



ESTADO DEL ARTE DE LOS SISTEMAS AUTOMATIZADOS DE INSPECCIÓN VISUAL EN LA INDUSTRIA

Darien Menéndez Molina, Marcelino Rivas

*Grupo de Investigación en Fabricación Avanzada y Sostenible, Universidad de Matanzas
Autopista a Varadero km 3½, Matanzas 44740, Cuba.*

Resumen: La necesidad de una industria de avanzada impone la implementación de procesos de inspección automatizados. El presente trabajo pretende realizar un estudio del estado de arte del desarrollo de sistemas de inspección visual automatizados en la industria, específicamente los basados en imágenes. De la amplia gama de sistemas implementados basado en captura de imágenes, para un mejor estudio, se propone de una clasificación según las características de los defectos a detectar. Se mencionan las diferentes técnicas de inteligencia artificial empleadas para la construcción de estos sistemas. Se describen los componentes que conforman un sistema de inspección visual, y se abordan configuraciones de hardware más usadas y las potencialidades de las nuevas emergentes.

Palabras claves: Inspección Visual, Visión Artificial, Industria Inteligente.

Abstract: The development to a smart factory launches a challenge for the implementation of all process in automated way, including the inspection process. The objective of this paper is to provide a review for the development of an automatic visual inspection system based on image capture. For a better study of the wide range of automated inspection systems, a classification is proposed according to the characteristic of the defects. The different techniques of the artificial intelligence methods used for the construction of these systems are mentioned. It describes the components that conform a visual inspection system, and addresses the most used hardware configurations and the potentialities of new emerging ones.

Keywords: Visual Inspection, Artificial Vision, Smart Factory.

1. Introducción.

La automatización en la industria es un fenómeno que cada día va en aumento. Los avances en esta rama están enfocados en aumentar la eficiencia y productividad de las fábricas. Las Smart Factories, Industria 4.0 o también llamado Ciberindustria son conceptos aplicados a la moderna revolución industrial que cada día ganan más terreno, y abogan por una mayor automatización de sus procesos.

La inspección de la producción es otra de las áreas que precisan de automatización. Cuando se elabora un producto determinado al finalizar su cadena de fabricación, un operador debe inspeccionar cuidadosamente que el producto cumpla con los parámetros deseados. Un

operador humano está propenso a fallas por cansancio, distracción, enfermedad, factores psicológicos, etc. Una máquina no come, no descansa, no se enferma, no se distrae, ni influyen ninguno de los factores antes mencionando, que si lo hacen en el humano.

La inspección visual en una cadena de montaje es una tarea repetitiva, que si se logra dotar a una máquina con los procedimientos adecuados, logra realizar dicha tarea con mayor calidad que su homólogo humano. Algunas industrias que han incorporado satisfactoriamente sistemas de visión artificial para asegurar la calidad de sus productos, los constituyen según (Di Leo, *et al.*, 2017): la industria de automóviles, semiconductores, de alimentos y la farmacéutica; aunque existen una amplia gama de estudios en muchas más. Un resumen de la amplia aplicación de los sistemas de visión artificial empleados para la inspección de calidad de la industria alimentaria, lo realiza (Brosnan y Sun, 2004).

2. Materiales y métodos.

Atendiendo a los sistemas elaborados a lo largo de la automatización industrial, puede establecerse una clasificación de los sistemas basados en captura de imágenes según la manera de caracterizar los defectos a detectar en: **sistemas de detección de anomalías** y en **sistemas basados en medición**. Si bien todos tienen como objetivo el control del producto bajo ciertos parámetros de calidad, no todos operan de igual forma. Los sistemas basados en detección de color, intensidad de iluminación, textura, composición, pertenecerían al primer grupo (un ejemplo serían: (Wang, *et al.*, 2010) (Nashat, *et al.*, 2011) (Hocenski, *et al.*, 2009) (Adamo, *et al.*, 2009) (Chetverikov y Hanbury, 2002)), mientras que los basados en coordenadas y métricas de distancias en el segundo (un ejemplo lo constituyen: (Xu, *et al.*, 2010) (Zhang y Li, 2014)).

Los sistemas de medición basados en imágenes, tienen como ventaja que logran obtener las métricas necesarias sin contacto directo con el objetivo, condición necesaria cuando el objeto es de difícil acceso, ya sea por las condiciones del medio o por las características del objeto, un ejemplo de ello lo pueden constituir objetos de dimensiones microscópicas como en (Szydłowska, *et al.*, 2016). Además de la posibilidad de integrarse a un sistema de control del proceso de manufactura que vaya clasificando los objetos según sus parámetros de calidad. Por tales características estos sistemas tienen un amplio uso en la industria moderna.

