INDICADORES 4.0: ESTUDIO, DEFINICIÓN E IMPLEMENTACIÓN DE INDICADORES EN SISTEMAS CIBERFÍSICOS

Autora: Paula Morella
Directores: Pili Lambán y Jesús Royo

Departamento de Ingeniería de Diseño y Fabricación
Universidad Zaragoza

OCTUBRE DE 2022
UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA

"Lo que no se puede medir no se puede controlar;
lo que no se puede controlar no se puede gestionar;
lo que no se puede gestionar no se puede mejorar"

Peter Drucker

Agradecimientos

Puede que esta sea la última oportunidad que tenga para dar las gracias a toda la gente que me ha acompañado durante estos años en, así que permitidme que me explaye porque este trabajo no es mío, sino nuestro.

En primer lugar, quiero dar las gracias a mis directores, Pili y Jesús por darme la oportunidad de ser parte de su grupo de trabajo y acogerme como una más dentro de su familia en UNIZAR.

Jesús, si supieras la de veces que cuando mencionabas el MOPL y el doctorado yo pensaba: "bastante tengo con terminar el máster de industriales…". Luego llegaste un día hablándome de un centro de investigación, me enseñaste unos datos de una máquina en tiempo real y aquí estoy unos cuantos años después agradeciéndote que me hablases del MOPL, del doctorado y que contases conmigo casi al comienzo de la colaboración con TECNALIA, pero sobre todo, que hayas sido tan generoso de compartir todo lo que sabes y eres conmigo. Si algo más tengo que agradecerte enormemente, es que me presentaras a Pili, primero profesora, tutora, directora y desde hace tiempo también amiga. Gracias, Pili, porque estoy segura de que sin ti no hubiera llegado hasta aquí. Tanto en lo profesional como en lo personal eres una gran persona y espero que recojas todos los méritos que has sembrado en estos años y tengamos muchas cosas que celebrar dentro de poco.

A todo el equipo de TECNALIA por colaborar siempre que ha sido necesario, muy en especial a Juan Carlos por la ayuda, la confianza y por apoyar siempre las ideas que han surgido a través de la cátedra.

Agradecer también al personal del Departamento de Ingeniería de Diseño y Fabricación por ayudarme siempre que lo he necesitado, especialmente a la gente del taller por su colaboración.

A todos mis amigos por estar siempre ahí, en especial a Helena y a Mario, por ser siempre un gran apoyo.

Y a los mejores padres que alguien podría desear, gracias por ponérmelo siempre tan fácil.

Resumen

La llegada de la cuarta revolución industrial, acuñada como Industria 4.0, supone un cambio de paradigma para el entorno industrial. Cada vez son más las empresas que buscan obtener una ventaja competitiva a través de la implementación de tecnologías propias de la Industria 4.0.

En particular, este trabajo se centra en el estudio de la implementación de sistemas ciberfísicos para la adquisición de datos en tiempo real con los que desarrollar y calcular indicadores novedosos y redefinir los ya existentes adaptándolos a este tipo de cálculos y sistemas, y permitiendo su visualización en tiempo real en dashboards.

Los indicadores que se han definido atienden a tres ámbitos que se consideran clave hoy en día para la toma de decisiones en el entorno industrial y que son: el ámbito productivo, el medioambiental y el económico. La visualización de estos indicadores en tiempo real no solo aporta dinamismo y flexibilidad a la toma de decisiones, sino que permite evaluar la situación atendiendo a estos tres ámbitos al mismo tiempo, pudiendo determinar si una acción impacta positiva o negativamente en ellos.

En definitiva, este trabajo propone una metodología para la implementación de sistemas ciberfísicos siguiendo un estándar, así como la definición y caracterización de una serie de indicadores que pueden ser implementados en estos sistemas para su visualización en tiempo real, ofreciendo también una propuesta de metodología estándar a la hora de llevar a cabo esa definición y caracterización. De manera que, la metodología propuesta y desarrollada en este trabajo puede servir de guía para la implementación de este tipo de sistemas en cualquier entorno.

Finalmente, la metodología propuesta se ha puesto en práctica en cuatro casos de uso, dos de ellos en un entorno de laboratorio y otros dos en entornos industriales reales. De esta forma, se aportan al mundo investigador diferentes casos de éxito de implementación de sistemas ciberfísicos para el cálculo y la visualización de indicadores en tiempo real, puesto que hasta el momento se había detectado una falta de casos de éxito en la literatura analizada. Además, se pone de manifiesto la transferencia del estudio llevado a cabo en el laboratorio a entornos industriales y como la implementación de este tipo de proyectos resulta valiosa para el tejido industrial.

Contenido

Agradecimientos IV
Resumen VI
Índice de figuras X
Índice de tabla XII
Listado de abreviaturas XIV
1. Introducción 1
1.1. Objetivos y alcance 1
2. Estado del arte 4
2.1. La industria 4.0 4
2.2. Los sistemas ciberfísicos 5
2.2.1. Proceso de implementación de un CPS 7
2.3. El nuevo paradigma de la cadena de suministro: la cadena de suministro verde 9
2.3.1. ¿Qué es la cadena de suministro verde? 9
2.3.2. ¿Está la cadena de suministro verde ligada a la teoría de Lean Manufacturing? 10
2.3.3. ¿Qué hay de la Industria 4.0? 11
2.4. Key Performance Indicators y la importancia del tiempo real 14
2.5. Consideraciones finales 17
3. Definición del modelo 19
3.1. Implementación de CPS 19
3.1.1. Nivel 1: conexión inteligente 19
3.1.2. Nivel 2: transformación de datos en información 19
3.1.3. Nivel 3: cibernético 21
3.1.4. Nivel 4: cognición 21
3.1.5. Nivel 5: configuración 21
3.2. Definición y caracterización de KPIs 22
3.2.1. KPIs productivos 23
3.2.2. KPIs económicos 31
3.2.3. KPIs de sostenibilidad 43
4. Casos de uso 53
4.1. Caso A) Máquina fresadora HAAS 53
Nivel 1: conexión inteligente 53
Nivel 2: transformación de datos en información 54
Nivel 4: cognición 58
Nivel 5: configuración 71
4.2. Caso B) Máquina torno PINACHO 73
Nivel 1: conexión inteligente 73
Nivel 2: transformación de datos en información 74

Nivel 4: cognición 76
Nivel 5: configuración 89
4.3. Caso C) Máquina repujadora en empresa X 91
Nivel 1: conexión inteligente 91
Nivel 2: transformación de datos en información 92
Nivel 4: cognición 93
Nivel 5: configuración 97
4.4. Caso D) Máquina trituradora en empresa Y 97
Nivel 1: conexión inteligente 97
Nivel 2: transformación de datos en información 98
Nivel 4: cognición 99
Nivel 5: configuración 101
5. Conclusiones, líneas futuras y resultados de la investigación 102
6. Bibliografía 107
Anexos 119
Anexo A. Análisis de la revisión de la literatura 120
Anexo B. Desarrollo de software 126
B.1. Diagramas de flujo para el cálculo de indicadores productivos 126
B2. Diagramas de flujo para el cálculo de indicadores económicos 131
B.3. Diagrama de flujo para el cálculo de indicadores sostenibles 134

Índice de figuras

Figura 1. Diagrama de planificación de la tesis 3
Figura 2. Tecnologías 4.0 4
Figura 3. Mapa conceptual de un CPS. (Asare et al., 2012) 6
Figura 4. Evolución temporal de publicaciones sobre CPS 6
Figura 5. Manufacturing Hype-Cycle Gartner 2018 (Gartner, 2018). 7
Figura 6. 5 niveles de implementación de la arquitectura de un CPS 8
Figura 7. Seis grandes pérdidas de Nakajima 10
Figura 8. Tipo de publicación a lo largo del tiempo 13
Figura 9. Analizador de red CVM-MINI 19
Figura 10. Gráfico descriptivo sobre el cálculo del OEE 24
Figura 11. Diagrama de flujo para el cálculo del OEE 25
Figura 12. Visualización del cálculo de la SMR 26
Figura 13. Diagrama de flujo para el cálculo de la SMR 27
Figura 14. Diagrama de flujo para el cálculo del MTBF 28
Figura 15. Diagrama de flujo para el cálculo del MTTR 29
Figura 16. Diagrama de flujo para el cálculo de la vida de la herramienta 30
Figura 17. Diagrama de flujo para el cálculo del FF 31
Figura 18. Desglose de costes de fabricación 32
Figura 19. Diagrama de flujo para el cálculo de coste de fabricación 35
Figura 20. Diagrama de bloques del coste de mantenimiento 36
Figura 21. Diagrama de flujo del coste de mantenimiento 38
Figura 22. Diagrama de bloques para cálculo CLI 43
Figura 23. Diagrama de flujo para el cálculo de huella de carbono 44
Figura 24. Diagrama de flujo para el cálculo del EEOI 45
Figura 25. Diagrama de flujo para el cálculo del ECL 47
Figura 26. Diagrama de bloques para cálculo LCC 48
Figura 27. CBS del LCC 49
Figura 28. Diagrama de flujo para el cálculo del LCC 52
Figura 29. (a) Haas VF-3. (b) Trunnnion TR 160. 53
Figura 30. Instalación de dispositivos para la implementación de CPS en HAAS 54
Figura 31. Descripción de operaciones de la pieza del ensayo 57
Figura 32. Esquema de cálculo de KPIs en máquina HAAS 59
Figura 33. Visualización OEE Máquina HAAS en Grafana 60
Figura 34. Visualización SMR Máquina HAAS en Grafana 60
Figura 35. Visualización de MTBF y MTTR Máquina HAAS en Grafana 61
Figura 36. Visualización vida útil herramienta Máquina HAAS en Grafana 62
Figura 37. Visualización FF Máquina HAAS en Grafana 63
Figura 38. Visualización coste fabricación Máquina HAAS en Grafana 65
Figura 39. Visualización coste de mantenimiento Máquina HAAS en Grafana 66
Figura 40. Visualización CLI Máquina HAAS en Grafana 67
Figura 41. Visualización huella de carbono Máquina HAAS en Grafana 68
Figura 42. Visualización ECL Máquina HAAS en Grafana 69
Figura 43. Visualización LCC Máquina HAAS en Grafana 71
Figura 44. División de los paneles KPIs para HAAS en Grafana 71
Figura 45. Panel producción HAAS 72
Figura 46. Panel mantenimiento HAAS 72

Figura 47. Panel huella de carbono HAAS 72
Figura 48. Panel pérdidas HAAS 73
Figura 49. Torno Pinacho Rayo 180 73
Figura 50. Colocación de sistemas para la implementación de un CPS en PINACHO 74
Figura 51. Referencia 900 de PINACHO para realización de ensayos 75
Figura 52. (a) Referencia 901 (b) Referencia 902 para realización de ensayo en PINACHO 76
Figura 53. Visualización OEE Máquina PINACHO en Grafana 78
Figura 54. Visualización SMR para Máquina PINACHO en Grafana 79
Figura 55. Visualización MTBF y MTTR para Máquina PINACHO en Grafana 80
Figura 56. Visualización de vida útil de la herramienta para Máquina PINACHO en Grafana 80
Figura 57. Visualización FF para Máquina PINACHO en Grafana 81
Figura 58. Visualización coste fabricación Máquina PINACHO en Grafana 84
Figura 59. Visualización coste de mantenimiento Máquina PINACHO en Grafana 85
Figura 60. Visualización CLI Máquina PINACHO en Grafana 86
Figura 61. Visualización huella de carbono Máquina PINACHO en Grafana 87
Figura 62. Visualización EEOI Máquina PINACHO en Grafana 88
Figura 63. Visualización ECL Máquina PINACHO en Grafana 89
Figura 64. División de los paneles KPIs para PINACHO en Grafana 89
Figura 65. Panel producción PINACHO 90
Figura 66. Panel mantenimiento PINACHO 90
Figura 67. Panel sostenibilidad PINACHO 90
Figura 68. Panel pérdidas PINACHO 91
Figura 69. Estructura de los archivos adquiridos por el sistema 92
Figura 70. Visualización de tiempos productivos e improductivos en XData 94
Figura 71. Visualización de los tres aspectos que componen el OEE en XData 94
Figura 72. Visualización de la SMR en XData 95
Figura 73. Visualización de la Huella de carbono en XData 96
Figura 74. Visualización del coste energético en XData 97
Figura 75. Visualización del OEE para el molino en Grafana 100
Figura 76. Visualización de huella de carbono para molino en Grafana 101
Figura 77. Visualización del OEE y huella de carbono mensual para molino en Grafana 101
Figura 78. Diagrama de flujo para el cálculo del OEE 126
Figura 79. Diagrama de flujo para el cálculo de la SMR 127
Figura 80. Diagrama de flujo para el cálculo del MTBF y el MTTR 128
Figura 81. Diagrama de flujo para el cálculo de la vida útil de la herramienta 129
Figura 82. Diagrama de flujo para el cálculo de la FF 130
Figura 83. Diagrama de flujo para el cálculo del coste de fabricación 131
Figura 84. Diagrama de flujo para el cálculo del coste de mantenimiento 132
Figura 85. Diagrama de flujo para el cálculo del CLI 133
Figura 86. Diagrama de flujo para el cálculo de la huella de carbono 134
Figura 87. Diagrama de flujo para el cálculo del EEOI 135
Figura 88. Diagrama de flujo para el cálculo del ECL 136
Figura 89. Diagrama de flujo para el cálculo del LCC 137

Índice de tabla

Tabla 1. Variables adquiridas a través del analizador de red 20
Tabla 2. Tabla descriptiva para la definición de KPIs 23
Tabla 3. Descripción OEE 25
Tabla 4. Descripción SMR 27
Tabla 5. Descripción MTBF 28
Tabla 6. Descripción del MTTR 29
Tabla 7. Descripción vida de la herramienta 30
Tabla 8. Descripción FF 31
Tabla 9. Descripción cálculo del coste de fabricación 34
Tabla 10. Descripción cálculo de coste de mantenimiento 38
Tabla 11. Relación de costes con parámetros del OEE 40
Tabla 12. Descripción CLI 42
Tabla 13. Descripción huella de carbono 44
Tabla 14. Descripción EEOI 45
Tabla 15. Descripción ECL 47
Tabla 16. Descripción LCC 52
Tabla 17. Variables adquiridas del PLC de la HAAS 54
Tabla 18. Tiempos adquiridos manualmente de la observación del ensayo 57
Tabla 19. Equivalencia entre variables para el cálculo del OEE en la HAAS 59
Tabla 20. Equivalencia entre variables para el cálculo de la SMR en la HAAS 60
Tabla 21. Equivalencia entre variables para el cálculo de MTBF y MTTR en HAAS 61
Tabla 22. Equivalencia entre variables para el cálculo de Vida útil de la herramienta en HAAS 62
Tabla 23. Tipos de fallo y duración 63
Tabla 24. Equivalencia entre variables para el cálculo de coste de fabricación en HAAS 64
Tabla 25. Equivalencia entre variables para Coste mantenimiento en HAAS 66
Tabla 26. Equivalencia entre variables para CLI en HAAS 67
Tabla 27. Equivalencia entre variables para Huella de carbono en HAAS 68
Tabla 28. Equivalencia entre variables para ECL en HAAS 69
Tabla 29. Equivalencia entre variables para LCC en HAAS 70
Tabla 30. Adquisición de variables del PLC del Pinacho 74
Tabla 31. Descripción temporal del ensayo en PINACHO 76
Tabla 32. Equivalencia entre variables para el cálculo del OEE en el PINACHO 77
Tabla 33. Equivalencia entre variables para el cálculo de la SMR en el PINACHO 78
Tabla 34. Equivalencia entre variables para el cálculo de MTBF y MTTR en PINACHO 79
Tabla 35. Equivalencia entre variables para el cálculo de Vida útil de la herramienta en PINACHO 80
Tabla 36. Tipos de fallo y duración PINACHO 81
Tabla 37. Equivalencia entre variables para el cálculo de coste de fabricación en PINACHO 83
Tabla 38. Equivalencia entre variables para Coste mantenimiento en PINACHO 85
Tabla 39. Equivalencia entre variables para CLI en PINACHO 86
Tabla 40. Equivalencia entre variables para Huella de carbono en PINACHO 87
Tabla 41. Equivalencia entre variables para EEOI en PINACHO 87
Tabla 42. Equivalencia entre variables para ECL en PINACHO 88
Tabla 43. Variables del sistema de máquinas repujadoras 92
Tabla 44. Equivalencia entre variables para el cálculo del OEE en la repujadora 94
Tabla 45. Equivalencia entre variables para el cálculo de la SMR en la repujadora 95

Tabla 46. Equivalencia entre variables para el cálculo de la huella de carbono en la repujadora 96
Tabla 47. Variables adquiridas del sistema en el molino 98
Tabla 48. Equivalencia entre variables para el cálculo del OEE en el molino 99
Tabla 49. Equivalencia entre variables para Huella de carbono en molino 100

Listado de abreviaturas

BEC	Consumo energético por averías
$C_{op\ fab}$	Coste operacionales de fabricación
C_a	Coste de almacenamiento
C_{adq}	Coste de adquisición
C_{AdqRI}	Coste de adquisición de repuestos iniciales
$C_{AdqSoft}$	Coste de adquisición de software
CBS	Cost breakdown structure
C_{cons}	Coste consumibles
$C_{dis\ pza}$	Coste diseño pieza
CE	Circular economy
C_{eli}	Coste de eliminación
CEP	Coste estudio previo
CEPI	Circular economy performance indicator
$C_{eq\ inf}$	Coste equipos informáticos
$C_{esp\text{-}rep}$	Coste del espacio ocupado por el repuesto
CEV	Coste estudio de viabilidad
$C_{f\ prev}$	Coste fase previa
C_{fab}	Coste fabricación
C_{fallo}	Coste de fallos
C_i	Coste de intervención
C_{Im}	Coste de implementación
C_{Inf}	Coste infraestructura
C_{inp}	Coste de ingresos no percibidos
Ci_{nv}	Coste de inventario
CLI	Cost Loss Indicator
C_m	Coste de mantenimiento
C_{maq}	Coste máquina
C_{mod}	Coste mano de obra directa
C_{mp}	Coste materia prima
C_{MRI}	Coste materiales de repuesto iniciales
C_{nave}	Coste de la nave
C_{obs}	Coste de obsolescencia
C_{op}	Coste operario
C_{oper}	Coste operacionales
C_{oport}	Coste de oportunidad
C_{perd}	Coste de pérdidas
CPI	Cost performance indicator
CPR	Cost performance ratio
C_{prog}	Coste programación
CPS	Cyber-Physical System
C_{rep}	Coste de repuestos
C_{RI}	Coste de repuestos iniciales
C_{si}	Coste de sobreinversión
C_{soft}	Coste de software
C_{SP}	Coste selección de proveedor

D	Disponibilidad
EC	Consumo energético
ECL	Energy consumption losses
EEOI	Energy Efficiency Operational Indicator
FF	Frecuencia de fallo
GEI	Gases de efecto invernadero
GSC	Green supply chain
HC	Huella de carbono
IoT	Internet of things
KPI	Key Performance Indicator
LCA	Life Cycle Assessment
LCC	Life Cycle Cost
MTBF	Mean time before failure
MTTR	Mean time to repair
Nd-alm	Número de días almacenado
$nº_{eq}$	Número de equipos
$nº_{op}$	Número de operarios
ODS	Objetivo de desarrollo sostenible
OECL	Overall Equipment Cost Loss
OEE	Overall Equipment Effectiveness
PBC	Performance Based Cost
PC	Pérdidas de coste
PD	Pérdidas por disponibilidad
PM	Pérdidas de material
$P_{maq\ 2ª\ opción}$	Precio máquina segunda opción
$P_{maq\ comprada}$	Precio máquina comprada
PNP	Paradas no planificadas
PO	Pérdidas de oportunidad
PQ	Pérdidas por calidad
PR	Pérdidas por rendimiento
Q	Calidad
R	Rendimiento
RAEE	Real Decreto de Aparatos Eléctrico y Electrónicos
R_{jEC}	Consumo energético por rechazo
RQs	Research questions
RSEC	Consumo energético por velocidad reducida
RwEC	Consumo energético por rework
SLR	Systematic literature review
SMR	Serie mínima rentable
SSEC	Consumo energético por microparadas
SUEC	Consumo energético asociado a esperas
t_{prep}	tiempo preparación
t_{prod}	tiempo producción
WoS	Web of Science

1. Introducción

La industria 4.0, o cuarta revolución industrial, supone un cambio en el modelo de industria tradicional que existía hasta ahora. Las nuevas tecnologías 4.0 aportan dinamismo y flexibilidad a las empresas, sin embargo, su implementación y uso no está tan avanzado. Todavía resulta complicado encontrar casos de éxito en la literatura en los que se presente una metodología completa de implementación de tecnologías habilitadoras de la industria 4.0 para el cálculo y la visualización de indicadores en tiempo real.

