Víctor Manuel Juárez Luna
Miembro del comité

Ensenada Baja California, México. Junio, 2022.

RESUMEN


“Herramientas para el control de calidad de la industria 4.0: retos y oportunidades para PyMEs”

El uso de herramientas de la industria 4.0 han sido potencializadas en cuanto a su uso debido a la pandemia del COVID-19, principalmente debido a la necesidad de las empresas de continuar labores con menos personal. En el presente trabajo se realizó una revisión de herramientas utilizadas en la industria 4.0 en las empresas del sector manufacturero con el fin de mejorar el proceso de inspecciones visuales. La investigación se enfocó en los estudios que tuvieran como resultados, mejora en el incremento de la precisión, el incremento en la detección y la reducción de tiempos. Se encontraron las herramientas más utilizadas en inspecciones visuales, las cuales fueron el uso de cámaras, sensores, láseres y algoritmos los cuales se clasificaron en función del proceso o producto a medir. Como resultado adicional, en el mayor de los casos se encontró un incremento en la precisión entre 80% y 90%, un incremento en la detección de objetos entre 85% y 100% y una reducción de tiempo hasta del 23.13%. Con la información obtenida, se generó una guía para la implementación de estas tecnologías para la mejora en procesos de inspección en las PyMEs, con especial énfasis en las manufactureras de Baja California.

Palabras Clave: *Industria 4.0; Quality 4.0; Inspección visual; Cámaras; Precisión; reducción de tiempos; detección de objetos; algoritmos.*

aprobado por:

Director de Tesis:



Dr. Diego Alfredo Tlapa Mendoza

Co-director de Tesis:



Dr. Jorge Limón Romero

ABSTRACT

" Industry 4.0 Quality Control Tools: Challenges and Opportunities for SMEs "

The use of Industry 4.0 tools has been potentiated in terms of its use due to the COVID-19 pandemic, the need for companies to continue working with fewer personnel and restrictions imposed by the government potentiated the use of Industry 4.0 tools. In the present work, a review of tools used in industry 4.0 in manufacturing companies was carried out to improve the process of visual inspections, focusing on the studies that had as results, improvement in the increase of accuracy, increase in detection, and reduction of time. The most used tools in visual inspections were found, which were the use of cameras, sensors, lasers, and algorithms which were classified, it was also found that in most cases an increase in accuracy between 80% to 90%, an increase in the detection of objects between 85% to 100% and a time reduction of up to 23.13% was found. A guide for the implementation of these improvements in SMEs was generated.

Key words: Industry 4.0; Quality 4.0; visual inspection; Cameras; accuracy; time reduction; object detection; algorithms.

Approved by:

Dr. Diego Alfredo Tlapa Mendoza
Director de Tesis

DEDICATORIA

Este trabajo está dedicado a mi madre, por ser mi pilar más importante, por su cariño y apoyo incondicional, pese a las adversidades e inconvenientes que se presentaron.

A mi hermano, quien siempre me ha motivado a continuar estudiando y trabajando en lo que me gusta.

A mis amigos, por apoyarme cuando más los necesito, por estar siempre presentes en momentos difíciles y por compartir la alegría de los éxitos obtenidos.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a los docentes que fueron parte de este proceso, por haber compartido sus conocimientos a lo largo de la maestría, quienes hicieron que pueda crecer día a día como profesional, gracias a cada uno por su paciencia, dedicación y apoyo.

TABLA DE CONTENIDO

1. Introducción.....	9
2. Antecedentes.....	10
3. Marco Teórico.....	12
3.1 Industria 4.0.....	12
3.2 Big data.....	13
3.3 El internet de las cosas (IoT).....	15
3.4 Sistema de desarrollo de productos virtuales inteligentes (SVPD).....	15
3.5 Cámaras.....	16
3.6 combinación de herramientas.....	16
3.7 Sensores.....	18
3.8 Precisión.....	18
3.9 Detección de formas.....	19
3.10 Pequeña y Mediana Empresa (PyME).....	19
4. Planteamiento del problema.....	19
5. Justificación.....	20
6. Preguntas de investigación.....	22
7. Hipótesis.....	22
8. Objetivo general.....	23
9. Objetivos específicos.....	23
10. Método.....	24
10.1 Estrategia de búsqueda.....	24
10.2 Selección de estudios.....	25
10.3 Extracción de datos, síntesis y riesgo de sesgo.....	26
11. Resultados.....	27
11.1 Precisión.....	29
11.2 Precisión y reducción de tiempos.....	30
11.3 Detección de objetos.....	30
11.4 Reducción de tiempo.....	30
11.5 Tipos de industria.....	30
11.6 Implementaciones por países.....	31

China	31
India	32
Corea del sur	32
Estados unidos	32
12. Discusión	35
13. Guía de implementación de herramientas para el control de calidad de la industria 4.0: Retos y oportunidades para PyMEs.....	36
14. Limitaciones	37
15. Conclusiones	38
16. Trabajo futuro	39
17. Anexos.....	39
16. Referencias.....	39

1. Introducción

El sector manufacturero de Baja California es uno de los sectores económicos más importantes para el Estado, donde cerca del 20% de la población económicamente activa pertenece a este sector (INEGI, 2022). La industria de la manufactura se enfrenta a constantes retos para permanecer competitivos, como la mejora de la calidad y la eficiencia de sus procesos entre otros.

Como una medida para la medición y mejora de la calidad, la inspección visual juega un papel notable, siendo ésta realizada principalmente por operadores entrenados. La inspección visual humana es subjetiva, requiere mucho tiempo y no puede garantizar una calidad de inspección consistente. Al respecto, las máquinas de visión (sistemas de visión) se han aplicado con éxito a muchos problemas de inspección industrial, permitiendo un control de calidad más preciso y rápido. Los sistemas de visión han hecho grandes progresos en las últimas décadas, enfocadas a distintos campos y productos incluyendo superficies uniformes y no uniformes.

En el contexto actual de globalización, las empresas buscan con mayor énfasis mejorar sus procesos y generar ahorros, por lo que en diferentes países han desarrollado y aplicado la Industria 4.0 con buenos resultados. Al respecto, se cuenta con poca información sobre el estado de la implementación de este tipo de metodologías en México.

Actualmente, los cambios tecnológicos implementados en la industria suelen denominarse "Industria 4.0". Es cierto que la tecnología ha jugado un papel esencial y va de la mano de cambios que van desde lo cultural hasta lo organizativo. La innovación está abriendo las puertas a todos los ámbitos de nuestras sociedades, y debemos identificar este proceso.

La Industria 4.0 se caracteriza por el uso de una gran variedad de tecnologías, estas son capaces de borrar las fronteras entre lo físico y lo digital, generando una combinación que nos impulsa a mejores resultados y que presentan un cambio de paradigma. Los pilares tecnológicos de la Industria 4.0 que destacan sobre el resto son:

Integración de sistemas ciber-físicos, es decir: máquinas y sistemas autónomos comúnmente conocidos como robots, internet de las cosas (IoT), fabricación aditiva (impresión 3D), big data y

analítica de macrodatos, cloud computing, simulación de entornos virtuales, inteligencia artificial, ciberseguridad y realidad aumentada.

La transformación más profunda se produce a través de la digitalización y la posibilidad de vincular en tiempo real todos los factores que integran un sistema a través de Internet [2].

El sistema Smart Virtual Product Development (SVPD) es una herramienta de apoyo a la toma de decisiones para apoyar el proceso de desarrollo de productos industriales. Este enfoque utiliza una técnica de gestión inteligente del conocimiento denominada Estructura de Conocimiento de la Experiencia (SOEKS o SOE, por sus siglas en inglés). Por su parte, ADN Decisional captura, almacena y comparte el conocimiento experiencial en forma de conjunto de experiencias (SOE) durante las fases importantes del desarrollo de productos industriales, es decir, el diseño del producto, la fabricación y la planificación de la inspección del producto (aspectos de calidad) [3]. En el proceso de resolución de problemas, este conocimiento almacenado se recupera, proporciona una lista de soluciones óptimas propuestas según las prioridades establecidas por el usuario. Con el tiempo, el sistema adquiere más conocimientos específicos del dominio, ya que almacena los conocimientos y la experiencia pertinentes relacionados con los eventos de decisión formales. Este enfoque desarrollado ayuda a superar la necesidad de capturar manualmente el conocimiento durante varias etapas de la fabricación inteligente, por ejemplo, el diseño del producto, la fabricación y la planificación de la inspección[4].

2. Antecedentes

En la actualidad, la convergencia de tecnologías para el análisis de datos masivos, uso de internet, sensores remotos, impresión 3D y otras tecnologías con una aplicación al sector productivo da nombre a lo que se denomina Industria 4.0. Derivado de este avance tecnológico, procesos comunes en la industria como la inspección y verificación de la calidad han también cambiado y se están adaptando al uso de estas tecnologías. Últimamente se ha denominado Quality 4.0 a los procesos de revisión e inspección de la calidad que involucra tecnologías de Industria 4.0, incluyendo dispositivos de inspección como cámaras de visión.

En los últimos 20 años los sistemas de visión automáticos se han beneficiado del constante desarrollo de los sistemas de visión, cuyas aplicaciones ahora abarcan una gran variedad de diversos productos industriales, como la madera, textiles, piedras, partes de automóviles y productos de agricultura.

La competencia es cada vez mayor y debido a esto, la calidad y la velocidad de la producción se ha convertido en un factor importante. Esto da lugar a la necesidad de disponer de sistemas de visión artificial en la industria. La visión artificial ofrece soluciones innovadoras direccionadas a la automatización industrial. Una gran cantidad de actividades industriales se han beneficiado de la aplicación de la tecnología de visión artificial en los procesos de fabricación.

Tradicionalmente, la inspección visual y control de calidad se llevan a cabo por humanos expertos. Aunque los seres humanos pueden hacer el trabajo mejor que las máquinas en muchos casos, son más lentos que las máquinas y se cansan rápidamente. Por otra parte, los humanos expertos son difíciles de encontrar o mantener en una industria, requieren una formación y sus habilidades pueden tomar tiempo en desarrollarse.

En el actual contexto de globalización, las empresas buscan con mayor énfasis mejorar sus procesos y generar ahorros, por lo que en diferentes países han desarrollado y aplicado la industria 4.0 con buenos resultados. Al respecto, es poca la información que se dispone sobre el estado que guarda México en el nivel de implementación de este tipo de metodologías.

El sector manufacturero se enfrenta a constantes retos, como la mejora de la calidad y la eficiencia de sus procesos. Esto ofrece una vía para determinar qué tecnologías se ha utilizado para apoyar el control de calidad. La investigación sobre los efectos de tales intervenciones sigue en sus primeras fases, lo que plantea las siguientes preguntas de investigación:

RQ1. ¿Qué tecnologías de la I4.0 apoyan las intervenciones de control de calidad?

RQ2. ¿Cuáles son los efectos de las intervenciones apoyadas por tecnologías de la I4.0 en el Control de Calidad?

El presente proyecto aborda estas y otras interrogantes, con especial énfasis a la posible aplicación en las PyMEs de la industria manufacturera de Baja California.

3. Marco Teórico

3.1 Industria 4.0

Actualmente se suele llamar “Industria 4.0” a los cambios tecnológicos implementados en la industria. Es cierto que la tecnología ha jugado un papel esencial y va a la par de los cambios que van desde lo cultural hasta lo organizacional. La innovación está abriendo puertas a todos los ámbitos de nuestras sociedades y debemos identificar este proceso. La industria 4.0 se caracteriza por el uso de una gran variedad de tecnologías, estas son capaces de borrar límites entre lo físico y lo digital, generando una combinación que nos impulsa a mejores resultados y que presentan un cambio de paradigma. El diagrama 1 esquematiza algunas de las principales aplicaciones de la industria 4.0, donde los pilares tecnológicos de la industria 4.0 que destacan por los demás son:

Sistemas ciber-físicos de integración, esto quiere decir: máquinas y sistemas autónomos conocidos comúnmente como robots, internet de las cosas (IoT), manufactura aditiva (impresión 3D), big data y análisis de macrodatos, computación en la nube, simulación de entornos virtuales, inteligencia artificial, ciberseguridad y realidad aumentada. La transformación más profunda se produce mediante la digitalización y la posibilidad de enlazar en tiempo real todos los factores que integran un sistema mediante Internet [2].

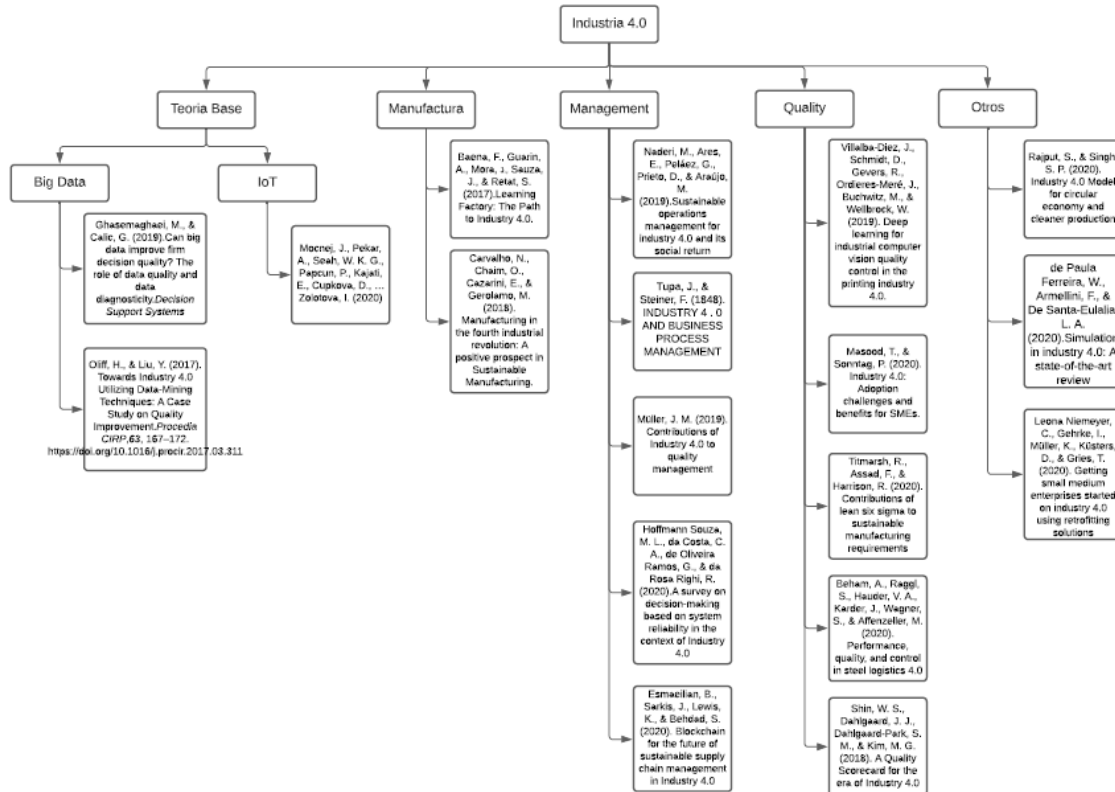


Diagrama 1. Industria 4.0 y sus aplicaciones

3.2 Big data

La llegada del Big Data ha traído al campo de la visualización nuevas herramientas, que son muy necesarias, puesto que las características del nuevo escenario implican problemáticas diferentes. La utilización de los macrodatos ayuda a investigar más el "por qué" de los acontecimientos, lo que se explica con la analítica tradicional, para aumentar la capacidad de diagnóstico de los datos, lo que ayuda en gran medida a mejorar la calidad de las decisiones de la empresa [5].