Estos sistemas tienen como desventaja, que la selección de los algoritmos para el procesamiento de las imágenes del objeto a medir, se hacen basado en la experiencia de un experto en procesamiento digital de imágenes, y el ajuste de sus parámetros muchas veces se obtienen tras múltiples ensayos. Esto es debido a que tales algoritmos son sensibles a condiciones ambientales, dígase iluminación, calidad de las imágenes capturadas, ruido imagenológico. Algunos estudios intentan realizar propuestas para abordar tal problema (Di Leo, *et al.*, 2017).

Un estudio prometedor lo constituye (Xie, *et al.*, 2014), quien propone un modelo matemático para la inspección de defectos físicos en materiales. Este método se basa en el análisis de la desviación y fluctuación de color como mecanismo de detección de defectos. Los autores plantean que con este modelo se obtienen resultados muy superiores a los obtenidos tras aplicar métodos tradicionales como Sobel, Entropía Máxima, Umbral Adaptativo.

2.1 Inteligencia Artificial Aplicada.

La cuidadosa selección de los métodos más eficientes para la inspección visual es una tarea de expertos. La rama de la inteligencia artificial si bien no ha logrado cambiar del todo esta realidad, tiene un espacio en esta área del conocimiento. Propicia en muchos casos, la búsqueda de parámetros óptimos para los algoritmos empleados, de manera que su utilización aumenta cada vez más ofreciendo soluciones que de otra manera sería difícil de obtener.

Con el objetivo de aprender a reconocer los defectos en los productos inspeccionados se emplean un grupo de algoritmos estándares de aprendizaje supervisado, (Mera, *et al.*, 2016) menciona y cita ejemplos de los algoritmos más empleados: arboles de decisiones, clasificadores estadísticos, redes neuronales y máquinas de soporte de vectores.

Existen un gran número de técnicas de inteligencia artificial aplicadas al proceso de inspección visual en la industria. Un ejemplo del empleo del método de recocido simulado, lo presenta (Hu, 2014), para la identificación de defectos en la industria textil, con un alto índice de detección. Un modelo empleando algoritmos evolutivos es presentado por (Tong, *et al.*, 2016), específicamente emplea la variante CoDE para la búsqueda de parámetros óptimos a emplear con filtro de Gabor para la detección de defectos. Los resultados obtenidos mejoran los indicadores de efectividad y rendimientos que los algoritmos anteriores aplicados en su especialidad, como por ejemplo el propuesto por (Hu, 2014; Hu, *et al.*, 2015), que aplican otras técnicas de inteligencia artificial.

Los sistemas de expertos también se han empleado junto con métodos de inspección visual. Un ejemplo de ello lo es (Lin, *et al.*, 1995), cuya propuesta proporciona al operador una base de conocimientos para consulta en la inspección de la tela. Para mejorar la efectividad del sistema, los autores proponen una innovadora combinación con un sistema de diagnóstico basado en la teoría de conjuntos difusos.

Una aplicación de las Redes Neuronales al proceso de inspección automatizada lo constituye (Trétout, *et al.*, 1995), donde se construye una red neuronal multicapa para la clasificación de defectos en imágenes de temperatura, tomadas de largas porciones externas de aviones. Las bajas tasas de errores obtenidas hacen de este método satisfactorio a emplearse en inspección. En (Shen, *et al.*, 2016) se emplea satisfactoriamente una red neuronal SOM para la clasificación de defectos en la integración 3D por TSV (Through-silicon via). Un nuevo paradigma llamado Deep Machine Learning es presentado por (Weimer, *et al.*, 2016) para determinar la mejor configuración de una red neuronal convolucional para la extracción de características automáticas en la inspección industrial, de manera que puede enfrentarse la detección de defectos con un menor dominio del problema.

La planificación de la inspección también presenta sus retos. En (Anagnostakis, *et al.*, 2016) se realiza una revisión bibliográfica exhaustiva de los sistemas de planificación de la inspección para máquinas de medición coordinadas (CMM). Se presenta una clasificación atendiendo a las tecnologías empleadas para asistir la planificación de las cuales cabe destacar la influencia de Sistemas Expertos, específicamente los basados en conocimientos (KB); las Redes Neuronales; los Algoritmos Genéticos y los sistemas basados en Lógica Fuzzy. Este trabajo refleja la necesidad de abordar de forma correcta la captura de conocimiento en el proceso de

inspección, algo que todavía requiere de mayor revisión, así como propone futuros trabajos en el área.

