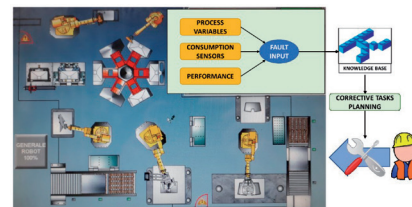


Enfoque según la teoría de decisiones para apoyar los planes de actuación en la fabricación de campanas de cocina

A decision theory approach to support action plans in cooker hoods manufacturing



Paolo Cicconi¹, Leonardo Postacchini¹, Nicola Bergantino², Gianluca Capuzzi², Anna Costanza Russo¹, Roberto Raffaeli³ y Michele Germani¹

¹ Università Politecnica delle Marche. Dpto. Ingeniería Industrial y Ciencias Matemáticas. Via Brecce Bianche, 12 - 60131 Ancona (Italia).

² NeXT srl. Via Ancona, 55/A - 60030 Castelbellino, Ancona (Italia).

³ Università degli Studi eCampus. Via Isimbardi, 10 - 22060 Novedrate, Como (Italia).

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/8890> | Recibido: 03/07/2018 • Inicio Evaluación: 04/07/2018 • Aceptado: 08/10/2018

ABSTRACT

• Nowadays, Knowledge-Based systems are widespread decision-making tools applied in product design and manufacturing planning. The series production requires agile and rapid decision-making methods to support actions in manufacturing lines. Therefore, agent-based tools are necessary to support the detection, diagnosis, and correction of accidental production faults. The context of Industry 4.0 has been enhancing the integration of sensors in manufacturing lines to monitor production and analyze failures. The motivation of the proposed research is to study and validate decision theory methods to be applied in smart manufacturing. This paper shows a Knowledge-Based approach to support action decision-making processes by a Bayesian network model. The proposed method aims at solving production problems detected in the manufacturing process. In particular, the focus is on the automatic production of cooker hoods. A case study describes how the approach can be applied in the real-time control actions, after a problem in quality is detected.

• **Keywords:** Knowledge Base, Bayesian Network, Industry 4.0, Cooker Hoods.

RESUMEN

En la actualidad, los sistemas basados en el conocimiento son herramientas de toma de decisiones aplicadas tanto en el diseño de productos como la planificación de la fabricación. La producción en serie requiere métodos ágiles y rápidos de toma de decisiones para apoyar las acciones en las líneas de fabricación. Por lo tanto, las herramientas basadas en agentes son necesarias para apoyar la detección, diagnóstico y corrección de fallos accidentales en la producción. El objeto de Industry 4.0 ha sido mejorar la integración de sensores en las líneas de fabricación para monitorizar la producción y analizar los fallos. La motivación de la investigación es estudiar y validar los métodos de decisión que se aplicarán en la fabricación inteligente. Este documento muestra un enfoque basado en el conocimiento para apoyar los procesos de toma de decisiones mediante un modelo de red bayesiana. El método propuesto tiene por objeto resolver los problemas de producción detectados en el proceso de fabricación. En particular, la atención se centra en la producción automática de campanas de cocinas. El caso en estudio describe cómo se puede aplicar a las actuaciones de control en tiempo real, tras haberse detectado un problema de calidad.

Palabras clave: Base de conocimientos, Red Bayesiana, Industria 4.0, Campanas de cocina.

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, con el desarrollo de la Industria 4.0, los sistemas basados en el conocimiento (KBS – *knowledge-based systems*) se han convertido en más y más necesarios en el mundo industrial [1]. En la década de los 90s, los KBS se consideraron como una solución para mejorar las fases del diseño [2] con mejoras en materia de tiempo y calidad. Desde entonces, se han desarrollado varias herramientas y métodos en el campo de los KBS que han permitido apoyar a los diseñadores durante la toma de decisiones y la configuración de las fases del producto [3, 4]. La fase de configuración del producto se ha extendido también a sistemas complejos [5] tales como la producción de manufacturas y a los sistemas de producción de energía [6]. En los últimos años, el objeto de las fábricas inteligentes ha sido mejorar la implementación de soluciones basadas en el conocimiento, para realizar el control de la producción [7] y para mejorar la calidad y la eficacia [8]. De forma general, las recientes mejoras en las tecnologías de la información y las comunicaciones han permitido a las empresas pasar de soluciones orientadas a los datos a soluciones orientadas a entornos de conocimiento [9]. Por lo tanto, la investigación se centra en herramientas y métodos para supervisar y apoyar los procesos de toma de decisiones. También se han estudiado soluciones basadas en cloud computing [10], a fin de mejorar la programación informática y ofrecer posibles soluciones en tiempo real. Sin embargo, en el momento de realización del presente estudio, existía una falta de herramientas para plataformas comerciales en el mercado. En particular, se detectó una falta de herramientas que puedan ser implementadas de manera eficiente en la producción para apoyar la solución de las alertas de calidad y los problemas que surjan. Además, las fábricas inteligentes requieren soluciones de inteligencia artificial [11] para realizar un enfoque de aprendizaje automático (machine learning) y ampliar la base de conocimiento aplicado. De hecho, un sistema de producción es un proceso dinámico [12] donde los eventos y actuaciones cambian con el tiempo; por lo tanto, la base de conocimientos debe estar permanentemente actualizada y revisada. El aprendizaje automático podría ser la solución más adecuada para superar este límite y proporcionar un rendimiento constante que permitiera mejorar los procesos de toma de decisiones de una forma automática.