Este trabajo se centra en emplear la tecnología Internet of Things (IoT) y los sistemas ciberfísicos (CPS, por sus siglas inglés Cyber-Physical Systems) para la captura de datos en tiempo real de sistemas industriales, principalmente sistemas de fabricación, con los que desarrollar nuevos indicadores en tiempo real, o bien, proponer nuevas metodologías de cálculo de los ya existentes para implementar finalmente todos estos indicadores en un panel de visualización o dashboard.

La implementación de tecnologías de la industria 4.0 contribuye a que las empresas puedan responder de forma más rápida y flexible a los cambios en el mercado (Bayhan et al., 2020). En concreto, la incorporación de tecnologías CPS en el equipo logístico interno puede reducir los costes operativos y logísticos y los tiempos del ciclo de producción según afirma PwC (una de las consultoras Big Four), que lo considera como uno de los beneficios de la implementación de CPS (PwC, 2016).

El desarrollo de indicadores se centra en tres partes fundamentales a día de hoy en las empresas que son: la parte productiva, la parte económica y la parte medioambiental. La implementación de indicadores para estas tres áreas permite profundizar en la búsqueda de sistemas de medida multicriterio que atiendan a estas tres áreas al mismo tiempo. También se presta atención a la parte de indicadores de mantenimiento que puede desarrollarse más fácilmente gracias a la industria 4.0 y al uso de datos en tiempo real.

En definitiva, este trabajo busca combinar el diseño y la definición de indicadores con la implementación de CPS, ya que estos permiten trabajar en tiempo real con las variables que componen los indicadores y, por tanto, definiendo nuevos indicadores o redefiniendo los ya existentes se pueden llevar a cabo y mostrar sus cálculos en tiempo real. Además, este trabajo también busca la toma de decisiones multidisciplinar a través de la definición de indicadores que atiendan al mismo tiempo a la parte productiva, la medioambiental y la económica, en lugar de atender de forma individual a alguno de estos criterios.

1.1. Objetivos y alcance

Los objetivos generales planteados para el desarrollo de esta tesis son:

- Aplicar las tecnologías de la industria 4.0 para el desarrollo de CPS.
- Profundizar y estandarizar las fases de implementación de dichos sistemas.
- Emplear los CPS para adquirir datos en tiempo real y monitorizar los sistemas.
- Procesar y trabajar los datos adquiridos en tiempo real.
- Estudiar y analizar los indicadores existentes y su uso actual, identificando las limitaciones que tiene la literatura y los estándares al respecto.
- Desarrollar indicadores e implementarlos en los CPS para obtener información valiosa en tiempo real, facilitando y agilizando la toma de decisiones.

- Emplear y promover el uso de las tecnologías 4.0 para un desarrollo de las empresas más sostenible, a través de la implementación de indicadores de sostenibilidad, como, por ejemplo, el cálculo de la huella de carbono y del consumo energético.
- Facilitar la toma de decisiones en las empresas a partir de indicadores que permitan atender a tres ámbitos distintos (económico, productivo y medioambiental) a la vez y en tiempo real.
- Plasmar todos los indicadores en un panel de control, aportando diagramas y otros recursos que permitan la fácil comprensión de las máquinas por parte del usuario en tiempo real.

Estos objetivos se han desarrollado y se plasman en este trabajo a través de 4 casos de estudio, dos de ellos desarrollados en un entorno de investigación y otros dos en un entorno industrial. Respecto a los casos del entorno de investigación (casos A y B en el futuro desarrollo del trabajo), estos se han llevado a cabo en un laboratorio, denominado Lab 4.0, que está situado en el taller del Departamento de Diseño y Fabricación de la Universidad de Zaragoza y que nace fruto de la colaboración entre la Universidad de Zaragoza y el Centro de Investigación TECNALIA a través de la Cátedra TECNALIA. Los otros dos casos de implementación son el comienzo de la transferencia de los conocimientos desarrollados en este Lab 4.0 al ámbito industrial.

Para el cumplimiento de estos objetivos se ha planteado la siguiente metodología de trabajo distribuida en los siguientes hitos (H), logros (L) y tareas (T) a lo largo de los años como puede verse en la Figura 1.

Finalmente, el presente documento está estructurado de la siguiente forma. En la sección 2 se plasma todo el análisis llevado a cabo en el transcurso de este trabajo sobre el estado del arte y los conceptos clave para el desarrollo del mismo. La sección 3 propone una metodología que pueda servir de estándar para la implementación de CPS, así como, para la definición, caracterización e implementación de indicadores. Una vez explicada toda la metodología, en la sección 4 pueden verse los casos de éxito que se han obtenido de este trabajo. El documento termina con la sección 5 en la que se exponen las conclusiones del trabajo, se proponen nuevas líneas de investigación con las que continuar y se plasman todos los resultados de la investigación hasta la fecha.

		CURSO 2020-2021												CURSO 2021-2022											
		9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7	8
H1. Estudio del estado del arte actual	**L1.1. Estado del arte de la Industria 4.0, profundizando en los CPS.**																								
	T1.1.1. Búsqueda de fuentes bibliográficas sobre Industria 4.0 y CPS.																								
	L1.2. La aplicación de la industria 4.0 en la cadena de suministro sostenible.																								
	T1.2.1. Búsqueda de literatura sobre Industria 4.0 y cadena de suministro sostenible																								
	L1.3. Investigación sobre los principales indicadores calculados actualmente.																								
	T1.3.1. Búsqueda de fuentes bibliográficas sobre KPIs																								
	T1.3.2. Búsqueda sobre indicadores de mantenimiento y mantenimiento 4.0.																								
H2. Implementación de sistemas ciberfísicos	**L2.1. Conocimiento del proceso.**																								
	T2.1.1. Definición y caracterización de los CPS																								
	T2.1.2. Definición y caracterización de la implementación de un CPS																								
	*T2.1.3. Selección e instalación del hardware necesario**																								
	L2.2. Análisis y filtrado de las variables que proporciona el propio sistema.*																								
	T2.2.1. Análisis y caracterización de todas las variables que proporciona el sistema																								
	T2.2.2. Filtrado y selección de variables a adquirir																								
	T2.2.3. Realización de pruebas de implementación y correción de fallos																								
	T2.2.4. Retroalimentación para el buen funcionamiento del sistema																								
H3. Planteamiento de nuevos indicadores y caracterización de existentes	**L3.1. Búsqueda bibliográfica para la definición de indicadores innovadores**																								
	T3.1.1. Identificación de gaps en la literatura																								
	L3.2. Identificación de indicadores																								
	T3.2.1. Identificación de indicadores en tres ámbitos																								
	T3.2.2. Definición y caracterización de nuevos indicadores																								
	T3.2.3. Identificación de indicadores de mantenimiento																								
H4. Desarrollo de software para la implementación de indicadores en tiempo real	**L4.1. Aprendizaje y familiarización con el software de desarrollo (Python).**																								
	T4.1.1. Realización de cursos y seminarios																								
	L4.2. Desarrollo de software*																								
	T4.2.1. Desarrollo del software necesario para el cálculo de todos ellos																								
	T4.2.2. Pruebas y ensayos para validar el software desarrollado																								
	T4.2.3. Desarrollo de herramientas para la toma de decisiones																								
	L4.3. Desarrollo de visualizador*																								
	T4.3.1. Selección de diagramas que reflejen la información adecuadamente																								
	T4.3.2. Implementación de indicadores y diagramas en un dashboard en tiempo real																								
	T4.3.3. Mejora de la captura de datos (bases de datos)																								
	T4.3.4. Revisión del software y actualización con los nuevos datos adquiridos																								
	T4.3.5. Desarrollo final de la plataforma de visualización en tiempo real																								
H5.	**L5.1. Redacción del documento final**																								
	T.5.1.1. Redacción																								

* Tiempo total de implementación de los 4 casos planteados en la tesis

Figura 1. Diagrama de planificación de la tesis

2. Estado del arte

2.1. La industria 4.0

La Industria 4.0, también conocida como la 4ª revolución industrial, nace durante la feria de Hannover del 2011, y comienza a extenderse por Europa, haciendo que numerosas empresas se focalicen en ella para mejorar sus sistemas de producción (Ghobakhloo, 2018). La Industria 4.0 ha supuesto una nueva etapa industrial, en la que se integran los sistemas de producción con tecnologías de información y comunicación (Dalenogare et al., 2018).

Se espera que la Industria 4.0 aumente drásticamente el nivel de industrialización, información y digitalización de las industrias para lograr una mayor eficiencia y competitividad en el mercado desarrollando procesos de fabricación más flexibles y que puedan analizar grandes volúmenes de datos en tiempo real para mejorar y agilizar la toma de decisiones. La Industria 4.0 ha traído consigo el desarrollo de tecnologías innovadoras, conocidas como tecnologías 4.0, que han permitido y facilitado el desarrollo de esta cuarta revolución industrial (Sigov et al., 2022). La Figura 2 muestra las tecnologías 4.0, en particular para el desarrollo de esta tesis, se considera fundamental el uso de tecnologías como IoT, la analítica de datos y el cloud computing.



Figura 2. Tecnologías 4.0

Además, de estas tecnologías, los CPS son una parte fundamental de este trabajo y de la Industria 4.0. Esta tecnología es capaz de integrar y coordinar elementos físicos y computacionales, permitiendo la comunicación máquina a máquina y la optimización de la producción mediante la descentralización de los sistemas de control (Xu, 2020). Dicha tecnología integra la tecnología IoT que permite la comunicación e intercambio de información entre objetos físicos para coordinar la toma de decisiones. La analítica de datos permite procesar y analizar toda la información adquirida en tiempo real con esas tecnologías (Gilchrist, 2016) y desarrollar en tiempo real los indicadores necesarios para conocer el estado de un sistema y facilitar y agilizar la toma de decisiones. Esta información puede visualizarse en tiempo real gracias a la tecnología cloud computing (Deepa. B et al., 2018) que utiliza Internet y un servidor remoto para mantener los datos y las aplicaciones (Divya & Jeyalatha, 2012). Autores, como Frank et al. (2019), consideran que la implementación en conjunto de estas tecnologías permite mejorar la eficiencia, la productividad y la competitividad del proceso en el que se implementen.

2.2. Los sistemas ciberfísicos

El término CPS fue acuñado en 2006 por Helen Gill en la Fundación Nacional de Ciencia de los Estados Unidos. Aunque el término ciberespacio se le atribuye a William Gibson por emplearlo en su novela Neuromancer, las raíces del término son mucho más antiguas. El término proviene de la raíz "ciberbética" acuñada por Norbert Wiener, un matemático estadounidense que tuvo gran importancia en el Desarrollo de la Teoría de Sistemas de Control, quien la derivó del término griego kubern (kybernetes), que significa timón o piloto (E. A. Lee, 2015).

Los CPS se definen como la integración entre sistemas físicos y sistemas de comunicación, computación y control (E. Lee, 2010). Los procesos físicos son controlados por computadoras y redes integradas que los monitorean, normalmente empleando bucles de retroalimentación que hacen que los procesos físicos afecten a la computación y viceversa. Las características fundamentales que definen este tipo de sistemas son (J. Lee et al., 2015; Wan et al., 2011):

- Integran profundamente los procesos físicos con la computación.
- Poseen redes a escalas múltiples, es decir, estos sistemas incluyen redes cableadas, inalámbricas, Wi-Fi, Bluetooth, y muchas más, así como categorías de dispositivos muy variadas.
- Las escalas temporales y espaciales son múltiples, los componentes de los CPS poseen una granularidad desigual de tiempo y espacio, que está restringida por la capacidad en tiempo real de dichos sistemas.
- Poseen capacidades adaptativas, ya que son sistemas muy complejos y de gran escala.
- Tienen un alto grado de automatización y control de circuitos cerrados, favorecen la interacción hombre-máquina y las tecnologías avanzadas de control de retroalimentación se aplican de forma amplia a estos sistemas.
- La operativa debe ser fiable y estar certificada en algunos casos, puesto que algunas operaciones poseen una complejidad muy alta.

El departamento de Ingeniería Eléctrica y Computer Science de la Universidad de Berkeley ha desarrollado un mapa conceptual de los sistemas ciberfísicos (Figura 3) que resume a la perfección lo que son y, sus aplicaciones y requerimientos (Asare et al., 2012).

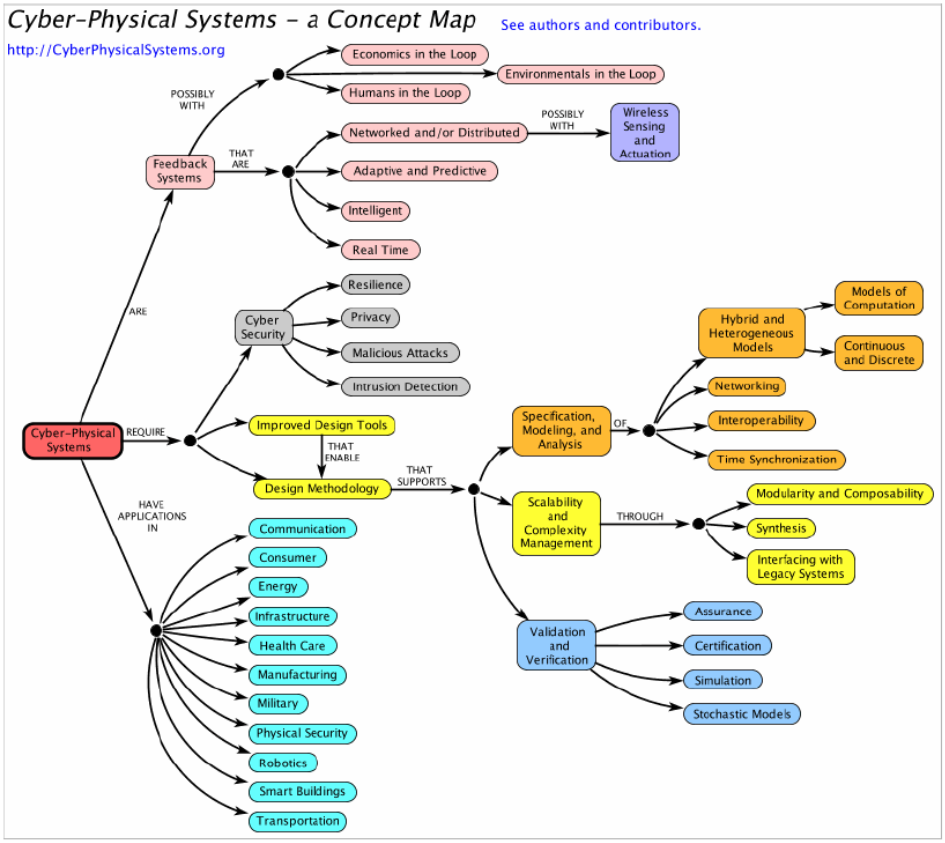


Figura 3. Mapa conceptual de un CPS. (Asare et al., 2012)

Para demostrar la relevancia que tienen los CPS en el ámbito de la investigación se ha llevado a cabo un análisis sobre la evolución temporal de los artículos publicados en la Web of Science sobre este tema. La Figura 4 muestra como han crecido exponencialmente las publicaciones realizadas sobre este tema desde 2008.

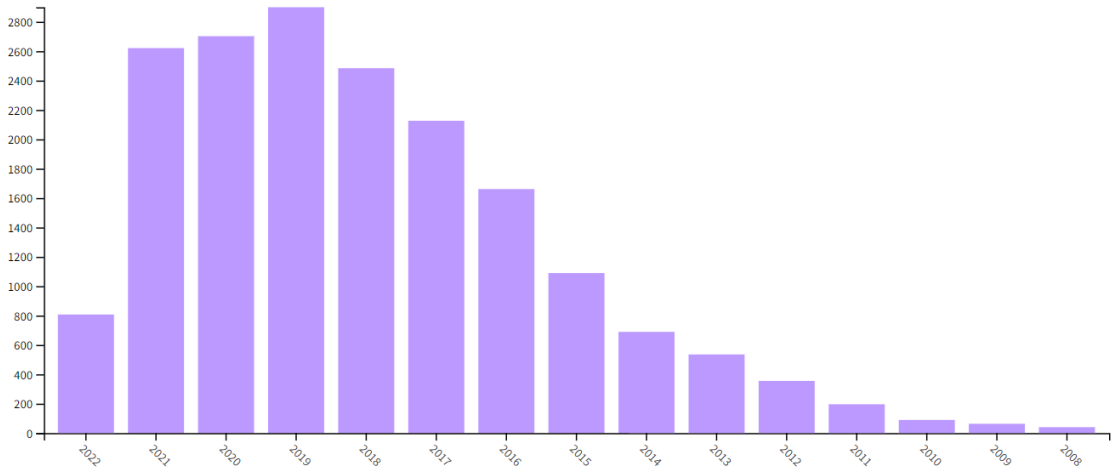


Figura 4. Evolución temporal de publicaciones sobre CPS

Focalizándose en un análisis más industrial, analizando el Hype Cycle for Manufacturing Operations Strategy de Gartner, una representación gráfica de la madurez, adopción y aplicación comercial de tecnologías relacionadas con las operaciones de fabricación (Big Data Marketer, 2016). Desde 2018 (Figura 5), puede verse que sitúa los CPS como una tecnología emergente,

sin embargo, en el año 2019 (Gartner, 2019) los sitúa como una tecnología en crecimiento y ya en 2020 (Gartner, 2020) los sitúa en el pico de la gráfica, lo que se conoce como el pico de expectativas sobredimensionadas, lo que significa que habrá que continuar investigando sobre esta tecnología a la espera de ver cómo evoluciona en el futuro.

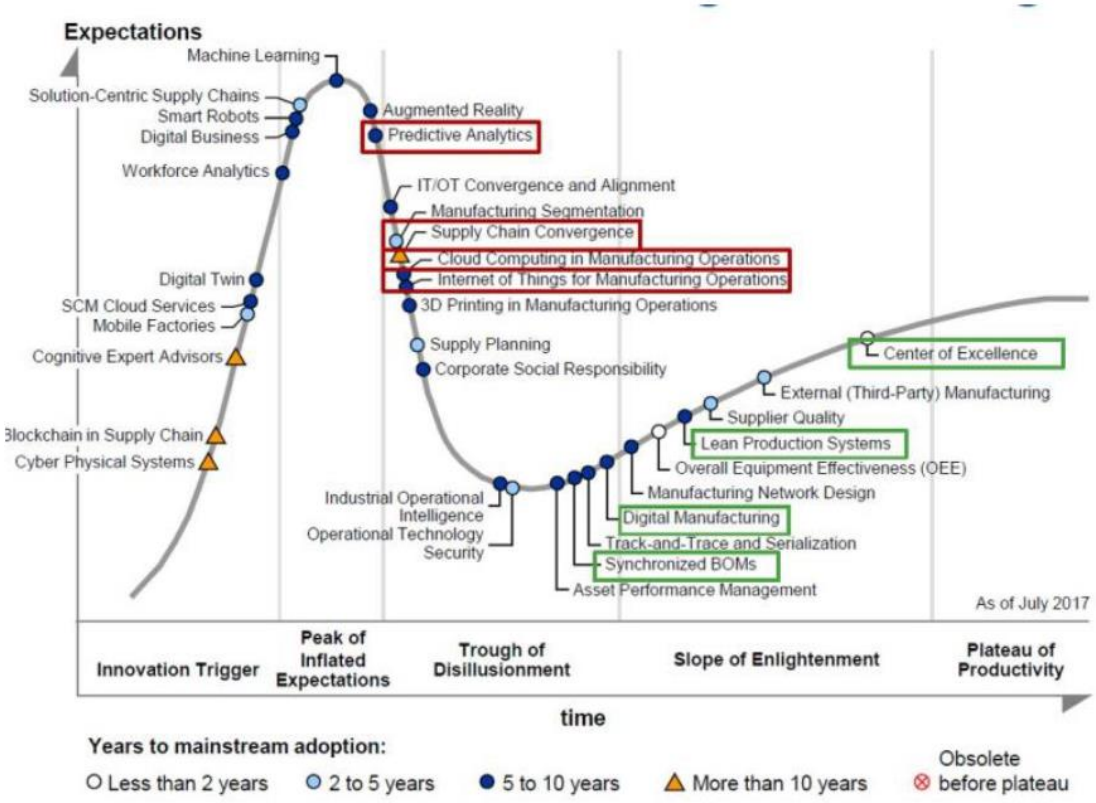


Figura 5. Manufacturing Hype-Cycle Gartner 2018 (Gartner, 2018).