Imagen 1. Cartograma

Otra herramienta utilizada es la rueda de acordes que se utiliza para representar relaciones en matrices de datos.

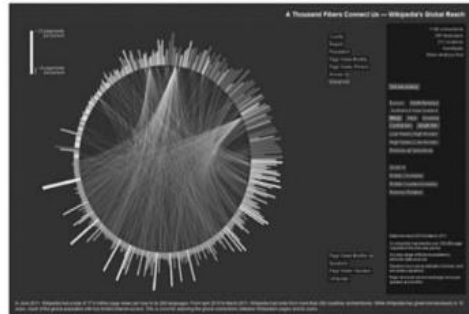


Imagen 2. Rueda de acordes

El área donde se puede sacar provecho del uso de Big Data es en el análisis, porque solo con su análisis de datos, se puede revelar información que parecía oculta en el almacenamiento de los datos. La clave para obtener resultados es en ser capaz de procesar y, además, hacerlo en un tiempo razonable, con lo que nos alejamos de los estudios de mercado estáticos.

Las soluciones tradicionales de análisis de datos suelen ser predefinidas y lentas, por lo que muchas veces no son lo óptimo para algunas actividades, ya que en la actualidad se han incrementado el volumen de los datos y la variedad que pudieran tener de origen [6]. Por esto, algunos expertos están recomendando aplicaciones diseñadas específicamente para Big Data, porque ofrecen una analítica más ágil u proactiva de este tipo de información que se relaciona entre ella. Algunas de las soluciones son, Apache Hadoop, el cual es un framework de código abierto para el procesamiento, almacenamiento y análisis de grandes volúmenes de datos de diversas fuentes, esta es una solución que utilizan compañías grandes como lo son Amazon, Google, Intel Research entre otros.

En 2018 la consultora McKinsey calcula que serán necesarios entre 140,000 y 190,000 expertos en datos en Estados Unidos. Mientras que en todo el planeta se tiene un pronóstico de demanda de 4.4 millones de expertos en datos. Un científico de datos es el encargado de traducir la información en conocimiento para que los analistas de negocio puedan tomar decisiones ágiles y con más

inteligencia. El sector de distribución es el que se ha visto con la iniciativa de la implementación de sistemas Big Data, al igual que el financiero.

Asimismo, aunque las empresas de más de 500 empleados son las más avanzadas en conocimiento, las compañías entre 1000 y 500 empleados son las que lideran la adopción del modelo. Las consultoras estiman que un minorista con la aplicación de sistemas Big Data, podrían tener potencial para aumentar su margen de operación en más de un 60%. Aunque todo apunta a que los sectores de informática y productos electrónicos, los de información, finanzas, seguros y la administración son los que más beneficios pueden obtener a un menor plazo [6].

3.3 El internet de las cosas (IoT)

Actualmente, la principal forma de comunicación en internet es de persona a persona, pero es previsible que muy pronto cualquier objeto tenga una identificación única en la cual cualquier objeto pueda conectarse. Con esto el internet se convertirá en el internet de las cosas, por lo que la forma de comunicación se expandirá de solo ser de persona-persona a persona-objeto, y objeto-objeto. Esto traerá una nueva era en la forma en la que nos comunicamos, esto cambiará la forma de vida de las personas en extremo. Las técnicas de identificación de radio frecuencia y las tecnologías de identificación relacionadas serán base para el internet de las cosas [7].

3.4 Sistema de desarrollo de productos virtuales inteligentes (SVPD)

El sistema Smart Virtual Product Development (SVPD) es una herramienta de soporte de decisiones para respaldar el proceso de desarrollo de productos industriales. Este enfoque utiliza una técnica inteligente de gestión del conocimiento denominada Conjunto de Estructura de Conocimiento de Experiencia (SOEKS o SOE para abreviar) y ADN Decisional [3] Captura, almacena y comparte el conocimiento experiencial en forma de conjunto de experiencias (SOE) durante las fases importantes del desarrollo de productos industriales, es decir, diseño de productos, fabricación y planificación de la inspección de productos (aspectos de calidad). proceso de resolución de problemas, este conocimiento almacenado se recuerda para superar el problema.

Proporciona una lista de soluciones óptimas propuestas según las prioridades establecidas por el usuario. Con el paso del tiempo, el sistema adquiere más experiencia en dominios específicos, ya que almacena conocimientos y experiencias relevantes relacionados con eventos de decisiones formales. El enfoque desarrollado ayuda a superar la necesidad de capturar manualmente el conocimiento durante varias etapas de la fabricación inteligente, por ejemplo: diseño del producto, fabricación y planificación de la inspección [4].

3.5 Cámaras

Para la cámara, el sistema utiliza una cámara Gigabit Ethernet visión CCD con una resolución de imagen de 1600×1200 píxeles. La cámara está montada con un brazo de oscilación que permite el seguimiento del movimiento del contenedor. Acompañado de la cámara, utiliza un objetivo M1214-MP2. La luz LED y el CCD relacionados se activarán cuando los contenedores de medicamentos pasen por diferentes posiciones de inspección [8].

Adicional de la cámara para la inspección visual algunos utilizan lo que llaman sistemas de cámaras inteligentes con los que el hardware de visión de imágenes se puede integrar compuesto por:

- Cámara de alta resolución con alimentación a través de Ethernet (POE);
- Una caja computacional que trabaja con el sistema operativo Ubuntu;
- Un módulo inalámbrico que transmite la imagen procesada a una base de datos externa vinculada con herramientas de mantenimiento predictivo [9].

3.6 combinación de herramientas.

Ismail propone un sistema de inspección para determinar la calidad de diferentes frutas, el sistema se compone de tres componentes

Un clasificador de frutas basado en visión por computadora y aprendizaje profundo

Un módulo de cámara Raspberry Pi para la adquisición y prueba de imágenes en tiempo real

Una pantalla táctil frontal con interfaz gráfica de usuario para mostrar la salida de clasificación en tiempo real.

Inicialmente, se entrenaron y probaron varias técnicas de aprendizaje profundo de última generación para los conjuntos de datos de imágenes de las frutas y luego estos modelos fuera de línea para cada técnica se guardaron e implementaron para pruebas en tiempo real. Los componentes del sistema se explican en las subsecciones siguientes [10].

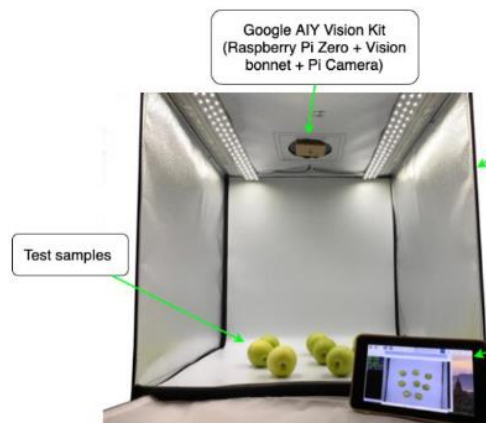


Imagen 4. Sistema de inspección.

En el sector farmacéutico o médico, se utilizan en algunos casos para determinar si las pastillas en los empaques se tienen completas las pastillas, en la línea de productos, los envases de pastillas son transportados por una cinta transportadora por lo que han pasado continuamente frente a una cámara. Se utiliza una cámara industrial USB3 con obturador enrollable. En un sensor de obturador rodante, el inicio y el final de la exposición en cada fila o columna o píxel individual ocurre secuencialmente, por lo que no se exponen todos los píxeles al mismo tiempo [11].

3.7 Sensores

El sensor de visión Kinect que se muestra en la Imagen 3, el cual ha sido aplicado ampliamente por algunos investigadores como es el caso de Wang, ya que este sensor fue elegido para capturar puntos de articulación humanos en tiempo real. Kinect es capaz de capturar 25 articulaciones del cuerpo humano al mismo tiempo y registrar datos de cada articulación como las coordenadas tridimensionales (x, y, z). Al mismo tiempo, la frecuencia de grabación de los puntos de unión se establece en 30 fotogramas por segundo para garantizar la precisión y la continuidad del reconocimiento de acciones [7].



Imagen 3. Sensor Kinect

3.8 Precisión

Es definida como la proximidad de la concordancia entre los resultados de pruebas independientes obtenidos bajo condiciones estipuladas (ISO 3534-1, 2006). Normalmente, los operadores participan en la inspección visual de las placas de circuito impreso para detectar y clasificar los defectos. Este proceso de inspección manual convencional requiere mucho tiempo, es tedioso y propenso a errores. Además, los resultados de la inspección pueden variar de una persona a otra debido a la inconsistencia humana [12].

3.9 Detección de formas

La forma del producto en 2D se puede obtener a partir de técnicas de detección de bordes y se marcan los contornos del objeto y se puede reconocer la forma de los objetos utilizando la forma de los bordes externos de los contornos [13].

3.10 Pequeña y Mediana Empresa (PyME)

Acorde al INEGI el término PyME refiere a las pequeñas y medianas empresas que tienen un número reducido de empleados y un volumen de facturación moderado. Las PyMEs se clasifican en tres tipos y tienen características específicas que te ayudarán a identificarlas.

Microindustria Las empresas que ocuparan hasta 15 personas y el valor de sus ventas netas fuera hasta 30 millones de pesos al año.

Industria pequeña. Las empresas que ocuparan entre 16 y 100 personas y sus ventas netas no rebasaran la cantidad de 400 millones de pesos al año.

Industria mediana. Las empresas que ocuparan entre 101 y 250 personas y el valor de sus ventas no rebasará la cantidad de mil 100 millones de pesos al año [14].

4. Planteamiento del problema

Debido al contexto de globalización aunado a la pandemia por COVID-19, el uso de herramientas y tecnologías de la industria 4.0 se incrementó debido a las ventajas que ofrecen. Al respecto, las empresas grandes tuvieron proyectos de implementación de estas tecnologías en sus procesos debido a la disponibilidad de recursos con que cuentan. Una de las áreas donde se implementó en mayor medida fue en la inspección y control de calidad, principalmente a la ausencia de personal que realizara estas actividades. Sin embargo, a pesar de representar un área de oportunidad, el uso

de tecnologías de la industria 4.0 enfocadas a la inspección visual para el control de calidad en las PyMEs es aún incierto en nuestra región. No se ha encontrado al momento algún estudio que aborde esta carencia de información, por lo que se desconoce el nivel de implementación y el grado de conocimiento por parte de los potenciales usuarios. Esto representa un reto para identificar cuáles han sido las principales aplicaciones y tecnologías para la inspección y control de la calidad a nivel mundial y con ello poder generar información útil para potenciales aplicaciones en PyMEs de manufactura del estado de Baja California.

5. Justificación

El uso de tecnologías de la industria 4.0 suele ser restringidas por el nivel de complejidad y costos para la PyMEs manufactureras. Estas empresas no suelen tener un departamento de investigación y desarrollo que genere o introduzca a mejoras a procesos lo que dificulta competir con las tecnologías implementadas por las empresas grandes del mismo sector manufacturero. Sin embargo, debido al incremento en el uso, dichas tecnologías presentan cada vez más aplicaciones que suelen ser más fáciles de adquirir y emplear, lo que sugiere un área de oportunidad para generar la información básica que debe de conocer una PyME a manera de guía.

Acorde al Directorio Estadístico Nacional de unidades Económicas en el estado de Baja California hay 8,301 unidades económicas de manufactura que tienen menos de 250 empleados, que pueden beneficiarse de la realización de una guía que los ayude a identificar qué tipo de tecnología de la industria 4.0 puede utilizarse en alguno de sus procesos de inspección.

En el estudio realizado por el INEGI solo el 10.2% de los micronegocios en México utiliza equipo de cómputo (INEGI, 2019), por lo que se puede inferir que debido a este bajo porcentaje de implementación de equipo de cómputo tampoco utilizan herramientas de la industria 4.0.

En la actualidad las empresas buscan mejorar sus procesos y generar ahorros, por lo que en diferentes países han desarrollado y aplicado la industria 4.0 con buenos resultados, en nuestro país son pocas las empresas conocidas con este tipo de metodologías. Al utilizar sistemas de

cámaras para el control de calidad es posible lograr ahorros a largo plazo, mejorar la precisión y la calidad en los procesos manufactureros de la región, así como eliminar actividades que no aporten valor al producto final y mejorar el flujo de los procesos en el área de manufactura. A su vez se podría eliminar ciertas funciones del personal de calidad.

Ahora, el mundo avanza hacia la Industria 4.0, que está transformando la fabricación convencional en fabricación inteligente. La fabricación inteligente abre el ciclo de fabricación al convertir las piezas digitales (dibujos y modelos) en piezas físicas. Considerando que, la inspección de productos cierra este ciclo al convertir las partes físicas en información y datos útiles (informes de inspección / medición de productos). La planificación de la inspección de productos es un proceso clave y juega un papel vital para hacer que una inspección sea efectiva o inútil. Una inspección bien planificada durante las primeras etapas del desarrollo del producto puede proporcionar los datos y el conocimiento necesarios para evitar el desperdicio de tiempo y dinero.

Del total de unidades económicas del sector manufacturero, las empresas medianas son las que reportaron con mayor frecuencia el uso de equipo de cómputo con 96.9%, y con una diferencia menor le siguieron los negocios de gran tamaño con 96.8%, mientras que en los micronegocios solo 10.2% utilizó equipo de cómputo para realizar sus actividades. Ahora bien, en cuanto al uso de internet las empresas grandes reportaron 96.4% al utilizar esta herramienta para desarrollar sus actividades; en contraparte, los micronegocios solo 9.1% de ellos utilizaron el internet. En los establecimientos también se encuentran diferenciados los distintos usos de internet de acuerdo con el tamaño de la unidad económica. Es así como las empresas grandes reportaron haber utilizado el servicio de internet principalmente para la Búsqueda de información para bienes y servicios, así como para realizar Operaciones bancarias y financieras; mientras que los micronegocios emplearon el internet básicamente para la búsqueda de información para bienes y servicios con una participación de 76.6%, y en segundo lugar para realizar la gestión del negocio con 73.6 por ciento[15].

Con la información obtenida referente al uso de computadoras e internet en las pequeñas y medianas empresas, podemos inferir que el uso de herramientas de la industria 4.0 en los procesos de inspección visual, es escaso, por lo que se encuentra necesario identificar las herramientas más utilizadas y con mejores resultados para la inspección visual en procesos de

manufactura, los cuales puedan ser replicables en PyMEs para sus procesos de inspección visual, de esta forma mejoraran la inspección visual, mejoraran la precisión y/o reducirán tiempos en sus inspecciones. Por lo que esta información nos genera preguntas con las que se trabajaran a continuación:

6. Preguntas de investigación

1. ¿Qué tipo de industria requiere mayor enfoque en el control de la calidad por medio de inspecciones visuales?
2. ¿Para qué procesos de inspección de calidad son utilizadas las herramientas de la industria 4.0?
3. ¿Qué herramientas de la industria 4.0 son más utilizados para inspección visual?
4. ¿De qué forma se beneficiarán las empresas por el uso de alguna de estas herramientas en los procesos de inspección visual?
5. ¿En función de una revisión sistemática se puede generar un protocolo para las PyMEs que deseen mejorar sus procesos de inspección y la calidad de sus productos con la información revisada?