La propuesta de trabajo va dirigida a desarrollar un método basado en el conocimiento para apoyar la planificación de actuaciones, tras haberse detectado un problema en el proceso de fabricación (Fig. 1). El artículo describe el enfoque metodológico y presenta un caso de aplicación, centrado en la producción de campanas de cocina. El caso estudiado muestra cómo apoyar la actuación de control en tiempo real después de haberse detectado un problema de calidad. En este contexto, se propone un enfoque basado en una red Bayesiana, a fin de enfrentar la incertidumbre y el carácter incompleto de los datos analizados conocidos en la base de datos. Este método se basa en procedimientos de inferencia, por ejemplo, la propagación de las creencias o árboles de decisión [13]. Una red bayesiana es un grafo que vincula variables por probabilidades condicionadas, donde las salidas son un modelo de probabilidades calculadas utilizando Teorema de Bayes [14]. Este enfoque es útil para la minería de datos. La relación entre variables representa el conocimiento experto capaz de identificar las incertidumbres que resultan clave [15].

El ámbito de aplicación se centra en una planta de fabricación de una empresa italiana que es un líder mundial en campanas de cocina. En particular, el caso de aplicación se refiere a la elaboración de una base de datos en una herramienta KBS, para apoyar las actuaciones de control de una línea de montaje automático para piezas de chapa. Esta línea de producción consiste en robots y prensas que producen bastidores para campanas de cocina a partir de láminas de metal.

2. ENFOQUE

El enfoque metodológico que se describe en la Fig. 1 propone una red bayesiana para la formalización y la gestión de los conocimientos adquiridos. Se ha seleccionado y aplicado una red bayesiana por sus características intrínseca de modelado. Se trata de un método consolidado capaz de modelar de una forma eficiente y con una alta flexibilidad las causas y los sistemas de probabilidades [14], adaptándose para trabajar con KBS.

Una red Bayesiana es una representación gráfica de las relaciones de causa y efecto [16, 17]. Una ventaja importante es que se puede transformar en una tabla de probabilidad condicionada, describiendo cada relación causa-efecto. El uso de un enfoque Bayesiano, habilitado con refuerzo de aprendizaje, da la posibilidad de incluir un proceso de aprendizaje automático en el flujo de trabajo para la solución de problemas. Los entrevistadores y técnicos

cos mantuvieron reuniones con expertos, para adquirir los conocimientos relativos a la causa-efecto del modelo de la red bayesiana para llevar a cabo un diagnóstico objetivo.

En general, las líneas de producción automática, para electrodomésticos, robots y diferentes tipos de maquinaria, tales como prensas de estampado para cortar y dar forma. La complejidad del sistema está directamente relacionada con la fabricación de las diferentes versiones del producto, dentro de la misma línea de producción. Algunas familias de productos podrían configurarse de diferentes maneras, con cambios en las dimensiones y formas; por lo tanto, una línea de fabricación debe proporcionar soluciones inteligentes para apoyar la producción de cada modelo familiar. Además, son frecuentes los cambios en las líneas de producción de lotes pequeños. La producción de estos lotes es un rasgo característico de la fabricación de aparatos domésticos [18]. En particular, la producción de nivel medio-alta de campanas de cocina afecta a muchas versiones y a grandes variaciones en los volúmenes de producción debido a la no-producción constante de la demanda. Por lo tanto, la flexibilidad es una característica obligatoria en este ámbito; sin embargo, los frecuentes cambios en los ajustes de fabricación puede causar problemas de calidad. Los controles de calidad se deben aplicar siempre para controlar el estado de fabricación. Cada alerta sobre la calidad o la detección de problemas puede detener la producción y acarrear un flujo de trabajo manual, para buscar las causas y resolver la cuestión concreta. Este flujo de trabajo requiere operarios expertos que puedan resolver el problema detectado, utilizando su know-how así como los procedimientos prueba-error. Por lo tanto, paradas frecuentes en la producción pueden causar retrasos de tiempo e ineficiencias. El desarrollo de una plataforma de KBS podría ser una solución rápida para apoyar las actuaciones a acometer en la solución de problemas.

3. MODELO DEL SISTEMA

En esta sección se describen las fases del modelo utilizado para analizar el flujo de trabajo según el enfoque de la teoría propuesta. En la Fig. 2 se destacan las cuatro fases que constituyen el proceso de modelización, desde el escenario de control de la calidad hasta la definición de los planes de actuación.

