

Programación e Industria 4.0. Descubriendo la programación en la Ingeniería Industrial del futuro

Ignacio J. Turias Domínguez*, Javier González Enrique*, Daniel Urda Muñoz*, Juan Jesús Ruiz Aguilar+, José A. Moscoso López+, Steffanie Van Roode Fuentes*, Luis Enrique Acosta Sánchez*, Inmaculada Rodríguez García&

*Departamento de Ingeniería Informática, +Departamento de Ingeniería Industrial e Ingeniería Civil, &Grupo de Modelado Inteligente de Sistemas

ignacio.turias@uca.es

RESUMEN: El objetivo del proyecto ha sido intentar aumentar la motivación e interés de los estudiantes acerca del uso de la programación como herramienta de solución de problemas en el ámbito de la Ingeniería Industrial, así como mostrar su utilidad para el aprendizaje de otras materias, puesto que para ser capaz de desarrollar una solución algorítmica que resuelva un problema, éste debe conocerse perfectamente.

El proyecto está centrado en resolver problemas dentro del marco de la Industria 4.0 cuya característica diferenciadora son las capacidades autónomas y, por tanto, inteligentes de las máquinas, usando diferentes tecnologías que se han denominado facilitadoras o habilitadoras.

La idea consistió en centrar el proyecto en los conocimientos y destrezas que se desarrollan en la asignatura Fundamentos de Informática de primer curso de todos los Grados del ámbito de la Ingeniería Industrial. Los problemas se han resuelto por equipos coordinados por los profesores e investigadores participantes en este proyecto. Las soluciones se han implementado y probado en MATLAB, generándose un informe de cada solución de forma automática desde MATLAB junto con explicaciones específicas.

De esta forma, se ha conseguido que los alumnos sean capaces de ver que la innovación industrial se encuentra muy ligada a la programación y a la utilización masiva de las TIC's en lo que se viene denominando Industria 4.0 y que constituye de facto la revolución que tenemos en ciernes. De este modo, se ha conseguido igualmente dinamizar el aula, convirtiendo a los alumnos en verdaderos protagonistas de su aprendizaje, a la vez que probar que la programación es una herramienta fundamental para la solución de muy diversos problemas del ámbito industrial.

PALABRAS CLAVE: proyecto, innovación, mejora, docente, programación, Industria 4.0

INTRODUCCIÓN

El concepto de Industria 4.0 procede de la denominada Revolución Industrial Digital, o Cuarta Revolución Industrial centrada en las capacidades autónomas de las máquinas. Capacidad autónoma es sinónimo de inteligencia, por tanto, se puede hablar de capacidades inteligentes de las máquinas capaces de interactuar entre sí y de adaptarse a nuevos escenarios. Para ello se ha establecido que existen una serie de diferentes tecnologías facilitadoras o posibilitadoras como son: Internet de las Cosas (IoT, *Internet of Things*), analítica de datos (*data analytics*), inteligencia artificial (AI, *Artificial Intelligence*) y *machine learning*, robótica avanzada, visión artificial, procesamiento del lenguaje natural, procesamiento de señales, simulación, etc. con el objetivo de aumentar la productividad, eficiencia y flexibilidad de las máquinas (1).

Por ejemplo, en el campo industrial, la fábrica inteligente usa robots colaborativos, incorpora componentes de visión artificial y de realidad aumentada y utiliza tecnologías que envían avisos predictivos de alerta cuando se necesita mantenimiento. Según estimaciones de algunos informes, una fábrica podría mejorar hasta un 40% su margen operativo gracias a la reducción de los gastos logísticos y de materiales, el aumento de la eficiencia de los equipos y la mejora de la calidad productiva.

La transformación digital también se traducirá, en una flexibilidad en la producción, personalización de la demanda, aumento de la producción y generación de nuevas oportunidades de negocio. La cuarta revolución industrial es una oportunidad para que los sectores productivos hagan uso de la información que ellos mismos generan. De este modo

podrán optimizar tanto sus procesos logísticos como de eficiencia energética.

En principio son las industrias tradicionales, por su uso intensivo en el uso de recursos, las que tienen un mayor margen de mejora. Sin embargo, también serán estas industrias las que podrán tener mayores dificultades de implantación, sobre todo por dos razones: los costes y por tener procesos menos adaptados a una introducción suave de tecnologías.