Además, existen numerosas organizaciones interesadas en esta tecnología. La NFS comenzó en 2006 un proyecto denominado "Ciencia de Integración para CPS" en conjunto con universidades e institutos estadounidenses, mientras que en Europa se comenzó en 2004 el proyecto de Investigación y Tecnologías Avanzadas para Inteligencia y Sistemas Embebidos (ARTEMIS) con el objetivo de abordar los desafíos estructurales y de investigación a los que se enfrenta la industria europea, definiendo e implementando una agenda de investigación para sistemas informáticos. En otros países, como China y Corea, también está aumentando la relevancia de las investigaciones sobre CPS (Wan et al., 2011).

2.2.1. Proceso de implementación de un CPS

Aunque en los últimos años se ha extendido la implementación de CPS en la industria, todavía no hay una metodología estándar para su implementación, de manera que todavía queda por resolver una serie de retos que faciliten la integración del mundo físico con el cibernético (Wan et al., 2013).

La ISA (International Society of Automotion) ha propuesto una arquitectura conocida como ISA-95 que divide el CPS en niveles del 0 al 4. Estando el nivel 0 relacionado con los procesos físicos reales, el 1 con la detección y manipulación de los procesos físicos, el 2 con la supervisión de la monitorización y el control de procesos físicos, el 3 con las actividades de flujo de trabajo para

producir los productos finales especificados y el 4 con el negocio y las actividades necesarias para la gestión de la organización (Gifford & Daff, 2017).

Otros autores han propuesto un modelo más sencillo basado en una arquitectura distribuida en 5 niveles (conocida como arquitectura 5C). Estos niveles se basan en la implementación de un CPS paso a paso desde la adquisición de datos hasta el análisis final y la creación de valor (Kim & Lee, 2021).

A continuación se describe la metodología de implementación en estos 5 niveles por ser la metodología seguida durante este trabajo para la implementación de CPS (ver Figura 6).



Figura 6. 5 niveles de implementación de la arquitectura de un CPS

Nivel 1: conexión inteligente

El primer paso en la implementación de un CPS es la adquisición precisa y fiable de datos de las máquinas y sus componentes. Estos datos pueden ser adquiridos de varias formas: a través de sensores u obtenidos de controladores o sistemas de la empresa como sistemas ERP o MES.

En este nivel es importante la selección de los sensores y la transferencia de datos a un servidor central en el que un protocolo específico como MTConnect sea capaz de unificar los diversos tipos de datos y la forma de adquisición (Bagheri et al., 2015).

Nivel 2: conversión de datos en información

En este segundo nivel, la información más relevante se obtiene de los datos. Para ello pueden emplearse numerosas aplicaciones, puesto que en los últimos años se ha focalizado en el desarrollo de algoritmos capaces de pronosticar y comprobar el estado de los sistemas (J. Lee et al., 2015). Este nivel es capaz de dotar de “autoconocimiento” a los CPS (Bagheri et al., 2015).

Nivel 3: cibernético

El nivel cibernético actúa como hub de información en la arquitectura de los sistemas ciber-físicos. La información adquirida por cada máquina es almacenada en este nivel, formando una red de máquinas, que permite extraer información adicional al poder comparar el estado individual de una máquina con el resto de la flota y analizar el rendimiento y los datos históricos de la máquina pudiendo realizar un mantenimiento predictivo de las máquinas (J. Lee et al., 2015).

Nivel 4: cognición

La implementación de este nivel aporta un minucioso conocimiento del sistema que se está monitorizando, por ello, es importante que la información que se considere más relevante se represente de forma adecuada para transferir de forma correcta esa información a los usuarios(J. Lee et al., 2015).

Esta información puede mostrarse a través de dashboards, en los que se puede representar de diferente forma toda la información obtenida de los datos que pueda ayudar a tomar decisiones. Estas visualizaciones deben ser detalladas pero a la vez deben transmitir la información de manera sencilla. Por este motivo, debe tenerse en cuenta a la hora de diseñar un visualizador que no es mejor por representar un mayor número de indicadores, sino por la calidad que tienen estos (TuDashboard, 2022).

Nivel 5: configuración

El último nivel es la retroalimentación entre el ciberespacio y el espacio físico, se encarga de la supervisión de las máquinas, haciéndolas "autoconfigurables" y "autoadaptativas". Se dice que esta etapa actúa como RSC (sistema de control de resiliencia) que permite aplicar decisiones correctivas o preventivas que han sido tomadas en el cuarto nivel, el de cognición (J. Lee et al., 2015).

2.3. El nuevo paradigma de la cadena de suministro: la cadena de suministro verde

2.3.1. ¿Qué es la cadena de suministro verde?

Al mismo tiempo que avanza la tecnología, las empresas están cada vez más concienciadas sobre el impacto social y ambiental que pueden provocar sus operaciones. La Agenda 2030 de la Asamblea General de las Naciones Unidas ha propuesto 17 objetivos de desarrollo sostenible (ODSs) para un desarrollo sostenible, algunos de los cuales están directamente relacionados con el mundo empresarial, como pueden ser: la reducción de pérdidas en un proceso, la mejora de la eficiencia temporal y la reducción de tiempos de espera (Tăucean et al., 2019).

Uno de los conceptos más globales y extendidos en el ámbito de la sostenibilidad es la Economía Circular (conocida como CE por sus siglas en inglés, Circular Economy). A pesar de que la CE es un concepto paraguas difícil de englobar en una definición, algunos autores han trabajado en una definición consensuada, estableciendo que la EC es: "Un sistema económico que representa un cambio de paradigma en la forma en que la sociedad humana se interrelaciona con la naturaleza y que tiene como objetivo evitar el agotamiento de los recursos, cerrar los bucles energéticos y materiales, y facilitar el desarrollo sostenible a través de su aplicación a nivel micro (empresas y consumidores), meso (agentes económicos integrados en simbiosis) y macro (ciudades, regiones y gobiernos). Alcanzar este modelo circular requiere innovaciones ambientales cíclicas y regenerativas en la forma en que la sociedad legisla, produce y consume" (Prieto-Sandoval et al., 2018).

Dentro de los conceptos más importantes que se han desarrollado a partir de la EC, en el ámbito de la cadena de suministro está el concepto de cadena de suministro verde (GSC, por su nombre en inglés green supply chain). La GSC hace referencia a todas las políticas, procedimientos y procesos relacionados con la reducción de los impactos negativos que se producen en la cadena de suministro, lo cual implica actividades como: el reciclaje, la reducción del consumo energético y, por tanto, la mejora de la eficiencia energética o el cálculo de los costes del ciclo de vida de un producto (Kazancoglu et al., 2018). Según sugieren Ying & Li-jun (2012) la GSC pretende

abordar las siguientes problemáticas: la gestión de la cadena de suministro, la protección medioambiental y la optimización de los recursos, mientras que, la cadena de suministro tradicional solo presta atención a la parte de gestión. La GSC añade a los objetivos principales de la cadena de suministro tradicional (tiempo, calidad, coste y nivel de servicio) dos nuevos objetivos: el medio ambiente y los recursos (Zsidisin et al., 2001).

Aunque pueda parecer que la GSC solo añade la dimensión medioambiental a la cadena de suministro tradicional, lo cierto es que este nuevo concepto es capaz de aunar tres dimensiones: la productiva, la económica y, como es lógico, la medioambiental. Son varios los autores que sostienen que la GSC no solo se focaliza en el medioambiente, sino que también busca la eficiencia operacional, logística y económica (Kazancoglu et al., 2018; Micheli et al., 2020), otros van más allá afirmando que la reducción del impacto medioambiental de las operaciones productivas supone una mejora del rendimiento operacional (Vanalle et al., 2017).

2.3.2. ¿Está la cadena de suministro verde ligada a la teoría de Lean Manufacturing?

Los conceptos y características propios de la GSC están relacionados con otros conceptos importantes de la cadena de suministro, como es el caso del Lean Manufacturing.

Lean Manufacturing es una estrategia de producción en la que se pretende emplear menos recursos y con menos costes para obtener productos mejores, mejorando al mismo tiempo los objetivos organizacionales (Wahab et al., 2013). La idea clave del lean manufacturing es minimizar toda clase de desperdicios (recursos, tiempo, energía, materiales…) para mejorar la eficiencia del proceso productivo (Narasimhan et al., 2006). Esta idea está estrechamente relacionada con las que defiende la cadena de suministro verde, por tanto, se puede afirmar que la teoría lean y la GSC comparten conceptos como la protección del medio ambiente y la reducción de residuos y emisiones (Tăucean et al., 2019).

En línea con la reducción de desperdicios, un concepto de Lean Manufacturing que es clave en el desarrollo de varios KPIs (Key Performance Indicators) dentro de esta tesis es el de las 6 grandes pérdidas de Nakajima. Las pérdidas se definen como actividades que consumen recursos sin añadir valor (Muchiri & Pintelon, 2008). Nakajima clasifica estas pérdidas en tres grandes bloques: pérdidas de tiempo, de velocidad y de calidad, que se describen de la siguiente manera (Figura 7) (Jonsson & Lesshammar, 1999).

- Averías
- Puesta a punto y ajustes
- Microparadas: paradas menores durante la producción
- Reducción de la velocidad
- Retrabajos: productos con defectos menores que pueden volver a trabajarse
- Rechazos: productos con defectos que no pueden ser reaprovechados



Figura 7. Seis grandes pérdidas de Nakajima

Estas 6 grandes pérdidas son el origen del KPI que mide la productividad de los equipos individuales en una fábrica, denominado OEE (Overall Equipment Effectiveness). En el desarrollo de esta tesis no solo se ha definido e implementado para un CPS este KPI, sino que se ha

trasladado el concepto de las 6 grandes pérdidas a los ámbitos medioambiental y económico definiendo y desarrollando dos KPIs que evalúan el impacto medioambiental y económico que suponen estas pérdidas y que se podrán ver en la sección 3.2.

2.3.3. ¿Qué hay de la Industria 4.0?

¿Puede la industria 4.0 facilitar la adopción de prácticas propias de la GSC? Según varios autores (Rehman Khan et al., 2021; Sony, 2019; Umar et al., 2022)las tecnologías asociadas con la industria 4.0 permiten la adopción de este tipo de prácticas. Ghobakhloo (2020) considera que la transformación digital contribuye de forma positiva a minimizar los residuos, las actividades sin valor añadido, las ineficiencias y las emisiones. Beier et al. (2020) y Sharma et al. (2020) afirman que las tecnologías 4.0 son fundamentales para la toma de decisiones sobre aspectos sostenibles gracias a su capacidad para optimizar recursos y reducir el impacto medioambiental. Particularizando al uso de los CPS que se ha comentado anteriormente, el intercambio de información y los datos de adquisición en tiempo real son cruciales para el crecimiento y la mejora de los procesos ecológicos (Bag et al., 2020; V. Kumar et al., 2022), ya que mejoran la productividad y la flexibilidad y reducen el desperdicio de materiales a lo largo del ciclo de vida del producto (Cañas et al., 2020).

El análisis de la literatura llevado a cabo durante este trabajo ha identificado numerosos autores que consideran que la Industria 4.0 puede ayudar a la industria a incorporar iniciativas para el desarrollo de una GSC (Anser et al., 2020; Dev et al., 2020; Luthra & Mangla, 2018; Zhang et al., 2020; J. Zhao et al., 2020). Sin embargo, la mayoría de los estudios se han centrado en identificar el vínculo entre la Industria 4.0 y la GSC como conceptos generales. Se ha prestado muy poca atención al uso de las tecnologías asociadas a la Industria 4.0 y a su utilidad en aspectos específicos de la GSC. A modo de ejemplo, Birkel & Müller (2021) realizaron un systematic literature review (SLR) sobre la potencialidad de la Industria 4.0 para la gestión de la cadena de suministro con respecto al concepto sostenible de triple bottom line (un concepto sostenible en el que se analizan aspectos medioambientales, económicos y sociales (Elkington, 1999)) pero no estudian en profundidad qué tecnologías son específicamente más útiles para los aspectos medioambientales. Además, varios autores reconocen la importancia de estas tecnologías de vanguardia para obtener una cadena de suministro más verde pero se centran solo en una en concreto. Por ejemplo, Chiappetta Jabbour et al. (2020) analizaron el uso de big data en entornos sostenibles, mientras que Lim et al. (2020) destacaron las acciones sostenibles que permiten las tecnologías de simulación.

Por otra parte, los estudios en los que se analiza más en detalle el vínculo entre la GSC y el 4.0 están limitados por el número de trabajos analizados, así como, por las fuentes de donde provienen, como por ejemplo, los trabajos de Cwiklicki & Wojnarowska (2020); Fritzsche et al. (2018) y Machado et al. (2020) donde se analizan menos de 40 trabajos obtenidos únicamente de artículos revisados por pares. Además, los análisis bibliométricos, como los realizados por Borregan-Alvarado et al. (2020); Furstenau et al. (2020) y Gajdzik et al. (2020), ponen de manifiesto la evolución de la relación entre la Industria 4.0 y la GSC, pero no llevan a cabo una investigación profunda, ya que sólo se centran en el análisis cuantitativo.

Teniendo en cuenta todo lo anterior, se ha llevado a cabo una revisión más exhaustiva de la literatura que relaciona el uso de las tecnologías habilitadoras de la Industria 4.0 con la GSC. Para ello, se ha realizado un SLR, un análisis muy empleado para identificar limitaciones en la literatura, identificar, evaluar e interpretar toda la información relevante y disponible para analizar el tema de interés, sugerir áreas que deben ser investigadas y proporcionar un marco

para posicionar nuevas actividades de investigación (Denyer & Tranfield, 2009; Kitchenham, 2007). Siguiendo las directrices de estos autores, se ha llevado a cabo un estudio que combina una visión bibliométrica de la literatura más relevante y un análisis conceptual guiado por Research Questions (RQs) y que en el momento de redacción de este trabajo se encuentra en revisión en una revista de alto impacto.

A continuación, se muestra un resumen de la metodología empleada en el artículo y los resultados más relevantes.

Para guiar el SLR se han propuesto las siguientes RQs:

RQ1: ¿cómo contribuyen las tecnologías 4.0, ya sea de forma individual como combinada, a la implementación de un GSC según la literatura?

RQ2: ¿en qué aspectos de la GSC se estudia la implementación de las tecnologías asociadas a la Industria 4.0? ¿Cuáles son los beneficios de esta implementación?

RQ3: ¿qué retos de la implementación de tecnologías relacionadas con la Industria 4.0 en una GSC se han identificado a partir de la literatura?

Una vez definidas estas cuestiones, se ha llevado a cabo una búsqueda de literatura en dos bases de datos Web of Science (WoS) y Scopus empleando la siguiente combinación de palabras clave "(green) and (supply chain OR supply-chain) and (Industry 4.0 OR I 4.0 OR smart manuf*))" en los últimos 15 años (2007-2022). Esta búsqueda no se ha limitado solo a artículos revisados por pares sino que se han tenido en cuenta todo tipo de artículos siguiendo la propuesta de autores como Anderson et al. (2020) que asegura que la revisión de solo artículos revisados por pares no es suficiente para proporcionar una idea completa sobre un tema.

De esta búsqueda se han obtenido inicialmente 172 documentos a los que se han aplicado unos criterios de refinamiento (artículos duplicados o artículos que no cumplían el objetivo del análisis) para finalmente llevar a cabo el análisis sobre 75 documentos (el análisis completo puede verse en el Anexo A. Análisis de la revisión de la literatura).

En primer lugar, para el análisis bibliométrico se han clasificado los documentos por tipo de publicación, año y fuente. El análisis de los documentos muestra que el tipo de publicación predominante es el artículo (81% de los trabajos). Analizando la fecha de publicación (ver Figura 8) de artículos puede verse que el comienzo de las publicaciones sobre este tema es en 2011 coincidiendo con la aparición del término Industria 4.0 durante la Hannover Messe. Además, se puede ver que durante los tres últimos años ha aumentado el número de trabajos publicados sobre este ámbito, lo que demuestra un creciente interés sobre él en el ámbito investigador.

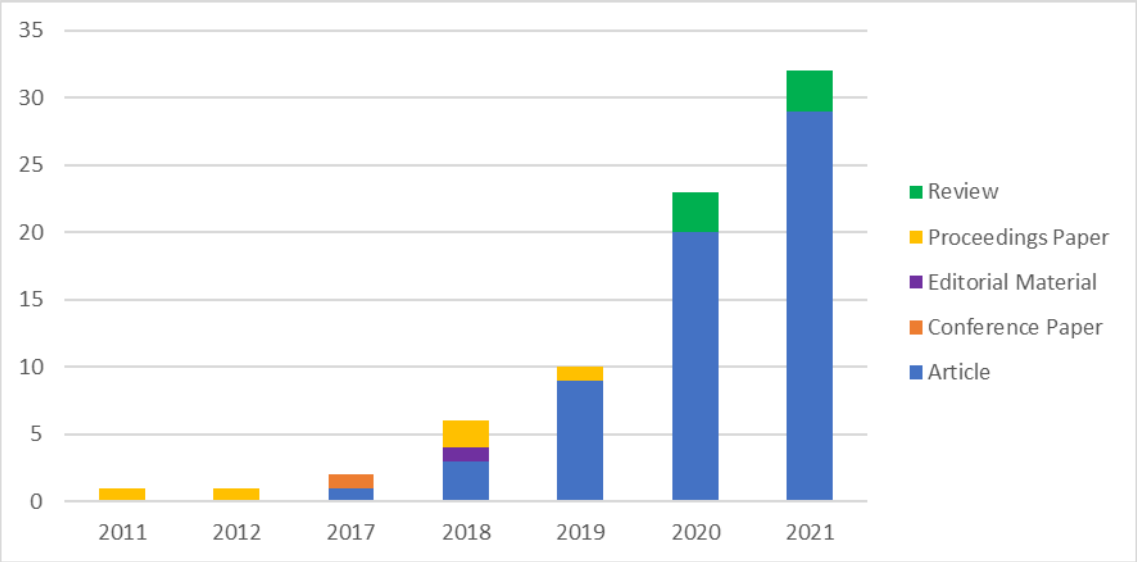


Figura 8. Tipo de publicación a lo largo del tiempo

Tras este análisis, se pasa a dar respuesta a las RQs planteadas previamente.

Respecto a la contribución de las tecnologías en la implementación de la GSC (RQ1), se ha observado que las tecnologías que más se mencionan son: IoT, Big Data, CPS y AM. Concretamente, para el trabajo llevado a cabo en esta tesis, es reseñable que la combinación de tecnologías que más se ha estudiado es la de IoT, CPS, cloud computing y big data, la cual se considera clave para el desarrollo de fábricas inteligentes y sostenibles (Gajdzik et al., 2020), ya que permiten el tratamiento de los datos para conseguir información valiosa que puede mostrarse a través de plataformas en la nube (Y. Li et al., 2020; Machado et al., 2020; Raji et al., 2021; Umar et al., 2021), potenciando el desarrollo de indicadores que sirvan para evitar el despilfarro y reducir las emisiones (John et al., 2021).

Atendiendo a la cuestión de los aspectos de la GSC en los que se implementan las tecnologías 4.0 (RQ2), cabe destacar que las tecnologías CPS e IoT se consideran importantes en la mejora y optimización del consumo energético, por permitir la monitorización en tiempo real (Ghobakhloo et al., 2021). Por el mismo motivo se consideran también importantes para la mejora de la eficiencia productiva pudiendo acelerar y mejorar la toma de decisiones (Bag et al., 2020; de Sousa Jabbour et al., 2018; Manavalan & Jayakrishna, 2019)

Finalmente, el análisis de los retos a los que se enfrenta la implementación de tecnologías 4.0 en la GSC (RQ3) revela que estos pueden clasificarse en retos económicos, educativos y políticos. El principal reto económico es el alto coste de inversión unido a la incertidumbre de los beneficios económicos de la digitalización (Saraji et al., 2021; Sindhwani et al., 2019). Entre los educativos destaca la falta de conocimientos técnicos sobre la implementación de tecnologías y la ausencia de conciencia medioambiental. La literatura propone modelos de implantación, pero son pocos los casos de éxito presentados y aún menos los implantados en entornos industriales (Ciliberto et al., 2021; P. Kumar et al., 2021). Como último punto, se ha identificado como uno de los principales retos políticos el hecho de que los gobiernos no apoyen la automatización de procesos a través de las tecnologías asociadas a la Industria 4.0 (Leong et al., 2020; Yadav et al., 2020). Además, no hay evidencia en la literatura estudiada de protocolos, normas y directrices para implementar las tecnologías de la Industria 4.0 en la GSC o para medir los beneficios obtenidos de esta implementación.