Tal y como se comentó en la sección anterior, la KB se ha representado mediante una red bayesiana, asignando un peso a cada

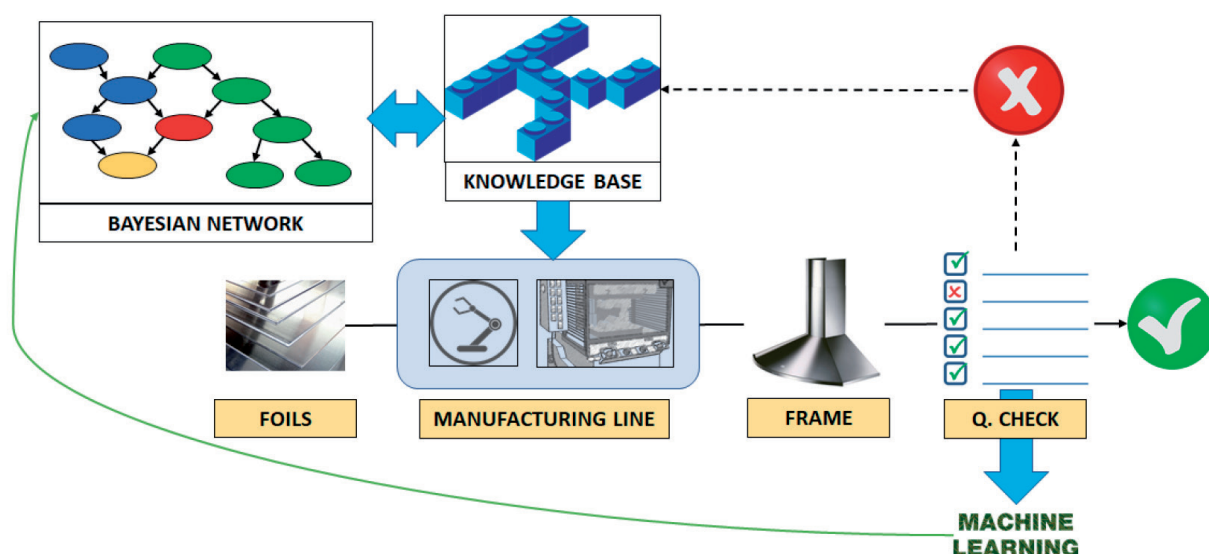


Fig. 1: Representación esquemática del sistema de Base de conocimiento aplicado a la línea de fabricación

enlace entre los nodos padre y los nodos hijo. El modelo, descrito en la Fig. 2, se ha utilizado para desarrollar una KBS como herramienta de apoyo para la detección y solución de problemas relacionados con las actividades de producción.

3.1. AJUSTE DEL CONTROL DE CALIDAD

Cada control estadístico del proceso proporciona un ajuste variable. Generalmente, cada variable numérica está definida por los límites de control (CL). Esta gama se compone de un límite de control superior (UCL) y un límite de control inferior (LCL). Durante un control de calidad (QC), los valores de cada muestra debe ser inferior al UCL y mayor que el LCL, a fin de pasar las muestras de control. En el proyecto de investigación, el muestreo se refiere a un proceso de producción. En este contexto, los valores de la muestra pueden ser medidos manualmente o pueden ser adquiridos automáticamente por sensores. El enfoque propuesto proporciona una herramienta de software para comparar cada valor de un punto de muestra en relación con el rango de CL. La definición de las variables y su rango de CL es una fase denominada Configuración de QC. La Fig. 3 describe un informe relacionado con un ajuste de QC con algunos intervalos de CL, tal y como se aplicó en el proyecto KBS.

Durante una fase de QC, una señal de "fuera de control" (OOC) se genera cuando un valor está fuera de rango. Una OOC detectada es un efecto de uno o más posibles problemas de calidad, relacionados con el proceso de fabricación. Como se describe en la siguiente sección, se utiliza una red Bayesiana para representar cada posible relación causa-efecto, utilizando un modelo probabilístico.

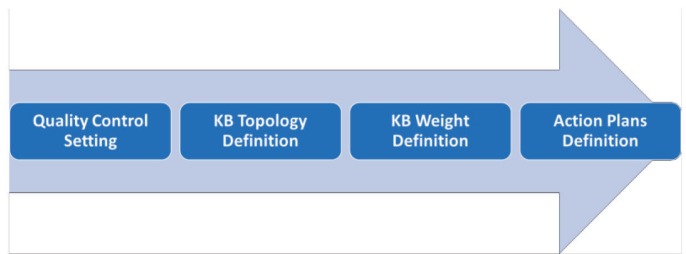


Fig. 2: Modelo del sistema

La implementación de una red de ese tipo requiere el empleo de expertos para la formalización del conocimiento en un modelo de causa-efecto. Por lo tanto, la red Bayesiana, descrita en el proyecto, ha sido construida después de una fase de análisis, en el que participaron expertos en procesos de fabricación de campanas de cocina.