Entre la variedad de herramientas proporcionadas por esta industria, destaca la extensa conectividad entre el factor humano y los sistemas y equipos, la generación de ingentes bases de datos (*big data*) (2), la computación en la nube (*cloud computing*) (3), o la simulación de procesos. Asimismo, la monitorización operacional brinda la posibilidad de mejoras directas en la gestión industrial.

La evolución en ciernes que permitirá este tipo de industria tiene cimientos muy firmes en la optimización de procesos. Y este fenómeno no puede darse si no se considera la monitorización del consumo energético y la implementación de sistemas y procesos sostenibles. Es decir, se trata de reducir costes, no solo con el objetivo de ahorrar, sino de ofrecer soluciones inteligentes que reduzcan la demanda de recursos y de energía. Optimizar tiempo, recursos, procesos y equipos, además de incrementar mucho la productividad, repercute, directamente, en el ahorro de energía y en un desarrollo más sostenible y deseable. Todo ello, con la incorporación de tecnologías digitales en la industria (4).

virtual a través del que, una computadora pueda calcular los más probables y posibles resultados de una situación en específico, a través de la consideración de diferentes variables.

Además de calcular y resolver problemas futuros, también la simulación de procesos tiene una aplicación en tiempo real llamada *Digital Twin* (6), es decir, en una fábrica 4.0 en donde todas las máquinas y elementos en la línea de producción tienen una copia igual en el mundo virtual y se comunican entre sí a través del Internet Industrial de las Cosas, de esta forma, es posible realizar cambios en el mundo virtual con los datos de las simulaciones y comprobar las ventajas o desventajas de los mismos, mucho antes de que el producto o servicio en el mundo real.

- [Caso Práctico Simulación: El juego de la vida](#)

Robótica autónoma

Si hay un sector donde la robótica ha sido, es y será clave es el de la industria. Hace tiempo que los robots tienen una presencia destacada en industrias como la automoción o la logística. Su relevancia irá a más cuando su uso se combine con soluciones de Inteligencia Artificial o Realidad Aumentada, por ejemplo (7).

Aunque en la fabricación industrial el concepto de autómatas no es nuevo las capacidades de un robot autónomo van más allá que sus predecesores. Estos robots incorporan nuevas capacidades para trabajar sin un supervisor humano y son capaces de trabajar autónomamente y de forma coordinada para automatizar un buen número de tareas logísticas y de producción.

- [Caso Práctico Robótica Autónoma: Robot Móvil](#)

Visión Artificial

La visión artificial representa una de las herramientas transversales más relevantes dentro de la Industria 4.0, ya que está claramente integrada en cada uno de los apartados de un proceso productivo. La trazabilidad, el control de calidad, la seguridad industrial, el control de procesos, la logística, así como la generación de enormes cantidades de datos, constituyen una parte integral de las acciones en las que los sistemas de visión artificial intervienen.

Tan solo hace unos años, solamente se usaba para validar si un producto manufacturado era correcto o no, sin aportar ningún tipo de información adicional. Sin embargo, ya desde sus inicios, dichos sistemas de visión debían estar comunicados con otros elementos tales como sensores, encoders, PLCs, etc. En la actualidad, estos sistemas de visión artificial están presentes en cada uno de los procesos de producción. Intervienen en el control de la entrada de mercancías, verificando la lectura de las matrículas de los camiones, así como de los contenedores que transportan tanto las materias primas como cualquier otro tipo de componentes. Examinan la trazabilidad de cada uno de los materiales mediante la lectura de código de barras o de matriz, o haciendo uso de OCR. Asimismo, permiten determinar la correcta fabricación de cada una de las piezas que componen el producto final, haciendo medidas de precisión y asegurando la calidad de la fabricación. Al mismo tiempo, también identifican los errores de fabricación, y permiten advertir de un posible funcionamiento incorrecto de

la maquinaria, o su desgaste, contribuyendo así a su mantenimiento preventivo. Como los sistemas de visión trabajan en tiempo real a 24/7/365, permiten disponer de datos precisos en cada momento y generar estadísticas detalladas de todos los componentes intermedios y productos finales, en cualquier instante de la producción.