Como plantea (Fan, 2009), quien además referencia un gran número de trabajos de IA, la Inteligencia Artificial ofrece un gran potencial no solo para los procesos de inspección sino para el diseño ingenieril manufacturado en general.

2.2 Componentes de un sistema típico de inspección automático.

Un sistema de inspección automático debe constar de los siguientes componentes (Fig. 1):

- **Cámaras:** N cámaras encargadas de la captura de las imágenes del objeto a inspeccionar, simulando la visión de un operador humano.
- **Iluminación:** componente encargado de proveer la iluminación adecuada para la captura de las imágenes digitales del objeto a inspeccionar.
- **CPU:** unidad de procesamiento para la ejecución de los algoritmos de inspección visual.
- **UCP:** unidad de control de la línea de producción, encargada de separar, etiquetar o informar los objetos que no cumplen con las especificaciones requeridas.

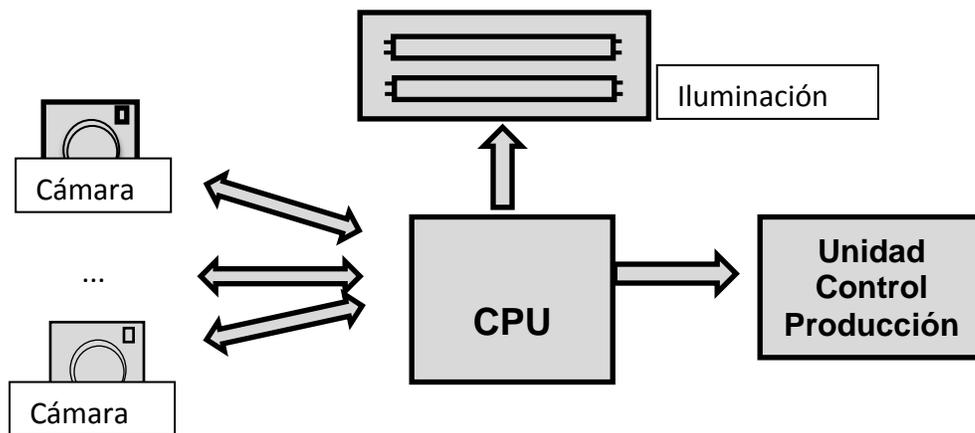


Figura 1 Sistema general de inspección automatizado

Cámaras

Las cámaras es un componente indispensable en los sistemas de inspección visual, pues estos pretenden simular la visión humana. Su objetivo es capturar la escena real y enviar en forma de imagen digital los datos para su análisis por la unidad de procesamiento.

Existen muchos tipos de cámaras que operan en diferentes espectros de visión, pero las más empleadas por su solides según plantea (Zhang y Li, 2014), son las de tipo CCD (Charge Coupled Device) y las de tipo CMOS (Complementary Metal Oxide Semiconductor). El mismo autor señala hacia las de tipo CCD como las predominantes para la visión por computador por sus características, pero las de tipo CMOS para inspección de las líneas de producción por su rapidez. Una descripción del funcionamiento interno de las cámaras CCD es presentado por

(Gonzalez y Woods, 2008). En (Pribula, *et al.*, 2011) vemos como se recomienda el uso de iluminación LED junto con cámaras CMOS para evitar errores de medición.

La mayoría de los trabajos en esta rama señalan el empleo de una sola cámara, esto es debido al amplio trabajo sobre imágenes en dos dimensiones, aunque realmente la cantidad depende de las características de lo que se quiera inspeccionar y las condiciones en que debe hacerse.

La iluminación

La iluminación que se emplea en el proceso de captura de las imágenes es otro de los aspectos que debe ser cuidadosamente atendido, su objetivo es asistir en una mejor captura de las imágenes a procesar. Una inadecuada iluminación puede introducir defectos en las imágenes adquiridas y por consiguiente un mal procesamiento y resultado final.