En relación con la modelización de Redes Bayesianas, el proceso de construcción se inicia con la identificación de cada nodo, considerando tanto las causas como los efectos. Cada nodo queda conectado como causa de sus efectos mediante arcos dirigidos con la dirección de conexión de causa a efecto. Dos estrategias de optimización se han aplicado para aumentar la eficiencia de la red. En primer lugar, si un nodo tiene demasiados padres, algunos nodos intermedios se definirán para la agrupación de padres con una causa similar. En segundo lugar, si faltan algunas causas entre los nodos, se añaden nodos para representar las otras causas (como se destaca en la Fig. 4).

La red Bayesiana propuesta ha sido desarrollada utilizando mejorar mediante la incluida en la página siguiente (www.mynext.it). Esta plataforma de software implementa herramientas y métodos para la definición de una red Bayesiana genérica. Como se mencionó anteriormente, la construcción de la red se inició con la definición de cada causa. Después de eso, el segundo paso fue la definición de la lista de todos los posibles efectos, que representa la información de la planta de producción. El tercer paso es la definición de la relación entre causas y efectos. El último paso fue la asignación del peso probabilístico para cada relación causa-efecto. La herramienta de mejora proporciona una interfaz gráfica de usuario para diseñar la red y visualizar la gráfica resultante. La lista de efectos que representa las variables que han de elaborarse en inferencia probabilística mediante la red Bayesiana. Mientras que los efectos son las variables de entrada en el proceso de inferencia, siendo las causas el resultado de este proceso. Considerando un caso de control de calidad, las variables se relacionan con las diferentes etapas de la producción. A fin de ser utilizado en un modelo de inferencia, basado en una red bayesiana, estas variables tienen que ser discretizadas, con la excepción de las variables relativas a los sensores de los robots o mecanismos, que tienen ya son



Fig. 3: Informe de Control de calidad (QC)

3.2. DEFINICIÓN DE LA TOPOLOGÍA DE KB

El segundo paso del proceso de modelización (Fig. 2) se refiere a la definición de una topología, para representar la base de conocimientos (KB – Knowledge Base) relacionada con una relación causa-efecto en la detección de problemas de producción. Este enfoque emplea una red bayesiana para representar el proyecto KB utilizando un modelo causal (Fig. 4). La red bayesiana se define mediante nodos y arcos que conectan cada nodo con una lógica de causa-efecto. Cada nodo puede ser una causa o un efecto; sin embargo, los nodos hijos son generalmente considerados como efectos y sus correspondientes nodos padre como sus causas. Un enfoque probabilista regula la relación entre dos nodos consecutivos. Cada nodo puede asumir, durante un proceso de QC, un valor de los tres siguientes: True, False o desconocido.

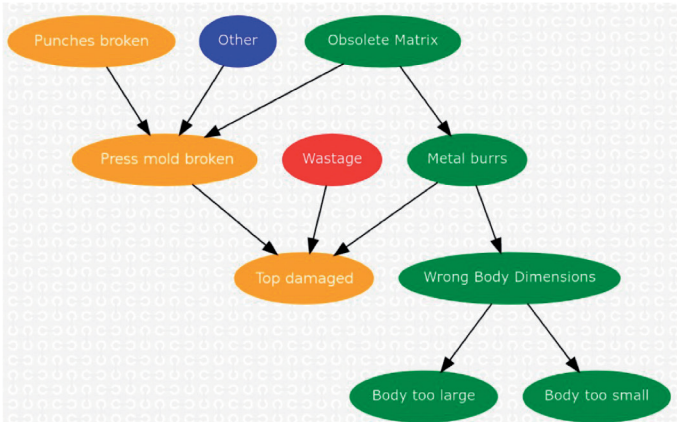


Fig. 4: Ejemplo de una red bayesiana

discretas. Por otro lado, las variables relacionadas con el chequeo de la calidad visual no son discretas. Este tipo de variables se discretizan utilizando variables de tipo Booleano o mediante niveles de retroalimentación.

Con respecto a la interacción entre la propuesta de la red bayesiana y QC, cuando se produce una OOC, el enfoque metodológico proporciona la búsqueda del efecto dentro de todas las relaciones de la red Bayesiana (Fig. 4). El nodo, relacionado con el efecto resaltado con la OOC considerada, cambia su estado a True. El diagnóstico para detectar el problema se analiza mediante el estudio de cada una de las conexiones de causa-efecto, con un enfoque probabilista, basado en contrapesos definidos para cada conexión.

3.3. DEFINICIÓN DEL PESO DE KB

Para evitar el desarrollo de una tabla de probabilidad condicionada de cada nodo de la red Bayesiana se asigna un factor de peso a cada relación causa-efecto. De hecho, la definición de este tipo de tabla es un proceso costoso, ya que el número de entradas independientes crece exponencialmente con el número de padres. Una forma de superar el peor de los escenarios es el uso de un modelo Noisy-OR [17] (Fig. 5).