2.4. Key Performance Indicators y la importancia del tiempo real

Los KPIs son indicadores que reflejan el estado y progreso de un proceso productivo de forma compacta y proporcionan la información necesaria para realizar un análisis rápido de la situación, es decir, pueden emplearse como una herramienta de control (Joppen et al., 2019). Esta herramienta permite identificar el mal rendimiento y el potencial de mejora del sistema que se está midiendo, alcanzando una mayor eficiencia, un mayor rendimiento y ofreciendo una visión general de los mismos (Kaganski et al., 2017). Actualmente, esa visión general se suele realizar a través de un dashboard en el que se muestran los KPIs que son más importantes y que proporcionan información precisa sobre la situación actual y permiten compararla con la situación previa (Hedvicáková & Král, 2019).

Hay numerosos KPIs que pueden definirse en un proceso productivo, no obstante, existe un estándar para el cálculo de KPIs, la norma ISO 22400 que proporciona una visión general de los conceptos, la terminología y los métodos para describir e intercambiar los KPIs con el fin de gestionar las operaciones de fabricación (Organización Internacional de Normalización [ISO], 2014). La normativa describe 34 KPIs considerados como los más importantes y utilizados en la gestión de la fabricación (Fukuda & Patzke, 2010). Aunque se pretende que el estándar sea aplicable a todo tipo de industrias, Lindberg et al. (2015) afirma que esta principalmente centrado en evaluar el rendimiento de la industria discreta. Además, según (Zhu et al., 2018) existe un desfase entre la investigación de la norma y las necesidades industriales, puesto que algunos KPIs no proporcionan información útil o no pueden ser calculados en procesos continuos y propone llevar a cabo una revisión de la norma para evaluar el rendimiento de forma adecuada y precisa. Otro de los gaps que presenta esta normativa es que no está especificado cómo debe de intercambiarse realmente la información (Brandl & Brandl, 2018), las descripciones de los distintos elementos que componen los KPIs tienen un alto nivel de abstracción y a menudo son ambiguos e imprecisos (Varisco et al., 2018).

En el ámbito sostenible, la mayoría de los KPIS están definidos de forma específica para cada empresa (Ameta et al., 2011), es decir, no hay un estándar definido. Varias organizaciones han definido indicadores para medir el impacto de actividades industriales. Por un lado, la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico (OECD, 2011) ha desarrollado unos Indicadores Ambientales Básicos que incluyen 46 indicadores para medir el impacto de las actividades industriales en el medio ambiente en países industrializados. Por otra parte, la Comisión de Naciones Unidas para el Desarrollo Sostenible (2007) identifica 96 indicadores para abordar el deterioro del medio ambiente debido a las actividades humanas. Estos indicadores se han definido para empresas, compañías y fábricas; sin embargo, hay pocos indicadores disponibles a nivel operativo para procesos individuales. En el ámbito normativo, no existe una norma específica para el cálculo de KPIs relacionados con la sostenibilidad o la GSC (Kibira et al., 2018). Lo más parecido que puede encontrarse en este sentido es la evaluación del ciclo de vida (LCA, Life Cycle Assessment), por sus siglas en inglés) puesto que se considera una herramienta robusta para describir y analizar los impactos ambientales de los productos y servicios a lo largo del ciclo de vida (Rinaldi et al., 2014). El LCA se define en las normas ISO 14040 e ISO 14044 (ISO, 2006a, 2006b). Su uso muestra con transparencia los impactos ambientales de un producto durante toda su vida y permite la comparativa de impactos entre diferentes productos (Hagen et al., 2020).

Para incorporar una visión económica al LCA, se ha desarrollado el concepto de coste del ciclo de vida (LCC, Life Cycle Cost) (Settanni, 2008) y se considera crucial para el desarrollo de la sostenibilidad debido a su perspectiva del ciclo de vida junto con la económica (Kambanou &

Sakao, 2020). Según Woodward (1997) el LCC pretende optimizar los costes totales generados por el activo identificando y cuantificando todos los gastos significativos que surgen a lo largo de su ciclo de vida. Sus principales objetivos son mejorar la evaluación de las opciones de inversión; tener en cuenta el impacto del coste global en lugar de sólo los costes de adquisición y mejorar la elección entre las alternativas que compiten. Aunque el LCC es una herramienta interesante y ampliamente utilizada, faltan estudios de investigación publicados en los que se ejemplifique el uso del LCC y la adquisición de datos para su aplicación en entornos de fabricación. Además, los casos de uso no están estandarizados y, por lo general, no se consideran los costes de fin de vida o de mantenimiento (Bengtsson & Kurdve, 2016). El análisis de los casos propuestos en la literatura muestra que estos casos se centran en algunas de las fases del LCC en lugar de atender a todas ellas y dar un valor completo del LCC (Kambanou, 2020). Por ejemplo, Enparantza et al. (2006) se centra en la predicción del coste del ciclo de vida en las fases de oferta y diseño utilizando datos reales del estado de la máquina herramienta. Mientras que otros (por ejemplo, Lad & Kulkarni (2012)) sólo se centran en el coste de mantenimiento.

Otro aspecto importante del cálculo del LCC es la adquisición de datos para obtener un resultado fiable. Estos costes dependen del estado y el comportamiento de la máquina, especialmente durante la fase de funcionamiento, y por tanto son difíciles de calcular basándose en métodos deterministas (Herrmann et al., 2011). Además, los fabricantes no suelen recibir información de sus clientes, lo que les dificulta determinar los costes de forma fiable y precisa durante la fase de funcionamiento y mantenimiento (Korpi & Ala-Risku, 2008). Siguiendo con esta idea, la incorporación de sensores inteligentes en las máquinas-herramienta y la analítica de datos en la fabricación permiten la obtención de datos en tiempo real que pueden utilizarse para el cálculo preciso y fiable del LCC (Daniyan et al., 2021). La Industria 4.0, los sistemas ciberfísicos y las tecnologías habilitadoras como el IoT o el big data son claves para desarrollar herramientas que permitan calcular y actualizar el LCC en tiempo real. De esta manera, los fabricantes pueden tener acceso a la información sin necesidad de comunicarse directamente con los usuarios. La norma UNE-EN 60300-3-3:2017 (Una Norma Española [UNE], 2017) define el LCC como "un proceso de análisis económico para evaluar el coste de un artículo a lo largo de su ciclo de vida o de una parte del mismo". Hay que tener en cuenta que el LCC puede analizarse desde diferentes puntos de vista: el proveedor, el usuario o incluso la sociedad. Según Bengtsson & Kurdve (2016) los principales costes se producen en la fase de uso del equipo de producción. Por lo tanto, es crucial contar con un enfoque de LCC en una fase temprana del proceso de gestión del equipo para la toma de decisiones, ya que si sólo se tiene en cuenta el coste de adquisición, puede haber un gran aumento de costes durante la fase de funcionamiento, que es la más dinámica (Thiede et al., 2012).

En la literatura se pueden encontrar algunos ejemplos de KPIs relacionados con aspectos sostenibles, por ejemplo, Olugu et al. (2011) elaboraron un indicador de la industria del automóvil derivado de elementos como la sostenibilidad de los proveedores, el coste ecológico, el coste total de las operaciones ambientalmente sostenibles, el nivel de material reciclado en un producto y los costes asociados al consumo de energía. Zhao et al. (2017) propusieron un cálculo de las emisiones totales de gases de efecto invernadero a lo largo de toda la cadena de suministro. Domingo & Aguado (2015) y Durán et al. (2018) añadieron una dimensión de sostenibilidad al OEE multiplicándolo por un factor de sostenibilidad. Sassanelli et al. (2019) mostraron un indicador de rendimiento de la economía circular (CEPI) capaz de medir la energía mínima requerida para el proceso de fabricación de un producto. Como se puede observar, existe una amplia gama de KPIS pero no hay un estándar que seguir (Banasik et al., 2018).

Si se pone el foco en la parte económica, es fundamental tener KPIs que permitan controlar y reducir los costes. Es más, dada la elevada competencia que hay actualmente en el mercado, tener unos costes de producción muy elevados supone una clara desventaja frente a los competidores (Brüggemann et al., 2015). Estos KPIs no tienen por qué ser complejos, es suficiente con tener desarrollado un buen modelo de costes que pueda proporcionar información relevante (Dogan & Aydin, 2011). Como ejemplo, Panicker et al. (2019) desarrollaron un modelo de coste de producción que se compone de los siguientes elementos: coste de las instalaciones, coste de capital, coste de los servicios públicos, coste de las materias primas, coste de la mano de obra y coste de mantenimiento, que dependen de factores como la ubicación de la fabricación, el tipo de proceso de fabricación, las materias primas utilizadas, el origen de las materias primas y los modos de transporte. Otros autores han desarrollado KPIs económicos, como por ejemplo, el coste basado en rendimiento (PBC, Performance Based Cost) que se centra en el rendimiento en lugar de en las actividades. El PBC identifica las áreas de negocio que son capaces de añadir valor a una organización y calcula los materiales directos, la mano de obra o los gastos generales para estimar con precisión el coste de producción (Gunasekaran et al., 2005). Christen et al. (2016) desarrollaron una curva de rendimiento de costes (CPI, Cost Performance Indicators) que se basa en la representación del coste frente a una variable que interviene en el mismo, de manera que se puede observar la evolución del coste en función de dicha característica. Windmark et al. (2018) definieron una ratio de rendimiento de costes (CPR, Cost Performance Ratio) que describe un coste con respecto a su rendimiento y el valor que tiene para el usuario. Por último, Wudhikarn et al. (2010) desarrollaron un KPI de costes basado en los tres elementos que representan el OEE pero en unidades monetarias (OECL, Overall Equipment Cost Loss).

La combinación y comparación de KPIs en estos tres ámbitos (productivo, económico y medioambiental) proporciona un análisis multidisciplinar a la hora de tomar decisiones y permite conocer el impacto que una decisión tiene en los tres aspectos. Esa multidisciplinariedad aporta mucha más fiabilidad a un análisis que aquel que se hace atendiendo a un único factor, y por ello, se considera que las decisiones tomadas en torno a procesos productivos deben involucrar distintos parámetros y variables (Windmark et al., 2018).

Además, el nuevo paradigma que supone la cuarta revolución industrial afecta al cálculo de KPIs que se estaba realizando hasta el momento, puesto que los CPS permiten la adquisición de datos en tiempo real que al analizarse y procesarse pueden convertirse en información valiosa para las empresas a través del desarrollo de KPIs en tiempo real (Bayhan et al., 2020; G. Li et al., 2009). Es más, este tipo de adquisición es mucho más precisa y por tanto, el cálculo de los KPIs es más exacto, puesto que no es necesario llevar a cabo los cálculos a través de valores medios basados en datos históricos que podrían no representar la actualidad (de Sousa Jabbour et al., 2018). El cálculo de KPIs en tiempo real puede reducir, o incluso eliminar, los cálculos complejos y permitir respuestas en tiempo real a fallos imprevistos. Una vez desarrolladas e implementadas las ecuaciones de los KPIs, gracias a la digitalización, el cálculo en tiempo real es inmediato. Además, el uso de dashboards para la visualización de los KPIS permite conocer la situación actual de las máquinas. Aunque esta información en tiempo real permite generar acciones de mejora y evaluar los cambios en nuestra cadena de suministro y la toma de decisiones en tiempo real, autores como (Braglia et al., 2022; Xie et al., 2020) afirman que todavía hay una falta de estudios sobre los KPIs adaptados a esta nueva revolución industrial.

2.5. Consideraciones finales

Teniendo en cuenta todos los temas abordados a lo largo de este capítulo, este último apartado pretende agrupar las consideraciones que justifiquen las aportaciones de esta investigación.

En la actualidad el entorno industrial está en continua evolución. Por un lado, la llegada de la Industria 4.0 supone un cambio de paradigma en el que las nuevas tecnologías juegan un papel fundamental en la evolución de las empresas en el ámbito productivo, aportando flexibilidad y agilidad, y permitiendo ser más competitivos. Por otra parte, cada vez se presta más atención al ámbito sostenible, puesto que lo demandan tanto clientes como entidades y gobiernos, y por tanto, es más importante que sus objetivos estén alineados con la reducción del impacto medioambiental que provocan sus actividades. A todo esto hay que añadirle el aspecto económico que buscan todas las empresas, pues su actividad debe ser rentable y deben obtener un beneficio de su actividad. La importancia que estos tres ámbitos (productivo, económico y sostenible) tienen en el mundo industrial está muy presentes en el desarrollo de este trabajo. Además, no se han encontrado estudios en los que se muestren KPIs que combinen estos ámbitos para facilitar el estudio del impacto que tiene en estos un cambio, mejora o problema en un proceso o sistema. Por este motivo, los KPIs definidos y caracterizados prestan atención a estos aspectos y buscan poder atender a ambos al mismo tiempo a la hora de tomar decisiones para lograr un equilibrio entre los tres y que ninguno de ellos se imponga sobre el resto, por lo menos, no de forma inconsciente.

La implementación de CPS permite la adquisición de variables en tiempo real y facilita el desarrollo de KPIs que puedan actualizarse y evaluarse de forma instantánea. Una buena selección tanto de los KPIs como de su visualización permiten agilizar la toma de decisiones y mejorar la eficiencia dentro de un proceso productivo. No obstante, no se han identificado en la literatura casos de estudio en los que se visualicen KPIs en tiempo real.

Con respecto a los KPIs, aunque existe un estándar sobre KPIs en el ámbito productivo, la definición de estos es muy teórica y no deja claro las variables que deben emplearse para el cálculo de estos. En otros aspectos como el sostenible o el económico ni siquiera hay una estandarización. Este trabajo aporta una serie de KPIs en los tres ámbitos que siguen la misma metodología a la hora de ser definidos e implementados y que por tanto podrían considerarse como un estándar de definición e implementación de KPIs para las empresas. Además, se ha observado que el OEE es un indicador clave en el aspecto productivo pero con el que no se tienen en cuenta el resto de los aspectos, por lo que se han definido y caracterizado nuevos indicadores que aportan al mundo investigador una nueva forma de medir las 6 grandes pérdidas propuestas por Nakajima en los ámbitos económico y sostenible.

Por último, en el análisis de la literatura se ha visto que las cadenas de suministro están cada vez más concienciadas medioambientalmente y, por tanto, están cada vez más cerca de una filosofía “verde”, acuñada con el término GSC y que requieren de las tecnologías 4.0 para su implantación. En la transición de una cadena de suministro tradicional a una GSC es necesario evaluar y medir el impacto de las mejoras implementadas y este trabajo aporta una metodología totalmente apta para la evaluación de las mismas.

Con todas estas consideraciones, este trabajo pretende aportar una solución que pueda ser replicada con facilidad y sirva como estándar para la implementación de CPS en sistemas de fabricación, proponer y caracterizar nuevos indicadores, así como, redefinir los ya existentes en ámbitos productivos, económicos y sostenibles que puedan emplearse en distintos entornos industriales, identificando claramente las variables a emplear para el cálculo de los mismos y

presentar casos de uso en los que se resuelvan las limitaciones identificadas en la literatura comentadas previamente en este capítulo.

3. Definición del modelo

En este capítulo se define el modelo planteado para el desarrollo de este trabajo y que se ha basado en la implementación de CPS empleando el modelo de 5 niveles (5C) definido en el apartado 2.2.1., incluyendo la definición, caracterización e implementación de KPIs en el aspecto productivo, económico y sostenible, así como el diseño y la generación de un dashboard o mapa de KPIs para la visualización en tiempo real de los mismos, mostrando así su evolución a lo largo del tiempo.

3.1. Implementación de CPS

Como ya se ha comentado, la implementación de CPS está basada en los niveles de implementación definidos en el apartado 2.2.1. de este documento. A continuación, se detalla la implementación de cada uno de los niveles particularizado al modelo de la tesis.

3.1.1. Nivel 1: conexión inteligente

En este primer nivel se lleva a cabo la instalación de la sensórica en el sistema físico: un analizador de red y un PC industrial.

En el caso del analizador de red, se coloca un Circutor CVM-MINI (Figura 9), un instrumento de medida programable, capaz de analizar las propiedades de las redes eléctricas y almacenar internamente los parámetros de medición.



Figura 9. Analizador de red CVM-MINI

Además, se recogen las variables del PLC de la máquina a través de la colocación de un PC industrial.

Las variables adquiridas del PLC y del analizador de red se adquieren cada segundo, se almacenan en el PC industrial y se envían a la nube cada 15 minutos.

3.1.2. Nivel 2: transformación de datos en información

En este segundo nivel se lleva a cabo un análisis de las variables adquiridas y se decide que variables son las más interesantes a la hora de adquirir información que vaya a ser útil para el cálculo de indicadores.

3.1.2.1. Variables adquiridas del analizador de red

En el caso del analizador de red, las variables adquiridas pueden verse en la Tabla 1.

Tabla 1. Variables adquiridas a través del analizador de red

Nombre variable	Descripción variable	Uds
THD_A_L1	Analizador THD A L1	%
THD_A_L2	Analizador THD A L2	%
THD_A_L3	Analizador THD A L3	%
THD_V_L1	Analizador THD V L1	%
THD_V_L2	Analizador THD V L2	%
THD_V_L3	Analizador THD V L3	%
CURRENT_L1	Analizador corriente L1	A
CURRENT_L2	Analizador corriente L2	A
CURRENT_L3	Analizador corriente L3	A
COS_PHI	Analizador cos phi	-
ENERGY_ACTIVE	Analizador energía activa	Wh
ENERGY_APPARENT	Analizador energía aparente	VAh
ENERGY_REACTIVE_CAPACITIVE	Analizador energía reactiva capacitiva	varCh
ENERGY_REACTIVE_INDUCTIVE	Analizador energía reactiva inductiva	varLh
POWER_FACTOR	Analizador factor de potencia	-
POWER_FACTOR_L1	Analizador factor de potencia	-
POWER_FACTOR_L2	Analizador factor de potencia L2	-
POWER_FACTOR_L3	Analizador factor de potencia L3	-
FREQUENCY	Analizador frecuencia	Hz
POWER_ACTIVE	Analizador potencia activa	W
POWER_APPARENT	Analizador potencia aparente	VA
POWER_APPARENT_L1	Analizador potencia aparente L1	VA
POWER_APPARENT_L2	Analizador potencia aparente L2	VA
POWER_APPARENT_L3	Analizador potencia aparente L3	VA
POWER_CAPACITIVE	Analizador potencia capacitiva	varC
POWER_INDUCTIVE	Analizador potencia inductiva	varL
VOLTAGE_L1	Analizador voltaje L1	V
VOLTAGE_L12	Analizador voltaje L12	V
VOLTAGE_L2	Analizador voltaje L2	V
VOLTAGE_L23	Analizador voltaje L23	V
VOLTAGE_L3	Analizador voltaje L3	V
VOLTAGE_L31	Analizador voltaje L31	V

De estas variables, la más interesante para los KPIs que se definirán posteriormente es la variable ENERGY_ACTIVE que permitirá conocer el consumo energético de los CPS.

3.1.2.2. Variables adquiridas del PLC

En el caso de las variables adquiridas del PLC, estas son diferentes para cada tipo de máquina. Para conocer el significado de cada una de las variables la operativa a seguir es la misma, debe llevarse a cabo un ensayo en la máquina en un entorno controlado, conociendo con exactitud las operaciones que se llevan a cabo durante el ensayo, con qué herramientas, la duración de cada proceso, el número de piezas mecanizadas… De esta forma se puede validar a posteriori que las variables adquiridas transfieren correctamente la información del entorno físico al virtual y con las unidades de medida correctas.

3.1.3. Nivel 3: cibernético

El nivel cibernético actúa como hub de información en la arquitectura de los CPS. La información adquirida por cada máquina es almacenada en este nivel, formando una red de máquinas. Este paso queda fuera del alcance de este trabajo, puesto que se trabaja de forma individual con los sistemas, no obstante, se considera como una línea futura de la investigación.

3.1.4. Nivel 4: cognición

Este nivel se basa en la presentación de información de forma sencilla al usuario final. Es el nivel en el que más profundiza esta tesis, ya que en él se integra la implementación y visualización de KPIs para aportar una visión sencilla y global del estado de la máquina tanto a nivel productivo como económico y medioambiental.

En este nivel se desarrolla toda la algoritmia necesaria para el cálculo y la visualización de indicadores en CPS.

En un primer paso hay que definir y caracterizar los KPIs de forma teórica para, posteriormente, seleccionar las variables y los parámetros que son necesarios para el cálculo en CPS y por último, desarrollar toda la algoritmia requerida, tanto para el cálculo como para la visualización final de los indicadores.