El tipo de iluminación depende del espectro donde se desee trabajar, puede variar desde rayos X, pasando por el espectro ultravioleta, luz visible, e infrarrojo. El espectro infrarrojo es útil para trabajar con imágenes de temperatura como en (Trétout, *et al.*, 1995), o para el diagnóstico de objetos que trabajan específicamente en este rango de frecuencia como los filtros IR-CUT en (Liu y Yu, 2014). El espectro visible para la inspección que podría hacer un humano, y el resto tiende a emplearse para detección de defectos en materiales, como micro-fisuras en metales, semiconductores, etc. En (Gonzalez y Woods, 2008) se pueden identificar más ejemplos incluso sobre otros espectros de trabajo.

El montaje de la iluminación puede llegar a ser un componente costoso en dependencia de sus características. El empleo de luminarias de bajo costo probablemente requerirán de ajustes para paliar cualquier inconveniente, como plantea (Adamo, *et al.*, 2009). Una tendencia es el uso de luminaria LED (Di Leo, *et al.*, 2017), tecnología que abarata los costos de montaje y mantenimiento, aunque (Silva, 2015) señala su sensibilidad al brillo; sin embargo (Zhang y Li, 2014) posee un criterio diferente.

2.3 Configuraciones de hardware para la unidad de procesamiento.

Para la ejecución de los algoritmos seleccionados que procesarán las imágenes capturadas, se requiere de una unidad de procesamiento. Tradicionalmente y en la mayoría de los casos se emplean CPUs (ejemplo: (Nashat, *et al.*, 2011) (Adamo, *et al.*, 2009) (Zhang y Li, 2014)) mediante la utilización de estaciones de trabajos de una considerable potencia. A pesar del aumento de las capacidades de cálculo de los microprocesadores modernos, no siempre resultan suficiente para la ejecución de algoritmos complejos con gran rapidez; y bajo condiciones más exigentes no suplen la potencia requerida.

Algunas alternativas se inclinan por paralelizar los algoritmos, de modo que se aproveche mejor las capacidades que incluyen los micro-procesadores modernos de incluir varios núcleos en un solo integrado, o de emplear varios ordenadores distribuyendo la carga de trabajo, como en (Adamo, *et al.*, 2009). La paralelización de algoritmos es una disciplina con gran auge en la actualidad, pues promete mejorar los tiempos de ejecución de los algoritmos. Si bien esta técnica adiciona un nivel mayor de complejidad de diseño en la confección del sistema de inspección, muchas veces no logra establecer mejoras significativas, puesto que el procesamiento digital de imágenes responde mayormente a un estilo arquitectónico de filtro y

tuberías, y su ejecución es prácticamente secuencial, como se nota en (Sun, 2000) en el esquema de sus diferentes niveles.

Propuestas como (Hocenski, *et al.*, 2009) (Hajimowlana, *et al.*, 1997) (GholamHosseini y Hu, 2008), sugieren el empleo de FPGA para lograr tiempos de ejecución más reducidos en comparación con los microprocesadores. Las FPGA permiten ser programadas para ejecutar tareas complejas en pocos ciclos de reloj, lo que garantiza una velocidad de ejecución alta, como la que exigen un sistema de inspección visual en las cadenas de montajes. La forma en que están diseñadas las hace ideales para el procesamiento de imágenes y señales, aunque tienen sus límites en cuanto a los tipos de algoritmos que se pueden ejecutar sobre ellas. Una variante es emplearlas de conjunto con un microprocesador, como en (GholamHosseini y Hu, 2008).

Otra manera de abordar el problema del rendimiento de los algoritmos, lo constituye el uso de programación gráfica. En la última década el empleo de la GPU para realización de cálculos ha ganado en popularidad, pues aprovecha las potencialidades que poseen estas unidades para ejecutar tareas en paralelo. Un estudio que aprovecha dichas ventajas lo presentan (Smistad, *et al.*, 2015), abordando la necesidad de obtener rápidos resultados con el aumento cada vez mayor de la calidad de las imágenes para diagnóstico.

Una variante de hardware prometedora para futuras configuraciones de sistemas de inspección visual de bajo costo, lo constituye la plataforma ARM. Si bien no posee un gran potencial de cálculo, si lo es en portabilidad y prestaciones para inspecciones automáticas sencillas. Además, en los últimos años se ha experimentado un incremento en su desarrollo debido a la popularidad de los dispositivos móviles y el fenómeno de la Internet de las Cosas. Actualmente se están realizando muchos estudios con aceptables resultados empleando esta plataforma, específicamente sobre placas reducidas con la RaspberryPi como máximo exponente por ser la más barata. Un ejemplo con constituyen (Huamantín Cisneros, *et al.*, 2016) (Azaiez, *et al.*, 2016).

