

EVOLUCION Y TENDENCIAS DE SISTEMAS DE GESTIÓN ENERGÉTICA EN LA INDUSTRIA

GAMARRA LOPEZ, Carlos⁽¹⁾; MONTERO GARCIA, Eduardo⁽¹⁾

cgamarra@ubu.es,

⁽¹⁾Universidad de Burgos, Escuela Politécnica Superior. Departamento de Ingeniería Electromecánica

RESUMEN

Los sistemas de gestión energética son actualmente una herramienta de utilidad reconocida para mejorar la eficiencia energética de una organización. El número de certificaciones en el estándar ISO 50.001 fue próximo a las 5.000 certificaciones en 2013, con un incremento anual superior al 100% respecto de años anteriores. Pero si bien el número de sistemas de gestión energética certificados crecen, por cada sistema de gestión certificado en el sector industrial, un gran número de compañías manufactureras implanta sus propios sistemas de gestión energética, eludiendo el esfuerzo de la certificación pero afrontando el control de sus costes energéticos y la mejora de su eficiencia.

Dada la necesidad de los responsables de los procesos productivos de supervisar el funcionamiento de su proceso productivo mediante datos reales de campo y de que estos datos puedan convertirse, mediante las técnicas apropiadas, en conocimiento que les apoye en los procesos de toma de decisiones, se presentan en este artículo las tendencias más prometedoras en la evolución de las capacidades de este tipo de sistemas.

Palabras clave: Sistemas de gestión energética, minería de datos.

1. Introducción

Si bien la energía es indispensable en el día a día de nuestras sociedades, el proceso para hacerla llegar a los consumidores finales plantea una serie de desafíos a medio y largo plazo. Las circunstancias en las que los países se abastecen de energía son cambiantes y sometidas no sólo a cuestiones técnicas o económicas, sino a fuertes tensiones políticas. Según el informe de la Agencia Internacional de la Energía titulado *Key World Statistics*, el consumo energético mundial se ha duplicado de 1971 a 2010, superando las 8.000 millones de toneladas equivalentes de petróleo. Con el consumo energético también se ha duplicado en el mismo plazo las emisiones ambientales.

Esta dependencia energética de las sociedades modernas origina un mercado mundial de materias primas energéticas sobre el que tienen fuertes consecuencias los acontecimientos políticos mundiales. Ante esta marco de alta variabilidad de condiciones de adquisición de materias primas energéticas las políticas gubernamentales de los distintos países toman marcadas direcciones en torno a objetivos como minimizar la dependencia energética, el impacto ambiental, los costes energéticos, y garantizar la estabilidad de los precios de las materias primas. Este es el desafío al que se enfrentan los mercados nacionales de suministro de energía, de los que se alimentan entre otros consumidores, las empresas industriales. Según cita el diario el Mundo en Julio de 2013, la electricidad para un consumidor medio industrial español era un 66% más cara que en Francia y un 23% más cara que en Alemania. Esto afecta directamente a la competitividad de los sectores industriales, y especialmente a los sectores que son grandes consumidores de energía.

En este contexto es en el que aparecen los sistemas de gestión energética como una herramienta de mejora de la eficiencia dentro del sector industrial. Este artículo se basa en una revisión de la literatura técnica en busca de las técnicas más prometedoras de cara a integrarse dentro de este tipo de sistemas y en general dentro de los sistemas de apoyo a la toma de decisiones en las empresas manufactureras.

2. Sobre los Sistemas de Gestión Energética

Según la Asociación Española de Normalización y Certificación (AENOR), un Sistema de Gestión Energética (SGE) *es la parte del sistema de gestión de una organización dedicada a desarrollar e implantar su política energética, así como a gestionar aquellos elementos de sus actividades, productos o servicios que interactúan con el uso de la energía.*

Los SGE están basados en el círculo de Deming, o proceso de mejora continua también denominado ciclo PDCA (Plan-Do-Check-Act). Persiguen la mejora continua en el empleo de la energía mediante la promoción de la eficiencia energética, el ahorro energético, los costes financieros asociados y las emisiones de gases de efecto invernadero. Estos sistemas son complementarios a otros modelos de gestión de la calidad o medioambientales ampliamente conocidos, como pueden ser los sistemas ISO 9000 y 14000 o los sistemas BRC o IFS.