7. Hipótesis

H1. La industria automotriz o la electrónica serán los sectores que tendrán mayor implementación de tecnologías de la industria 4.0

H2. En la industria automotriz la inspección será más enfocada en soldadura de partes, mientras que en la electrónica será en componentes de placas electrónicas.

H3. Las herramientas de la industria 4.0 con mayor grado de implementación será el uso de cámaras y sensores.

H4. La implementación de herramientas de la industria 4.0 incrementará la precisión en la inspección visual.

H5. La implementación de herramientas de la industria 4.0 incrementará la detección de objetos en la inspección visual.

H6. La implementación de herramientas de la industria 4.0 reducirá el tiempo de la inspección visual.

H7. Con la información revisada se podrá generar un protocolo de implementación de herramientas de la industria 4.0 para la mejora de procesos de inspección visual para PyMEs.

8. Objetivo general

Desarrollar un análisis de las tecnologías existentes referentes a la inspección y control de la calidad que están siendo utilizados en el marco de la industria 4.0 con el propósito de crear un protocolo que sirva a las PyMES para la identificación tecnologías de la industria 4.0 sus aplicaciones y efectos en la inspección de calidad.

9. Objetivos específicos

1. Identificar el tipo de industria que requiere mayor implementación de herramientas de la industria 4.0
2. Determinar los procesos de inspección en las cuales son implementadas las tecnologías de la industria 4.0.
3. Determinar las herramientas con mayor grado de utilización en la actualidad para la mejora de la calidad en inspecciones visuales.

4. Determinar cuál es el impacto que reciben los procesos que implementan las diferentes herramientas de la industria 4.0.
5. Desarrollar un protocolo para las PyMEs que les ayude a identificar qué tipo de herramienta les serviría para la mejora de calidad en sus procesos.

10. Método

Para cumplir el objetivo general, así como los específicos, se realizó una extensa revisión de literatura a través de una revisión sistemática basada en las guías PRISMA [16]–[18] y los criterios del Cochrane Handbook [19]. Los componentes y las fases de la revisión sistemática se muestran en la lista de verificación PRISMA (véase la Tabla A1 del apéndice) y el diagrama de flujo (véase el diagrama 1), respectivamente. La metodología que se siguió se describe en las siguientes subsecciones.

10.1 Estrategia de búsqueda

Se utilizaron cinco bases de datos para buscar estudios: Elsevier, Ebsco, Institute of Electrical and Electronics Engineers, Scopus y Web of Science. Además, se utilizó ProQuest y Google Scholar para buscar literatura gris. Para desarrollar la estrategia de búsqueda (ver Tabla A2 del apéndice), se realizó una búsqueda piloto siguiendo la Revisión por Pares de Estrategias de Búsqueda Electrónica (PRESS) [20]. Además, se utilizaron términos asociados con los elementos PICOS (población, intervención, comparador, resultado y diseño del estudio). Para dar seguimiento al progreso de las intervenciones, se realizaron búsquedas en estudios publicados en inglés hasta febrero de 2022. La identificación de la literatura suplementaria relevante se completó mediante la revisión de las referencias de los estudios adquiridos.

10.2 Selección de estudios

Respecto a la población objetivo de estudios, se incluyeron aquellos realizados en industrias manufactureras las cuales hayan implementado tecnologías de la industria 4.0 en sus procesos de inspección visual. Las intervenciones incluidas tuvieron lugar en uno o más departamentos.

La selección de estudios incluyó aquellos que abordaban las intervenciones de Mask R-convolutional neural networks (CNN) [21], Filtros de mejora en imágenes [22], Reconstrucción 3D [23], Machine learning [24], Inspección visual [25], Algoritmos de mejora de inspección visual [26], Vehículo aéreo no tripulado (UAV siglas en inglés) [1], Deep Neural Network (DNN) sensor [27], Procesamiento de imágenes [28].

Con el objetivo de realizar una comparación adecuada del efecto que tiene cada intervención, se incluyeron estudios controlados antes y después (CBA, i.e., controlled before-after), así como los ensayos controlados aleatorios (RCT, i.e., randomized controlled trials). Además, para generalizar el efecto de las intervenciones, se incluyeron estudios tanto de casos y control (case-control), pre-post y de cohortes. Partiendo de estudios previos similares, se buscaron además intervenciones que informaran los principales resultados (outcomes) relacionados con incremento de la precisión, reducción del tiempo, detección de objetos. Sin embargo, para ampliar los hallazgos, también se buscaron estudios como el uso de vehículos no tripulados para inspecciones visuales para revisar condiciones de mantenimiento. La tabla 1 muestra el resumen de los criterios de búsqueda y selección de estudios siguiendo los componentes PICO.

Tabla 1. Identificación de palabras clave para cada elemento PICO

Elementos PICO	Descripción
<i>P</i>	Soldaduras inspeccionadas por cámaras, frutas inspeccionadas por patrones de colores, tarjetas electrónicas con daños en circuitos, tarjetas electrónicas con piezas faltantes, capacitores con daño en partes, cajas de pastillas, chips, sellos,

galletas, madera, maquinado por CNC, cables, tapas de botellas, llantas, granos de arroz,

- I* Inspección visual, uso de algoritmos para la inspección visual, mejora en la precisión, mejora en la reducción de tiempo, mejora en la detección de objetos, uso de reconstrucción 3D, implementación de sistemas automatizados de inspección, uso de robots para la inspección visual, uso de sensores.
- C* Grupos de control contra grupos de intervención, controlados antes y después, controlados aleatoriamente, comparado contra algún modelo, comparación entre diferentes herramientas de la industria 4.0.
- O* Duración de la inspección visual, duración del procesamiento de datos de la inspección, porcentaje de precisión de la inspección visual, porcentaje de detección de objetos, reducción del costo computacional, reducción del desperdicio de producción.
-

10.3 Extracción de datos, síntesis y riesgo de sesgo

Se examinó cada estudio de forma independiente con respecto al título, el resumen y las palabras clave para identificar su contribución y el contexto de la investigación para ser evaluado a profundidad. El texto completo de los estudios pertinentes fue evaluado por dos revisores con respecto a los criterios de inclusión/exclusión. Un revisor extrajo los datos de los artículos y el segundo revisor verificó los datos. Los datos extraídos incluyeron la ubicación, el contexto, la duración, los objetivos, el diseño, la población, la intervención y las condiciones de control del estudio, entre otras características relevantes de los estudios informadas en estudios similares [29], [30]. Finalmente, todos los datos se tabularon utilizando formularios estandarizados. Debido a la heterogeneidad de los estudios y a la falta de estudios aleatorizados, no fue posible agrupar los resultados para realizar un meta-análisis. En su lugar, se realizó una síntesis descriptiva de los resultados, siguiendo enfoques similares [31]–[33], se resumió los hallazgos de los principales

resultados utilizando las medidas de efecto informadas en cada estudio (porcentajes, medianas o medias).

11. Resultados

Los resultados obtenidos primeramente con respecto a la revisión sistemática con el método Prisma. La primera fase identifica sistemáticamente estudios que utilizan un enfoque basado en inspección visual en relación con Industria 4.0 (I4.0), mientras que la fase dos identifica sistemáticamente publicaciones que analizan o revisan las herramientas de I4.0, de inicio se encontraron, 690 estudios que analizaban la inspección visual con la industria I4.0 y las herramientas utilizadas. Se eliminaron 590 estudios, ya que eran duplicados, eran revisiones sistemáticas, o eran de más de 5 años de anterioridad. Posterior a eso se eliminaron 22 estudios los cuales los resultados no entraban dentro de los resultados que se contemplaron como principales (Reducción de tiempo, incremento en la precisión, incremento en la detección de objetos). Posterior a esto se eliminaron 10 estudios que se mantuvieron ya que eran revisiones sistemáticas y lograron pasar las anteriores revisiones. Al final se recopilaron 68 estudios que cumplían los criterios de revisión, para trabajar en la revisión sistemática. A continuación, se muestra el diagrama PRISMA en la que se muestra esto.

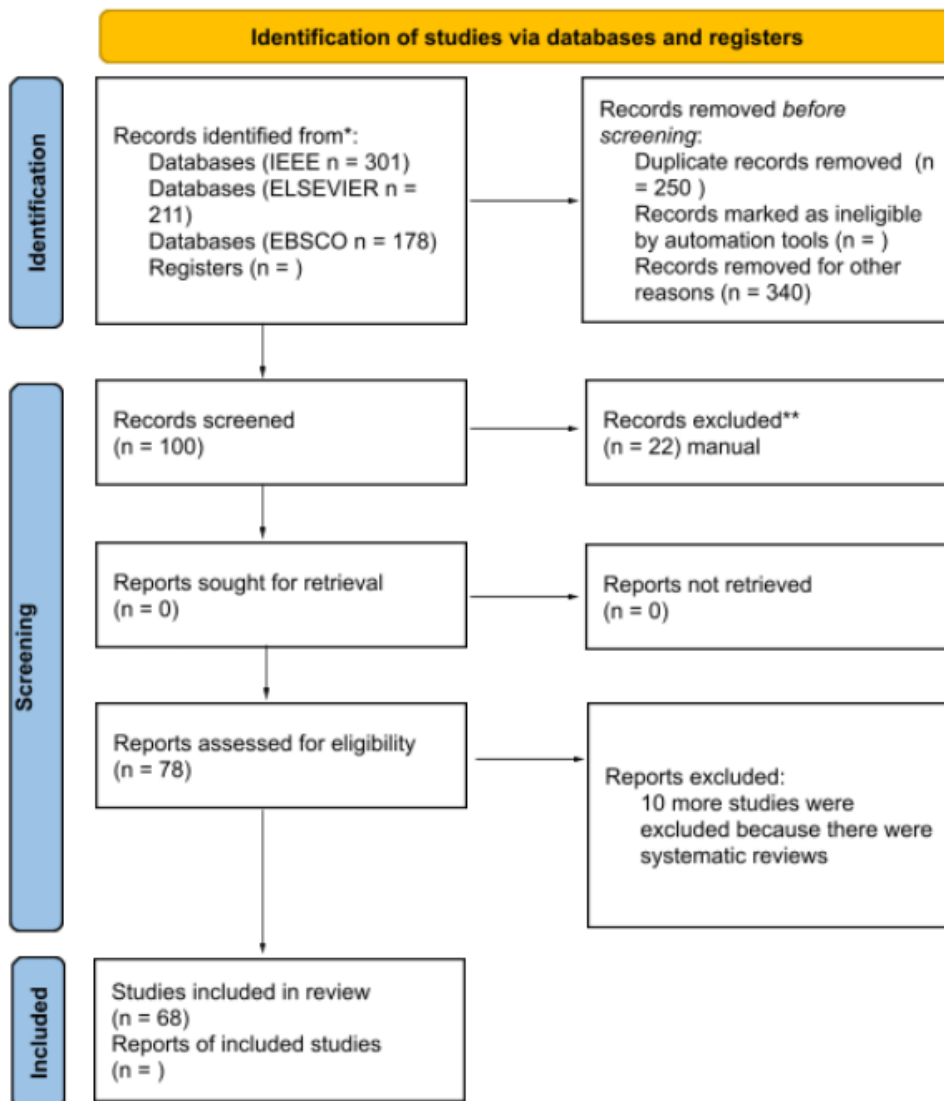


Diagrama 2. Diagrama Prisma.

Se realizó una tabla donde se identificaban los datos de los documentos revisados, título, comparador, ubicación donde se desarrolló el proyecto, pieza de interés a inspeccionar, datos del autor, intervención principal, herramientas utilizadas y resultados. Para mantener la originalidad de la información de los estudios se realizó la tabla 2 en inglés.

Tabla 2. Extracto de los datos recopilados en cada estudio.

Title	Comparator	Setting	Part	First author, year, country	Setting, study design, (n), time frame	Main intervention	Outcomes
Automatic visual inspection for printed circuit board via novel Mask R-CNN in smart city applications	Experiment with Demo image of PCB	Lab	PCB	Lian, 2021, China	Lab, Control group, (n=9313)	Mask R-CNN	Experimental results demonstrate that the presented algorithm outperformed the state-of-the-art both in precision, sensitivity, and accuracy for both small devices like resistors and capacitors as well as
Improving visual corrosion inspection accuracy with image enhancement filters	Raw image vs filter image	Lab	Nickel tube	Anuar, 2015, Malaysia	Lab, Control group, (n=5)	Enhancement filters	In this experiment, image filter enhancement selected based on PSNR value is validate. Sample image obtain from test bed is used to find the accuracy of corrosion area detected based on the red channel histogram.
Application of multi-focus image fusion in visual power patrol inspection	Training samples	Lab	Power patrol	Chen, 2017, China	Lab, control group,	Multi-focus image fusion (MFIF)	The proposed scheme shows better performance for detail informations compared with the experimental results of TIP13, IP15 and ICAP16. MI and QAB/P among four algorithms are compared. The proposed scheme exceeds the other algorithms except the case that MI of G1r1.
Designing Quality Control System Based on Vision Inspection in Pharmaceutical Product lines	Template matching	Lab	Pills	Bahaghighat, 2018, Iran	ED, Pre-post, (n=)	Pattern matching & Radon transform	The TM algorithm can detect an object (Red box). Now, the mass center of the detected object can be calculated and then it should be applied by a mask with the dimensions
Inline Image Vision Technique for Tires Industry 4.0: Quality and Defect Monitoring in Tires Assembly	data mining tools	Lab	Tires	Massaro, 2019, Italy	MD, Pre-post, (n=)	3D reconstruction	The predictive maintenance has been implemented by an artificial neural network algorithm able to predict humidity in a controlled environment.
Automated Visual Inspection of Metallic Parts	Training samples	Lab	copper alloy casting parts	Liu, 2018, China	QD Pre-post, (n=)	KUKA robotic arm	It takes about 35ms for processing one captured frame. For the whole casting taps, it takes less than 10s to scan the whole surface.
Vision-Based 3D Shape Measurement System for Transparent Microdefect	Confocal microscope	Lab	Images of defect sample	Deng, 2019, China	ED, Pre-post, (n= 100)	Non-contactvisual quality control	The system is capable of quickly measuring the center depth of the polarizer defect (<0.01s), which is 99% higher than that of the confocal microscope

11.1 Precisión

En cuanto a los outcomes referentes a la precisión se identificaron 33 intervenciones de las cuales:

25 utilizaron cámaras para la inspección automatizada, el 100% de estos estudios tuvieron una precisión mínima del 80% y la precisión máxima obtenida en los estudios fue del 99% [34]. Cinco estudios utilizaron láseres para inspeccionar objetos, estos obtuvieron una precisión superior al 90% y máxima del 100% [35]. Tres estudios utilizaron una combinación de sensores, láseres y cámaras, estos obtuvieron una precisión superior al 95%. y máxima del 100%.