3. Conclusiones.

El desarrollo de sistemas de inspección automatizados a través de los años ha sido ampliamente tratado. Entre sus variados beneficios tenemos, que al emplear cámaras para realizar la inspección, se constituye como un método no invasivo, muy útil para la industria. Posee ventajas de rapidez, continuidad, intensidad que los humanos difícilmente pueden igualar. Las técnicas de inteligencia artificial aplicadas a los procesos de inspección han jugado un papel importante en su optimización. Su uso ha sido amplio y hoy se cuenta con varios estudios que pueden asistir en la implementación de un sistema de su tipo. La correcta configuración de las unidades de procesamiento es un aspecto importante, pues esta garantiza la estabilidad y rendimiento en la ejecución de los algoritmos seleccionados. Los sistemas de placas reducidas poseen potencialidades futuras para emplearse en las pequeñas industrias.

Referencias.

- Adamo, F.; Attivissimo, F.; Di Nisio, A. ; Savino, M., 2009. "A low-cost inspection system for online defects assessment in satin glass". *Measurement*, 42 (9), pp. 1304-1311, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.measurement.2009.05.006>.
- Anagnostakis, D.; Ritchie, J.; Lim, T.; Sivanathan, A.; Dewar, R.; Sung, R.; Bosché, F. ; Carozza, L., 2016. "Knowledge Capture in CMM Inspection Planning: Barriers and Challenges". *Procedia CIRP*, 52, pp. 216-221, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2016.07.045>.
- Azaiez, S.; Boc, M.; Cudennec, L.; Simoes, M.D.S.; Hauptert, J.; Kchir, S.; Klinge, X.; Labidi, W.; Nahhal, K.; Pfrommer, J.; Schleipen, M.; Schulz, C. ; Torteck, T., 2016. "Towards Flexibility in Future Industrial Manufacturing: A Global Framework for Self-organization of Production Cells". *Procedia Computer Science*, 83, pp. 1268-1273, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2016.04.264>.
- Brosnan, T. ; Sun, D.-W., 2004. "Improving quality inspection of food products by computer vision—a review". *Journal of Food Engineering*, 61, pp. 3-16.
- Chetverikov, D. ; Hanbury, A., 2002. "Finding defects in texture using regularity and local orientation". *Pattern Recognition*, 35, pp. 2165-2180.
- Di Leo, G.; Liguori, C.; Pietrosanto, A. ; Sommella, P., 2017. "A vision system for the online quality monitoring of industrial manufacturing". *Optics and Lasers in Engineering*, 89, pp. 162-168, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.optlaseng.2016.05.007>.
- Fan, J., 2009. "14 - Applications of artificial intelligence in fabric and garment engineering". *Engineering Apparel Fabrics and Garments*. Woodhead Publishing, ISBN 978-1-84569-134-9, pp. 361-382.
- GholamHosseini, H. ; Hu, S., 2008. *A High Speed Vision System for Robots Using FPGA Technology*.
- Gonzalez, R.C. ; Woods, R.E., 2008. *Digital Image Processing*. New Jersey: Pearson Education Inc., ISBN 978-0-13-168728-8.
- Hajimowlana, S.H.; Jullien, G.A.; Muscedere, R. ; Roberts, J.W., 1997. "Efficient Pre-processing Algorithms for an FPGA based In-Camera Video-Stream Processing System for Industry Inspection". *IEEE CCECE*, pp. 835-838.
- Hocenski, Z.; Aleksy, I. ; Mijakovic, R., 2009 of Conference. "Ceramic Tiles Failure Detection Based on FPGA Image Processing". *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*. Seoul, Korea, July 5-8, 2009.
- Hu, G.H., 2014. "Optimal ring Gabor filter design for texture defect detection using a simulated annealing algorithm". *2014 International Conference on Information Science, Electronics and Electrical Engineering (ISEEE)*, 2, pp. 860-864.
- Hu, G.H.; Wang, Q.H. ; Zhang, G.H., 2015. "Unsupervised defect detection in textiles based on Fourier analysis and wavelet shrinkage". *Appl. Opt.*, 54, pp. 2963-2980.
- Huamantincio Cisneros, M.A.; Revollo Sarmiento, N.V.; Delrieux, C.A.; Piccolo, M.C. ; Perillo, G.M.E., 2016. "Beach carrying capacity assessment through image processing tools for coastal management". *Ocean & Coastal Management*, 130, pp. 138-147, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2016.06.010>.