Esta solución requiere de un valor para cada arco. Los supuestos relacionados con el uso de un modelo Noisy-OR son tres:

1. Todas las causas posibles para cada evento aparecen (si no, ante una "variable desconocida" se pueden añadir nodos);
2. Niega las causas que no tienen influencia alguna sobre el caso
3. La probabilidad de un fallo independiente es único para cada causa

El peso de cada arco representa cuánto afecta cada uno de los nodos padres a cada nodo hijo.

3.4 DEFINICIÓN DE LOS PLANES DE ACTUACIÓN

La definición de cada Plan de Actuación (PA) es la última fase del sistema propuesto (Fig. 2). Un AP es una secuencia de actuaciones automáticas/manuales para resolver los problemas del proceso tras haberse detectado un problema. El proyecto KBS puede asociar un AP como solución para cada estado del sistema. En particular, cuando se produce un evento, el KBS identifica los nodos no conocidos con los valores conocidos y calcula los valores de probabilidad mediante una inferencia de Markov considerando el peso de la KB. Un subconjunto de estos nodos se relaciona con la creencia de estado del sistema. Por lo tanto, diferentes planes de AP son posibles para un mismo estado del sistema. Utilizando el método de utilidad máxima prevista, el proyecto KBS puede seleccionar el más adecuado plan de AP para cada situación. Este método proporciona una utilidad para cada proyecto de AP. Este valor es ponderado por la probabilidad de cada nodo en ese estado de salida. El sistema sugiere un conjunto de posibles APs a los usuarios. La lista resultante de APs se ordena en función de su utilidad. Si el AP seleccionado es correcto, la retroalimentación positiva se registra y es aprendida por el sistema, almacenándose en la base de datos de la Tabla de Utilidad.

4. CASO DE ESTUDIO

El descrito KBS se ha desarrollado y probado en el contexto de una línea de montaje automático para la fabricación de campanas de cocina. En particular, la línea de fabricación es la relativa a la