La certificación de un SGE busca el aseguramiento por una tercera parte del control y seguimiento sistemático de los aspectos energéticos y la mejora continua del desempeño energético. Esta auditoría de implantación y seguimiento de procedimientos de mejora continua contribuye a un uso de la energía más eficiente y otorga confianza en el sistema de gestión. El estándar internacional actual para este tipo de sistemas es la ISO 50.001

En diciembre de 2013, se emitieron 4.826 certificaciones en ISO 50.001 en 78 países diferentes (con un incremento del 116 % respecto a 2012) (1). Los países en los que más crecieron el número de certificaciones en 2013 fueron Alemania, Reino Unido e Italia. La tendencia de esta certificación es a seguir creciendo durante los próximos años, dado el aumento de los costes energéticos para las empresas industriales, así como las similitudes con otros estándares ISO ampliamente extendidos, como la ISO 9.000 o la 14.000.

Un SGE certificado en ISO 50.001 puede considerarse dividido en 3 niveles en lo referente al ciclo por el que pasa la información dentro los sistemas basados en el ciclo PDCA:

- *Captura de datos*: es la capa más baja del sistema. Se basa en componentes hardware como analizadores de redes, contadores de energía térmica, redes de comunicación industrial (modbus, profibus, etc..) y ordenadores industriales alojando bases de datos donde los datos capturados quedan finalmente alojadas.
- *Explotación de datos*: es la capa intermedia, dedicada al análisis y explotación de los datos capturados en la etapa anterior. Su finalidad es extraer información de las bases de datos que permita apoyar a la toma de decisiones de la capa superior. Se basa en una herramienta software que, utilizando elementos de análisis gráficos y matemáticos, analiza la evolución de los diferentes usos e indicadores de desempeño energético del proceso productivo. Entre las principales capacidades de los sistemas actuales se encuentran la supervisión de valores en tiempo real, el análisis de históricos de variables capturadas, la generación de indicadores, líneas de base energética, informes a medida y alarmas, la simulación de facturas energéticas y la predicción de consumos mediante técnicas matemáticas (generalmente mediante regresión polinomial).
- *Toma de decisiones*: la información, una vez consolidada es analizada por los responsables del sistema de gestión para analizar la evolución del cumplimiento de los objetivos fijados y la consecuente toma de decisiones hacia el cumplimiento de los objetivos declarados, así como la modificación de estos. Este proceso se plasma en un soporte físico (papel o archivo informático) como parte de los procedimientos de implantación del sistema, así como de control y verificación de su funcionamiento.

El objetivo principal de estos sistemas es mejorar el desempeño energético y de eficiencia energética de manera continua, y adicionalmente identificar oportunidades de reducción de utilización energética.

3. Evolución de los Sistemas de Gestión Energética industriales

La producción industrial es actualmente un elemento clave para la innovación, el crecimiento y la creación de empleo. En 2009, 31 millones de personas trabajaban en el sector manufacturero en Europa, generándose al menos un puesto de trabajo en el sector servicios por cada puesto de trabajo en el sector industrial. (2).

La Unión Europea apoya con decisión el desarrollo de este sector mediante el subprograma *Factories of the Future (FoF)*, incluido en el programa europeo de investigación e innovación Horizonte 2020. El término FoF se refiere al desarrollo de la tecnología aplicada a los procesos industriales tecnológica en diferentes líneas como son: (3):

- *Métodos de modelado y simulación* incluyendo múltiples aspectos del proceso como son los procesos físicos, mecánicos, energéticos, químicos y económicos entre otros.
- *Integración de sistemas basados en el conocimiento* dando cobertura completa al ciclo de vida del producto con sistemas de análisis avanzados, sistemas inteligentes de asistencia a la toma de decisiones, y habilidades de autoaprendizaje mediante la explotación de los datos recogidos.
- *Sistemas de gestión de la información integrados*: integrando producto, proceso y producción, en el contexto económico, social y ambiental.
- *Tecnologías computacionales avanzadas de asistencia a los procesos productivos* mediante modelado, simulación y herramientas de toma de decisiones para el desarrollo de procesos de fabricación novedosos.