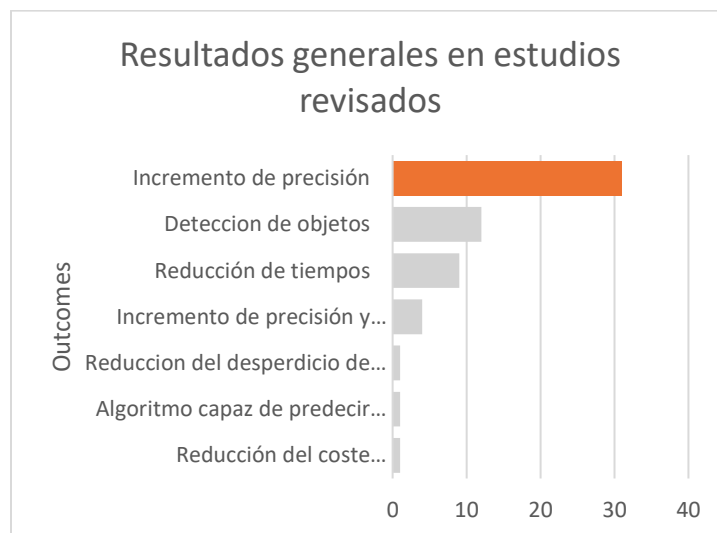


Gráfico 1. Acumulado de documentos por resultados

11.2 Precisión y reducción de tiempos

De los resultados encontrados con respecto al aumento de la precisión y reducción de tiempo se identificaron 4 intervenciones, de las cuales todas utilizaron cámaras para la inspección automatizada, 2 utilizaron sensores y cámaras. Se encontró que el 100% de los estudios obtuvieron resultados positivos con el aumento de la precisión. La precisión más baja encontrada en estos estudios fue del 86,7% [36] y la más alta fue del 97,2% [35].

11.3 Detección de objetos

De los resultados encontrados con respecto a la detección de objetos, se identificaron 14 intervenciones, de las cuales todas utilizaron cámaras para la inspección automatizada, la menor detección encontrada fue del 85% [37] y el máximo nivel de detección fue del 100% [38]. De los estudios, 9 utilizaron sensores y cámaras. De estos, el 100% de los estudios tuvieron resultados positivos con respecto a la identificación de objetos.

11.4 Reducción de tiempo

De los resultados encontrados con respecto a la reducción de tiempo, se identificaron 12 intervenciones, de las cuales todas utilizaron cámaras para la inspección automatizada, 2 utilizaron vehículos aéreos no tripulados (UAV)[1], con estos equipos se obtuvo un menor tiempo de inspección, pero para inspecciones más precisas recomiendan la intervención humana. Además, 2 utilizaron sensores de movimiento, estos muestran una reducción del 23,13% [34], reducción de tiempo después de la implementación.

11.5 Tipos de industria

En cuanto al tipo de industria, de los 68 estudios revisados se dividieron en diferentes sectores

industriales, entre los que destacan la industria eléctrica con más implementaciones de herramientas de la industria 4.0, seguida por la industria automotriz, y la de la industria de alimentos.

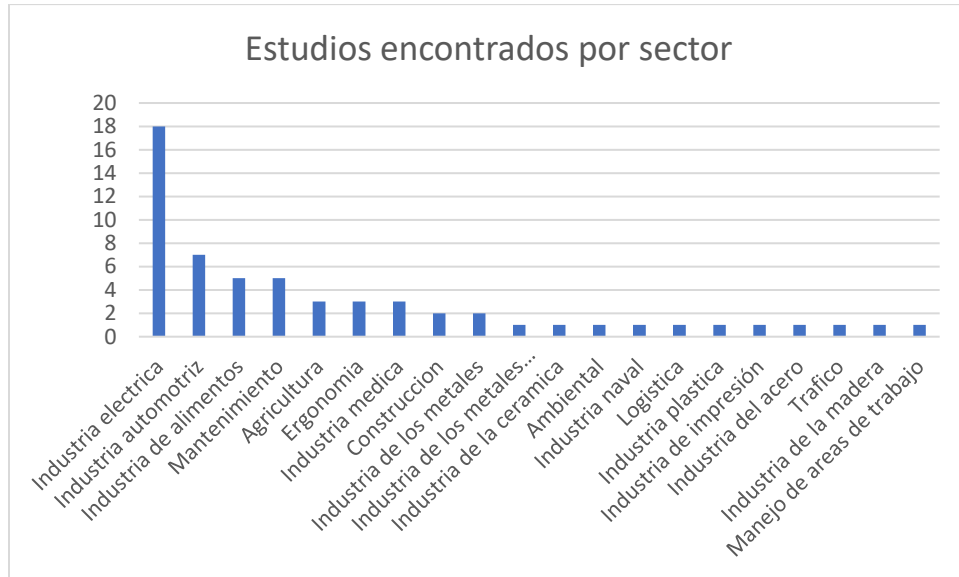


Gráfico 2. Implementaciones de herramientas de la industria 4.0 por sector.

11.6 Implementaciones por países

China

Referente a la implementación de herramientas de la industria 4.0 para la mejora de la inspección visual el país que se encontró con más trabajos referentes al tema de inspección visual fue China con 18 estudios del uso de estas herramientas, 12 se enfocan en el incremento de la precisión del proceso de inspección visual, los 18 trabajos tienen como intervención el uso de algoritmos para el proceso de inspección visual de un proceso, de los 18 trabajos elaborados en China, 4 fueron realizados en una línea de manufactura, mientras que el resto fue realizado en laboratorios. Uno de los datos resaltantes de los estudios realizados en China es el incremento de la precisión de 82.4% antes de la implementación a 92.3% [39] con la implementación, para esto se utilizó un

algoritmo. Dos estudios trabajaron con inspecciones visuales en 3D, los dos trabajos con la implementación de herramientas de la industria 4.0 mejoraron la precisión de sus inspecciones visuales, la diferencia de estos es la herramienta utilizada, el primero utilizó un láser que escaneaba en 3D [40], mientras que el segundo utilizó una cámara CMOS, un sistema *laser-gray photo 3D* [41]. Se encontró que en China 2 trabajos [38], [42] se enfocaron en la detección de objetos, ambos utilizaron cámaras.

India

India tuvo 5 estudios que se enfocaron en el uso de herramientas para la inspección visual, de los 5 trabajos revisados 2 fueron enfocados en la industria de los alimentos, ambos se enfocaron en el incremento de la precisión, ambos utilizaron cámaras para la inspección visual, los 2 trabajos enfocados en la industria de los alimentos tuvieron un resultado positivo con el incremento de la precisión, uno obtuvo una precisión de casi el 90% [43] mientras que el otro alcanzó hasta el 99% [44] de precisión. Tres trabajos fueron en líneas de ensamble [12], [43], [45], El resto de los estudios fueron elaborados en laboratorios [44], [46].

Corea del sur

De los estudios revisados Corea del sur cuenta con 5 estudios enfocados en la implementación de herramientas para la inspección visual, todos obtuvieron resultados positivos en el incremento de la precisión, 3 de los 5 estudios utilizaron como principal intervención algoritmos y métodos como el speeded up robust features SURF [47], Simple Linear Regresión [48].

Estados unidos

Estados Unidos tiene 4 estudios enfocados en herramientas de la industria 4.0, de los cuales 3 [25], [49], [50] estudios tienen como resultado el incremento de la precisión en sus procesos de

inspección visual. Los tres estudios con enfoque al incremento de la precisión se realizaron en laboratorios mientras que el cuarto estudio fue realizado en una línea de manufactura, obteniendo resultados positivos en cuanto al incremento de la detección de objetos [51].

Adicional a estos países se resaltan algunos con menos estudios encontrados, sus intervenciones y el tipo de resultado obtenido

Tabla 3. Intervención por país y tipo de resultado obtenido.

Titulo	País	Intervención	Resultado
Smart Virtual Product Development (SVPD) System to Support Product Inspection Planning in Industry 4.0[3]	Australia	Smart Virtual Product Development (SVPD)	Reducción de tiempo
Automatic Anode Rod Inspection in Aluminum Smelters using Deep-Learning Techniques: A Case Study [52]	Canada	Fast R-CNN	Incremento de la precisión
Blind vision for real-time inspection of spot welds [53]	Canada	Real-time integrated weld analyze	Incremento en la detección de objetos
LiDAR-equipped UAV path planning considering potential locations of defects for bridge inspection [54]	Canada	model-based and non-model-based methods	Reducción de tiempo

Experimental Comparison of Optical Inline 3D Measurement and Inspection Systems [55]	Austria	Camera Inspection	Incremento de precisión
Performance, quality, and control in steel logistics 4.0[56]	Austria	Manufacturing execution system (MES)	Reducción de tiempo
An automatic visual inspection method based on supervised machine learning for rapid on-site evaluation in EUS-FNA[57]	Japón	Gaussian mixture model (GMM)	Detección de objetos
Methods and Means of Incoming Quality Inspection of Printed Circuit Boards[58]	Rusia	Optical inspection of the surface of PCB	Detección de objetos
Improving visual corrosion inspection accuracy with image enhancement filters[22]	Malasia	Image quality assessment (IQA) algorithm	Incremento en precisión
Welding Seam Classification in the Automotive Industry using Deep Learning Algorithms[59]	Francia	One Class Convolutional Neural Network (OC-CNN)	Incremento en precisión

12. Discusión

En cuanto a los estudios revisados, Nakajima comenta que en el método de inspección visual que utiliza la visión periférica, es más difícil detectar los defectos de línea que los defectos con otras formas [25]. Para la detección de defectos no lineales, es necesario aumentar el tiempo de inspección y los puntos de fijación. Además, el índice de evaluación de la dificultad de detección de los defectos debe tener en cuenta tanto la luminancia de la superficie del defecto, es decir, el valor obtenido al multiplicar el contraste de luminancia del defecto por su tamaño, como la forma del defecto.

Se encontraron 11 estudios que utilizaron el método del método de red neural convolucional o convolutional network method (CNN) en inglés, además estos estudios tuvieron en común que fueron enfocados en la inspección automatizada, utilizaron cámaras para la inspección visual en la mayoría de los casos a excepción del estudio de Azango el cual trabajo con un sensor Kinect [13].

Se detecto que, los estudios que se enfocaron en el sector de alimentos fueron los países en vías de desarrollo, el 60% de los estudios enfocados en el sector de alimentos fueron India, Tailandia y Turquía. Además, los estudios que elaboraron utilizaron como herramienta el uso de cámaras.

De los estudios que trabajaron con vehículos no tripulados, tanto aéreos como marinos, se enfocaron en inspecciones visuales de mantenimiento, tanto en la parte de ingeniería naval [47], construcción [54] y mantenimiento de celdas solares [1].

En cuanto al uso de láseres, revisando la implementación de estos por países, se encontró que China fue el país que más implemento láseres en sus estudios, ya que 42% de los estudios que tuvieron como implementación uso de láseres fueron por parte de China. Mientras que los demás países tuvieron una aportación del 14% cada uno, India, Reino Unido, Austria e Italia.

Se identifico que, dependiendo el país, la industria beneficiada por las herramientas de la industria 4.0 tienen ciertas tendencias, por ejemplo, más del 50 % de los estudios encontrados en China fueron enfocados en la industria electrónica, automotriz y médica, comprándolo con la India que solo el 33% de los estudios, fueron elaborados en la industria eléctrica o automotriz, otro 33.33%

fueron estudios realizados para la industria de alimentos y agricultura. En Tailandia el 50% de sus estudios fueron enfocados en la industria de los alimentos o agricultura. Mientras que en Estados Unidos el 100% de sus estudios fueron realizados en la industria electrónica o automotriz, encontramos un patrón para los países en vías de desarrollo como la India y Tailandia, su enfoque es en industrias como la de los alimentos o la agricultura.

El impacto económico por el uso de herramientas de la industria 4.0 es algo importante para las industrias manufactureras, sin embargo en los estudios revisados se enfocaban más en la implementación de la herramientas como es el caso de la implementación de cámaras para la inspección de partículas en el trabajo de Zhang[8], en su trabajo menciona la reducción de costos por esta implementación, pero no hace el análisis de ahorro en consecuencia de la implementación, por lo que es algo importante que tomar en cuenta los costos de la implementación de las herramientas de la industria 4.0 y su impacto en ahorro anual por reducción de costos, o incremento en la calidad de productos.

13. Guía de implementación de herramientas para el control de calidad de la industria 4.0: Retos y oportunidades para PyMEs

Se realizó una guía con la información analizada, para que las pequeñas y medianas empresas, tengan acceso a la información del uso y posibles resultados que pueden obtener por implementar herramientas (Cámaras, sensores, algoritmos) de la industria 4.0 en sus procesos de inspección visual, así como identificar qué herramienta es más compatible con su proceso, así como qué criterio de calidad está tratando de resolver para determinar que herramienta podrá solucionar el problema que tiene o mejorar la calidad de sus productos. Esta guía les dará una visión de cuáles son los posibles resultados de la implementación, como la mejora de precisión en la inspección visual, la mejora en la detección de objetos o la reducción del tiempo de inspección en el proceso a implementar.

1. Desperfecto por componente dañado

1.1 Identificar el problema de calidad a resolver

En el proceso de manufactura que se tenga, se deberá revisar los puntos de calidad que requiera inspeccionar que sean críticos para su proceso, pueden ser detalles estéticos, daños físicos, falta de componentes. Para este primer caso se buscarán los que tengan componentes dañados:

Un ejemplo de un posible desperfecto a inspeccionar podría ser en la elaboración de lámparas, podría tener un led dañado, por lo que en la inspección se centraría en verificar que el led se encuentre en buen estado.

Otro desperfecto que entra en la categoría de componente dañado podría ser que un capacitor este quebrado.

Si utiliza algún vidrio el componente o algún acrílico se podría inspeccionar que estos no tengan quebraduras.

Si se trabaja con soldado de partes, se podría inspeccionar que la soldadura este elaborada correctamente y no tenga daños en la parte soldada.

1.2 Herramienta de la industria 4.0 para la inspección

Para la identificación de componentes dañados se tiene identificado que el uso de cámaras es muy eficiente para la inspección es de suma importancia, a continuación, se muestran algunos modelos utilizados en la industria que cumplen satisfactoria la inspección y recolección de imágenes:

- Industrial USB3 camera with a rolling shutter
- professional DSLR camera
- high resolution camera having a Power over Ethernet (POE)
- Basler Industrial camera acA1300-60gm
- plane-array CCD camera (Mikrovision MV-EM510M)
- CMOS camera
- RGB camera featuring a 7.94mm fixed focal length and a CCD matrix size of 7152 × 5368 pixels
- 20 MP camera (Sony α5000)
- CCD camera and lens
- Web cam
- 18MP Camara

Imagen 5. Extracto de guía de implementación de herramientas de la industria 4.0

14. Limitaciones

Una de las limitaciones significativas es la falta de disponibilidad de datos referentes a la implementación de herramientas de la industria 4.0 en el sector manufacturero del estado de Baja California.

Se complicó el acceso para utilizar el protocolo de herramientas de la industria 4.0 a un caso práctico en alguna pyme de la región, para validar el uso de ésta.

La dificultad para encontrar información relevante a la industria aeroespacial con respecto a la literatura gris.

No se completó la revisión sistemática, por lo que nos da oportunidad para agregar información referente a otras industrias.