Según todo lo mencionado anteriormente, la visión artificial juega un papel decisivo en la Industria 4.0, convirtiéndose en un elemento fundamental en los procesos de automatización industrial que son indispensables para la competitividad de nuestra economía. La visión artificial tiene claras aplicaciones y es determinante en el desarrollo de los vehículos autónomos a la hora de que sus sistemas puedan detectar señales, peatones u otro tipo de obstáculos en las carreteras.

Los sistemas de reconocimiento con visión se combinan exitosamente con *Machine Learning* como en el caso de AlexNet (8,9) una red neuronal profunda (*Deep Net*) entrenada para reconocer/clasificar 1000 tipos de objetos diferentes y que se ha empleado en dos casos prácticos.

- [Caso Práctico Visión Artificial 1: Contador de Vehículos en Vídeo](#)
- [Caso Práctico Visión Artificial 2: Identificación en instantánea con AlexNet-DeepNet](#)

Inteligencia Artificial y Machine Learning

Son necesarias herramientas y tecnologías que sean capaces de procesar en tiempo real grandes volúmenes de información que extraemos de las tecnologías *Big Data*, así como algoritmos capaces de aprender de forma autónoma a partir de la información que reciben (*data-driven*), con independencia de las fuentes. La cantidad de información que actualmente se almacena en relación a diferentes procesos y sistemas (tanto industriales como logísticos) resulta ingente e inmanejable de forma manual. El análisis de estos datos puede proporcionar información muy valiosa acerca del comportamiento de estos procesos; se pueden prevenir problemas en un determinado proceso industrial a través de la detección de resultados o medidas anómalas (sin la necesidad de haber definido previamente qué medida es o no es anómala) o determinar qué eventos están relacionados dentro de un proceso más complejo facilitando su gestión a través de la predicción, sabiendo de antemano que un evento desencadenará otro con cierta probabilidad. A partir de toda esta información se pueden realizar simulaciones que, además, permiten predecir qué recursos van a ser necesarios, pudiendo optimizar su uso de forma automática y proactiva anticipando los acontecimientos futuros.

Los sistemas de *machine learning* están sobre todo basados en los avances en redes neuronales artificiales (*Artificial Neural Networks*, ANNs) que se llevan produciendo desde la década de los 80 del siglo pasado (10), sobre todo desde el trabajo de Hornik et al. (11) en que se calificaba a las ANNs como aproximadores universales. Después de unas décadas de múltiples trabajos y aplicaciones y con el desarrollo de nuevos hardware específicos, los modelos basados en múltiples capas, denominados de aprendizaje profundo (*Deep Learning*) se encuentran en pleno apogeo gracias a los trabajos de Hinton, Bengio, LeCun y Ng (10-15).

- Caso Práctico Machine Learning 1. Predicción de series temporales
- Caso Práctico Machine Learning 2: Identificación en instantánea con AlexNet-DeepNet

Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN)

El Procesamiento del Lenguaje Natural es el campo de conocimiento de la Inteligencia Artificial que se ocupa de la investigar la manera de comunicar las máquinas con las personas mediante el uso de lenguajes naturales, como el español, el inglés o el chino. El PLN intenta entender, interpretar y manipular el lenguaje humano (16). La historia del PLN comienza con el trabajo seminal de Turing en 1950 (17) y posteriormente con los trabajos de Chomsky (18,19).

Los lenguajes naturales pueden expresarse por escrito (texto), oralmente (voz) y también mediante signos. Naturalmente, el PLN está más avanzado en el tratamiento de textos, donde hay muchos más datos y son más fáciles de conseguir en formato electrónico. Precisamente, esa es una de las razones de la importancia del PLN ya que existen grandes volúmenes de datos textuales.

El procesamiento del lenguaje natural ayuda a las computadoras a comunicarse con humanos en su lenguaje. Por ejemplo, PLN hace posible que las computadoras lean texto, escuchen la voz hablada, la interpreten, midan el sentimiento y determinen qué partes son importantes. Las máquinas de hoy pueden analizar más datos basados en lenguajes que los humanos, sin fatigarse y de una forma consistente e imparcial. Considerando la asombrosa cantidad de datos no estructurados que se generan todos los días, desde registros médicos hasta medios sociales, el PLN es decisiva para analizar por completo datos de texto y usar el conocimiento contenido en ellos.