Durante los últimos años el motor de cambio de estos sistemas ha sido, sin lugar a dudas, la evolución de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TICs). Si bien como afirman Bi et al.[4], la aplicación de nuevos modelos de desarrollo tecnológico como el conocido como *Internet of Things (IoT)* es capaz de proveer a las empresas industriales de soluciones innovadoras de planificación, programación y control a todos los niveles, dadas las similitudes entre los niveles descritos en el

apartado anterior para los sistemas de gestión energética y las distintas arquitecturas propuestas para IoT (4). Se describen a continuación algunas de las tendencias en la evolución a corto plazo de este tipo de sistemas.

Integración de sistemas de gestión y control de procesos industriales

La utilidad creciente de la monitorización de procesos industriales está ampliamente demostrada, con la implantación de sistemas SCADA de supervisión, así como otros sistemas adicionales de control y planificación de la producción y de gestión energética. Llevando este modelo de *proceso productivo supervisado* a un nivel superior, existe una demanda creciente entre los responsables de procesos de manufactura industriales para conectar los datos capturados en campo con el nivel de toma de decisiones de las empresas de una manera cada vez más directa (5). Esta conectividad a nivel de planta (o incluso de múltiples plantas) desde los dispositivos de campo hasta los niveles de gestión y dirección empresarial) conlleva actualmente la conexión de los dispositivos industriales a diferentes sistemas, como son los sistemas de control de la producción (también conocidos como *Enterprise Resource Planning systems* o *ERPs*) o los sistemas de gestión energética ó SGE (ampliamente conocidos como *Energy Management Systems*, o EMS).

Así, la cuestión principal de las denominadas industrias inteligentes (*smart industries*) o inteligencia empresarial (*business intelligence*) radica no sólo en la interconexión de dispositivos entre sí, sino en la recopilación y análisis de información de cara a modelar y optimizar el proceso productivo.

Esta es la evolución natural tanto de los sistemas de gestión de producción, como de la planificación de recursos de fabricación, así como también de los sistemas de gestión energética aplicados a procesos productivos. Unida a esta tendencia de desarrollo de herramientas de análisis y optimización aplicadas a estos sistemas, existe otra de integración de este tipo de sistemas entre sí. La integración de los SGE y los ERP en un solo producto es la tendencia natural a corto plazo.

Sistemas de captura de datos energéticos basados en *Internet of Things* (IoT).

Nuevas arquitecturas de sistemas basados en IoT y aplicadas al entorno industrial han sido propuestas durante los últimos años. Analizando dichas arquitecturas puede afirmarse que aún no existe una arquitectura definida en la aplicación de los conceptos de IoT en entornos industriales. Said y Masud (6) han revisado varias arquitecturas basadas en IoT de diferentes alcances, concretamente de 3 y 5 niveles. Los 5 niveles o capas de la arquitectura que proponen son los siguientes:

- *Capa de negocio*: es la responsable de la privacidad del usuario, de la gestión de la aplicación y de su mantenimiento.
- *Capa de aplicación*: incluye las aplicaciones que desarrollará el sistema, ligadas directamente con sus capacidades.
- *Capa de procesado*: es la responsable de procesar la información recogida por la capa de percepción, ofreciéndosela a la capa de aplicación.
- *Capa de transporte*: recibe la información de la capa de percepción y la transmite a la capa de procesado y viceversa.
- *Capa de percepción*: esta capa contiene la tecnología usada en IoT, recogiendo información de los dispositivos y transformándola en señales para su transmisión.

En (4) se establece un paralelismo entre los niveles definidos para el IoT y las instalaciones de procesos de fabricación: máquinas y dispositivos (computación ubicua o *ubicuos computing*), aplicaciones empresariales (computación de red o *network computing*) y empresa virtual (computación en la nube o *cloud computing*).