15. Conclusiones

La industria automotriz, alimentos y farmacéutica debido a la competitividad tienen los estándares de producción más altos, por lo que, para proporcionar sistemas de control de calidad uniformemente optimizados, el uso de máquinas inteligentes basadas en visión es inevitable en estas industrias. La industria 4.0 ha traído herramientas que ayudan a mejorar los procesos de inspección visual, en los que la fatiga ya no es una variable que afecta el desempeño de la inspección visual, el uso de cámaras, sensores, láseres y algoritmos, han ayudado a mejorar la precisión de los procesos de inspección, también han ayudado a reducir los tiempos de inspección considerablemente, generando un ahorro en cuanto al tiempo de inspección, de igual forma han estado realizando estudios en los que van incrementando el nivel de confianza para la detección de objetos, por lo que se cuentan con sistemas de detección de objetos lo suficiente eficiente para implementarlos en sistemas de inspección visual. Al usar estas herramientas se eliminan algunas limitantes que se tienen con la inspección visual tradicional (realizado por personas), las horas trabajadas por las herramientas dependerá directamente de su capacidad impuesta por el fabricante, por lo que se estima que estos podrían trabajar más horas comparadas a una persona. En los casos que utilizan más de una herramienta de la industria 4.0 se puede llegar a obtener un mejor resultado, siempre y cuando revisando cual es el resultado esperado a obtener, este estudio se recopiló la información disponible de herramientas de la industria 4.0, con la que se generó una guía de implementación de herramientas de la industria 4.0 para el sector de pequeñas y medianas empresas, ya que estas no suelen tener el personal adecuado para investigar referente a estas tecnologías.

Se cumplió con el objetivo principal del estudio, por lo que se logró analizar diferentes estudios donde se encontraron las herramientas de la industria 4.0 utilizadas en la industria manufacturera, para la mejora de la inspección visual, por lo que también se cumplieron los objetivos específicos, dando respuesta a las preguntas de investigación. Por lo que se acepta, la primera hipótesis, en la que menciona que la industria electrónica será uno de los principales sectores de la industria que utiliza herramientas para la mejora de sus procesos de inspección visual. La segunda hipótesis también es aceptada ya que los estudios relacionados al sector automotriz enfocan sus inspecciones en la soldadura de partes, mientras que la electrónica se

enfoca en componentes de placas electrónicas. La tercera hipótesis también se acepta ya que el uso de cámaras para inspecciones y el uso de sensores fueron los más utilizados en los estudios revisados. Las hipótesis 4,5,6 corresponden a los resultados de los estudios, estas hipótesis también son aprobadas, ya que los resultados más encontrados en los estudios fueron el incremento de la precisión, la reducción de tiempos y el incremento de la detección de objetos, la última hipótesis también fue aceptada, ya que se logró generar el protocolo para la implementación de herramientas de la industria 4.0

16. Trabajo futuro

Trabajando en la recopilación de información referente a la implementación de herramientas de la industria 4.0 se encontró que la mayoría de trabajos se enfocaba en la implementación de las herramientas, sin embargo no se consideraba del todo el lado financiero de esto, por lo que se planea trabajar en un modelo híbrido referente a la estimación de costos, debido a la implementación de herramientas de la industria 4.0 para justificar la implementación de herramientas de la industria 4.0 en las PyMEs ya que esto les puede ayudar a identificar qué herramientas y el costo de éstas para ver si es una inversión que puedan cubrir con sus recursos.

17. Anexos

1. Guía de implementación de herramientas de la industria 4.0 para Pymes.
2. Revisión sistemática

16. Referencias

- [1] Y. Zefri, A. Elkcttani, I. Sebari, and S. A. Lamallam, "Inspection of Photovoltaic Installations by Thermo-visual UAV Imagery Application Case: Morocco," *Proceedings of 2017 International Renewable and Sustainable Energy Conference, IRSEC 2017*, 2018, doi: 10.1109/IRSEC.2017.8477241.
- [2] A. Basco, G. Beliz, D. Coatz, and P. Garnero, "Industria 4.0 Fabricando el Futuro," vol. 1, pp. 1–124, Jul. 2018.

- [3] M. B. Ahmed, F. Majeed, C. Sanin, and E. Szczerbicki, "Smart virtual product development (SVDP) system to support product inspection planning in industry 4.0," *Procedia Computer Science*, vol. 176, no. 2018, pp. 2596–2604, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.09.310.
- [4] S. C. Feng, W. Z. Bernstein, T. Hedberg, and A. Barnard Feeney, "Toward Knowledge Management for Smart Manufacturing," *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, vol. 17, no. 3, Sep. 2017, doi: 10.1115/1.4037178.
- [5] M. Ghasemaghaei, S. Ebrahimi, and K. Hassanein, "Data analytics competency for improving firm decision making performance," *Journal of Strategic Information Systems*, vol. 27, no. 1, pp. 101–113, Mar. 2018, doi: 10.1016/j.jsis.2017.10.001.
- [6] M. Tascon and A. Coullaut, "Big Data y el Internet de las cosas. Qué hay detrás y cómo nos va a cambiar," *Catarata*, vol. 1, pp. 151–154, 2016.
- [7] Z. Wang, R. Qin, J. Yan, and C. Guo, "Vision sensor based action recognition for improving efficiency and quality under the environment of industry 4.0," *Procedia CIRP*, vol. 80, pp. 711–716, 2019, doi: 10.1016/j.procir.2019.01.106.
- [8] H. Zhang *et al.*, "Automated machine vision system for liquid particle inspection of pharmaceutical injection," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 67, no. 6, pp. 1278–1297, 2018, doi: 10.1109/TIM.2018.2800258.
- [9] A. Massaro, I. Manfredonia, A. Galiano, L. Pellicani, and V. Birardi, "Sensing and Quality Monitoring Facilities Designed for Pasta Industry Including Traceability, Image Vision and Predictive Maintenance," *2019 IEEE International Workshop on Metrology for Industry 4.0 and IoT, MetroInd 4.0 and IoT 2019 - Proceedings*, pp. 68–72, 2019, doi: 10.1109/METROI4.2019.8792912.
- [10] N. Ismail and O. A. Malik, "Real-time Visual Inspection System for Grading Fruits using Computer Vision and Deep Learning Techniques," *Information Processing in Agriculture*, 2021, doi: 10.1016/j.inpa.2021.01.005.
- [11] L. Akbari, "Designing Quality Control System Based on Vision," pp. 1–4, 2018.
- [12] V. Chaudhary, I. R. Dave, and K. P. Upla, "Automatic visual inspection of printed circuit board for defect detection and classification," *Proceedings of the 2017 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking, WiSPNET 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 732–737, 2018, doi: 10.1109/WiSPNET.2017.8299858.
- [13] M. Azangoo *et al.*, "Towards a 3D Scanning/VR-based Product Inspection Station," *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFA*, vol. 2020-Septe, pp. 1263–1266, 2020, doi: 10.1109/ETFA46521.2020.9212184.
- [14] Instituto Nacional de Estadística y Geografía, "Micro, pequeña, mediana y gran empresa Estratificación de los establecimientos," 2019. [Online]. Available: www.inegi.org.mx
- [15] Instituto Nacional de Estadística y Geografía, "Micro, pequeña, mediana y gran empresa Estratificación de los establecimientos," México, 2019. [Online]. Available: www.inegi.org.mx

- [16] D. Moher, A. Liberati, J. Tetzlaff, D. G. Altman, and The PRISMA Group, "Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement," *PLoS Medicine*, vol. 6, no. 7, pp. 1–6, Sep. 2009, doi: 10.1371/journal.pmed.1000097.
- [17] A. Liberati *et al.*, "The PRISMA statement for reporting systematic reviews and meta-analyses of studies that evaluate health care interventions: explanation and elaboration," *PLoS Medicine*, vol. 6, no. 7, p. e1000100, 2009, doi: 10.1371/journal.pmed.1000100.
- [18] M. J. Page *et al.*, "The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews," *The BMJ*, vol. 372, Mar. 2021, doi: 10.1136/bmj.n71.
- [19] J. Higgins and S. Green, *Cochrane Handbook for Systematic Reviews of Interventions*, Version 5., no. March. The Cochrane Collaboration, 2011.
- [20] J. McGowan, M. Sampson, D. M. Salzwedel, E. Cogo, V. Foerster, and C. Lefebvre, "PRESS Peer Review of Electronic Search Strategies: 2015 Guideline Statement," *Journal of Clinical Epidemiology*, vol. 75, pp. 40–46, Jul. 2016, doi: 10.1016/j.jclinepi.2016.01.021.
- [21] J. Lian, L. Wang, T. Liu, X. Ding, and Z. Yu, "Automatic visual inspection for printed circuit board via novel Mask R-CNN in smart city applications," *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 44, no. January, p. 101032, 2021, doi: 10.1016/j.seta.2021.101032.
- [22] S. A. Idris, F. A. Jafar, and S. Saffar, "Improving visual corrosion inspection accuracy with image enhancement filters," *2015 12th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence, URAI 2015*, pp. 129–132, 2015, doi: 10.1109/URAI.2015.7358876.
- [23] A. Massaro, I. Manfredonia, A. Galiano, and N. Contuzzi, "Inline Image Vision Technique for Tires Industry 4.0: Quality and Defect Monitoring in Tires Assembly," *2019 IEEE International Workshop on Metrology for Industry 4.0 and IoT, MetroInd 4.0 and IoT 2019 - Proceedings*, pp. 54–57, 2019, doi: 10.1109/METROI4.2019.8792911.
- [24] V. Hristov and B. Kostov, "Application of Machine Learning for Improving the Algorithm for Capturing, Orienting and Placing an Object with 6-Axis Robot and 2d Visual Inspection Camera," pp. 1–5, 2021, doi: 10.1109/hora52670.2021.9461368.
- [25] R. Nakajima, R. Yamamoto, T. Hida, and T. Matsumoto, "A study on the effect of defect shape on defect detection in visual inspection," *Procedia Manufacturing*, vol. 39, no. 2019, pp. 1641–1648, 2019, doi: 10.1016/j.promfg.2020.01.277.
- [26] Y. Zhang, D. Xiao, and Y. Liu, "Automatic Identification Algorithm of the Rice Tiller Period Based on PCA and SVM," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 86843–86854, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3089670.
- [27] J. Villalba-Diez, D. Schmidt, R. Gevers, J. Ordieres-Meré, M. Buchwitz, and W. Wellbrock, "Deep learning for industrial computer vision quality control in the printing industry 4.0," *Sensors (Switzerland)*, vol. 19, no. 18, pp. 1–24, 2019, doi: 10.3390/s19183987.
- [28] M. Wattana, T. Phonarin, and U. Ketnork, "Quality Inspection of Size, Shape and Arrangement of Sweet Corn Seeds by Image Processing," *Proceedings - 17th IEEE/ACIS International Conference*

- on *Computer and Information Science, ICIS 2018*, pp. 463–467, 2018, doi: 10.1109/ICIS.2018.8466509.
- [29] C. Zepeda-Lugo *et al.*, “Assessing the impact of lean healthcare on inpatient care: A systematic review,” *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 17, no. 15. MDPI AG, pp. 1–24, Aug. 01, 2020. doi: 10.3390/ijerph17155609.
- [30] D. Tlapa *et al.*, “Effects of Lean Healthcare on Patient Flow: A Systematic Review,” *Value in Health*, vol. 23, no. 2. Elsevier Ltd, pp. 260–273, Jan. 2020. doi: 10.1016/j.jval.2019.11.002.
- [31] C. Nicolay *et al.*, “Systematic review of the application of quality improvement methodologies from the manufacturing industry to surgical healthcare,” *British Journal of Surgery*, vol. 99, no. 3, pp. 324–335, Mar. 2012, doi: 10.1002/bjs.7803.
- [32] S. Mason, C. Nicolay, and A. Darzi, “The use of Lean and Six Sigma methodologies in surgery: A systematic review,” *Surgeon*, vol. 13, no. 2. Elsevier Ltd, pp. 91–100, Apr. 01, 2015. doi: 10.1016/j.surge.2014.08.002.
- [33] T. Amaratunga and J. Dobranowski, “Systematic Review of the Application of Lean and Six Sigma Quality Improvement Methodologies in Radiology,” *Journal of the American College of Radiology*, vol. 13, no. 9, pp. 1088–1095, Sep. 2016, doi: 10.1016/j.jacr.2016.02.033.
- [34] Y. Deng, X. Pan, X. Wang, and X. Zhong, “Vision-Based 3D Shape Measurement System for Transparent Microdefect Characterization,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 105721–105733, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2931194.
- [35] M. Xu, Y. Ma, and S. Chen, “Research on real-time quality inspection of PET bottle caps,” *2017 IEEE International Conference on Information and Automation, ICIA 2017*, no. July, pp. 1023–1026, 2017, doi: 10.1109/ICInfA.2017.8079052.
- [36] A. Thamna, P. Srisungsitthisunti, and S. Dechjareem, “Real-Time Visual Inspection and Rejection Machine for Bullet Production,” *2018 2nd International Conference on Engineering Innovation, ICEI 2018*, pp. 13–17, 2018, doi: 10.1109/ICEI18.2018.8448641.
- [37] K. Y. Chan, K. F. C. Yiu, H. K. Lam, and B. W. Wong, “Ball bonding inspections using a conjoint framework with machine learning and human judgement,” *Applied Soft Computing*, vol. 102, p. 107115, 2021, doi: 10.1016/j.asoc.2021.107115.
- [38] Z. Zhang, M. Liang, and Z. Wang, “A Deep Extractor for Visual Rail Surface Inspection,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 21798–21809, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3055512.
- [39] C. Xie, K. Yang, A. Wang, C. Chen, and W. Li, “A Mura Detection Method Based on an Improved Generative Adversarial Network,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 68826–68836, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3076792.
- [40] C. Binjin, Y. Shouyan, Y. Xin, J. Qichen, and L. Xin, “A Novel construction quality control and management method based on bim and 3D laser scanning technology,” *2018 International Conference on 3D Immersion, IC3D 2018 - Proceedings*, 2019, doi: 10.1109/IC3D.2018.8657840.