El lenguaje humano es increíblemente complejo y diverso. Se trata de una fuente de datos altamente no estructurado porque nos expresamos de maneras infinitas. No sólo existen cientos de lenguajes y dialectos, sino que en cada lenguaje existe un conjunto único de reglas gramáticas y de sintaxis, términos y palabras coloquiales. Cuando escribimos, a menudo cometemos errores ortográficos o abreviamos palabras, o bien omitimos signos de puntuación. PLN agrega estructura numérica útil a los datos para muchas aplicaciones industriales.

- Caso Práctico PLN 1. Generación de Nube de Palabras (Etiquetas)

Internet de las Cosas (IoT)

IoT es la plataforma que permite satisfacer la necesidad de manejar, automatizar y explorar todos los dispositivos, instrumentos y sensores; y debe servir para sustentar la toma de decisiones (20,21).

El concepto de IIoT (Industrial Internet of Things) se refiere al uso de las tecnologías IoT en los procesos industriales (22). Los sistemas Ciberfísicos son todos aquellos dispositivos que integran capacidades de procesamiento, almacenamiento y comunicación con el fin de poder controlar uno o varios procesos físicos. Los sistemas Ciberfísicos están conectados entre sí y a su vez conectados con la red global gracias al paradigma IIoT.

- Caso Práctico IIoT 1. Procesado y compresión de señales

Visualización Avanzada

En un mundo cada vez más informatizado, donde la cantidad de información disponible puede generar una infoxicación, la capacidad para interpretar datos heterogéneos, procedentes de múltiples fuentes, y plasmarlos en una interfaz multimedia, interactiva y en tiempo real, otorga una valiosa herramienta para la toma de decisiones.

El volumen de datos en el mundo se está duplicando cada dos años y las técnicas de visualización son un elemento cada vez más importante para la toma de decisiones en tiempo real. Los programas que analizan gran cantidad de datos, entregando respuestas en tiempo real, comienzan a hacerse más necesarios para entender mejor los procesos (23).

El papel central de la visualización de datos en aplicaciones de analítica avanzada incluye usos en la planificación y desarrollo de modelos predictivos, así como la presentación de informes sobre los resultados de los análisis que producen. Las técnicas de visualización de datos son componentes clave para el científico de datos. Desde la exploración de datos inicial hasta los resultados analíticos producidos por modelos de predicción desarrollados con *machine learning*.

- Caso Práctico Visualización 1. Nube de Palabras (Etiquetas)

RESULTADOS

En esta sección, mostramos algunos de los resultados visuales de los casos prácticos desarrollados en este proyecto de innovación Programación e Industria 4.0.

Caso Práctico Simulación: El juego de la vida

En nuestra implementación se pide el número de generaciones a simular, así como el porcentaje de vida inicial que se configura aleatoriamente por la cuadrícula. En la figura 1 se muestra el resultado de la evolución cada 100 generaciones.

Caso Práctico Simulación y Robótica Autónoma: Robot Móvil

En nuestra implementación se solicitan los puntos origen y destino del movimiento del robot y se lee la configuración del entorno de trabajo del robot donde es posible que haya definidos una serie de obstáculos. En la figura 2, se observan 2 obstáculos lineales que se pueden identificar como paredes medianeras o de separación.

Caso Práctico Visión Artificial 1: Contador de Vehículos en Vídeo

En este caso práctico, la implementación realiza la lectura de un vídeo en el que siguiendo distintas transformaciones clásicas de *image processing*, como la detección de bordes, la eliminación de ruidos o el seguimiento de contornos para la segmentación de regiones, se consiguen identificar regiones que se pueden asimilar a vehículos pasando por esta calle de Algeciras (ver figura 3).

Caso Práctico Visión Artificial 2/Machine Learning 2: Identificación en instantánea con AlexNet-DeepNet

En este caso práctico, la implementación realiza la carga de la popular AlexNet, una Deep Net preentrenada para identificar 1000 objetos diferentes, luego se realiza una instantánea con la webcam y se realiza la clasificación mostrándola en pantalla (ver figura 4).