La aplicación a nivel industrial de los conceptos de IoT está siendo objeto de un fuerte desarrollo. Por ejemplo, un sistema de monitorización y control de una granja es el propuesto por Fukatsu y Nanseky (7). Este sistema no sólo monitoriza el terreno y su entorno, sino también el crecimiento del maíz, el control de plagas, y las operaciones principales. Da et al. (8) revisan algunas aplicaciones industriales de IoT como el control de la seguridad en el entorno laboral, así como de la trazabilidad y seguridad de la propia cadena alimentaria o *food supply chain* (FSC). Un nuevo enfoque derivado de la aplicación de IoT al entorno industrial es el de la fábrica virtual. Diferentes procesos de fabricación pueden ser modelados, controlados y dirigidos como si fueran ejecutados en una sola fábrica. La gestión de una fábrica virtual se desarrolla en 4 niveles: definición del proceso, predicción y simulación, ejecución del proceso y monitorización en tiempo real (9).

Tendencias en análisis de datos

Las tecnologías asociadas a la captura, transmisión, almacenamiento y tratamiento de datos han hecho posible que las compañías que basan su negocio en internet conozcan con mucho mayor detalle el comportamiento de sus consumidores. Del empleo de herramientas de análisis de datos cada vez más avanzadas consiguen conocer con detalle sus preferencias y tendencias con mayor precisión que mediante las técnicas tradicionales (10–12).

Estableciendo un claro paralelismo, lo mismo podría ocurrir en el caso de la gestión energética industrial, donde la aplicación de estrategias basadas en IoT permiten conocer en detalle el comportamiento del proceso productivo: modelando, analizando y prediciendo de manera más precisa su funcionamiento, para así poder optimizarlo en base a los objetivos de la compañía. En este contexto la captura de datos en los procesos de fabricación está en continuo crecimiento. Gran cantidad de información relativa a las variables de los procesos productivos se almacenan en las bases de datos, las cuales al final contienen grandes cantidades de datos históricos sobre el proceso. Así, las técnicas aplicadas a la extracción de conocimiento de bases de datos o *Knowledge Discovery in Databases* (KDDs) demuestran un gran potencial sin explotar en la modelización, predicción y optimización de los procesos industriales.

Los programas de mejora de la calidad, incluyendo Six Sigma y Kaizen, requieren de sistemas de captura y análisis de datos. Así, la minería de datos ha sido aplicada a la mejora de la calidad en los procesos productivos (13). Al mismo tiempo, en (14) y (15) se describe la estructura de modelos de minería de datos específicos para la síntesis del proceso de decarbonización del anomiaco y la predicción automática de gran cantidad de atributos relativos a la calidad del proceso de fabricación de bobinas de acero.

No solo cuestiones de calidad, sino también de eficiencia energética de procesos industriales han sido enfocadas desde la minería de datos. El consumo de energía ha crecido en importancia durante los últimos años debido aumento de los costes de las materias primas energéticas para las empresas industriales. Un SGE podría considerarse una de las aplicaciones desarrollables bajo arquitecturas de las arquitecturas IoT de más actualidad. La función de estos sistemas es acotar el consumo energético por sistema y detectar y explotar oportunidades de ahorro. Dado que los sistemas SGE se basan en datos sobre el consumo energético del proceso productivo, recogidos por equipos a nivel de campo, estos sistemas están llamados a evolucionar rápidamente hacia capacidades de predicción, modelado y optimización.

Un SGE es un elemento clave de cara a mejorar la eficiencia energética y costes de un proceso industrial completo. Todo SGE certificado en ISO 50.001 se basa en una auditoría energética la cual podría basarse en un aplicación web de análisis mediante minería de datos tal cual se expone en (16).