- [41] N. Jia, Z. Li, J. Ren, Y. Wang, and L. Yang, "A 3D reconstruction method based on grid laser and gray scale photo for visual inspection of welds," *Optics and Laser Technology*, vol. 119, no. August 2018, p. 105648, 2019, doi: 10.1016/j.optlastec.2019.105648.
- [42] Z. Yuanyuan, "Research on Automatic Visual Inspection Method for Character on Cartridge Fuse Based on Template Matching," *Proceedings - 2016 3rd International Conference on Information Science and Control Engineering, ICISCE 2016*, pp. 527–531, 2016, doi: 10.1109/ICISCE.2016.119.
- [43] A. Sathe and A. Deshpande, "Automated visual quality inspection and sorting," *International Conference on Advances in Computing, Communication and Control 2017, ICAC3 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/ICAC3.2017.8318768.
- [44] D. Mohapatra, B. Choudhury, and B. Sabat, "An Automated System for Fruit Gradation and Aberration Localisation using Deep Learning," *2021 7th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems, ICACCS 2021*, pp. 1076–1080, 2021, doi: 10.1109/ICACCS51430.2021.9442066.
- [45] K. Ashwini and S. B. Rudraswamy, "Automated inspection system for automobile bearing seals," *Materials Today: Proceedings*, no. xxxx, 2020, doi: 10.1016/j.matpr.2020.10.301.
- [46] G. Ramesh, T. Siddhartha, K. Sivaraman, and V. Subramani, "Identification of Timber Defects Using Convolution Neural Network," pp. 1641–1647, 2021, doi: 10.1109/icces51350.2021.9489136.
- [47] S. Hong, D. Chung, and J. Kim, "Development of a hover-capable AUV system for automated visual ship-hull inspection and mapping," *OCEANS 2017 - Anchorage*, vol. 2017-Janua, pp. 1–5, 2017.
- [48] N. U. Okafor, Y. Alghorani, and D. T. Delaney, "Improving Data Quality of Low-cost IoT Sensors in Environmental Monitoring Networks Using Data Fusion and Machine Learning Approach," *ICT Express*, vol. 6, no. 3, pp. 220–228, 2020, doi: 10.1016/j.icte.2020.06.004.
- [49] W. Huang, X. Chen, R. Jin, and N. Lau, "Detecting cognitive hacking in visual inspection with physiological measurements," *Applied Ergonomics*, vol. 84, no. November 2019, p. 103022, 2020, doi: 10.1016/j.apergo.2019.103022.
- [50] M. T. Gonzalez Diaz *et al.*, "Guided Visual Inspection enabled by AI-based Detection Models," pp. 1–8, 2021, doi: 10.1109/icphm51084.2021.9486573.
- [51] A. Srivastava *et al.*, "Non-traditional inspection strategy for inline monitoring in excursion scenarios: Defect inspection," *2016 27th Annual SEMI Advanced Semiconductor Manufacturing Conference, ASMC 2016*, pp. 197–200, 2016, doi: 10.1109/ASMC.2016.7491124.
- [52] H. Chehri, A. Chehri, L. Kiss, and A. Zimmerman, "Automatic anode rod inspection in aluminum smelters using deep-learning techniques: A case study," *Procedia Computer Science*, vol. 176, pp. 3536–3544, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.09.033.
- [53] A. Baradarani, A. M. Chertov, and R. G. Maev, "Blind vision for real-time inspection of spot welds," *IEEE International Ultrasonics Symposium, IUS*, vol. 2020-Septe, pp. 2020–2021, 2020, doi: 10.1109/IUS46767.2020.9251469.

- [54] N. Bolourian and A. Hammad, "LiDAR-equipped UAV path planning considering potential locations of defects for bridge inspection," *Automation in Construction*, vol. 117, no. April, p. 103250, 2020, doi: 10.1016/j.autcon.2020.103250.
- [55] L. Traxler, L. Ginner, S. Breuss, and B. Blaschitz, "Experimental Comparison of Optical Inline 3D Measurement and Inspection Systems," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 53952–53963, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3070381.
- [56] A. Beham, S. Raggl, V. A. Hauder, J. Karder, S. Wagner, and M. Affenzeller, "Performance, quality, and control in steel logistics 4.0," in *Procedia Manufacturing*, 2020, vol. 42, pp. 429–433. doi: 10.1016/j.promfg.2020.02.053.
- [57] H. Inoue, K. Ogo, M. Tabuchi, N. Yamane, and H. Oka, "An automatic visual inspection method based on supervised machine learning for rapid on-site evaluation in EUS-FNA," *Proceedings of the SICE Annual Conference*, pp. 1114–1119, 2014, doi: 10.1109/SICE.2014.6935253.
- [58] D. A. Korzh, M. S. Kostin, and D. S. Vorunichev, "Methods and Means of Incoming Quality Inspection of Printed Circuit Boards," *2018 International Conference on Recent Innovations in Electrical, Electronics and Communication Engineering, ICRIEECE 2018*, pp. 1215–1218, 2018, doi: 10.1109/ICRIECEE44171.2018.9009342.
- [59] C. el Hachem, "Welding Seam Classification in the Automotive Industry using Deep Learning Algorithms," pp. 235–240, 2021.



PROTOCOLO DE IMPLEMENTACION DE HERRAMIENTAS DE LA INDUSTRIA 4.0 PARA MEJORA DEL PROCESO DE INSPECCION VISUAL

Guía para PyMEs

Elaborado por Diego Eduardo Caballero Ramírez
junio de 2022

Diego Caballero
Diego.caballero@uabc.edu.mx

Contenido

Objetivo.....	2
1. Desperfecto por componente dañado.....	3
1.1 Identificar el problema de calidad a resolver.....	3
1.2 Herramienta de la industria 4.0 para la inspección	3
1.3 Procesamiento de imágenes para la inspección.....	4
1.4 Detección de defectos y clasificación de defectos.....	4
1.5 Resultados esperados	4
2. Desperfecto por diferencia de color	5
2.1 Identificar el problema de calidad a resolver.....	5
2.2 Herramienta de la industria 4.0 para la inspección	5
2.3 Procesamiento de imágenes para la inspección.....	5
2.4 Detección de defectos y clasificación de defectos.....	7
2.5 Resultados esperados	7

Objetivo

El propósito de este documento es brindar información específica acerca de la implementación de herramientas de la industria 4.0, proveyendo información técnica de puesta a punto y explicando los resultados que podrían esperarse debido a esto.

Es recomendable que este documento sea actualizado con modificaciones en el equipo o con técnica nuevas.

1. Desperfecto por componente dañado

1.1 Identificar el problema de calidad a resolver

En el proceso de manufactura que se tenga, se deberá revisar los puntos de calidad que requiera inspeccionar que sean críticos para su proceso, pueden ser detalles estéticos, daños físicos, falta de componentes. Para este primer caso se buscarán los que tengan componentes dañados:

Un ejemplo de un posible desperfecto a inspeccionar podría ser en la elaboración de lámparas, podría tener un led dañado, por lo que en la inspección se centraría en verificar que el led se encuentre en buen estado.

Otro desperfecto que entra en la categoría de componente dañado podría ser que un capacitor este quebrado.

Si utiliza algún vidrio el componente o algún acrílico se podría inspeccionar que estos no tengan quebraduras.

Si se trabaja con soldado de partes, se podría inspeccionar que la soldadura este elaborada correctamente y no tenga daños en la parte soldada.

1.2 Herramienta de la industria 4.0 para la inspección

Para la identificación de componentes dañados se tiene identificado que el uso de cámaras es muy eficiente para la inspección es de suma importancia, a continuación, se muestran algunos modelos utilizados en la industria que cumplen satisfactoria la inspección y recolección de imágenes:

- Industrial USB3 camera with a rolling shutter
- professional DSLR camera
- high resolution camera having a Power over Ethernet (POE)
- Basler Industrial camera acA1300-60gm
- plane-array CCD camera (Microvision MV-EM510M)
- CMOS camera
- RGB camera featuring a 7.94mm fixed focal length and a CCD matrix size of 7152 × 5368 pixels
- 20 MP camera (Sony α5000)
- CCD camera and lens
- Web cam
- 18MP Camara

2. Desperfecto por diferencia de color

2.1 Identificar el problema de calidad a resolver

En el proceso de manufactura que se tenga, se deberá revisar los puntos de calidad que requiera inspeccionar que sean críticos para su proceso, pueden ser detalles estéticos, daños físicos, falta de componentes. Para este primer caso se buscarán los que tengan diferencias de color en algún área de interés:

Un ejemplo de un posible para esto sería la clasificación de frutas o verduras, para determinar la degradación de la fruta.

Esta inspección también podría servir para detectar corrosión en metales, tuberías, acabados, piezas metálicas.

2.2 Herramienta de la industria 4.0 para la inspección

Para la identificación de componentes dañados se tiene identificado que el uso de cámaras es muy eficiente para la inspección es de suma importancia, a continuación, se muestran algunos modelos utilizados, métodos y algoritmos en la industria que cumplen satisfactoria la inspección y recolección de imágenes:

- Camera
- GP I/O pins of Arduino UNO
- Raspberry Pi module
- Touchscreen display
- ResNet
- DenseNet
- MobileNetV2
- NASNet
- EfficientNet
- CNN
- R-CNN

2.3 Procesamiento de imágenes para la inspección.

Para este tipo de inspección se utilizara como base convolucional neural network (CNN). CNN es un tipo de deep neural network (DNN), con una capa de entrada, una de salida y varias capas ocultas.

En una arquitectura típica de CNN, involucra 5 capas estas capas son la de entrada, convulational, pooling, capa completamente conectada y una capa de salida.

Las imágenes se representarán como matrices y formarán la capa de entrada, esta entrada pasara por la capa convulational, donde algunos filers o kernels donde se toma una imagen más pequeña para convertirla a pixeles, este procedimiento se repite hasta convertir toda la imagen en pixeles, posterior a esto se envía la matriz a la siguiente capa. Esta capa tiene una representación matemática: $s(t) = (x * w)t$

Donde “x” es la imagen de entrada, “w” es el filer o kernel, “s” es la salida de la capa conocida también como feature map.

La imagen pasa a la capa convulational, al inicio esta imagen tiene una medida de 39*39*3, esta imagen se va reduciendo hasta llegar a la medida de 7*7*40 lo que produce 1960 neurons, todos los neurons a la salida de la capa están interconectados con la capa FC, la cual es obtenida por flattening.

Se modifica los neuronos mediante ((img.*w)+b), donde “w” es el filtro de peso de medida 3*3 y “b” es el bias asociado a cada filtro individual. En este caso se usarán 10 filtros por lo que la medida del bias será de 10*1. Por lo que la función ReLU la tomamos como:

$$\beta = ReLU((img.* w) + b)$$

Donde “β” es la operación ReLU realizada en la imagen. Después de completar ReLU, se usa la operación max pooling como “max pool (β)”. Después del pooling, somos capaces de obtener una reducción de altura y anchura de la imagen con un canal constante.

Ahora este proceso se repite en forma de bucle hasta la última capa. Ahora nos dirigimos hacia la propagación hacia atrás para actualizar los pesos de los filtros. Supongamos que obtenemos los resultados estimados y los resultados originales, entonces podemos encontrar el error o la pérdida tomando las diferencias. Para actualizar el peso y el sesgo necesitamos encontrar la derivada de la función de pérdida con respecto a los pesos y el sesgo como. Ahora podemos obtener el nuevo peso y sesgo utilizando el descenso de gradiente. Así que matemáticamente:

$$W_{new} = W_{old} - \alpha * \frac{\partial L}{\partial w}$$

$$B_{new} = B_{old} - \alpha * \frac{\partial L}{\partial b}$$

En la capa final, que a veces también se denomina capa de pérdida, se utiliza la función Softmax para resolver el problema de sobreajuste. Ahora la pérdida de entropía cruzada para esta clasificación de clases múltiples es

$$Loss = - \sum_{i=1}^3 Y_i \log (y_i)$$

Esta pérdida explica el comportamiento del modelo después de cada iteración de optimización y se intenta minimizar para conseguir el mejor resultado

2.4 Detección de defectos y clasificación de defectos.

La CNN ofrece el mejor rendimiento en términos de precisión, mientras que el tiempo de ejecución computacional es mayor, ya que se trata de un proceso hambriento de datos y la operación de convolución se dirige a todo el píxel de la imagen. Por lo tanto, para contrarrestar el mayor tiempo de cálculo con la precisión anterior, se implementa el modelo R-CNN.

R-CNN es una red neuronal convolucional basada en regiones que pertenece a la familia del aprendizaje automático. En R-CNN, en lugar de ejecutar las imágenes completas, se considera un subconjunto de la imagen original para el tratamiento de la versión de la máquina. Aquí se seleccionan un par de regiones de la imagen y se etiquetan las categorías correspondientes y los cuadros delimitadores. A continuación, se introduce la CNN para el cálculo de la extracción de características de cada área seleccionada. A continuación, se predicen las categorías correspondientes y los cuadros delimitadores utilizando las características extraídas.

Las entradas se proporcionan como submuestras de los datos originales. Las capas CV son las capas convolucionales que se apoyan en la función de activación MP (Max Pool) y ReLU. Las neuronas finalizadas se colocan en las capas FC (Fully Connected). Para la clasificación se sitúa una función de activación SoftMax.