Caso Práctico Machine Learning 1. Predicción de series temporales

Se desarrolló una pequeña aplicación que realiza predicciones (a una cierta profundidad en el futuro), usando distintos métodos (persistencia, medias móviles, regresión múltiple y redes neuronales). La aplicación permite seleccionar la base de datos que se quiera usar y en cada caso solicita distintos parámetros que permiten comprender mejor cada método. Posteriormente, se realiza la predicción de una semana de datos diferente (de test). En la figura 5, se muestran algunos de los resultados ofrecidos por la aplicación.

Caso Práctico IoT 1. Procesado y compresión de señales

En este caso, se implementó una solución demostrativa del proceso de compresión de señales de audio. Se carga una señal de audio recogida desde un móvil. En este caso, se puede seleccionar entre dos ejemplos, el sonido de un coche o el sonido de dos coches que se cruzan en dos carriles. Luego la señal se comprime y se muestra el resultado de diferentes reconstrucciones.

Caso Práctico PLN 1. Nube de Palabras (Etiquetas)

En este ejemplo, se lee un fichero de texto, se identifican palabras, eliminándose aquellas por debajo de una longitud y luego se construye un mapa en función de la frecuencia de aparición de cada una en el texto.

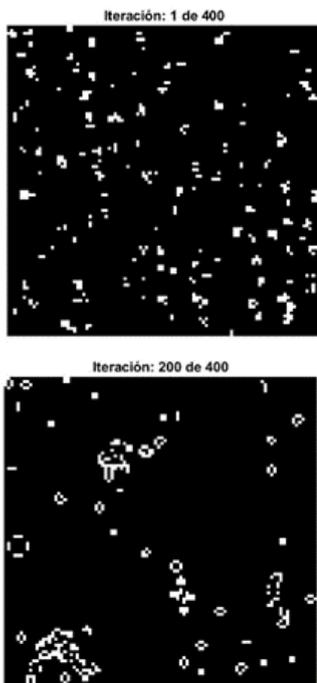


Figura 1. Caso Práctico Simulación: El juego de la vida. Evolución de una población inicial de celdas (o células) con vida dispuestas de manera aleatoria con las reglas de evolución del juego original de Conway.

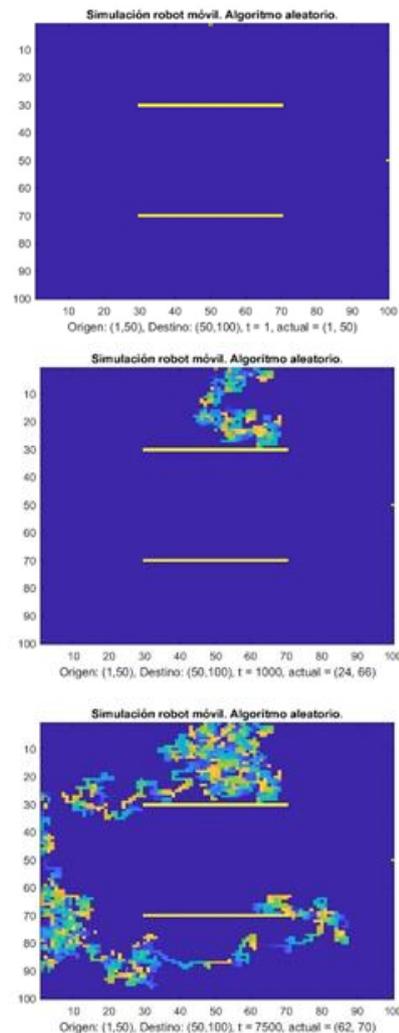


Figura 2. Caso Práctico Simulación y Robótica Autónoma: Robot Móvil. Trayectoria de un robot móvil con algoritmo aleatorio de un paso en alguna de las 4 direcciones principales para llegar desde un punto origen a un destino en un entorno con obstáculos. En este caso, inicialmente el espacio de trabajo del robot contiene dos paredes (obstáculos en amarillo) y después de 7500 unidades de tiempo el robot no consigue llegar al destino. La trayectoria del robot se dibuja en distintos colores. El robot se implementa sin memoria y puede pasar por puntos que ya haya pasado.