Aplicaciones de minería de datos han sido diseñadas con fines de ahorro de energía. Por ejemplo, la investigación sobre el proceso de control y el ahorro energético de la industria de electrolisis del aluminio han inspirado la elaboración de nuevos algoritmos basados en minería de datos (17). Kusiak y Shong (18) describen la existencia de tres diferentes enfoques a la optimización de la eficiencia en la

combustión: modelos analíticos basados en termodinámica y química, soft-computing y sistemas híbridos. Modelos basados en minería de datos dedicados a la mejora de la eficiencia de sistemas caldera-turbina se formulan en (19) y (20). Históricos de datos han sido estudiados, localizándose los patrones de comportamiento más eficientes con el objetivo de mejorar el rendimiento del sistema.

El concepto de la interconexión de dispositivos capaces de alcanzar mayores niveles de interacción automática está marcando tendencias en los procesos industriales. En esta línea, pueden distinguirse 2 enfoques principales: aprendizaje supervisado y sin supervisar (21). En el aprendizaje supervisado, los atributos de los datos están divididos en 2 tipos: entradas o variables independientes y salidas o variables dependientes. La meta del proceso de aprendizaje consiste en predecir el valor de las salidas a partir del valor de las entradas. De cara a cumplir este objetivo, un conjunto de datos de entrenamiento (grupos de datos en los que están definidos los valores para las variables de salida tanto de las entradas como de las salidas) se emplea para guiar el proceso de aprendizaje. El aprendizaje sin supervisar se da en los casos en que no existe la posibilidad de disponer de datos de entrenamiento ya que no existe un conjunto de datos de entrada con unas salidas definidas. La meta del aprendizaje sin supervisar es encontrar la estructura intrínseca, relaciones o afinidades presentes en los datos. Algunos ejemplos de estos procesos se presentan a continuación.

El factor del tiempo de ciclo es identificado y predicho en la fabricación de semiconductores utilizando técnicas de minería de datos y *machine learning* (ML). Un enfoque centrado en el análisis de datos permite transformar la información que estos contienen en conocimiento de utilidad de cara a la toma de decisiones (22). Basándose en la definición de transferencia de conocimiento, Pan y Yang resumen la relación entre el machine learning tradicional y varios modelos de transferencia de conocimiento, dividiéndolos en tres categorías, transferencia de conocimiento inductivo, transductivo y sin supervisión (23).

Bases de datos NoSQL

Durante estas últimas décadas el uso de bases de datos relacionales ha sido predominante. Estas bases de datos constan de listas tabulares de datos (también conocidas como "relaciones de datos"), que se relacionan entre sí para almacenar de la forma más eficiente posible la información. Se consultan mediante un lenguaje estructurado para gestionar la información denominada SQL.

La expansión durante los últimos años tanto de internet como de las aplicaciones intensivas en la generación de datos, ha promovido el desarrollo de las bases de datos actuales hacia otras arquitecturas que permitan gestionar cantidades mayores de datos, que deben ser introducidos y extraídos rápidamente y que deben poder escalar/crecer de manera sencilla y barata.

La tendencia es ya imparable hacia la definición y uso de un nuevo tipo de bases de datos de tipo documental, que en lugar de registrar relaciones de datos almacenan documentos con estructuras arbitrarias, y que cumplen con las premisas expuestas anteriormente. Sus principales características son, la enorme flexibilidad que brindan en los esquemas de datos a la hora de almacenar la información y su simplicidad de uso, pero también su altísimo rendimiento, escalabilidad y la facilidad de mantenimiento.

Entre las nuevas tendencias en bases de datos destacan bases de datos no-relacionales, documentales o más comúnmente bases de datos NoSQL (*Not Only SQL*) (24–26). La integración de este tipo de bases de datos en los sistemas de gestión empresariales permitirán trabajar con un volumen creciente y multidisciplinar de datos (calidad, energía, producción, medio ambiente, compras, ect..).

Esto a su vez favorecerá la integración de los diferentes sistemas de gestión presentes en una industria, así como en la detección, el desarrollo y la explotación de estrategias de mejora de la eficiencia del proceso productivo a diferentes niveles.