En el paso final de visualización de KPIs, la solución actual suele ser la visualización a través de una aplicación web, ya sea una de las muchas plataformas que existen para ello, o bien, una plataforma que haya sido desarrollada específicamente para el usuario final. Entre las plataformas comerciales, para el trabajo llevado a cabo en esta tesis se ha empleado Grafana. Grafana es una herramienta de código abierto que proporciona una interfaz de usuario para ejecutar análisis de datos y extraer gráficos y elementos visuales a partir de los mismos. Además, se puede conectar con muchas fuentes de datos diferentes. Esta herramienta permite presentar la información adquirida durante un espacio de tiempo determinado de forma muy versátil, por las diferentes opciones de visualización que ofrece, además, de destacar por su sencillez y flexibilidad de uso [23] [24]. Con la versión de código abierto se pueden programar alertas sobre diferentes datos que pueden ser enviadas en diferentes formatos, desde SMS o e-mail hasta otras herramientas de comunicación como Slack (Martinez, 2021; Olano, 2021).

3.1.5. Nivel 5: configuración

El nivel 5 es el último nivel de implementación, una vez definidos los indicadores y pudiendo visualizarlos en tiempo real, este nivel sirve de retroalimentación al nivel 4 y pretende facilitar la toma de decisiones a los usuarios finales. Por este motivo, este último nivel es específico para cada caso de uso de un CPS puesto que los fallos y las posibilidades de mejora de cada sistema varían en función de las características propias de él mismo y el entorno productivo en el que se encuentre.

3.2. Definición y caracterización de KPIs

En este apartado se definen y caracterizan los KPIs desarrollados en el marco de esta tesis en tres aspectos: productivo, económico y sostenible. En primer lugar, se presentarán los KPIs y las ecuaciones definidas para su uso general. Después, se propondrán los parámetros y las variables que será necesario adquirir para establecer el cálculo en tiempo real de los mismos.

Cabe destacar que en el planteamiento de esta investigación no solo se han propuesto parametrizaciones para indicadores ya recogidos en la literatura adecuándolas a la implementación de CPS y el cálculo en tiempo real, sino que también se han generado nuevos indicadores. El conjunto de todos los KPIs desarrollados y su visualización en un dashboard pretenden servir de herramienta a las empresas para que puedan evaluar el estado de sus sistemas y mejorar la toma de decisiones.

La definición y caracterización de los KPIs, se ha resumido en una tabla descriptiva basada en la norma ISO 22400 (ISO, 2014) (Tabla 2) pero con alguna modificación. En el caso de la tabla recogida en la normativa generan un diagrama de modelo de efecto, esto es, un gráfico que representa las dependencias de los elementos que componen un KPI y que puede usarse para comprender las fuentes de las que provienen los valores de dichos elementos. En este caso, ese diagrama se ha sustituido por un diagrama de flujo, puesto que este permite visualizar las variables y parámetros que son necesarios para la implementación de KPIs en CPS y como procesarlos para el desarrollo algorítmico de estos.

Tabla 2. Tabla descriptiva para la definición de KPIs

Descripción KPI	
Contenido:	
Nombre	Nombre del KPI
ID	Identificación única del KPI en el entorno
Descripción	Breve descripción del KPI
Alcance	Identificación de los elementos para los que es relevante, como pueda ser una unidad de trabajo, un centro de trabajo, una orden de producción, un producto o el personal
Fórmula	Fórmula matemática que especifique los términos del KPI
Unidad de medida	Unidad de medida en la que se expresa el KPI
Rango	Límites superior e inferior del KPI
Tendencia	Información sobre la dirección de la mejora, si es mejor que aumente o que disminuya
Contexto:	
Timing	Un KPI puede calcularse: - En tiempo real: cada vez que se realiza una nueva adquisición de datos - Bajo demanda: después de hacer una consulta de selección de datos - Periódicamente: cada cierto tiempo, por ejemplo, una vez al día
Audiencia	Grupo de usuarios que suele emplear el KPI: - Operadores: usuarios directos del equipo - Supervisores: responsable de las operaciones del operador - Manager: responsable de toda la producción
Metodología de producción	Especifica la metodología de producción a la que se puede aplicar el KPI: - Discreta - Continua - Lotes
Diagrama de flujo	Gráfico que representa la relación entre las variables y parámetros requeridos para el cálculo del KPI y los elementos que lo componen
Notas	Información adicional

3.2.1. KPIs productivos

OEE

El OEE es un indicador de efectividad capaz de medir el porcentaje de efectividad del equipo respecto a un ideal equivalente (Muchiri & Pintelon, 2008). Con el cálculo del OEE se visualiza de forma ponderada los factores que influyen en la capacidad del sistema productivo a estudiar y se obtiene de la siguiente forma (1):

$$OEE\ (\%) = Disponibilidad \times Rendimiento \times Calidad \qquad (1)$$

El análisis de este resultado no solo permite analizar las deficiencias del proceso para elaborar un proceso de mejora, sino que, recalculándolo, tras haber realizado las mejoras, permite comprobar la efectividad de estas.

Para el caso particular de este estudio, se ha decidido calcular los 3 parámetros que intervienen en función de los tiempos que se obtienen de la máquina. Este cálculo se puede comprender más fácilmente a través de la siguiente figura (Figura 10) quedando las ecuaciones de la siguiente

forma ((2), (3) y (4)). Hay que tener en cuenta que el cálculo del OEE parte de un tiempo total que debe definirse para cada CPS con el que se trabaje dependiendo de lo que el usuario final quiera considerar, un día (24h), una jornada laboral (8h) o el tiempo que la máquina esté encendida, por ejemplo.

$$Disponibilidad = \frac{Tiempo\ operativo}{Tiempo\ disponible} \quad (2)$$

$$Rendimiento = \frac{Tiempo\ producción\ real}{Tiempo\ de\ producción\ teórico} \quad (3)$$

$$Calidad = \frac{Tiempo\ de\ fabricación\ de\ piezas\ buenas}{Tiempo\ de\ fabricación\ de\ piezas\ totales} \quad (4)$$

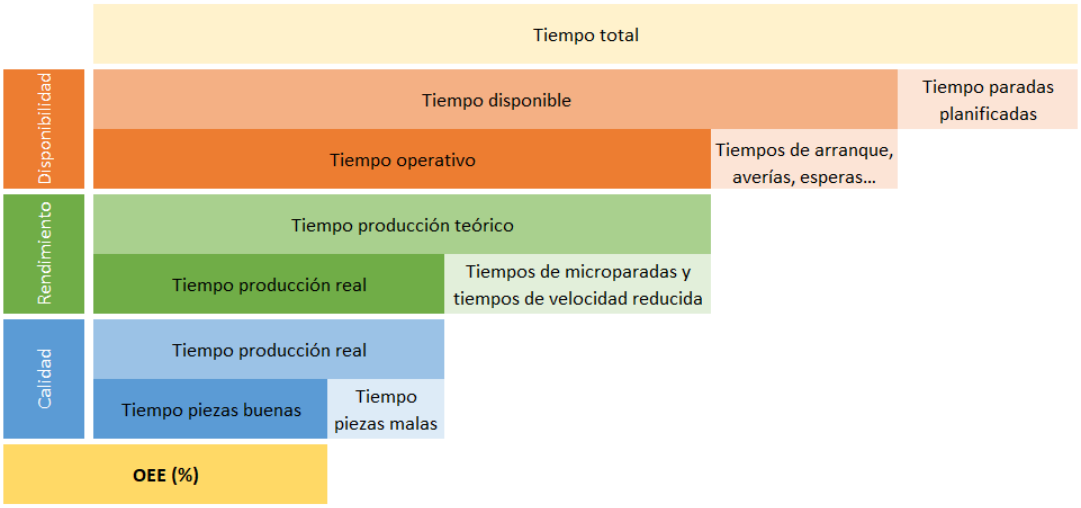


Figura 10. Gráfico descriptivo sobre el cálculo del OEE

Este KPI queda totalmente descrito y definido en la siguiente tabla (Tabla 3):

Tabla 3. Descripción OEE

OEE	
Contenido:	
Nombre	Overall Equipment Effectiveness
ID	OEE
Descripción	Indicador de efectividad capaz de medir el porcentaje de efectividad del equipo respecto a un ideal equivalente
Alcance	Unidad o centro de trabajo
Fórmula	$OEE\ (\%) = Disponibilidad \times Rendimiento \times Calidad$
Unidad de medida	%
Rango	0 – 100 %
Tendencia	Mejor cuanto mayor es
Contexto:	
Timing	Tiempo real
Audiencia	Supervisores y Managers
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 11
Notas	Debe definirse un tiempo total antes de comenzar el cálculo, pudiendo ser una jornada, un día…

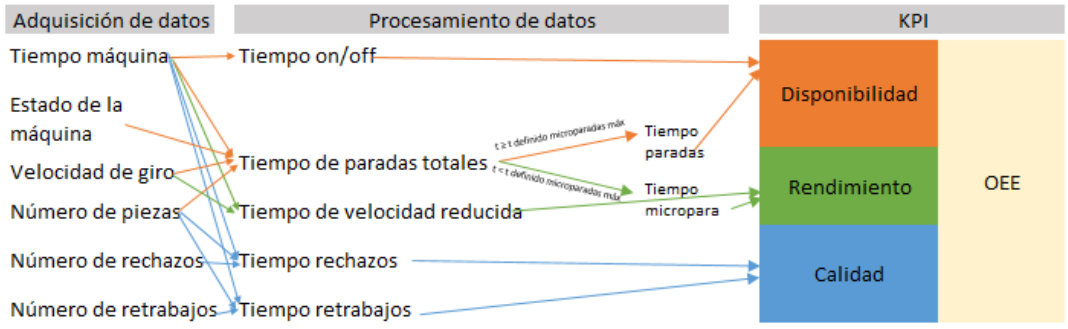


Figura 11. Diagrama de flujo para el cálculo del OEE

Serie mínima rentable (SMR)

La SMR es un KPI que identifica a partir de que cantidad de piezas es rentable la producción, teniendo en cuenta los costes de materia prima, máquina y operario. Sumando los costes de operario y máquina durante el tiempo de operación de cada pieza, los mismos costes durante el tiempo de preparación de cada pieza y el coste del material, se puede representar el coste/pieza de forma recurrente para la fabricación de n piezas +1. Si a este cálculo se le añade una diferencia mínima entre el coste de fabricar la pieza n y la pieza n+1, se puede obtener el número de piezas a fabricar, conocido como SMR (ver Figura 12). Al tratarse de un KPI novedoso que no está muy extendido en la literatura, desarrollado en la Universidad de Zaragoza y cuyo uso y parametrización se ha extendido a través de esta tesis, se ha registrado como secreto industrial durante el desarrollo de la misma.

La SMR se describe a partir de la siguiente ecuación (5) de cálculo de coste de fabricación de una pieza:

$$C\ fabricación = C_{mp} + \left(C_{maq} + C_{op}\right) * t_{\ prod} + \frac{\left(C_{maq} + C_{op}\right) * t_{\ prep}}{n} \qquad (5)$$

siendo C_{mp} (€) el coste de la materia prima, C_{maq} (€/h) el coste máquina, C_{op} (€/h) el coste de operario, t_{prod} (h) el tiempo de producción de 1 pieza y t_{prep} (h) el tiempo de preparación.

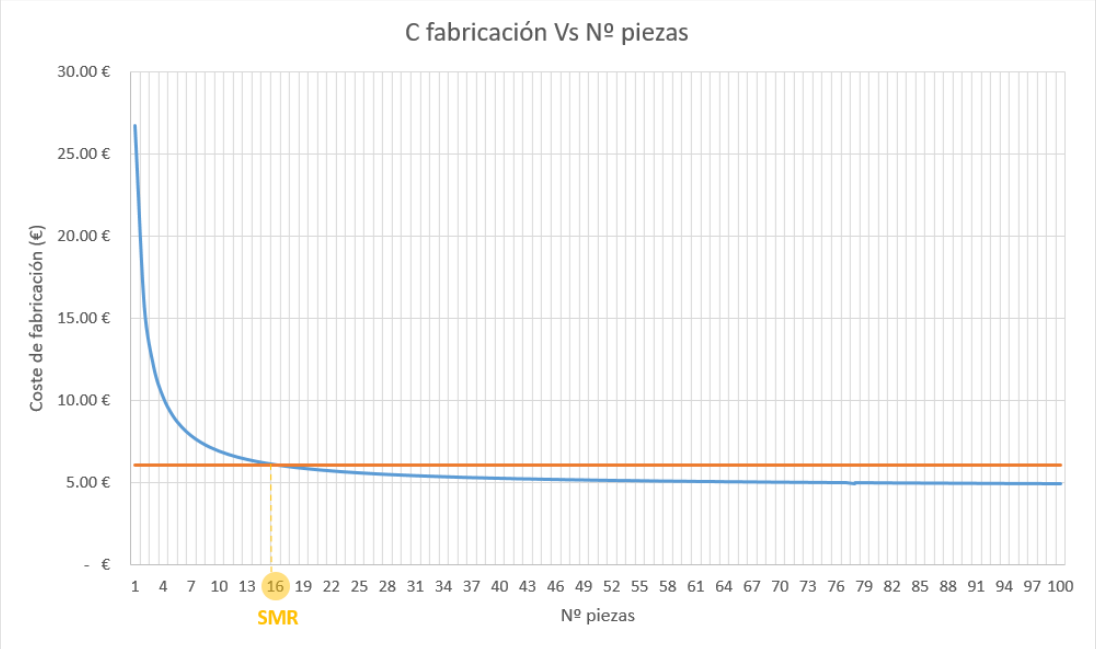


Figura 12. Visualización del cálculo de la SMR

En el caso de la SMR, la tabla resumen quedaría de la siguiente forma (Tabla 4):

Tabla 4. Descripción SMR

SMR	
Contenido:	
Nombre	Serie Mínima Rentable
ID	SMR
Descripción	identifica a partir de que cantidad de piezas es rentable la producción, teniendo en cuenta los costes de materia prima, máquina y operario
Alcance	Orden de producción y planificación
Fórmula	$C\ fabricación = C_{mp} + \left(C_{maq} + C_{op}\right) * t_{\ prod} + \frac{\left(C_{maq} + C_{op}\right) * t_{\ prep}}{n}$
Unidad de medida	Unidades
Rango	0 - ∞
Tendencia	-
Contexto:	
Timing	Bajo demanda, cuando se finaliza una referencia
Audiencia	Supervisores y Managers
Metodología de producción	Lotes Discreta
Diagrama de flujo	Ver Figura 13
Notas	-

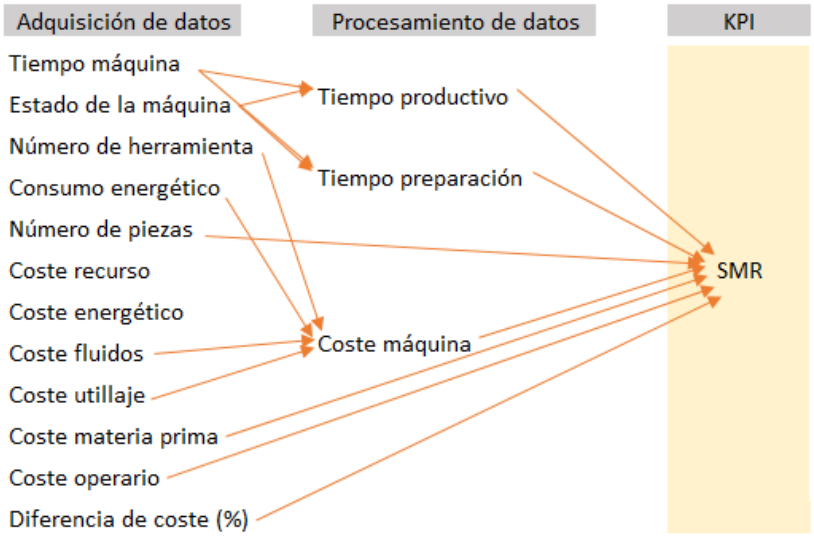


Figura 13. Diagrama de flujo para el cálculo de la SMR

Mantenimiento

En el desarrollo de este trabajo se considera el mantenimiento como un apartado clave de la producción, por ello se han desarrollado varios indicadores relacionados con este ámbito que se describen a continuación.

MTBF (Mean time before failures)

Este indicador se encarga de medir el tiempo medio que hay entre averías y se calcula de la siguiente forma (Royo Sánchez et al., 2002) (6):

$$MTBF = \frac{\sum_0^n tiempo\ de\ buen\ funcionamiento_i}{Número\ de\ paradas\ de\ mantenimiento} \quad (6)$$

En la Tabla 5 puede verse la descripción completa del indicador MTBF.

Tabla 5. Descripción MTBF

MTBF	
Contenido:	
Nombre	Mean time before failures
ID	MTBF
Descripción	Indica el tiempo medio entre averías
Alcance	Unidad de trabajo o centro de trabajo
Fórmula	$MTBF = \frac{\sum_0^n tiempo\ de\ buen\ funcionamiento_i}{Número\ de\ paradas\ de\ mantenimiento}$
Unidad de medida	Horas
Rango	0 - ∞
Tendencia	Mejor cuanto mayor sea
Contexto:	
Timing	Periódicamente, normalmente, una vez al día
Audiencia	Operadores y Supervisores
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 14
Notas	-

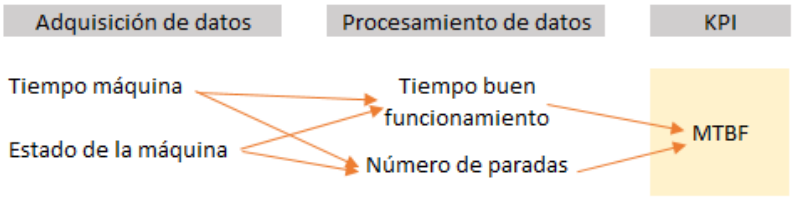


Figura 14. Diagrama de flujo para el cálculo del MTBF

MTTR (Mean time to repair)

Este KPI representa el tiempo medio que se tarda en reparar la máquina. Para calcularlo pueden tenerse en cuenta todas las paradas de mantenimiento, solo las preventivas o solo las correctivas. En este caso se ha escogido la opción más generalista haciendo el cálculo del MTTR para cualquier tipo de parada (Royo Sánchez et al., 2002) (ver (7)).

$$MTTR = \frac{\sum_0^n tiempo\ de\ reparación_i}{Número\ de\ paradas\ de\ mantenimiento} \quad (7)$$

La descripción del KPI MTTR puede verse en la Tabla 6.