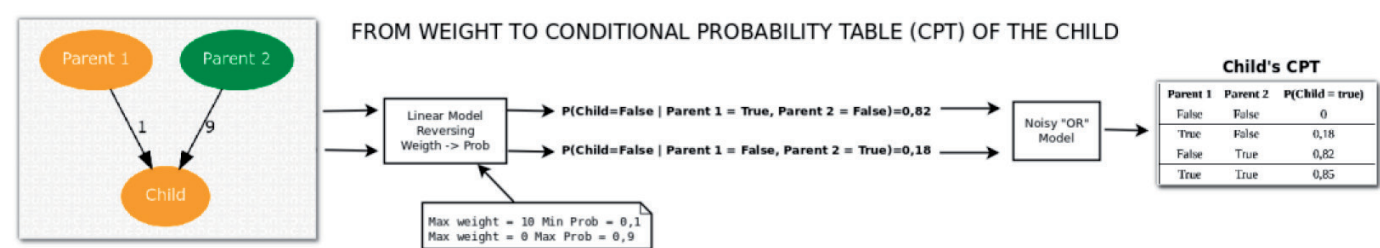


Fig. 5: Descripción del modelo Noisy-OR

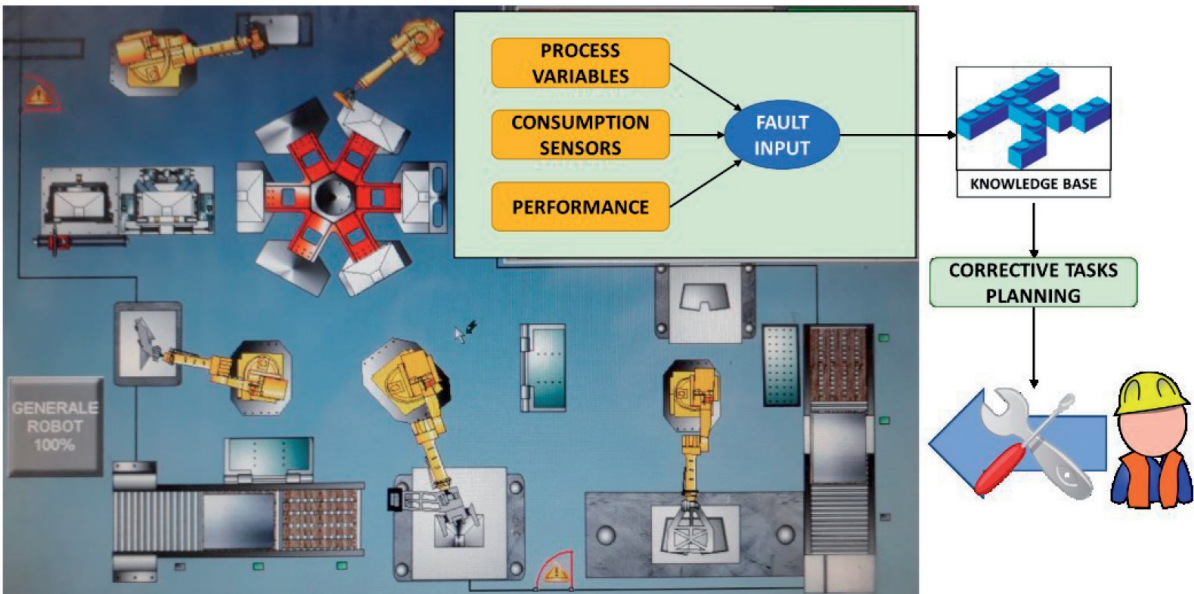


Fig. 6: Descripción de la línea de fabricación y el esquema de diagnóstico del fallo propuesto

fabricación de algunas piezas de chapa externas, tales como el molde del electrodoméstico y el bastidor. Esta línea de producción incluye cinco robots, formando tres prensas, y una máquina rotativa (Fig. 6). Cada estación de fabricación está sincronizada con la producción TAKT TIME. En la Tabla I se describe cada estación relativa a la línea de fabricación propuesta.

Estado	Descripción	Potencia nominal
1	Robot-1	2 kW
2	Formando de la prensa (primer fotograma: flexión de forma frontal)	40 kW
3	Proceso de formación (segundo fotograma de la curvatura: forma frontal)	15 kW
4	Robot-2	2 kW
5	Proceso de conformado (tercer fotograma de la curvatura: bastidor trasero)	22 kW
6	Robot-3	2 kW
7	Máquina giratoria	5 kW
8	Robot-4	2 kW
9	Riveteadora	3 kW
10	Robot-5	2 kW

Tabla I : Lista de los componentes principales de la línea de fabricación de resaltado

La Fig. 6 describe la línea automática analizada en este documento. El proceso se divide en tres fases: la fabricación de forma frontal, la fabricación de la armadura trasera; y el remachado de todas las piezas. Este sistema automático de línea es la primera parte de una línea de ensamblaje. La segunda parte aborda el conjunto de motor, impulsor, filtro, etc.

Como ejemplo, el artículo muestra cómo la KBS trabaja en la detección de problemas tales como la presencia de rebabas, que están abolladas por la prensa. La detección de este problema de calidad lo realiza el operador de calidad durante el proceso de inspección de la muestra. Cuando el operador registra un problema por la presencia de rebabas, el sistema envía una señal de detección relacionada con el tipo de problema (por ejemplo, presencia de rebabas).

El sistema KBS lee la red bayesiana y establece un cierto valor para cada nodo desconocido que interesa según la creencia de estado del sistema. Entonces, esta herramienta calcula los valores de probabilidad y la utilidad de valores para cada AP, con el fin de devolver el plan con mayor valor de utilidad. Si el operador selecciona el Plan de actuación propuesto y agrega una retroalimentación positiva, el sistema aumenta la utilidad de ese plan para esa creencia de estado. Si, por el contrario, el operador selecciona otro plan, el sistema disminuye la utilidad del primer plan y aumenta la utilidad del plan seleccionado.

Con respecto a la propuesta de caso de estudio, la herramienta KBS sugiere la limpieza y lubricación de la cizalla de la prensa que genera las rebabas. En la Fig. 7 se describe el plan de actuación para la solución de detección de rebabas, relacionada con la cizalla de una prensa.

La Fig. 8 representa el porcentaje de éxito para la solución de las rebabas, utilizando los planes de actuación propuestos por la KBS desarrollada. En particular, se refiere al porcentaje de éxito diario, evaluado durante un período de 4 semanas. El uso de un enfoque de aprendizaje automático muestra un incremento en el porcentaje de éxito después de cada periodo de muestreo. Se obtuvo una reducción de aproximadamente el 50% en la solución de los mencionados problemas de calidad si se compara con el enfoque tradicional (sin el uso de una herramienta de KBS).

5. CONCLUSIONES

El enfoque descrito para apoyar las decisiones de los planes de actuación para resolver los problemas en líneas de producción automática se basa en la creación de una KB. En particular, la propuesta de KB se presenta mediante una red Bayesiana que reproduce cada relación causa-efecto relacionada con la detección de