- Lin, J.-J.; Lin, C.-H. ; Tsai, I.-S., 1995. "Applying Expert System and Fuzzy Logic to an Intelligent Diagnosis System for Fabric Inspection". *Textile Research Journal*, 65 (12), pp. 697-709, DOI: <https://doi.org/10.1177/004051759506501201>.
- Liu, Y. ; Yu, F., 2014. "Automatic inspection system of surface defects on optical IR-CUT filter based on machine vision". *Optics and Lasers in Engineering*, 55, pp. 243–257, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.optlaseng.2013.11.013>.
- Mera, C.; Orozco-Alzate, M.; Branch, J. ; Mery, D., 2016. "Automatic visual inspection: An approach with multi-instance learning". *Computers in Industry*, 83, pp. 46-54, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.compind.2016.09.002>.
- Nashat, S.; Abdullah, A.; Aramvith, S. ; Abdullah, M.Z., 2011. "Support vector machine approach to real-time inspection of biscuits on moving conveyor belt". *Computers and Electronics in Agriculture*, 75 (1), pp. 147-158, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2010.10.010>.
- Pribula, O.; Janosek, M. ; Fischer, J., 2011. "Optical Position Sensor Based on Digital Image Processing: Magnetic Field Mapping Improvement". *RADIOENGINEERING*, 20 (1), pp. 55-60.
- Shen, J.; Chen, P.; Sub, L.; Shi, T.; Tang, Z. ; Liao, G., 2016. "X-ray inspection of TSV defects with self-organizing map network and Otsu algorithm". *Microelectronics Reliability*, 67, pp. 129–134, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.microrel.2016.10.011>.
- Silva, D., 2015. Estudio de viabilidad de un sistema basado en Raspberry Pi para aplicaciones de Inspección Industrial por Visión Artificial. Máster en Ingeniería de Automatización e Informática Industrial: Universidad de Oviedo.
- Smistad, E.; Falch, T.L.; Bozorgi, M.; Elster, A.C. ; Lindseth, F., 2015. "Medical image segmentation on GPUs – A comprehensive review". *Medical Image Analysis*, 20 (1), pp. 1-18, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.media.2014.10.012>.
- Sun, D., 2000. "Inspecting pizza topping percentage and distribution by a computer vision method.". *Journal of Food Engineering*, 55, pp. 245–249.
- Szydłowska, M.; Powalka, B.; Matuszak, M. ; Kochmanski, P., 2016. "Machine vision micro-milling tool wear inspection by image reconstruction and light reflectance". *Precision Engineering*, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.precisioneng.2016.01.003>.
- Tong, L.; Wong, W.K. ; Kwong, C.K., 2016. "Differential evolution-based optimal Gabor filter model for fabric inspection". *Neurocomputing*, pp. 1386–1401, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2015.09.011>.
- Trétout, H.; David, D.; Marin, J.Y.; Dessendre, M.; Couet, M. ; Avenas-Payan, I., 1995. "An Evaluation of Artificial Neural Networks Applied to Infrared Thermography Inspection of Composite Aerospace Structures". En: Thompson, D.O. ; Chimenti, D.E. (eds.), *Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation*. Boston, MA: Springer US, ISBN 978-1-4615-1987-4, vol. 14, pp. 827-834.
- Wang, Y.; Cui, Y. ; Huang, G.Q., 2010 of Conference. "Study on Fruit Quality Inspection Based on Its Surface Color in Produce Logistics". *International Conference on Manufacturing Automation*. IEEE Computer Society.
- Weimer, D.; Scholz-Reiter, B. ; Shpitalni, M., 2016. "Design of deep convolutional neural network architectures for automated feature extraction in industrial inspection". *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cirp.2016.04.072>.

- Xie, Y.; Ye, Y.; Zhang, J.; Liu, L. ; Liu, L., 2014. "A physics-based defects model and inspection algorithm for automatic visual inspection ". *Optics and Lasers in Engineering*, 52, pp. 218–223, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.optlaseng.2013.06.006>.
- Xu, M.; Zhao, M. ; Zou, Y., 2010. "On-Line Visual Inspection System for Backside Weld of Tailored Blanks Laser Welding". *IEEE*, pp. 525-529.
- Zhang, H. ; Li, D., 2014. "Applications of computer vision techniques to cotton foreign matter inspection: A review". *Computers and Electronics in Agriculture*, 109, pp. 59–70, DOI: [10.1016/j.compag.2014.09.004](http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2014.09.004).