Figura 3. Caso Práctico Visión Artificial 1: Contador de Vehículos en Vídeo. Determinación del número de vehículos en una serie de frames de vídeo. Se muestra la detección realizada en un frame. Se usa un algoritmo muy sencillo que trata de detectar las regiones mayores de una cierta cantidad de píxeles después de realiza varias operaciones típicas de *image processing*.

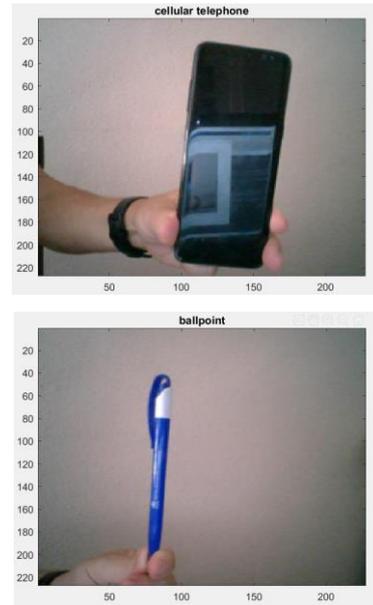
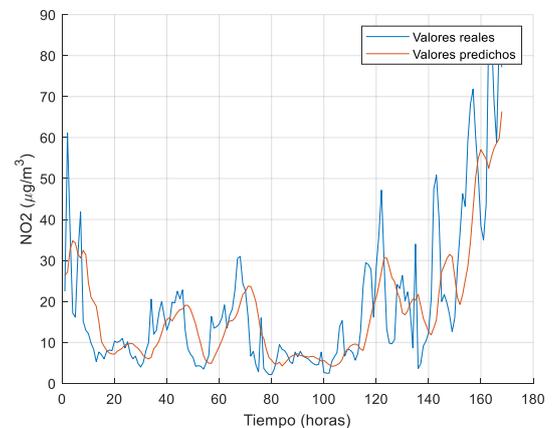
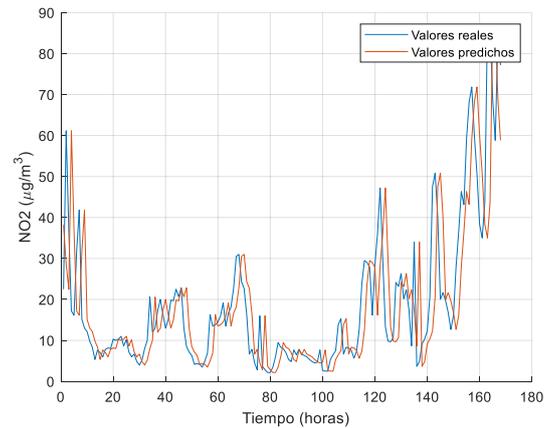


Figura 4. Caso Práctico Visión Artificial 2/Machine Learning 2: Identificación en instantánea con AlexNet-DeepNet. Identificación de objeto con la red AlexNet. Se toma una instantánea y se categoriza en una de las 1000 clases (objetos) pre-entrenadas en AlexNet (Deep Net). En la figura se muestran algunos ejemplos de objetos bien clasificados (bien etiquetados).



Informática de primer curso de los títulos de grado del ámbito de la Ingeniería Industrial. Se buscaron casos que fueran visualmente atractivos con objeto de fomentar el interés de los alumnos por la asignatura. Los casos se han compilado en un curso virtual disponible en el campus virtual de la UCA (PRU_00112670_19_20_0, Programación e Industria 4.0) que se ha solicitado transformar en OCW.

Los trabajos se presentaron en septiembre de 2019 en workshops a las cátedras de empresa de ACERINOX y CEPSA y a toda la comunidad académica (PDI, PAS y alumnos).

De esta forma, se ha conseguido que los alumnos sean capaces de ver que la innovación industrial se encuentra muy ligada a la programación y que la programación es una gran herramienta para la innovación.

Es necesario apuntar dos de las principales dificultades encontradas: i) la dificultad intrínseca de la disciplina para los estudiantes, ii) el poco tiempo libre disponible por los alumnos de primer curso de una Ingeniería que dificulta mucho su participación en proyectos como este.