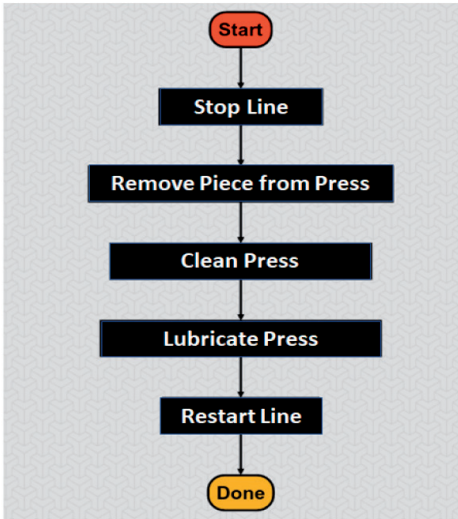
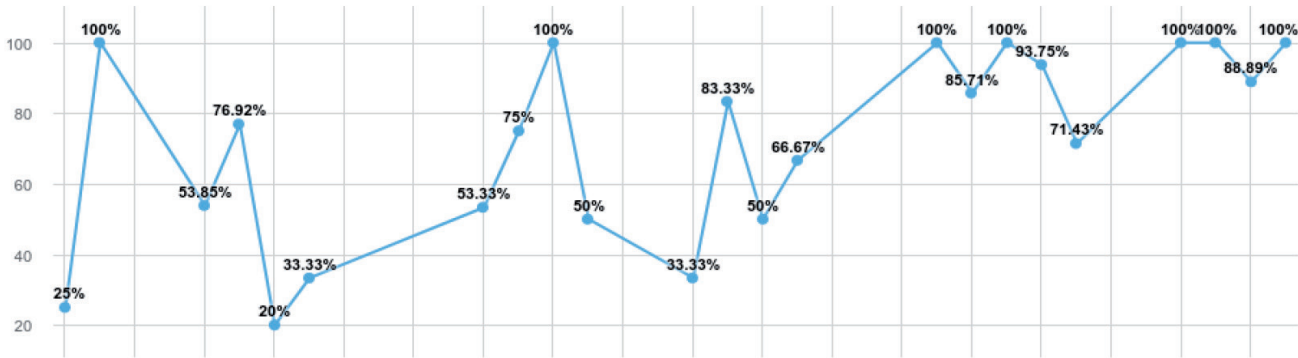


Fig. 7: Plan de actuación para la solución de detección de rebabas, relacionada con la cizalla de una prensa



fallos. Este enfoque ha sido realizado dentro de una herramienta de KBS. Esta herramienta recibe eventos de cualquier problema detectado, requiriendo una KB para elaborar la lista de los posibles planes de actuación con su probabilidad de utilidad. Un enfoque de aprendizaje automático permite que determinados planes de actuación correctiva sean propuestos como primera solución para el usuario. Incluso si la plataforma propuesta es un prototipo de herramienta, los resultados muestran una reducción en el tiempo de aproximadamente un 50% en la resolución de problemas de calidad y reinicio de la producción. El aprendizaje reforzado aumenta la fiabilidad del diagnóstico de averías en menos de cuatro semanas de producción, como se puso de relieve durante las pruebas de demostración.

Como un desarrollo futuro, la red bayesiana y la propuesta de KBS pueden ser implementadas en una computación en la nube (*cloud computing*), con el fin de desarrollar un sistema físico-cibernético para el control de muchas líneas de producción que operan en diferentes plantas de producción.

NOMENCLATURA

- AP: Plan de Actuación
- CL: Límites de control
- KBS: Knowledge-Based System (sistemas basados en el conocimiento)
- KB: Knowledge Base (base de conocimiento)
- QC: Control de calidad
- LCL: Límite de control inferior
- OOC: fuera de control
- UCL: Límite de control superior

REFERENCIAS

- [1] Kulkarni, A.R.; La Rocca, G.; van den Berg, T.; van Dijk, R.; un conocimiento basado en la herramienta de ingeniería para apoyar la carga frontal y la optimización del diseño multidisciplinar de las aletas-interfaz de timón, actuaciones de CEAS 2017, Rumania, 2017.
- [2] Colombo, G.; Mandorli, F.; evolución en diseño mecánico Automatización Ingeniería y Gestión del Conocimiento. Innovación en diseño de producto 2011, 55-78. doi: https://doi.org/10.1007/978-0-85729-775-4_4
- [3] La Rocca, G.; ingeniería basada en el conocimiento: entre AI y CAD. Revisión de un lenguaje que se basa la tecnología para apoyar el diseño de Ingeniería Informática, Ingeniería Avanzada, 26(2), 2012, 159-179. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2012.02.002>
- [4] Restrepo J, Ríos-D Zapata, Mejía-Gutiérrez R, Nadeau J-P, Pailhès J. Experiencias en la aplicación de la heurística de diseño para la innovación en el diseño del producto. Revista Internacional sobre Diseño Interactivo y manufactura (IJDDeM). Springer Naturaleza; 2017 Jul 7; <https://doi.org/10.1007/s12008-017-0422-z>
- [5] Un Ascheri, Colombo, Ippolito G M, Atzeni E, Furini F. la viabilidad de una línea de ensamble de configuración automática de diseño basado en un enfoque de KBE. Actas de la Conferencia Internacional de 2014 sobre el diseño y fabricación de innovadores (ICIDM). IEEE, 2014 Aug; <https://doi.org/10.1109/idam.2014.6912715>
- [6] Cicconi P, R. Raffaeli plantas basada en el conocimiento y la configuración de diseño de enrutamiento de tuberías. Desarrollo de Productos Globales. Springer Heidelberg Berlin; 2011;497-509. https://doi.org/10.1007/978-3-642-15973-2_51
- [7] F, Giantomassi Ferracuti, Longhi S, Bergantino N. Multi-escala PCA el diagnóstico basado en una planta de molino de papel. ETFA2011. IEEE 2011; Sep; <https://doi.org/10.1109/etfa.2011.6059069>
- [8] Ibrahim IH, Chassapis C. Una variación entorno interactivo de gestión del riesgo para evaluar el riesgo de las variaciones de fabricación. Revista Internacional sobre Diseño Interactivo y manufactura (IJDDeM). Springer Naturaleza; 2016 Jun 23;11(3):597-608. <https://doi.org/10.1007/s12008-016-0330-7>
- [15] H. Panetto, J. Cecil, sistemas de información para la integración de la