Tabla 6. Descripción del MTTR

MTTR	
Contenido:	
Nombre	Mean time to repair
ID	MTTR
Descripción	Indica tiempo medio que se tarda en reparar la máquina
Alcance	Unidad de trabajo o un centro de trabajo
Fórmula	$MTTR = \frac{\sum_0^n tiempo\ de\ reparación_i}{Número\ de\ paradas\ de\ mantenimiento}$
Unidad de medida	horas
Rango	0 - ∞
Tendencia	Mejor cuanto más bajo
Contexto:	
Timing	Periódicamente: normalmente, una vez al día
Audiencia	Operadores y supervisores
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 15
Notas	-

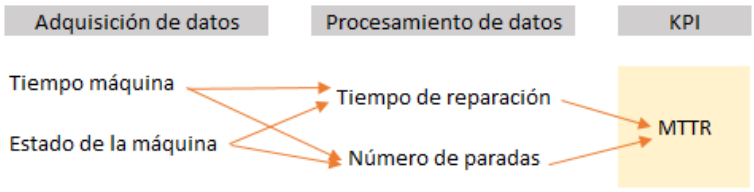


Figura 15. Diagrama de flujo para el cálculo del MTTR

Vida de la herramienta

Toda herramienta posee un tiempo de vida útil, que es proporcionado por los fabricantes y que corresponde con el número de horas de utilización que recomienda el fabricante para que la mecanización con esa herramienta sea efectiva. Por este motivo, resulta interesante ser conocedores de cuánto tiempo de esa vida útil ya ha consumido nuestra herramienta y cuánto le queda hasta que termine. Hasta el momento, resultaba complejo conocer con exactitud el tiempo que una herramienta estaba mecanizando realmente una pieza, no colocada en el husillo. Sin embargo, la monitorización a través de CPS ha permitido que se puedan realizar cálculos más exactos y definir KPIs como el siguiente (8):

$$Tiempo\ de\ vida\ de\ herramienta = \sum_0^n Tiempo\ i\ uso\ de\ herramienta \quad (8)$$

La vida de la herramienta queda descrita en la siguiente tabla (Tabla 7):

Tabla 7. Descripción vida de la herramienta

Vida de la herramienta	
Contenido:	
Nombre	Vida de la herramienta
ID	-
Descripción	Indica el tiempo que la herramienta ha sido empleada
Alcance	Unidad o centro de trabajo
Fórmula	$Tiempo\ de\ vida\ de\ herramienta = \sum_{0}^{n} Tiempo\ i\ uso\ de\ herramienta$
Unidad de medida	Horas
Rango	0 – Vida útil herramienta
Tendencia	-
Contexto:	
Timing	Tiempo real
Audiencia	Operadores y supervisores
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 16
Notas	n es el número de veces que se emplea la herramienta

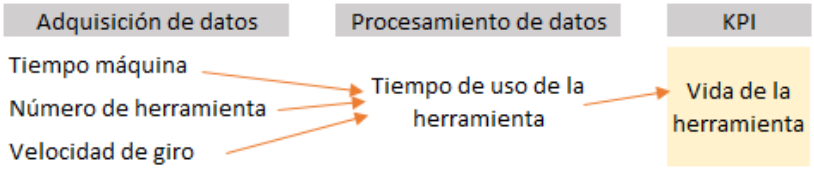


Figura 16. Diagrama de flujo para el cálculo de la vida de la herramienta

Frecuencia de fallo (FF)

Otra de las oportunidades que brinda la implementación de CPS es poder conocer las alarmas y fallos que se generan en una máquina y poder determinarlos y caracterizarlos, de tal manera que, en función del tiempo que dure la avería o el uso de otras variables, se puede establecer el tipo de fallo que ha ocurrido en la máquina cada vez que esta se ha averiado. Con estos datos se puede conocer la frecuencia con la que ocurren los distintos tipos de fallos en la máquina, cuáles son más frecuentes, y por tanto, cuáles se deben tener más controlados y aplicarles más mantenimiento preventivo, por ejemplo. El KPI desarrollado con este fin es la frecuencia de fallo (FF) y se ha definido como (9):

$$FF_n = n^{\underline{o}}\ de\ veces\ que\ se\ produce\ el\ fallo\ n \qquad (9)$$

La FF se describe como (Tabla 8):

Tabla 8. Descripción FF

FF	
Contenido:	
Nombre	Frecuencia de fallo
ID	FF
Descripción	Indica la frecuencia con la que se repite cada fallo
Alcance	Unidad o centro de trabajo
Fórmula	$FF_n = nº\ de\ veces\ que\ se\ produce\ el\ fallo\ n$
Unidad de medida	Nº de veces
Rango	0 – n
Tendencia	Cuanto menor, mejor
Contexto:	
Timing	Periódicamente: normalmente, una vez al día
Audiencia	Operadores y Supervisores
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 17
Notas	-

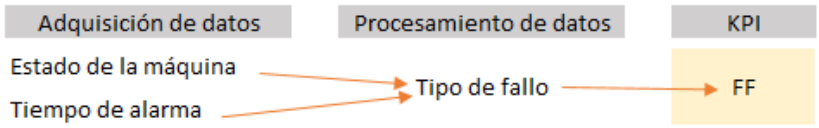


Figura 17. Diagrama de flujo para el cálculo del FF

3.2.2. KPIs económicos

A continuación se describen los KPIs relacionados con aspectos económicos que han sido caracterizados para su cálculo en CPS a lo largo del desarrollo de la tesis.

Coste de fabricación

El desarrollo de los bloques de costes de fabricación para un CPS se ha obtenido realizando una particularización del árbol de costes de fabricación definido en Lambán (2010). La Figura 18 muestra el desglose de costes detallado.

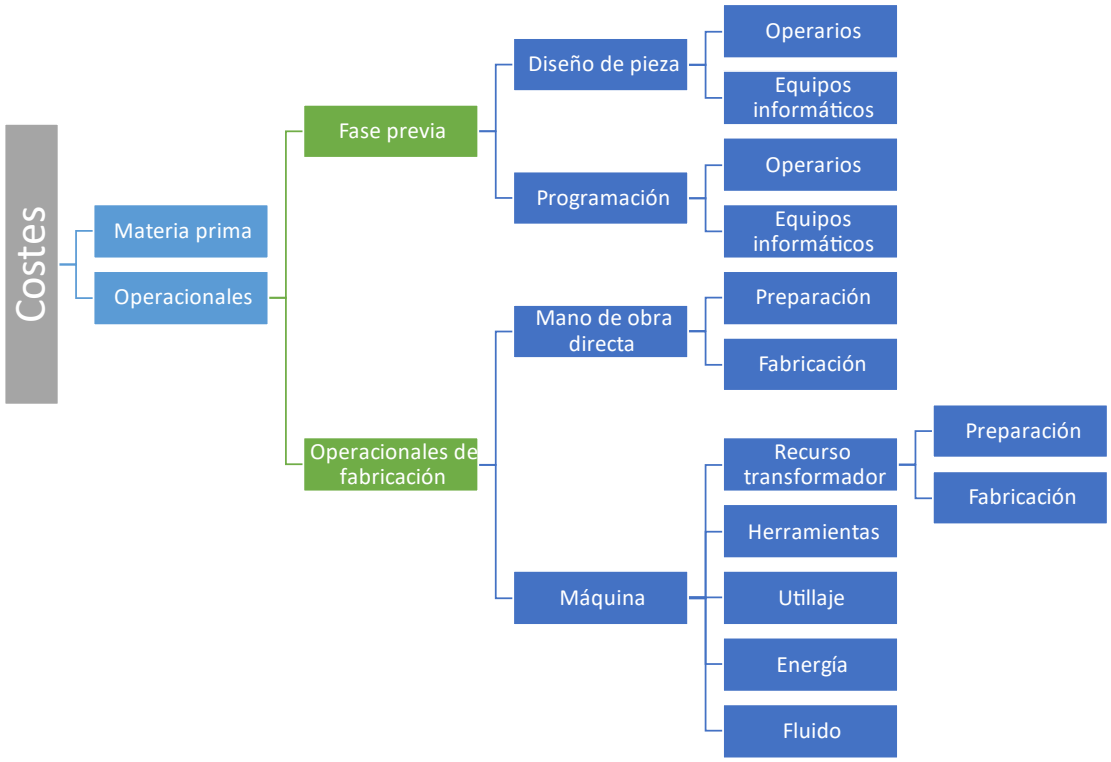


Figura 18. Desglose de costes de fabricación

Algunos de los costes que se tienen en cuenta en este cálculo, como por ejemplo, los bloques de la fase previa se calculan con datos que no pueden obtenerse del CPS y que por tanto deben solicitarse al usuario.

Existen dos bloques diferenciados de costes, el coste de materia prima (C_{mp}) y el de operacionales (C_{oper}), es decir, del proceso de fabricación. Por tanto el coste de fabricación será la suma de ambos bloques (10).

$$C_{fab} = C_{mp} + C_{oper}\ (€/pieza) \qquad (10)$$

El coste de materia prima se refiere al coste de adquisición de materiales y el de operacionales se presenta desglosado a continuación (11):

$$C_{oper} = C_{f\ prev} + C_{op\ fab}(€\ /\ pieza) \qquad (11)$$

El coste de la fase previa ($C_{f\ prev}$) se refiere a los costes que aparecen antes de comenzar la fabricación en sí misma y el coste de operacionales de fabricación ($C_{op\ fab}$) a los de fabricación de la pieza.

Los costes de preparación se desglosan en la siguiente ecuación (12):

$$C_{f\ prev} = C_{dis\ pza} + C_{prog}\ (€\ /\ pieza) \qquad (12)$$

El coste de diseño de pieza ($C_{dis\ pza}$) se refiere a la inversión de tiempo y recursos dedicada al diseño del modelo de pieza a fabricar. En este caso es necesario conocer el tiempo empleado en el diseño de la pieza, salario (C_{op}) y número de operarios ($nº_{op}$) y coste ($C_{eq\ inf}$) y número de equipos informáticos empleados($nº_{eq}$) (ver (13)).

$$C_{dis\ pza} = \frac{Tiempo\ de\ diseño\ (h)}{nº\ piezas} \times \left(Cop\left(\frac{€}{h}\right) \times nº\ op + \sum_{0}^{n} Ceq\ \text{inf} \times nº\ eq\ \left(\frac{€}{h}\right) \right) (€/pieza) \quad (13)$$

El coste de programación (C_{prog}) hace referencia al tiempo y recursos empleados en programar la máquina herramienta para fabricar la pieza. Se requieren los mismos parámetros que en el caso anterior, pero referidos a la programación en vez de al diseño (14).

$$C_{prog} = \frac{Tiempo\ de\ programación\ (h)}{nº\ piezas} \times \left(Cop\left(\frac{€}{h}\right) \times nº\ op + \sum_{0}^{n} Ceq\ \text{inf} \times nº\ eq\ \left(\frac{€}{h}\right) \right) (€/pieza) \quad (14)$$

En el caso de los costes operacionales de fabricación (15), estos se dividen en los costes de mano de obra directa (C_{mod}) y los costes máquina (C_{maq}):

$$C_{oper} = C_{mod} + C_{maq}\ (€/pieza) \quad (15)$$

El coste de mano de obra directa (16): es el coste que suponen los operarios que se encargan directamente de la fabricación. Este coste se divide en dos partes: la de preparación de la máquina, que requiere el salario del operario u operarios y el tiempo (T) de preparación, y la de fabricación directa, que resulta suficiente con conocer el salario y número de operarios, puesto que el tiempo de producción es conocido.

$$C_{mod} = C_{op}\left(\frac{€}{h}\right) \times nº\ op \times \frac{T\ preparación\ (h)}{nº\ piezas} + C_{op}\left(\frac{€}{h}\right) \times nº\ op \times T\ producción\ (h)\ (€/pieza) \quad (16)$$

El coste máquina es el que se obtiene como el coste del recurso transformador, es decir, la máquina empleada para la realización del proceso y el coste de los consumibles (17).

$$C_{maq} = C_{rec} + C_{cons} \quad (17)$$

El coste del recurso transformador, al igual que en el caso de la mano de obra, se divide en la parte de preparación y la de producción (18).

$$C_{rec} = \frac{C_{rec}}{Vida\ del\ recurso}\left(\frac{€}{h}\right) \times \left(\frac{T\ preparación\ (h)}{nº\ piezas} + Tproducción(h) \right) (€/pieza) \quad (18)$$

El coste de consumibles tiene en cuenta varios costes: el coste de las herramientas, el de utillajes el de fluidos y el de energía (19).

$$C_{cons} = C_{herramientas} + C_{utillajes} + C_{fluidos} + C_{energía} \quad (19)$$

Cada uno de estos costes se define a continuación (20)-(23). Siendo h el número de herramientas, T operación el tiempo de uso de cada herramienta h para una pieza, u el número de utillajes, I_u el índice de utilización del utillaje.

$$C_{herramientas} = \sum_{h=1}^{H} C_{herramienta_h} \times \frac{T\ operación\ h\ (h)}{Tvida\ de\ h\ (h)} (€/pieza) \quad (20)$$

$$C_{utillajes} = \sum_{u=1}^{U} C_{utillaje_u} \times I_u \ (€/pieza) \quad (21)$$

$$C_{fluidos} = C_{fluido}\left(\frac{€}{h}\right) \times T\ producción\ (h)\ (€/pieza) \quad (22)$$

$$C_{energía} = C_{kWh} \times Consumo\ (kW) \times T\ producción(h)\ (€/pieza) \quad (23)$$

La Tabla 9 describe el indicador de coste de fabricación.

Tabla 9. Descripción cálculo del coste de fabricación

Coste fabricación	
Contenido:	
Nombre	Coste fabricación
ID	C_{fab}
Descripción	indica el coste de fabricación de una pieza
Alcance	Una unidad de producto, un producto
Fórmula	*
Unidad de medida	€/pieza
Rango	0 - ∞
Tendencia	Mejor cuanto menor
Contexto:	
Timing	Tiempo real
Audiencia	Supervisores y manager
Metodología de producción	Discreta, continua y lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 19
Notas	*Ver ecuaciones (10)-(23)

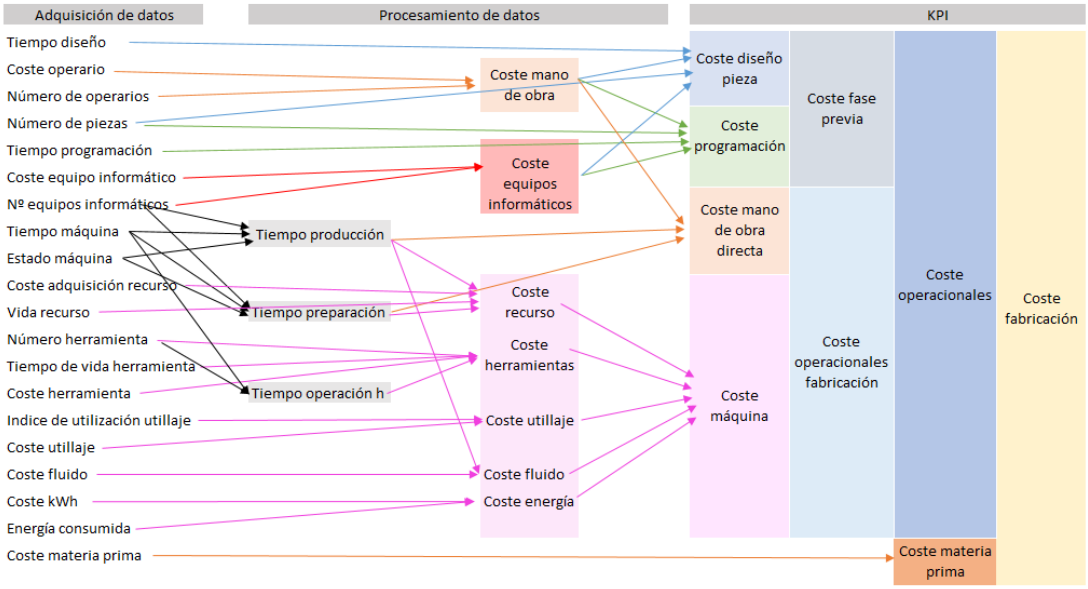


Figura 19. Diagrama de flujo para el cálculo de coste de fabricación

Coste mantenimiento

El coste del mantenimiento es el resultado económico de la gestión completa del mantenimiento que se hace, en este caso, sobre una máquina. Según AFNOR el coste de mantenimiento (C_m) puede descomponerse en cuatro (24) (Galar et al., 2014):

- Coste de intervención (C_i)
- Coste de fallos (C_{fallo})
- Coste de almacenamiento (C_a)
- Coste de sobreinversión (C_{si})

$$C_m = C_i + C_f + C_a + C_{si}\ (€) \qquad (24)$$

El coste de mantenimiento puede desglosarse en los siguientes bloques de costes (ver Figura 20).

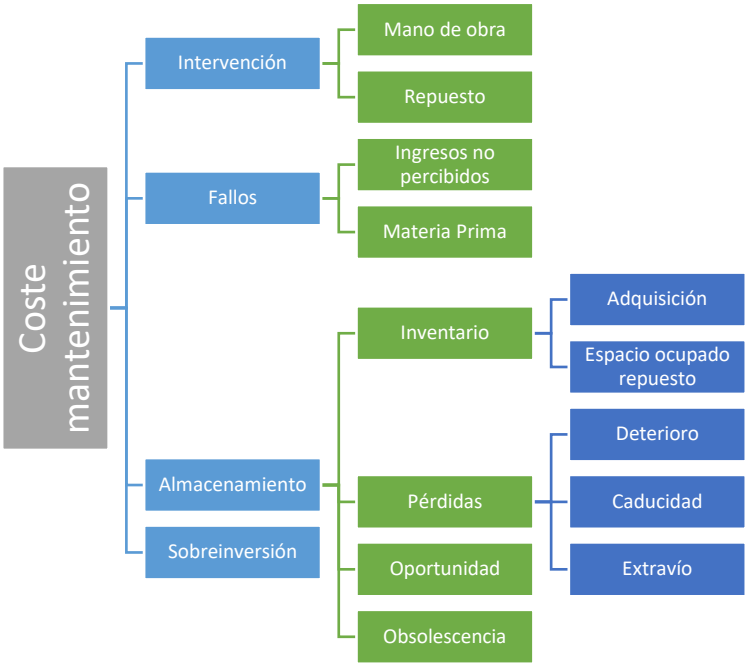


Figura 20. Diagrama de bloques del coste de mantenimiento

El coste de intervención es el coste de los gastos relacionados con el mantenimiento preventivo y correctivo. No están incluidos los costes de inversión ni los relacionados directamente con la producción y se define como la suma del coste de mano de obra (C_{mod}) más el coste de repuestos (C_{rep}) (25):

$$C_i = C_{mod}(€/h) * T\ intervención + C_{rep}\ (€) \quad (25)$$

El coste de fallo (C_{fallo}) (ver (26)) se calcula como el coste de ingresos no percibidos (C_{inp}), es decir, los beneficios que no se han obtenido por tener la máquina en mantenimiento en lugar de estar fabricando piezas, sin tener en cuenta el coste de materia prima (C_{mp}), puesto que ese material no se ha empleado (27).

$$C_{fallo} = C_{inp} - C_{mp}\ (€) \quad (26)$$

$$C_{inp} = \frac{T\ operación\ mantenimiento}{T\ fabricación\ pieza} \times C_{fabricación\ pieza}(€) \quad (27)$$

El coste de almacenamiento (C_a) hace referencia al coste que supone el almacenamiento de recambios para realizar mantenimiento en la máquina y se descomponen en:

- Coste de inventario (C_{inv}) que hace referencia al coste asociado a la adquisición del repuesto, el espacio ocupado por el repuesto ($C_{esp\text{-}rep}$) y el número de días que está almacenado ($N_{d\text{-}alm}$) (28).

$$C_{inv} = C_{adquisición\ repuesto} + \frac{C_{esp-rep}}{365} \times N_{d-alm}\ (€) \quad (28)$$

Siendo el coste del espacio ocupado por el repuesto, bien el coste de adquisición de la nave amortizado, o el coste del alquiler de la nave (C_{nave}) durante un año ponderado para el volumen que ocupa el repuesto frente al volumen de la nave (29).

$$C_{esp-rep} = C_{nave} \times \frac{V_{repuesto}}{V_{nave}} (€) \quad (29)$$

- Coste de pérdidas (C_{perd}) tiene en cuenta el coste del deterioro, caducidad o extravío que puede sufrir el recambio durante el tiempo que permanezca almacenado y que se considera igual al coste de adquisición del repuesto (30).

$$C_{perd} = C_{deterioro} + C_{caducidad} + C_{extravío} (€) \quad (30)$$

- Coste de oportunidad (C_{oport}). En este ámbito, no hay un método único establecido para valorar el coste de oportunidad de una empresa. En este caso, se considera el coste de oportunidad como el perjuicio que supone tener el capital invertido en stock en lugar de tenerlo en otras actividades que podrían generar ingresos. Por tanto, la expresión empleada para calcular el coste de oportunidad (31) tiene en cuenta el coste de inventario y lo multiplica por la tasa de interés más alta que se esté aplicando a los préstamos de la empresa (T), considerando que la empresa podría aplicar la desinversión en stock a la cancelación de los préstamos más caros.

$$C_{oport} = C_{inv} \times T(\%) \quad (31)$$

- Coste de obsolescencia (C_{obs}), cuando un repuesto queda desfasado puede deberse a varias causas:
  - Obsolescencia tecnológica: nuevos repuestos con prestaciones tecnológicas mejores.
  - Obsolescencia por variaciones de demanda: variación de la demanda de un producto
  - Otras causas: otro tipo de obsolescencia

  En todos los casos el coste de obsolescencia se considerará como el coste de adquisición de los repuestos (n) que ya no van a ser empleados (32):

$$C_{obs} = \sum_{0}^{N} C_{adquisición\ del\ repuesto\ n} \quad (32)$$

Por último, el coste de sobreinversión se considera como la diferencia de precio entre adquirir una máquina de un importe superior y una segunda opción más económica y se calcula como (33):

$$C_{si} = \frac{Pmaq\ comprada - Pmaq\ 2ª\ opción}{Vida\ útil\ de\ la\ máquina} \times N_{d-alm} (€) \quad (33)$$

A continuación, se describe el indicador para calcular el coste de mantenimiento (Tabla 10):

Tabla 10. Descripción cálculo de coste de mantenimiento

Coste mantenimiento	
Contenido:	
Nombre	Coste de mantenimiento
ID	$C_{mantenimiento}$
Descripción	Indica el coste que supone cada intervención de mantenimiento que se lleva a cabo en una máquina
Alcance	Unidad o centro de trabajo
Fórmula	*
Unidad de medida	€
Rango	0 - ∞
Tendencia	Cuanto menor, mejor
Contexto:	
Timing	Periódicamente, cada vez que se produce una nueva avería
Audiencia	Supervisores y managers
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 21
Notas	*ver ecuaciones (24) - (33)

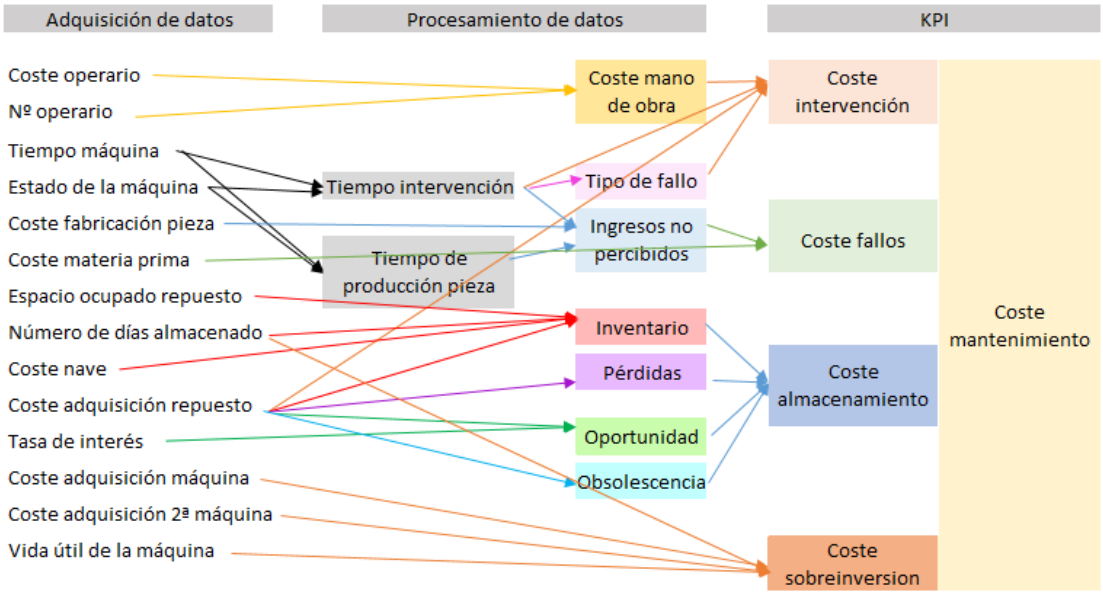


Figura 21. Diagrama de flujo del coste de mantenimiento

CLI (Cost Loss Indicator)

Como se ha visto en el apartado 2.4, el OEE es uno de los KPIs más empleados pero tiene algunas carencias, como la falta de implicación de costes o factores medioambientales. Estas carencias nos llevan a debatir si el OEE puede ser un indicador decisivo en la toma de decisiones de una empresa, o si, por el contrario, atiende solo a una de las partes de interés de esta (la producción) y deja de lado otros. Por este motivo, en esta tesis se lleva a cabo el desarrollo de un nuevo KPI (CLI) capaz de valorar las pérdidas en coste y que puede añadir información económica al cálculo

del OEE. Al tratarse de un nuevo KPI desarrollado en el marco de esta tesis se ha registrado como secreto industrial.