2.5 Resultados esperados

Una precisión por arriba del 99% con la implementación de esta herramienta

Comparator	Setting	Part	First author, year, country	Setting, study design, (n), time frame	Main Intervention	Outcome OK	Findings	Methods	Tools
Experiment with Demo image of PCB	Lab	PCB	Lian, 2021, China	Lab, Control group, (n=931)	Mask R-CNN	In the testing procedure, the object detection module predicts 20 boxes with the highest scores		Geometric attention-guided mask branch (GAM-FCOS)	professional DSLR camera computer vision-based PCB
Raw image vs filter image	Lab	Nickel tube	Anuar, 2015, Malaysia	Lab, Control group, (n=5)	Enhancement filters	The visual inspection accuracy can be improved using the image enhancement filter, selected based on the highest PSNR value	The program enhances the image quality, in conjunction to image error measurement. With the ability to adapt to the unrefined environment will make the inspection system robust and able to use in other applications	Image quality assessment (IQA) algorithm	Camera
Training samples	Lab	Power patrol	Chen, 2017, China	Lab, control group,	Multi-focus image fusion (MFIFF)	The proposed method was used to reduce computational cost of redundant-transform-basedMFIFF	The proposed method was used to reduce computational cost of redundant-transform-based MFIFF. The experimental results represent the effectiveness of MFIFF has been verified	multi-focus image fusion (MFIFF)	
Template matching	Lab	Pills	Bahaghighat, 2018, Iran	ED, Pre-post, (n=)	Pattern matching & Radon transform	The proposed algorithm is capable of count the number of blister cards of pills on the product line	The effect will be noticed if the object is moving exactly as the experiment condition.	Pearson's correlation coefficient template matching (PCC TM)	Industrial USB3 camera with a rolling shutter. In a rolling shutter sensor
data mining tools	Lab	Tires	Massaro, 2019, Italy	MD, Pre-post, (n=)	3D reconstruction	After a pre-classification of defects the image vision could detect automatically tires anomalies thus improving the quality production process	The proposed model is suitable for Industry 4.0 implementing internet of things –IoT devices.	POCA (Deming cycle)	high resolution camera having a Power over Ethernet (PoE) is computational box working with Ubuntu operating system; wireless module transmitting processed image to an external database linked with predictive maintenance tools.
Training samples	Lab	copper alloy casting parts	Liu, 2018, China	OD Pre-post, (n=)	KUKA robotic arm	It takes less than 50s to scan the whole surface. The failure rate is nearly 0% False alarm rate is under 2%	The results show that the failure rate is nearly 0% and false alarm rate is under 2% for each surface blister.	ROI algorithm	KUKA robotic arm Basler Industrial camera acA1300-60m
Confocal microscope	Lab	Images of defect sample	Deng, 2019, China	ED, Pre-post, (n= 100)	Non-contactual quality control	The measurement accuracy can reach about 80%. The measurement consistency error can be maintained at about 7.39%	The system is capable of quickly measuring the center depth of the add-on defect (V-D1s), which is 99% higher than that of the confocal microscope.	SVR algorithm REGRESSION MODEL	plane-array CCD camera (Microvision 60V-EM510M) A desktop computer (inter i5-7400 3.00 GHz 8 G RAM) configured for Windows 7 Keyes's laser confocal microscope (VK-X250K)
Human inspection	Lab	Rice	Zhang, 2021, China	MI, Pre-post, (n= 18), 2 days	PCA algorithm	accuracy of rice tillering 97.76%	The experimental results showed that the accuracy of the algorithm for identifying the tillering date of potted rice was as high as 97.76%, which is significantly higher than other competitive methods.	CNN	Hikvision DS-2DC4420W-D
Control groups	Lab	Chips	Hristov, 2021, Bulgaria	DEMAS, Pre-post, (Machine learning	A reduction of production waste by up to 30% increase in system efficiency by 25%.	A reduction of production waste by up to 30%, which led to an increase in system efficiency by 25%.		6-axis robot Mitsubishi Electric RV-2F-Q153
Human divers	Real sea environment	Full-scale ship	Hong, 2017, Korea	RP, Pre-post, (n= 1)	The SURF algorithm The RANSAC method	The mosaicking result found to be precise enough to be used for visual inspection	To demonstrate the navigation and loop-closure performance, two images taken at different time stamps are shown and compared. As seen, both the images are largely the same, implying that the navigation performance is sufficiently precise for the automated visual inspection.	Navigation and visual mapping capabilities 6-DOF kinematic model Kalman filter (KF) The random sample consensus (RANSAC) method The SURF algorithm The RANSAC method	RAST hover-capable AUV, Mango II
Template	Lab	Cartridge Fuse Based	Yuanyan, 2016, China	QC	Sensing unit	The method can be help to realize on-line automatic quality inspection of the cartridge and meet the actual industrial demand effectively	After the normalization of the direction vectors, the similarity measure is additionally invariant to arbitrary illumination changes, since all vectors are scaled to a length of 1. The following similarity measure achieves this goal	Automatic visual inspection method	Camera and a low angle ring light
Training data set Randomly selected	Manufacturing line	Chips	Chan, 2021,	ASC, Pre-post, (n=384)	CNN	CNN-Hough-SVM-4000 and CNN-Hough-4000 are able to obtain better metric values than the LR, SVM, DT and BT with a 97.5% confidence level. NN-Hough-SVM-4000 and CNN-Hough-4000 obtained significantly better metric values than the CNN-FCN-4000 with 97.5% and 94.1% confidence level, respectively.	Results showed that 15 samples among all the 100 test samples were below the predefined threshold. These 15 uncertain samples were required to be reassessed manually based on the human judgement. Hence 85% of detections are automatically conducted by the proposed framework	CNN-FCN support vector machine (SVM) decision tree (DT)	P510 Xeon E5-1630 v4 machine with 32 GB memory and two GTX1080 GPU cards
Manual inspection Not Randomly selected	Manufacturing line	Seal	Ashwin, 2020, India	QC, Pre-post, (n=1000)	Camera & IoT inspection Methods	The false rejection rate was reduce from 27% to 10% and false acceptance rate from 10% to 2%	After automation the false rejection rate is reduced to maximum of 10% and false acceptance is maximum of 2%	The system consists of camera inspection and IoT inspection methods.	Loading station Unloading Station Camera Inspection Station Flipping Station IoT Inspection Station
Control groups	Lab	Objects	Azango, 2020, Finland	ED, Pre-post, (n= 1800)	3D Scanner/VR	The system can detect scratch detection and round shape detection	Provides for automated analysis of scans in the cloud.	Using 3D data generated by a 3D scanner for quality inspection in a production Fater R-CNN	Microsoft Kinect V2 device Artec Spider 3D PC with an Ubuntu 18.04 LTS operating system with NVIDIA GTX 1080Ti graphic card
Control groups	Manufacturing line	Automotive tailgate	Kiraci, 2020, United Kingdom	OD, Pre-post, (n=90), 24 months	Touch probe and CMM	It was observed that all systems would be capable of measuring surface points within the ± 1.5 mm tolerance values as even the outlying points were below 2.5 mm. For the trim edge points, the touch probe and LR systems would be capable as their entire IQR was below ± 1.5 mm L100 could not be assumed to be capable of measuring trim edge points within ± 1.5 mm	The performance and measurement decisions from CMM touch probe and LR systems did not change considerably if L20 process is followed rather than the Fe process. The performance of L100 for trim edge point is drastically reduced if variation range increased from 60 to 120 whereas the performance Touch Probe (TP) and LR are comparatively stable all variations would certainly be capable of measuring surface points within the ± 1.5 mm tolerance values. For holes and slots, all the measurement systems were capable of being used within the ± 1.5 mm tolerance limit measurement. The L100 laser scanner was not capable of measuring trim edge points within the ± 1.5 mm tolerance limit for points selected for this study.	Measurement System Analysis (MSA)	Three separate measurement procedures were carried out for each of the three measurement system options proposed: Laser Radar (LR) on robot Twin Column CMM with TP20 touch-trigger probe and 300 mm extension Twin Column CMM with L100 laser scanner (L100) and Laser Radar (LR) on robot.
Control groups Randomly selected	Lab	The concentration of O3 and NO2	Okufar, 2020, Korea	CS, Pre-post, (n=576)	Forward Feature Selection (FFS), Elimination (EE) and Exhaustive Feature Selection (EFS)	The process reduced the MAE existing between the sensor and reference data by more than 40% and increased R2 from 0.027 to 0.706.	The process reduced the MAE existing between the sensor and reference data by more than 40% and increased R2 from 0.027 to 0.706. The MLR calibration model yielded an improvement to 0.706. The ANN model outperformed both the MLR and SLR models. The	Simple Linear Regression (SLR) method	SH7-71 sensors Automated Meteorological Data Acquisition System-AMeDAS
Control groups Not Randomly selected	Lab	Human	Nakajima, 2019, USA	CFM, Pre-post, (n=1152)	Visual inspection method	For detection of nonlinear defects, it is necessary to increase the inspection time and fixation points.	It is clarified that the defect detection rate of line defects is lower than the other defect shapes (triangles, squares, and circles) regardless of luminance contrast between defect and inspection surface and size. Furthermore, this trend is common in all defect locations and it is shown to be particularly conspicuous in peripheral vision. That	Three-way analysis of variance (ANOVA) visual inspection method utilizing the peripheral vision	Monitor (C5277, EIZO Inc.)
Control groups Not Randomly selected	Lab	weld seam	Jia, 2019, China	MSE, Pre-post, (n=2)	3D reconstruction Method	3D Reconstruction of industrial welds	The 3D reconstruction algorithm was performed on the curved surface industrial welds. Based on system calibration, an error less than ± 0.05 mm was yielded for curved surface measurement and ± 0.09 mm for welds measurement. As for the weld 1, the error between the true height and the measured height is ± 0.07 mm and for weld 2 the error is ± 0.09 mm.	Zhang's method 3D reconstruction method	CMOS camera laser gray photo 3D system Calibrated System
Control groups Not Randomly selected	Manufacturing line	PCB	Chaudhary, 2018, India	OD, Pre-post, (n=)	Accelerated segment test (FAST) algorithm	Algorithm takes only 2.528 s to inspect a PCB image	The proposed algorithm takes 2.528 s to execute the inspection of a PCB image. As for the weld 1, the error between the true height and the measured height is ± 0.07 mm, as shown in Fig. 18a. Fig. 18b shows the error distribution of weld 2 and the error is ± 0.09 mm.	AVI approaches are mainly divided into three different methods: referential, non-referential and hybrid methods. Accelerated segment test (FAST) algorithm	HP Laserjet scanner
Control groups	Manufacturing line	Chips	Srivastava, 2016, USA	QC	Scanning Electron Microscope (SEM), along with Transmission Electron Microscope (TEM)	This methodology enabled inspection of ~15 wafers per hour.	Not only does the excursion monitors help monitor yield critical DOF's at the step of excursion, they can be used to screen wafers moved to the next module as well as screen wafers at the final outgoing inspection at which creates more powerful avenues for utilizing 29w BroadBand Plasma (BBP) optical inspection tools in a fab environment.	Non-traditional excursion detection methodology	HLA-Tensor PUMA patterned wafer inspection (Pwa) HLA-Tensor BroadBand Plasma (BBP) patterned wafer inspection (Pwa)
Control groups	Lab	Film	Choi, 2014, Korea	PERI,	OCT (Optical Coherence Tomography) methods	The proposed method can detect bubble defect stably regardless bending.	The proposed system gives exact depth information to various 2d depth images. Also the depth information is estimated stably regardless vibration and bending.	OCT (Optical Coherence Tomography) methods	Infrared LED lamps to improve accuracy additional to the calibrated two cameras
Control groups	Manufacturing line	PCB	Korzh, 2018, Russia	DDPRD, Pre-post,	Optical inspection of the surface of PCB	X-Ray The recognition accuracy is less than 2 μ m Leica S8 APO stereomicroscope, LAS V4.6 software, does not allow to be used in end-to-end inspection and is suitable only for sampling inspection from the lot-unit production	It is claimed that a method is needed to show the hidden topology of PCB, with the integrity of the product being intact. A tool for non-destructive testing is needed. Therefore, X-ray inspection systems with the ability to look inside the object, without destroying its structure, have become widely used.	Optical inspection of the surface of PCB	Leica S8 APO stereomicroscope, LAS V4.6 software (extends the optical inspection system), Physic inspection software (allows automatic optical inspection)
Template	Manufacturing line	Biscuit	Sathe, 2018, India	DEE, Pre-post, (n=)	Automated visual quality inspection	Sorting success rate of almost 90%	Different types of cookies were also tested on the system after taking their reference samples. The entire system, after hundreds of trial runs, was found to have a sorting success rate of almost 90%.	This paper describes method to automate while increasing the productivity of the plant.	camera GPIO pins of Arduino UNO
Control groups	Lab	Insulation paper	Rosenberger, 2016, Germany	DA, Pre-post, (n=)	Imaging sensor and imaging algorithm	the process potential index remains always above 1.33, and the process capability of this system is proofed.	According to the experiment results, the process potential index remains always above 1.33	Gaussian function symmetric illumination	multispectral camera developed PC using gphoto Ethernet Halogen lamps
Control groups	Medical Manufacturing line	Containers	Zhang, 2018, China	OD Pre-post, (n= 220)	Fast acceleration split test (FAST) algorithm	The method with the distance threshold=0.4, 3-3 subwindow blockmatching can get a matching error rate of 3.2%. Matching time is 123, 78, and 15 ms, respectively	Due to a large production volume of medicine (production speed from 9000 to 60 000 bottles per 1h) an improvement of 1% in accuracy could lead to a significant savings of the cost incurred by potential defects.	fast acceleration split test (FAST) physic-acoustical VVS SRRF algorithm	image acquisition system (12 charge-coupled devices (CCD) and LED light (illumina-tion)
Control groups	Lab	Objects	Aydin, 2017, Turkey	CEO, Pre-post, (n= 20)	Gaussian Mixture Model for Object Modeling	The efficiency of the proposed method has been ensured by using real videos	The proposed method is quite fast and the processing speed of a frame is 0.15 seconds.	interactive segmentation method Gaussian Mixture Model for Object Modeling	computer vision machine vision
Control groups	Lab	RRU power port	Anwar, 2019, 2019	MD, Pre-post, (n=)	Camshift	The tracking time difference is within therange of 10 ms	the proposed pipeline was shown to give superior performance. For the control purpose, a novel depth independent interaction matrix was derived in 4 DOF	Camshift	A computer vision pipeline was constructed, which recognized and tracked the power port in real time. Basler ace 2040 90 μ m
Template	Lab	Tumor cells	Inoue, 2014, Japan	DF, Pre-post, (n=)	Gaussian mixture model (GMM)	The proposed method is effective to assist on-site visual inspection of cellular tissue in ROSIE for EUS-FNA, indicatinghighly probable area including tumor cells.	the proposed method provides reasonable score image, and almost the same score image are obtained in red three images, because all of cellular tissues are in directly visible status.	Gaussian mixture model (GMM)	BIOEVALUATOR
Template	Lab	PCB	Silva, 2019, Brazil	ED, Pre-post, (n=)	VGG model	The model achieved 89% of accuracy on test dataset	The best-evaluated model obtained an accuracy of 89% 98.6% mAP (mean average precision)	VGG models	Computer, camera, monitor, DVD player
Control groups	Lab	Bridge in Alberta, Canada	Batavian, 2020, Canada	ED, Pre-post, (n=)	UAV	3D Reconstruction of the bridge	In all three main steps of the pre-posed methodology, finding minimum path (using GA), obstacle avoidance (using A*) and coverage calculation (using ray tracing), leads to shorter the processing time with less workload.	View Points of Interest (VPI). There are two exploration methods: model-based and non-model-based methods	LiDAR-equipped UAV Sigbee 8 Hapsar LiDAR
Template	Manufacturing line	Ceramic plate	Andrei-Alexandru, 2021, Romania	QA, Pre-post, (n= 200)	Scaled YOLOv4	The measurement principles partly serve different application areas	The proposed version is derived from the ScaledYOLOv4-PS model and is trained on ceramic plate defects and achieves 87.4 mAP at an intersection of union of 0.5, while comfortably processes a frame in 20ms on a consumer RTX3070 GPU	Scaled-YOLOv4	NVIDIA, JETSON XAVIER AGX