empresa, la interoperabilidad y la creación de redes: teoría y aplicaciones, Enterp. Inf. Syst. 7 (1) (2013) 1-6

- [9] Breivold HP. Internet de las cosas y Cloud Computing para la industria inteligente: un estudio cartográfico sistemático. 2017 5ª Conferencia Internacional sobre Enterprise Systems (ES). IEEE 2017; Sep; <https://doi.org/10.1109/es.2017.56>
- [10] Ademujimi TT, Brundage MP, Prabhu VV. Una revisión de las actuales técnicas de aprendizaje de la máquina utilizada en la fabricación del diagnóstico. La IFIP avances en tecnología de la información y la comunicación. Springer International Publishing; 2017;407- https://doi.org/10.1007/978-3-319-66923-6_48 15.
- [11] Un Lyashchenko, Ruban V, Lyashchenko Z. El modelo híbrido de la débilmente formalizó proceso dinámico basado en el sistema de producción difusa. Actas de la Segunda Conferencia Científica Internacional "inteligente" para la industria de las tecnologías de la Información (IITI'17). Springer International Publishing, 2017 Sep 30;276-85. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-68321-8_28
- [16] H. Panetto, M. Zdravkovic, R. Jardim-Goncalves, D. Romero, J. Cecil y I. Mezgar, "Nuevas perspectivas para la futura interoperabilidad de sistemas empresariales", los equipos de la industria, vol. 79, págs. 47-63 de junio de 2016. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compind.2015.08.001>
- [17] B. G. Marcot y T. D. Penman, "Avances en la modelización de la red Bayesiana: Integración de las tecnologías de modelado, modelado medioambiental y software", septiembre de 2018. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2018.09.016>
- [18] D. Landuyt, S. Broekx, R. D'Hondt, G., J. Aertsens Engelen, y P. L. M. Goethals, "un examen de Bayesian Belief Networks en el modelado de servicios del ecosistema", modelado medioambiental & Software, vol. 46, págs. 1-11, agosto de 2013. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.03.011>
- [12] Xiao S, Hu Y NAD, J, R, Wen Zhou J. Bayesian Networks basado en reglas de asociación y reutilización del conocimiento en la toma de decisiones tenance Principal de Sistemas Product-Service Industrial. CIRP Procedia [Internet]. Elsevier BV; 2016;47:198-203. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2016.03.046>
- [13] Un Onisko Druzdzel Wasyluk, MJ, H. El Aprendizaje bayesiano, parámetros de red desde pequeños conjuntos de datos: aplicación de ruidosos o puertas. Revista Internacional de Razonamiento Aproximado [Internet]. Elsevier BV; 2001 Aug;27(2):165-82. [http://dx.doi.org/10.1016/s0888-613x\(01\)00039-1](http://dx.doi.org/10.1016/s0888-613x(01)00039-1)
- [14] P. Cicconi, D. Landi, M. Germani, y A. C. Russo, "Un enfoque de apoyo para el diseño conceptual de la eficiencia energética de los capós, fogón" se aplica energía, vol. 206, 2017, págs. 222-239. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.08.162>

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a Eng. Gianluca Mapelli, Eng. Lukas Burkhardt, Eng. Giorgio Rossi y Eng. Domenico Arena por haber aportado sus conocimientos y experiencia que fueron de gran ayuda en la investigación. Los trabajos de investigación realizados fueron posibles gracias aFaber FESMY SpA dentro del Proyecto "FESMY", centrado en "FESMY - sistema de fabricación flexibles y sostenibles y soluciones innovadoras para la reducción de ruidos - y la recuperación de calor de campanas de cocina sensorizadas". Este proyecto fue apoyado por el programa de financiación italiana POR MARCHE FESR 2014-2020 - Eje 1 - Os 1 - Actuación 1.1: "Promoción de la investigación y el desarrollo en áreas de especialización inteligente".