El CLI está basado en la idea que se propone en Wudhikarn et al. (2010), sin embargo, su propuesta trabaja con el número de piezas fabricadas, suponiendo que todas las fabricaciones son iguales y que necesitan el mismo tiempo para ser fabricadas. Sin embargo, los tiempos unitarios de fabricación pueden variar en función de las características de la geometría y los materiales, entre otros. Por ello, su propuesta no permite contemplar la variabilidad temporal entre la fabricación de diferentes piezas a la hora de calcular las pérdidas contempladas por Nakajima, y entre diferentes referencias. En este caso, el CLI propone el cálculo con unidades de tiempo, siendo capaz de proporcionar un cálculo mucho más exacto.

El cálculo del CLI mantiene diferenciadas las tres partes del OEE (disponibilidad, rendimiento y calidad), asociando cada una de ellas con los costes que supone la pérdida de tiempo de cada una de ellas, de manera que el CLI (34) es igual a:

$$CLI = PD + PR + PQ \tag{34}$$

siendo PD, las pérdidas asociadas a disponibilidad, PR las asociadas a rendimiento y PQ con calidad.

Las tres pérdidas poseen:

- Una componente relacionada con el coste de oportunidad, es decir, el beneficio que se podría haber obtenido si se hubiesen fabricado piezas en los tiempos perdidos en disponibilidad, rendimiento y calidad.
- Una componente relacionada con los costes asociados a la fabricación de las piezas: costes de mano de obra, coste máquina y costes de mantenimiento e instalaciones.

Además, en el caso de la calidad, que se distingue entre rechazos y retrabajos, se añadirá el coste de material y el coste de retrabajo, respectivamente.

La Tabla 11 muestra la relación de cada coste con disponibilidad, rendimiento y calidad. Para la elaboración de esta tabla se han tenido en cuenta las 6 grandes pérdidas asociadas con el OEE, relacionando cada pérdida de tiempo con el coste al que afectaría.

Tabla 11. Relación de costes con parámetros del OEE



El coste de pérdidas asociadas a la disponibilidad se descompone en pérdidas de oportunidad por disponibilidad (PO_D) (35) y de coste (PC_D) (36).

$$PO_D = PNP\ [s] \times \sum_{i=0}^{n} \left(\frac{1}{Tiempo\ de\ pieza\ i} \left[{}^{uds}/_{s} \right] \times f_i \times Beneficio\ i \left[{}^{€}/_{ud} \right] \right) \quad (35)$$

$$PC_D = \sum_{i=0}^{n} (PNP\ [h] \times f_i \times Coste\ disponibilidad\ i\ [€/h]) \quad (36)$$

siendo:

- i cada una de las referencias fabricadas en la máquina durante el período de tiempo establecido para calcular el OEE
- PNP las Paradas no planificadas
- el beneficio de i la diferencia entre su precio de venta y el coste de su fabricación
- el tiempo disponible igual al tiempo total menos las paradas planificadas
- coste disponibilidad de i, la suma de costes según la Tabla 11 de cada referencia i

y definiendo f_i (37) como el factor de peso de cada referencia, que nos permite repartir proporcionalmente los tiempos de parada entre el tiempo que se ha estado fabricando cada referencia:

$$f_i = \sum_{i=0}^{n} \frac{t\ total\ de\ i}{t\ total} \quad (37)$$

De modo que las pérdidas por disponibilidad (PD) quedan definidas como (38):

$$PD = PO_D + PC_D \quad (38)$$

Al igual que en el caso de las pérdidas por disponibilidad, el coste de pérdidas por rendimiento se subdivide en pérdidas de oportunidad por rendimiento (PO_R) (39) y de coste (PC_R) (40).

$$PO_R = \sum_{i=0}^{n} \left[\frac{(T\ prod\ teórico - T\ prod\ real) \times f_i}{Tiempo\ de\ pieza\ i} [uds] \times Beneficio\ i \left[{}^{€}/_{ud} \right] \right] \quad (39)$$

$$PC_R = \sum_{i=0}^{n} (T\ prod\ teórico - T\ prod\ real \times f_i \times Coste\ rendimiento\ i\ [€/h]) \quad (40)$$

siendo:

- i cada una de las referencias fabricadas en la máquina durante el período de tiempo establecido para calcular el OEE
- PNP las Paradas no planificadas
- el beneficio de i la diferencia entre su precio de venta y el coste de su fabricación
- el tiempo disponible igual al tiempo total menos las paradas planificadas
- coste rendimiento de i, la suma de costes según la Tabla 11 de cada referencia i

y definiendo f_i (37) como en el apartado anterior.

De este modo las pérdidas por rendimiento (PR) (41) quedan definidas como:

$$PR = PO_R + PC_R \quad (41)$$

El caso de calidad varía de los parámetros anteriores, puesto que, hay que tener en cuenta que puede haber dos tipos de fallo en calidad: que se rechace una pieza, lo que supone una pérdida de material, o bien, puede que la pieza tenga un defecto que se pueda corregir llevando a cabo algún proceso extra, lo que implica un coste de retrabajo.

En el caso del rechazo, estas pérdidas se descomponen en pérdidas de oportunidad (PO_{Q_rej}) (42), pérdidas de material (PM_{c_rej}) (43) y pérdidas relacionadas con los costes (PC_{Q_rej}) (44).

$$PO_{Q_rej} = \sum_{i=0}^{n} \left[nº\ rechazos\ i[uds] \times Beneficio\ i \left[{}^{€}/_{ud} \right] \right] \quad (42)$$

$$PM_{Q_rej} = \sum_{i=0}^{n} \left[nº\ rechazos\ i[uds] \times Coste\ material\ i \left[{}^{€}/_{ud} \right] \right] \quad (43)$$

$$PC_{Q_rej} = \sum_{i=0}^{n} \left(nº\ rechazos\ i[uds] \times T\ pieza\ i \left[\frac{h}{uds} \right] \times Coste\ calidad\ i\ [€/h] \right) \quad (44)$$

En el caso del retrabajo, las pérdidas se descomponen en las pérdidas relacionadas con los costes en calidad (PQ_{C_rew}) (45), y el coste de realizar el retrabajo (C_{rew}) (46).

$$PC_{Q_rew} = \sum_{i=0}^{n} \left(nº\ reworks\ i[uds] \times T\ pieza\ i \left[\frac{h}{uds} \right] \times Coste\ calidad\ i\ [€/h] \right) \quad (45)$$

$$C_{rew} = \sum_{i=0}^{n} \left[nº\ reworks\ i[uds] \times Coste\ rework\ i\ \left[{}^{€}/_{ud} \right] \right] \quad (46)$$

El resultado total de las PQ es la suma de las ecuaciones (34) - (46). A continuación, se presenta la descripción del KPI CLI (ver Tabla 12).

Tabla 12. Descripción CLI

CLI	
Contenido:	
Nombre	Cost Loss Indicator
ID	CLI
Descripción	Indica las pérdidas de coste existentes en relación con las grandes pérdidas del OEE.
Alcance	Unidad o centro de trabajo
Fórmula	*
Unidad de medida	€
Rango	0 -∞
Tendencia	Mejor cuanto menor
Contexto:	
Timing	En tiempo real
Audiencia	Supervisores y managers
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 22
Notas	* Ver ecuaciones (34)-(46)

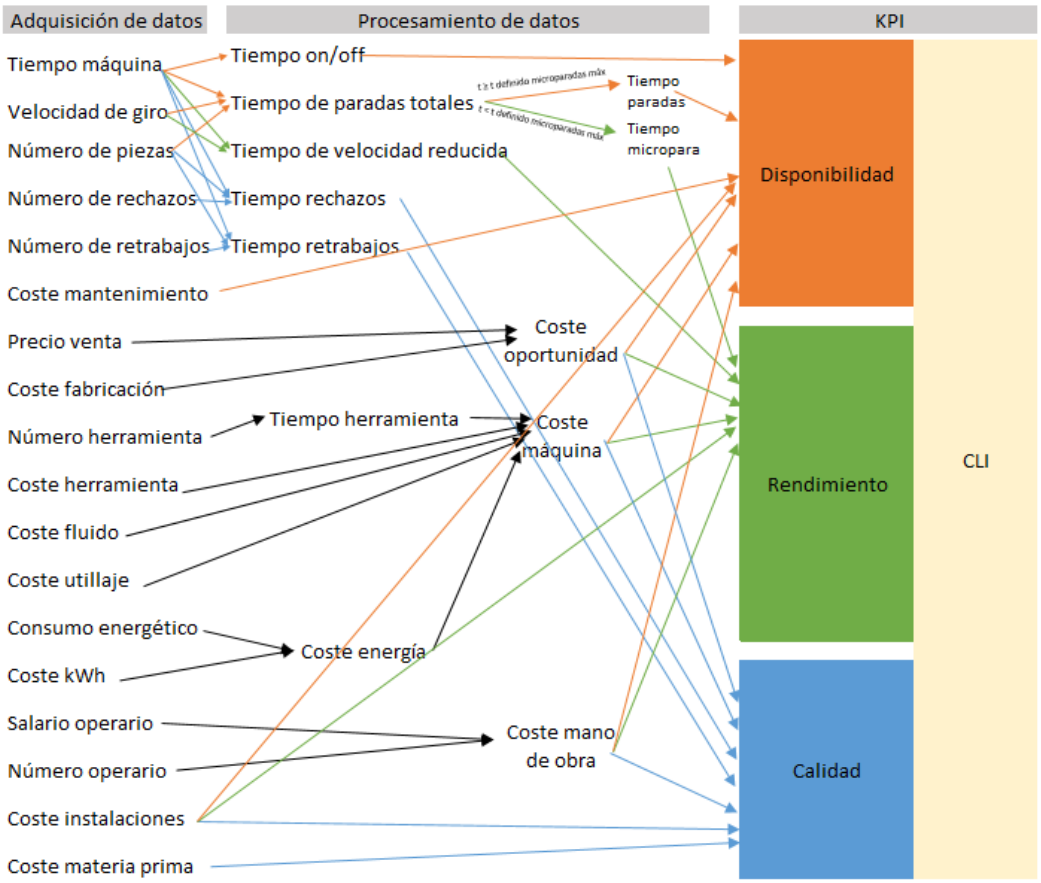


Figura 22. Diagrama de bloques para cálculo CLI

3.2.3. KPIs de sostenibilidad

En este último apartado se describen los KPIs propuestos en el ámbito sostenible.

Huella de carbono

La huella de carbono se define como la cantidad total de gases de efecto invernadero (GEI) producidos por una organización o producto en unidades de CO_2 equivalente (Wang & Hui, 2020). En el caso de definición de huella de carbono para un CPS, se propone seguir la ISO 14067 (ISO, 2018) en la que se indica el cálculo de la huella de carbono de un producto parcial y que se define como "la suma de emisiones de GEI de uno o más procesos seleccionados de un sistema productivo, expresadas como equivalentes de CO_2 y basadas en las etapas o procesos seleccionados dentro del ciclo de vida". Según indica la norma, el cálculo de la huella de carbono debe tener definido:

- Objetivo: el objetivo del cálculo de la huella parcial es conocer la huella de carbono parcial asociada a la actividad que se lleva a cabo por el sistema de estudio y que puede ser parte del proceso productivo de un producto.
- Alcance: el sistema de estudio es un CPS, cuya unidad declarada es la huella de carbono calculada diariamente y el flujo de referencia es la energía que consume el CPS durante ese día. Como límites del sistema se considerará solo el cálculo de la huella relacionado con el consumo energético del CPS. Respecto a la información y su calidad, los datos que se requieren para este cálculo provienen del analizador de red que se implementa en el CPS durante el proceso de implementación de 5 niveles descrito en 3.1 que recoge datos cada segundo y por tanto, permite realizar el cálculo en tiempo real.

Una vez definido el objetivo y alcance del producto, la ecuación empleada para el cálculo de la huella de carbono (HC) es (47):

$$HC = consumo\ energético\ (kWh)\ \times mix\ eléctrico\ \left(\frac{kg\ CO_{2\ eq}}{kWh}\right) \qquad (47)$$

El mix eléctrico indica las emisiones de $CO_{2\ eq}$ asociadas a la generación de la electricidad que se consume. Así, el mix eléctrico sirve como un indicador de las fuentes energéticas que utilizamos para producir la electricidad. Cuanto menor, mayor es la contribución de fuentes energéticas bajas en carbono (*Factor de Emisión de La Energía Eléctrica: El Mix Eléctrico. Cambio Climático*, 2022).

A continuación, se describe el cálculo de la huella de carbono (Tabla 13).

Tabla 13. Descripción huella de carbono

Huella de Carbono	
Contenido:	
Nombre	Huella de carbono
ID	HC
Descripción	Indica las emisiones de GEI asociadas con el uso de un CPS
Alcance	Orden de producción, producto o proceso de fabricación
Fórmula	HC=consumo energético (kWh) × mix eléctrico (kg $CO_{2\ eq}$/kWh)
Unidad de medida	kg $CO_{2\ eq}$
Rango	0 - ∞
Tendencia	Mejor cuanto menor
Contexto:	
Timing	En tiempo real
Audiencia	Supervisores y managers
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 23
Notas	-

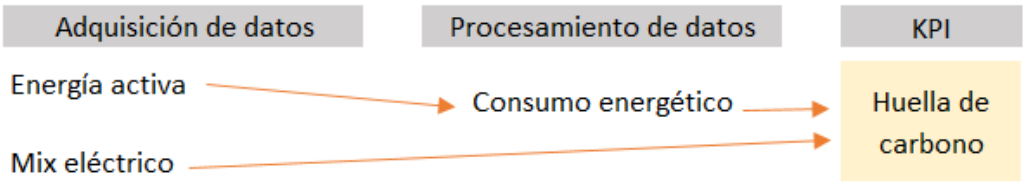


Figura 23. Diagrama de flujo para el cálculo de huella de carbono

EEOI (Energy Efficiency Operational Indicator)

Este KPI se emplea principalmente en transporte marítimo para mejorar la eficiencia energética de un buque durante un viaje. El EEOI determina el ratio de la masa de CO2 emitida por una unidad de trabajo de transporte especificada (Prill & Igielski, 2018). El concepto en el que se basa el EEOI empleado en transporte marítimo sugiere que, en términos generales, el EEOI es un indicador del CO2 emitido por unidad de trabajo (48). Este concepto genérico es el que se ha

empleado para que pueda aplicarse a la actividad realizada por un CPS y que puede evaluar las emisiones que genera el CPS individualmente en cada una de sus acciones.

$$EEOI = \frac{Emisiones\ de\ CO_{2\ eq}}{Unidad\ de\ trabajo}\left(\frac{kg\ CO_{2\ eq}}{ud\ trabajo}\right) \quad (48)$$

A continuación, se describe el EEOI (Tabla 14).

Tabla 14. Descripción EEOI

Energy Efficiency Operational Indicator	
Contenido:	
Nombre	Energy Efficiency Operational Indicator
ID	EEOI
Descripción	Indica las emisiones de CO_2 por unidad de trabajo
Alcance	Una orden de producción o un producto
Fórmula	EEOI = Emisiones $CO_{2\ eq}$ / unidad de trabajo
Unidad de medida	Kg $CO_{2\ eq}$ / ud trabajo
Rango	0 - ∞
Tendencia	Mejor cuanto menor
Contexto:	
Timing	Periódicamente, cada vez que termina la unidad de trabajo que se haya definido
Audiencia	Supervisores y managers
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 24
Notas	Debe definirse previamente que se considera una unidad de trabajo

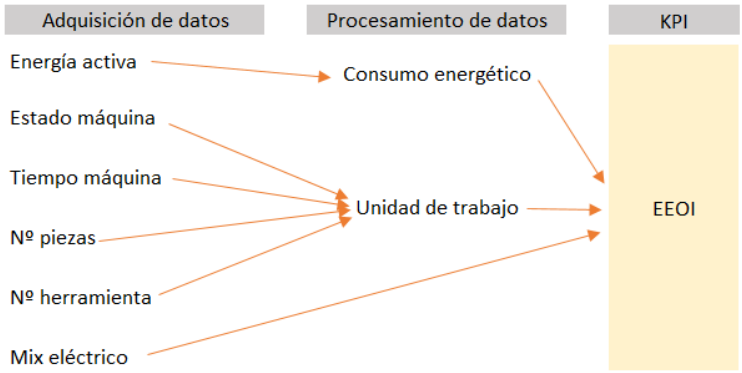


Figura 24. Diagrama de flujo para el cálculo del EEOI

ECL (Energy consumption losses)

El ECL es el tercer KPI que se presenta como innovador en esta tesis y que cuantifica el consumo energético asociado a las 6 grandes pérdidas de Nakajima. Al igual que en los casos anteriores, este KPI se ha registrado como secreto industrial.

Este indicador se calcula como (49):

$$ECL = EC_D + EC_R + EC_Q \quad (49)$$

Siendo EC_D el consumo energético asociado a la falta de disponibilidad (50), EC_R el asociado con rendimiento (53) y EC_Q con calidad (56), los cuales se calculan de la siguiente forma:

$$EC_A = BEC + SUEC \quad (50)$$

Definiendo BEC como el consumo energético por averías (51) y SUEC como el asociado a tiempos de espera (52), éstos se calculan de la siguiente forma:

$$BEC = \sum_{i=0}^{n} (EC\ on/off_n + EC\ repairs_n + EC\ adjustements_n) \quad (51)$$

Siendo n el número de averías, EC on/off el consumo energético de encendido y apagado de la máquina durante la avería, EC repairs, la energía empleada durante la reparación y EC adjustements la empleada durante el ajuste.

$$SUEC = \sum_{i=0}^{n} EC\ set\ up_n \quad (52)$$

Con n el número de esperas que ocurren durante el periodo de tiempo establecido y EC set up, el consumo energético de la máquina durante ese período de espera.