En cualquier caso, se ha conseguido dinamizar el aula, convirtiendo a los alumnos en verdaderos protagonistas de su aprendizaje, a la vez que probar que la programación es una herramienta fundamental para la solución de muy diversos problemas del ámbito técnico y científico.

REFERENCIAS

1. Blanchet, M. et al. (2014). Industry 4.0 - The new industrial revolution How Europe will succeed. Roland Berger Strategy Consultants.
2. Yin, S. y Kaynak, O. (2015). Big Data for Modern Industry: Challenges and Trends. *Proceedings of the IEEE*, 103 (2), 143-146.
3. Xu, X. (2012). From cloud computing to cloud manufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 28 (1), 75-86.
4. Wang, S., Wan, J., Li, D., and Zhang, C., 2016, Implementing Smart Factory of Industrie 4.0: An Outlook, *Int. J. Distrib. Sens. Networks*, 2016, 681-706.
5. Neirotti P., De Marco, A., Cagliano A., Mangano, G. y Scorrano, F. (2014). Current trends in Smart City initiatives: some stylised facts, *Cities*, 38, 25-36.
6. Brettel, M. et al. (2014). How Virtualization, Decentralization and Network Building Change the Manufacturing Landscape: An Industry 4.0 Perspective. *International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial and Mechatronics Engineering* 8(1), pp. 37-44.
7. Jain, L., Quteishat, A., Peng, Ch. (2007). *Intelligent Machines: An Introduction*, Studies in Computational Intelligence. SCI, Springer, 70, 1-9.
8. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In F. Pereira, C. J. C. Burges, L. Bottou, & K. Q. Weinberger (Eds.), *Advances in NIPS 25* (pp. 1097-1105).
9. Krizhevsky, Alex; Sutskever, Ilya; Hinton, Geoffrey E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*. 60 (6): 84-90. doi:10.1145/3065386. ISSN 0001-0782.
10. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J. (1986). Learning Internal Representation by Error Propagation. *Parallel Distributed Processing; Explorations in the microstructures of cognition*. Vol. 1. MIT Press, Cambridge, MA.
11. Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H. (1989) Multilayer feedforward networks are universal approximators, *Neural Networks*, Volume 2, Issue 5, Pages 359-366.
12. Bengio, Yoshua (2009). Learning deep architectures for AI. *Foundations and trends in Machine Learning*, vol. 2, no 1, p. 1-127.
13. Lecun, Yann (1998). LeNet-5, convolutional neural networks. <http://yann.lecun.com/exdb/lenet/>
14. Ng, Andrew (2011). Sparse Autoencoder. CS294A Lecture notes, <http://web.stanford.edu/class/cs294a/sparseAutoencoder.pdf>
15. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
16. Mariani, Joseph; Francopoulo, Gil; Paroubek, Patrick (2019). The NLP4NLP Corpus (I): 50 Years of Publication Collaboration and Citation in Speech and Language Processing, *Frontiers in Research Metrics and Analytics*.
17. Turing, Alan (1950), Computing Machinery and Intelligence, *Mind* (59): 433-460.
18. Chomsky, N. (1957). *Estructuras Sintácticas*, ed. Siglo XXI.
19. Chomsky, N. (1980). *Rules and representations*. Oxford: Blackwell.
20. Chen, F., Deng, P., Wan, J., Zhang, D., Vasilakos, A. y Rong, X. (2014). Data mining for the internet of things: literature review and challenges. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 103-146.
21. Vijaykumar, S, Saravanakumar, S, y Balamurugan, M. (2015). Unique sense: smart computing prototype for industry 4.0 revolution with IOT and bigdata implementation model. *Indian J. Sci Technol.* 8 (35), 1-4
22. Greengard, S. (2015). *The Internet of Things*. Boston, MA: MIT Press.
23. Posada J., Toro, C., Barandiaran, I., Oyarzun, D., Stricker, D. de Amicis, R, y Vallarino, I. (2015). Visual computing as a key enabling technology for industrie 4.0 and industrial internet. *IEEE Comput. Graphics Appl.*, 35 (2), 26-40.