Template	Lab	Wood	Ramesh, 2021, India	RE, Pre-post, (n= 252)	Camera & CNN	Surface detection system algorithm is more accurate and suitable for use in industrial wood processing	The study found that data augmentation is used to increase dataset count, while the filtering technique is used as a detector to find specific timber features.	CNN	Nvidia GTX 800 GPU
Control groups	Lab	Textured flat surface Standardized roughness target Mixed real world scene	Traifer, 2021, Austria	VA, Pre-post, (n= 3)	Fast optical 3D inline inspection sensors	that they estimate their z-resolution with the theoretical value based on their matching algorithm, without the 95% confidence interval	With standard settings for filtering non confident points, the point cloud from laser line triangulation system covers almost 100% of the object's surface.		– Photonics Phoxi XS, a structured light depth sensor – Keyence LX3400, a laser line triangulation sensor – Chumatsun 3DPIXEL dual (30 μm) a stereo line-scan camera
Control groups	Lab	Traffic sign	He, 2021, China	ML, Pre-post, (n=654,285)	CNN	The results show that the model consumed shorter time yet better recognition performance than baseline method	The model realized the best mAP which is 5% higher than that of the most advanced baseline: R-FCN ResNet101 and 14% higher than that of the classic SVM. T	CNN	Intel Core i7-10500U 2.70GHz CPU (central processing unit) (memory: 8GB, RAM: 1TB) and an NVG1 940MX2 GDDR3 Nvidia GeForce GPU.
Control groups	Lab	Rail Surface	Zhang, 2021, China	IF, Pre-post, (n=)	RSDOs inspection	The method achieves a new state-of-the-art on the Type-I and Type-II RSDO datasets	The proposed method has a 100% detection rate	RSDOs inspection	
Control groups	Lab	Anode rod	Chen, 2020, Canada	DAC, Pre-Post, (n=400), 24 months	FAST R-CNN	The can simultaneously detect multi-class of defects of the anode rod in nearly real time	Started at about 1.6 and quickly dropped below 0.4.	Fast Region-based Convolutional Network method (Fast R-CNN)	
Control groups	Lab		Ahmed, 2020, Australia	OD, Pre-post, (n=10), 24 months	Smart Virtual Product Development (SVPD)	Parsing time to read variables s= 0.032 Parsing time to read constraints s= 0.037 Parsing time to read complete file s= 0.014	s= 0.032 s= 0.037 s= 0.014	Experience Knowledge Structure (SDEKS) Decisional DNA (DDNA) Smart Virtual Product Development (SVPD) Product Inspection planning (PIP)	Dell laptop with windows 10 Enterprise 64-bit operating system having Intel Core™ i5-7300U CPU @ 2.60 and 8 GB of RAM Parser for PIP module
CNC before and after	Lab	CNC machinery	Wisnoki, 2020, Poland	QC, Pre-post, (n=3), 12 months	TPM procedure	Comparison made in between values of overall equipment effectiveness before and after implementing the TPM procedure shows that the difference is significantly high (approximately 25.1%)	25% Higher	TPM TQM	MEMS sensors Piezoelectric CNC milling machine
Control groups	Outdoor	Photovoltaic installations	Zefri, 2018, Morocco	OD Pre-post, (n= 2)	UAV	They can cover large areas in a record time. However, there is one problem is that, for safety issues, the flying heights of fixed wings UAV are generally limited by manufacturers	A first level detection may be performed using UAV, and after, a human intervention may be done for suspected modules in order to perform a more precise inspection.	Visual inspection	V-shaped quadcopter drone, type Altris manufactured by Sensory RGB camera featuring a 7.94mm fixed focal length and a CCD matrix size of 7152 x 5368 pixels UAV thermal camera portable Thermal Imager, type FUR E2
Control groups	Manufacturing line	Printing cylinder	Vitalba-Diez, 2019, Switzerland	OC, Pre-post, (n=26,670), 14 months	DNN sensor	Automated classification accuracy rate of 98.4%	Accuracy rate of 98.4%	Deep Learning-based OQC	Computer equipped with an Intel(R) Xeon(R) Gold 5154 3.00GHz CPU and an NVIDIA Quadro P4000 Graphic Process Unit (GPU) with 96 GB of random-access memory (RAM).
Control groups	Manufacturing line	Cable	Zheng, 2019, China	ARD, Pre-post, (n=296)	portable visual device based on binocular vision and deep learning	The results show that this system can recognize the number, types, and locations of brackets, and can correctly read the text of aircraft cables	Method SIFT+SVM 56 HOG+SVM 21.99 Multi-Layer Perception 76.97 Proposed approach 85.69	SIFT+SVM HOG+SVM Multi-Layer Perception Proposed approach	Computing unit, a movable load unit with four wheels, and binocular camera
Control groups	Lab	Apples and bananas	Imhali, 2021, China	AD, Pre-post, (n=8791)	EfficientNet	The average accuracy was found to be 99.2% and 98.6% using EfficientNet model for apples and bananas test sets, respectively	During real-time testing on actual samples, the accuracy was found to be 98.7% for apples and 93.8% for bananas which indicates the efficacy of the developed system.	ResNet, DenseNet, MobileNetV2, NASNet and EfficientNet	Raspberry Pi module with a camera and a touchscreen display
Control groups	Manufacturing line	Humans	Wang, 2019, China	MED, Pre-post, (n=20)	HAR Method	The average assembly time of the reducer is reduced by 23.13% after applying the system for assistance	The average assembly time under the two assembly conditions are 207.3s and 152.3s respectively, that is, the average assembly time of the reducer is reduced by 23.13% after applying the system for assistance. Obviously, using this system for auxiliary production can improve the production efficiency of enterprises	HAR method	Microsoft Kinect sensor Intel(R) Core i7-5500U CPU
Control groups		manufactured components	Huang, 2020, USA	ID, Pre-post, (n=80)	Signal detection theory (SDT)	The Friedman tests indicate that the priming stimulus 'FAL' increased hit rate significantly by 2.25% false alarm rate decreased by 1.25%	SDT results indicate that the presence of priming stimulus 'FAL' increased sensitivity from 0.95 to 0.96 with marginal significance (χ ² (1) = 2.67, p = 0.10, N = 80), and increased bias from -0.88 to -0.70 with no significance (χ ² (1) = 0.05, p = 0.83)	Signal detection theory (SDT) ANOVA	Inspection Workstation 20 MP camera (Sony e5000) 2400 LED monitor with 1920 x 1200 maximum resolution at 60 Hz B-Alert X10 sensor headset (EEG) Eye-tracker (REDn) of SensoMotoric Instruments (SMI)
Control groups	Manufacturing process	bullet cartridges M&S	Thamma, 2018, Thailand	DPE, Pre-post, (n= 120)	Automatic visual inspection	The image analysis software based on LabVIEW inspected 2 bullets per second	The result showed our inspection speed was 2 bullets per second, with accuracy of 85.3% and undetectable rate is 12.5%. The smallest detectable surface area is 2 mm ² . The accuracy of detection different types of defect 86.7%.	Visual inspection	CCD camera and lens Light source Sensor NI myRIO Convoyor PLC
Control groups	Lab	Sweet Corn Seeds	Wattana, 2018, Thailand	DCI, Pre-post, (n= 20)	Image Processing	The average error was 0.18 cm and the shape and the symmetry of corn cob and the arrangement of the corn kernels were correct	the standard deviation of each line was calculated, and according to the results, this provided 10 percent accuracy. All 20 corn cobs passed the inspection, which accounted for 100 percent	Kernel inspection Laplacian of Gaussian Luminance technique	
Template	Manufacturing line	PET Bottle Caps	Xu, 2013, China	AD, Pre-post, (n= 1300)	machine vision inspecting system for on-line defects detection	the inspection speed was so fast that it can easily satisfy the requirement of the pharmaceutical factory to detect 12,000 bottles per hour.	the inspection accuracy for normal caps and link ring completely broken is approximate 100%. For caps with foreign matters, because of uncertain size, shape, position and color of foreign matters, the accuracy is only 92%.	machine vision inspecting system for on-line defects detection	image acquisition unit, image processing unit, PLC control unit, pneumatic actuator three CCD camera (S-3470 with 4G RAM)
Template	Lab	Tires	Massaro, 2019, Italy	OD Pre-post, (n=)	Inline Image Vision Technique	The image vision could detect automatically tires anomalies thus improving the quality production process	After a pre-classification of defects the image vision could detect automatically tires anomalies thus improving the quality production process.	K-Means algorithm	PC panel connected by a RS232 port to a controller module camera system laser.
Control groups	Construction		Binjin, 2019, China	ED, Pre-post, (n= 10)	3D laser scanning technology	It can assist the precise control of engineering quality, through the combination of BIM and 3D laser scanning technology in virtual real matching mode	It can assist the precise control of engineering quality, through the combination of BIM and 3D laser scanning technology in virtual real	Quality control method combined with BIM and 3D laser scanning technology	3D laser scanning technology
Human inspection Randomly selected	Manufacturing line	DVD player	Somwang, 2019, Thailand	ED, Pre-post, (n= 98320)	Image Processing	Employee: error-detection rate=0.015%, time of checking (piece) =10s). The System: error-detection rate=0.001%, time of checking (piece) =6s	Employee: error-detection rate=0.015%, time of checking (piece) =10s). The System: error-detection rate=0.001%, time of checking (piece) =6s		Computer, camera, monitor, DVD player
Template	Lab	Rice grain	Sriatana, 2020, Thailand	ED, Pre-post, (n= 24)	Webcam	Under overlapping arrangement condition the inspection errors of image processing would be high by up to 53.82% on average The inspection errors of rice grains combined from complete and incomplete structures in equal and unequal ratios were about 0.8% and 1.13%, respectively	It was observed that the inspection errors of image processing would be high by up to 53.82% on average	Grayscale and OTSU Method Bounding Box and Blob Detection Method	Webcam
Control groups	Lab	Chips	Kong, 2020, Korea	ED, Pre-post, (n=)	Auto Optical Inspection	the defect rate was reduced by 14 times (3.76% to 0.27% as test result) The AOI technology presented in this paper showed that it can be used as a effective method to replace X-ray and minimize the scale of impact by conducting real-time detection of non-wet before final electrical inspection	the defect rate was reduced by 14times (3.76% to 0.27% as test result) The system is running well with a detection accuracy up to 97.2%	X-ray AOI	SIP module, SOC, DRAM, and PMIC
Control groups	Lab	Textile surface	Wu, 2019, China	EE, Pre-post, (n= 150)	RetinaNet-based visual inspection	RetinaNet has a detection accuracy of more than 96% in complex background and has high recognition accuracy	It was confirmed that RetinaNet has a detection accuracy of more than 96% in complex background and has high recognition accuracy	R-CNN-based methods	the experimental platform includes: processor Intel Core i7, graphics card model GTX1070, 8GB memory
Reference weld (ok) vs defective weld (NOK)	Assembly plant	Cold line of the exhaust system	Hachem, 2021, France	QA, n= 8,117 images (7,577 OK and 540 NOK), 8 months	Convolutional Neural Network (OC-CNN)	Classification of welding seam (accuracy)	The target of reaching 97% of accuracy on NOK predictions is reached on weld2 and weld3. The challenge remains present on weld1 and weld3. No data augmentation. Weld1: OK 87% and NOK 98%. Weld2: OK 53% and NOK 81%. Weld3: OK 100% and NOK 18%. Weld4: OK 90% and NOK 98%.	Convolutional Neural Network (CNN)	18MP Camera, Intel i5 CPU, 2.30 GHz with 64-bit, Windows 10 system and 8 GB memory
Control groups	Lab	Vehicle defects	Gonzalez, 2021, USA	QA, Pre-post, (n= 17000)	AI-based Detection Models	CLASS, the best results achieved accuracy up to 50% for small defects and 69% for medium defects. ROI1-CLASS with custom CNN achieves accuracy up to 75% for medium size defects and 79% and small size defects. 3DA experiment achieves a high accuracy than CLASS and ROI1-CLASS. With 3DA and custom CNN, we observe 89% of accuracy on medium defect size, and 92% on small defect	Achieving accuracy by at least 89% with custom CNN and up to 98% with transfer learning. The results show an accuracy of 90% for valid objects with transfer learning, while CCD-based is 70%. In invalid objects, the models achieve 90% to 93% accuracy	CNN	Dev-Robot is a Yahoobot JetBot robot with a Jetson Nano board, Quad-core ARM Cortex-A57, GPU NVIDIA Maxwell with 128 CUDA-core and 4GB memory. Dev-Mobile is an Apple iPhone X with 64 GB, CPU 2.39 GHz, 6 cores, 12 MP Camera, and 4K video. Dev-Mobile2 is an Apple iPhone Xs with 64 GB memory, A12-Chip 2.49 GHz, 6 cores.
Template	Lab	Fruits	Mohapatra, 2021, India	ECE, Pre-post, (n=)	CNN & R-CNN	the optimum result with grading accuracy over 99% and 97.86% using CNN and R-CNN methods respectively	Achieving accuracy over 99% and 97.86% using CNN and R-CNN methods respectively	CNN & R-CNN	
Control groups	Lab	Screen samples	Xie, 2021, China	DEL, Pre-post, (n= 682)	Mura Detection Method	The former achieved an average accuracy of 0.824 The latter method achieved an average accuracy of 0.77 Proposed method achieved an average accuracy of 0.923	The former achieved an average accuracy of 0.824 and the latter method achieved an average accuracy of 0.774, while the proposed method achieved an average accuracy of 0.923	GAN-based model named UADD-GAN	I7-9750H processor and a GeForce RTX2070 GPU
Control groups	Field	Railway Tunnel	Jenkins, 2017, United Kingdom		Image acquisition system for data collection and an image processing software package	3D model of the structure is generated using SfM techniques		Structure from Motion (SfM) algorithm	SigEyeVision cameras Railway trolley
Control groups	Workplace	Humans	Correa, 2020, Colombia	QC, Pre-post, (n=11)	YOLOV3 model	YOLOV3 version improves its detection accuracy but decreases considerably its response capacity in real time	This work has achieved the optimum result with grading accuracy over 99% and 97.86% using CNN and R-CNN methods respectively	Internet of things (IoT), Cloud computing, and Artificial Intelligence (AI) You Only Look Once (YOLO)	HD1 Antenna UHF CHAON with Raspberry Pi P Camera, ESP32 cam
			Ghasemaghal, 2019, Canada	QC, Pre-post, (n=130), 14 months	Lean	The results revealed that while big data utilization positively impacts the contextual DL, accessibility DL, and representational DL, it negatively impacts the intrinsic DL.	Surveys	Computer	Email
			Mocnej, 2019, Slovakia	DC, Pre-post, (n= 175), 12 months	Lean	Significant benefit of the architecture is the incorporation of the presented representation model composed of metrics such as QoS, QoE, QoI, VoI, and QoD, to measure the quality of the IoT system at runtime. The	The IoT gateway connected IoT devices to the Internet and transferred a part of the decision-making capabilities from the cloud to the edge.	OTA module GUI module IoT devices monitor and control the patient's room.	Graphical application via a web browser
			Javid, 2020, India	ED	Health	People have been able to continue their digital lives with the help of applications like Zoom video	Industry 4.0	AI-based video surveillance Used virtual reality for training	
			Kumar, 2020, India	QC, Pre-post, (n=12)	Industry 4.0	The analysis of literature provides 12 significant challenges faced by retailers during this health crisis.	Roadmap of industry 4.0		SCOPUS, Science Direct, Google Scholar
			Emmanuel, 2020, USA	SC, Pre-post, (n=2203), 108 months	Industry 4.0	Although a considerable number of studies have discussed the concept of Industry 4.0 and Blockchain, the number of studies that have addressed the practical implementation of Industry 4.0's concept is very limited.	Industry 4.0 technologies Blockchain technology Standard four-step literature review method used in Srivastava (2007).		
			Ferreira, 2020, Canada	MD, Pre-post, (n=80)	Industry 4.0	In total, 871 key-words were collected from the 80 studies. The keywords suggests that most of the studies (62%) are within the manufacturing context, which is in the scope of this study.	PRISMA methodology		EndNote X9

		Hoffmann, 2020, Brazil	SL, Pre-post, (n=54)	Industry 4.0	Accompanying the rapid growth of publications from 2016, show that articles published in the journal had a significant increase in 2018	PKDDC		Google Scholar
		Masood, 2020, United Kingdom	QC, Pre-post, (n = 271)	Lean	P-value= 0.028 p<0.1 Accept P-value= 0.227 p<0.1 Accept	The research methodology is developed to answer the 8QC and the associated Ros TAM model	Survey	IMB SPSS
		Industry 4.0 implications in machine vision metrology: an overview	Alonso, 2019, Portugal	QD, Case of study, (n=3), 24 months	Quality assurance	100% control of the production	The acquired cloud point is compared with a CAD	3D machine vision sensor (LMG Gocator) Halcon machine vision libraries 3D laser triangulation sensor on a robot
		Towards Industry 4.0 Utilizing Data-Mining Techniques: a Case Study on Quality Improvement	Ohl, 2017, UK	ME, Pre-post, (n= 5000)	Test-Set evaluation supported the conclusion that increases in accuracy are negligible when the dataset size begins to exceed 5000 instances	The accuracy of the IRip and PART algorithms for the 5000 instance tests were 94.5% and 96.0% respectively.	Increased accuracy	Industry