Representación de datos: infografías y sistemas SIG

Los Sistemas de Información Geográfica (SIG) constituyen una herramienta utilizada para la toma de decisiones, permitiendo al usuario decidir cómo manejar el territorio analizado. Un SIG es un sistema informático (es decir, hardware, software, datos digitales y usuario) que captura, almacenan, manipulan, procesan y visualizan la información espacial. Los SIG tradicionales contienen la información en formato digital en capas o niveles, es decir, descomponen los datos en distintos temas para crear mapas de síntesis o análisis, según su uso y requerimiento, los cruzamientos “verticales”.

Los Sistemas de Información Geográfica proporcionan todas las herramientas para implantar una gestión eficaz de los recursos energéticos y ambientales. Algunos de los SGE actuales comienzan a incorporar mapas en los que el usuario localiza sus recursos en el territorio, pero la integración de los SIG en la gestión industrial ha de llegar más lejos (27). A nivel de compañías que cuenten con varias plantas, los SIG son una potente herramienta de análisis de cara a recopilar y presentar datos relacionados con la producción en base a parámetros de eficiencia energética, ambientales, etc.. En definitiva, una herramienta SIG basa su potencial en su carácter visual.

Este carácter visual también lo presentan las infografías, fundamentales en la presentación de gran cantidad de datos de una manera efectiva y atractiva. La integración de herramientas capaces de generar cada vez mejores infografías que favorezcan la presentación de los datos es otro de los campos de desarrollo más actuales en lo que se refiere a SGEs.

4. Conclusiones y consideraciones finales

En este artículo se han presentado los Sistemas de Gestión Energética como una de las principales herramientas para la mejora continua de la eficiencia energética dentro de los procesos industriales. Su certificación en base a la norma ISO 50.001 les permite mostrarse como herramientas consolidadas y contrastar el rigor en su aplicación.

Sin duda la mejora de estos sistemas y particularmente su integración con otros sistemas de gestión industrial, permitirá mejorar a su vez la eficiencia de los procesos productivos, no sólo en términos energéticos, sino también en otros aspectos como producción, calidad, medio ambiente e incluso mantenimiento y prevención de riesgos laborales.

Más allá de las capacidades actuales de estos sistemas, se han presentado una serie de técnicas matemáticas, tecnologías y tendencias en torno a las cuales se espera que estos sistemas se desarrollen a corto plazo. En ese sentido este artículo puede servir a las empresas que desarrollan y comercializan este tipo de sistemas a aproximarse a nuevos enfoques para sus productos, así como a investigadores para buscar la aplicación práctica a su experiencia en este tipo de técnicas y sistemas

5. Referencias

1. Iso. *The ISO Survey of Management System Standard Certifications – 2012 Executive summary* [Internet]. 2012. 6 p. Available from: <http://www.iso.org/iso/home/standards/certification/iso-survey.htm>
2. European Commission. *Factories of the Future* [Internet]. Web page. [cited 2015 Feb 1]. Available from: http://ec.europa.eu/research/industrial_technologies/factories-of-the-future_en.html
3. European Commission. *Call FoF February 2015* [Internet]. Web page. 2015 [cited 2015 Feb 20]. Available from: <http://ec.europa.eu/research/participants/portal/desktop/en/opportunities/h2020/topics/2187-fof-08-2015.html>
4. BI Z, XU L DA, WANG C. *Internet of things for enterprise systems of modern manufacturing*. IEEE Trans Ind Informatics. 2014;10(2):1537–46.

5. DUTTA D, BOSE I. *Managing a big data project: The case of Ramco Cements limited*. Intern J Prod Econ [Internet]. Elsevier; 2014; Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.12.032>
6. SAID O, MASUD M. *Towards internet of things: Survey and future vision*. Int J Comput Networks (IJCN), [Internet]. 2013;5(1):1–17. Available from: <http://www.cscjournals.org/csc/manuscript/Journals/IJCN/volume5/Issue1/IJCN-265.pdf>
7. FUKATSU T, NANSEKI T. *Monitoring system for farming operations with wearable devices utilized sensor networks*. Sensors (Basel) [Internet]. Molecular Diversity Preservation International; 2009 Jan 4 [cited 2015 Feb 5];9(8):6171–84. Available from: <http://www.mdpi.com/1424-8220/9/8/6171/htm>
8. XU L, HE W, LI S. *Internet of Things in Industries: A Survey*. IEEE Trans Ind Informatics [Internet]. 2014;PP(4):1–11. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6714496>
9. DUSTDAR, S. SCHULTE, D. SCHULLER RSSA. *Plug-and-play Virtual factories*. IEEE Comput Soc [Internet]. 2012; Available from: <http://www.google.com/patents/US5999989>
10. PHILIP CHEN CL, ZHANG CY. *Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on Big Data*. Inf Sci (Ny) [Internet]. Elsevier Inc.; 2014;275:314–47. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2014.01.015>
11. KAMBATLA K, KOLLIAS G, KUMAR V, GRAMA A. *Trends in big data analytics*. J Parallel Distrib Comput [Internet]. Elsevier Inc.; 2014;74(7):2561–73. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpdc.2014.01.003>
12. GANDOMI A, HAIDER M. *International Journal of Information Management Beyond the hype : Big data concepts , methods , and analytics*. Int J Inf Manage [Internet]. Elsevier Ltd; 2015;35(2):137–44. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2014.10.007>
13. KÖKSAL G, BATMAZ I, TESTIK MC. *A review of data mining applications for quality improvement in manufacturing industry*. Expert Syst Appl. 2011;38:13448–67.
14. GAO L-HGL-H, LUO S-XLS-X, QIU J-QQJ-Q, LI F-CLF-C, RAN H-CRH-C. *Data mining on a kind of complex industrial process*. Proc 2003 Int Conf Mach Learn Cybern (IEEE Cat No03EX693). 2003;1(November):105–7.
15. KRÖMER P, PLATOS J, SNÁŠEL V. *Mining multi-class industrial data with evolutionary fuzzy rules*. 2013 IEEE Int Conf Cybern CYBCONF 2013. 2013;191–6.
16. MARICAR NM. *Industrial energy audit web application using data mining model*. GCC Conf (GCC), 2006 IEEE. 2006;1–6.
17. ZHUO CZC, BINGTU YBY, YINGLONG WYW, ZEFENG SZS. *A new model for the industrial process control based on Data Mining*. 2008 Chinese Control Decis Conf. 2008;1368–70.
18. KUSIAK A, SONG Z. *Combustion efficiency optimization and virtual testing: A data-mining approach*. IEEE Trans Ind Informatics. 2006;2(3):176–84.
19. SONG Z, KUSIAK A. *Constraint-based control of boiler efficiency: A data-mining approach*. IEEE Trans Ind Informatics. 2007;3(1):73–83.
20. KUSIAK A., ZHE SONG. *Clustering-Based Performance Optimization of the Boiler-Turbine System*. IEEE Trans Energy Convers. 2008;23(2):651–8.
21. ESPEJO PG, VENTURA S, HERRERA F. *A survey on the application of genetic programming to classification*. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews. 2010. p. 121–44.
22. MEIDAN Y, LERNER B, RABINOWITZ G, HASSOUN M. *Cycle-time key factor identification and prediction in semiconductor manufacturing using machine learning and data mining*. IEEE Trans Semicond Manuf. 2011;24(2):237–48.
23. PAN SJ, YANG Q. *A survey on transfer learning*. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2010. p. 1345–59.

24. LEAVITT N. *Will NoSQL Databases Live Up to Their Promise?* Computer (Long Beach Calif). 2010;43:12–4.
25. DEKA GC. *A Survey of Cloud Database Systems*. IT Prof [Internet]. 2014;16(April):50–7. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6401099>
26. VON DER WETH C, DATTA A. *Multiterm keyword search in NoSQL systems*. IEEE Internet Comput. 2012;16:34–42.
27. VADOUDI K, TROUSSIER N, ZHU TW. *Toward sustainable manufacturing through PLM, GIS and LCA interaction*. 2014 International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE) [Internet]. 2014. p. 1–7. Available from: <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6871545>