Para el caso del rendimiento:

$$EC_P = SSEC + RSEC \quad (53)$$

Asignando el consumo por microparadas a SSEC (54) y el de velocidades reducidas a RSEC (55), siendo calculados como sigue:

$$SSEC = \sum_{i=0}^{n} EC\ small\ stoppages_n \quad (54)$$

Es decir, el sumatorio de todos los consumos asociados a microparadas, siendo n el número de ellas que se producen durante el período de tiempo establecido.

$$RSEC = \sum_{i=0}^{n} EC\ reduced\ speed_n \quad (55)$$

Como ocurre en el caso anterior, será la suma de todos los consumos energéticos en exceso que se produzcan por trabajar a una velocidad menor de la establecida.

Por último, para las pérdidas asociadas a calidad:

$$EC_Q = RwEC + RjEC \quad (56)$$

Siendo respectivamente, los consumos asociados a las piezas que debe retrabajarse por tener algún defecto (57) y los asociados a las que deben ser directamente desechadas (58), y que se calculan como sigue:

$$RwEC = EC\ one\ piece\ manufactured\ x\ nº\ reworks \quad (57)$$

$$RjEC = EC\ one\ piece\ manufactured\ x\ nº\ rejects \quad (58)$$

Es decir, el consumo energético asociado a la fabricación de una pieza por el número de rechazos o reworks llevados a cabo.

Finalmente se multiplica el ECL por las emisiones de gases de efecto invernadero asociadas al consumo energético (mix) para obtener el ECL en kg de $CO_{2\ equivalente}$ (59).

$$ECL\ (kg\ CO_{2\ eq}) = ECL\ (kWh)\ x\ Emisión\ GEI_{c\ energ}(kg\ CO_{2\ eq}/kWh) \quad (59)$$

La Tabla 15 describe el indicador ECL.

Tabla 15. Descripción ECL

Energy Consumption Losses	
Contenido:	
Nombre	Energy Consumption Losses
ID	ECL
Descripción	Identifica las 6 grandes pérdidas en términos energéticos
Alcance	Unidad o centro de trabajo
Fórmula	*
Unidad de medida	kg $CO_{2\ eq}$
Rango	0 - ∞
Tendencia	Mejor cuanto menor
Contexto:	
Timing	Tiempo real
Audiencia	Supervisores y managers
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 25
Notas	* Ver ecuaciones (49)-(59)

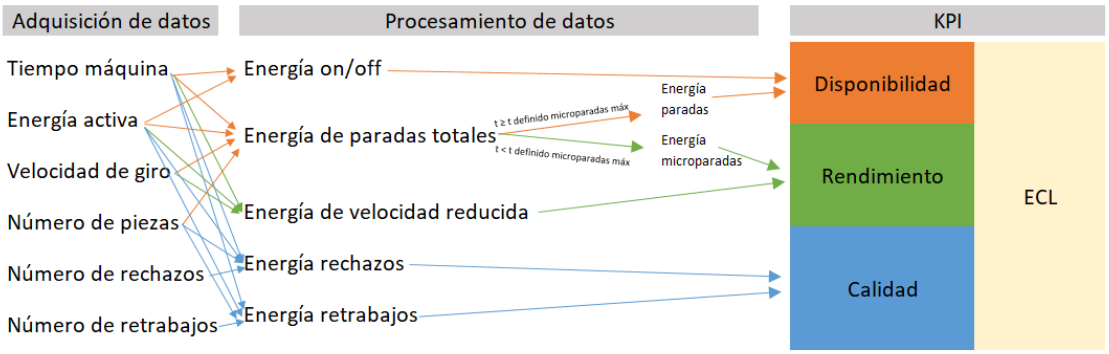


Figura 25. Diagrama de flujo para el cálculo del ECL

LCC (Life cycle cost)

La metodología del cálculo del LCC está basada en la norma UNE 60300-3-3 (UNE, 2017) atendiendo principalmente a la perspectiva del usuario de la misma. La norma define una estructura de desglose de costes (CBS, Cost Breakdown Structure) que implica el desglose del LCC en las etapas del ciclo de vida subdivididas en actividades y las categorías de costes.

Las etapas del ciclo de vida pueden verse en la Figura 26 y son:

- Estudio preliminar: esta etapa comprende los costes previos a la adquisición del sistema e incluyen el coste del estudio de viabilidad y el coste de la selección del proveedor.

- Instalación: en esta etapa se contemplan todos los costes de adquisición e instalación. El coste de la infraestructura está relacionado con la adaptación del diseño para la colocación del sistema, el coste de adquisición (aunque también podía ser un alquiler o un leasing), el coste del software, el coste de las herramientas y de las pruebas, y también el coste de los repuestos iniciales, mientras que no se consideran los costes recurrentes, por ejemplo, el coste de la revisión de calidad.

- Uso: en esta etapa se consideran los costes de fabricación, como el personal, incluida su formación, los costes de energía, materiales y consumibles, y el coste de mantenimiento.

- Retirada: incluye los costes de retirada, por ejemplo, el desmontaje y la preparación para el transporte. Hay que tener en cuenta que esta etapa podría generar beneficios por el reciclaje, la venta o la reutilización.

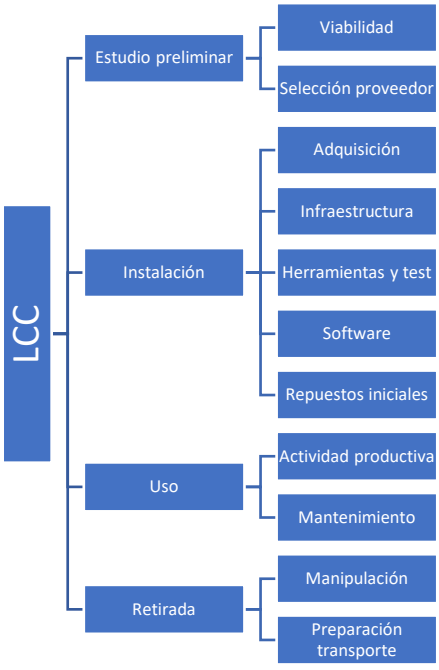


Figura 26. Diagrama de bloques para cálculo LCC

Al mismo tiempo, la norma define varias categorías de costes que se emplean para el cálculo del LCC:

- Coste del personal, incluyendo la formación
- Coste de materia prima
- Coste de energía

- Coste de las herramientas
- Coste del recurso
- Coste de los consumibles
- Coste de software

Finalmente, el CBS del LCC queda definido de la siguiente forma (ver Figura 27).

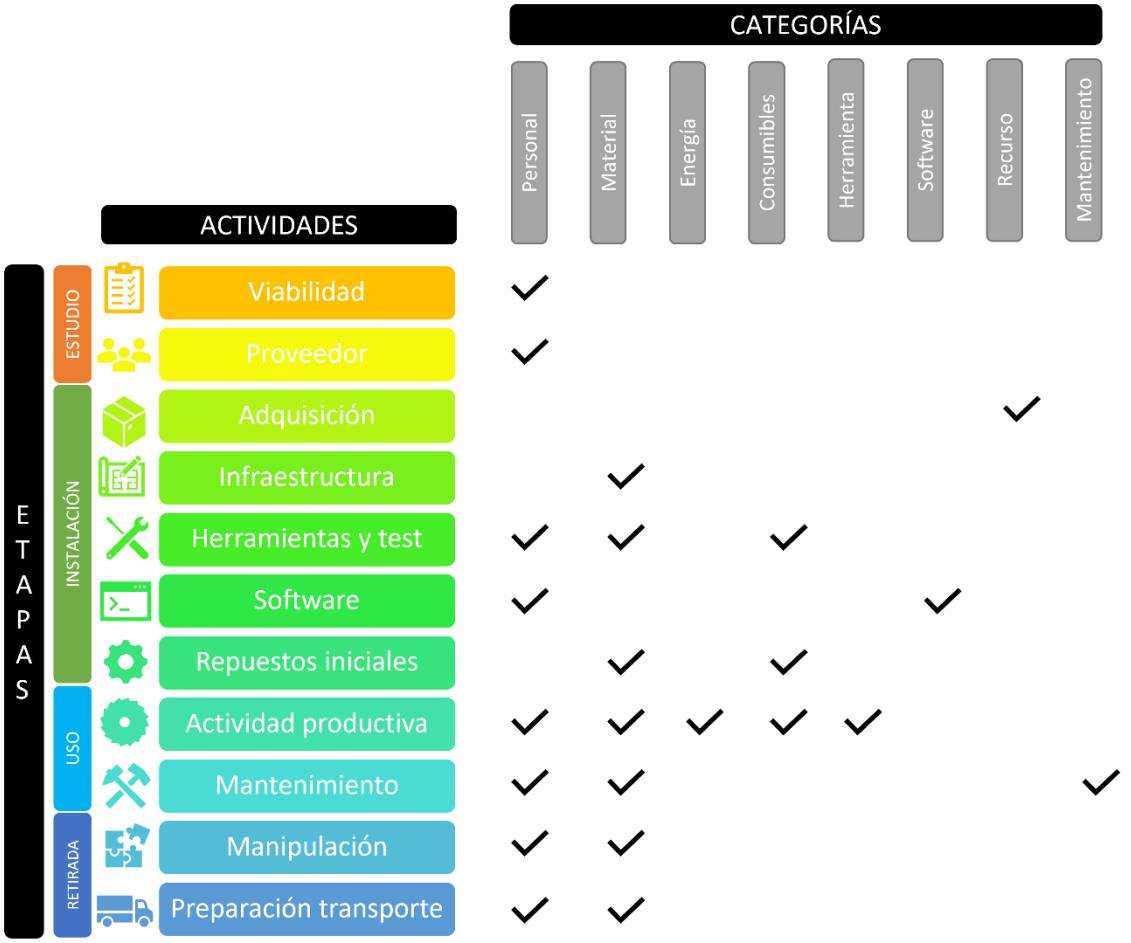


Figura 27. CBS del LCC

A continuación se lleva a cabo la definición de las ecuaciones propuestas para el cálculo de cada una de las etapas del LCC.

En la primera fase, el coste del estudio previo (C_{EP}), se analizan los costes previos a la adquisición de la máquina, es decir, el coste del estudio de viabilidad (C_{EV}) y el de selección de proveedor (C_{SP}) (ver ecuación (60)).

$$C_{EP} = C_{EV} + C_{SP} \quad (60)$$

El estudio de viabilidad se corresponde con la comprobación de si la inversión en el sistema va a ser rentable. Si la empresa ya tuviese implementado un método de análisis LCC podría emplearse para realizar una comparativa más detallada entre máquinas en lugar de escoger solo por el precio de adquisición y sus características. En esta actividad el coste está directamente

relacionado con el coste del personal implicado en el estudio (C_{mod}) y el tiempo que invierte en ello (t_{EV}) (61)

$$C_{EV} = C_{mod} * t_{EV} \quad (61)$$

Tras decidir que la adquisición es viable, se lleva a cabo la selección del proveedor cuyo coste también está directamente relacionado con el coste del personal (C_{mod}) y el tiempo invertido en esta tarea (t_{SP}) (62)

$$C_{SP} = C_{mod} * t_{SP} \quad (62)$$

La segunda etapa hace referencia a los costes de instalación (C_I) que se componen de los costes de adquisición (C_{Adq}), implantación (C_{Im}), test iniciales (C_{Test}) y repuestos iniciales (C_{RI}) (63) .

$$C_I = C_{Adq} + C_{Im} + C_{Test} + C_{RI} \quad (63)$$

Siendo:

- El C_{Adq} el coste de compra de la máquina, o bien, en el caso de que sea de alquiler el coste del alquiler por el número de periodos que se vaya a emplear el sistema.
- El C_{Im}, el coste de implementar el sistema en el proceso para el que vaya a utilizarse, tanto en lo que se refiere a la adecuación y adaptación del espacio físico para la ubicación del sistema (coste infraestructura C_{Inf} (64)), como a la instalación del software necesario para el buen funcionamiento del sistema (C_{Soft}, (65)).

  $$C_{Inf} = C_{mod} * t_{Inf} + C_{mat} \quad (64)$$

  Siendo t_{Inf} el tiempo invertido en modificar la infraestructura y C_{mat} el coste de los materiales implicados en la modificación.

  $$C_{Soft} = C_{AdqSoft} + C_{mod} * t_{Soft} \quad (65)$$

  Siendo $C_{AdqSoft}$ el coste de adquisición del software y t_{Soft} el tiempo que emplea el personal en su instalación.
- El C_{Test} tiene en cuenta los recursos necesarios para realizar las pruebas de funcionamiento y validación (66).

  $$C_{Test} = (C_{mod} * t_{Test}) + \Sigma(C_{Cons} * t_{Test}) + C_{mp} * n \quad (66)$$

  Siendo t_{Test} el tiempo empleado en realizar la prueba, C_{Cons} los consumibles empleados durante la misma (herramientas, utillajes, fluidos y energía), C_{mp} el coste de la materia prima empleada y n la cantidad de unidades realizadas durante la prueba.

- Por último, el C_{RI} (67) considera los útiles necesarios y los repuestos mínimos que son necesarios para poner en funcionamiento la máquina sin que pueda generarse un paro en el sistema.

  $$C_{AdqRI} = \Sigma(C_{Cons} * t_{RI}) + C_{MRI} * t \quad (67)$$

Donde, t_{RI} es el tiempo que se considera que deben estar cubiertos los repuestos inicialmente y C_{MRI} el coste de los materiales de repuesto.

La tercera fase es la de operación y mantenimiento del sistema. En muchas ocasiones estos costes no están bien definidos en las organizaciones, o se basan en datos históricos de poca exactitud, por lo que resulta complejo añadirlos a la hora de realizar el cálculo del LCC. En el caso del LCC aquí definido se parte con la ventaja de que tanto el coste de producción como el de mantenimiento se han definido con anterioridad en el apartado 3.2.2. Por tanto, una vez realizados esos cálculos resulta sencillo agregarlos en esta tercera fase siguiendo las ecuaciones para el coste de producción y para el coste de mantenimiento (ver apartado 3.2.2).

Por último, la cuarta fase se refiere al final de la vida útil del sistema. Según la última revisión del Real Decreto de Aparatos Eléctricos y Electrónicos, RAEE, este tipo de máquinas están obligadas a gestionar adecuadamente sus componentes eléctricos y electrónicos al final de su vida útil. Por lo tanto, se debe prestar especial atención a esos componentes.

La opción más empleada en la retirada de los sistemas es subcontratar la gestión del residuo. Lo primero de todo es eliminar los fluidos del sistema (taladrina y aceites) en caso de que los tenga. Estos fluidos pueden tener dos salidas, la primera, ser reciclados directamente teniendo un pequeño coste (despreciable en comparación con los demás que estamos evaluando), y la segunda, consistiría en reciclarlos dentro de la propia empresa y reutilizarlos en otros sistemas. Además, habrá que realizar la desconexión eléctrica del sistema.

Una vez gestionados estos procesos previos, hay que realizar la retirada del sistema y su traslado al gestor de residuos. Por tanto habrá que tener en cuenta unos costes de manipulación y transporte. Finalmente, se le restará el beneficio de lo que pague el gestor por la chatarra. Conociendo todo lo comentado en los pasos anteriores, el coste de eliminación (C_{Eli}) de nuestro sistema quedaría de la siguiente manera (68):

$$C_{Eli} = C_{Fluidos} + C_{mod} \times t_{Eli} + C_{Manipulación} - Beneficio \qquad (68)$$

Donde $C_{Fluidos}$ es el coste asociado al vaciado de fluidos y su eliminación, C_P es el coste de personal, t_{Eli} es el tiempo dedicado al proceso de eliminación, $C_{Manipulación}$ es el coste asociado a la manipulación del sistema, por ejemplo, si hubiese que contratar una grúa para sacarla de la instalación y el beneficio es el pago que realizará el gestor por el sistema.

La Tabla 16 describe el cálculo del LCC.

Tabla 16. Descripción LCC

Life Cycle Cost	
Contenido:	
Nombre	Life Cycle Cost
ID	LCC
Descripción	Determina el coste durante todo el ciclo de vida de un sistema
Alcance	Identificación de los elementos para los que es relevante, como pueda ser una unidad de trabajo, un centro de trabajo, una orden de producción, un producto o el personal
Fórmula	*
Unidad de medida	€
Rango	0 - ∞
Tendencia	Cuanto menor, mejor
Contexto:	
Timing	Periódicamente, se recalculan los valores una vez al día
Audiencia	Supervisores y managers
Metodología de producción	Discreta Continua Lotes
Diagrama de flujo	Ver Figura 28
Notas	*Ver ecuaciones (60)-(68)

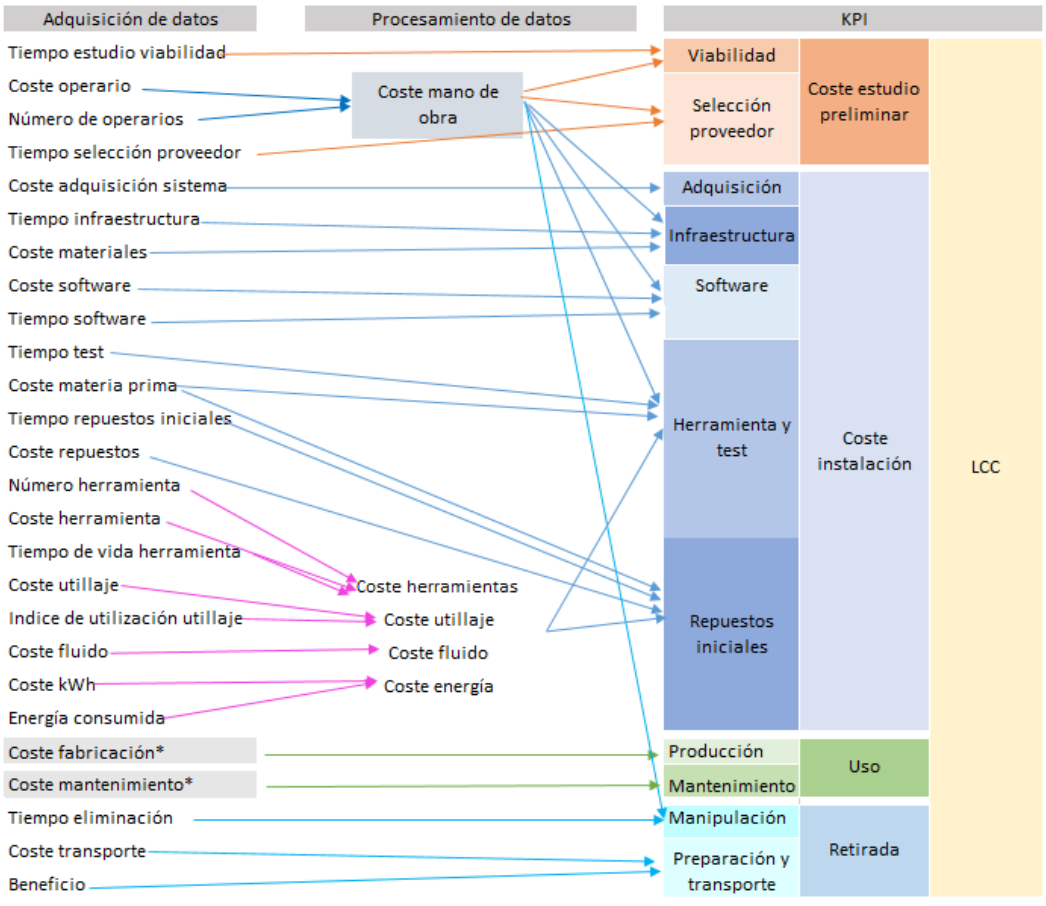


Figura 28. Diagrama de flujo para el cálculo del LCC

4. Casos de uso

En este capítulo se presentan 4 casos de implementación del modelo propuesto en el capítulo 3. Estos casos de uso sirven como validación y retroalimentación del modelo planteado en esta tesis.

Lo sistemas físicos que se han convertido en CPS han sido:

Caso A) Máquina fresadora HAAS perteneciente al Laboratorio 4.0

Caso B) Máquina torno PINACHO perteneciente al Laboratorio 4.0

Caso C) Conjunto de máquinas repujadoras pertenecientes a la empresa XX

Caso D) Molino de trituración perteneciente a la empresa YY

4.1. Caso A) Máquina fresadora HAAS

El primer caso de implementación de CPS se ha llevado a cabo en una fresadora vertical de 5 ejes de la marca HAAS modelo VF-3. Los ejes lineares (X, Y, Z) son los propios de la máquina mientras que los ejes de rotación (A y C) se han añadido incorporando un plato giratorio Trunnion 160 (ver Figura 29).



Figura 29. (a) Haas VF-3. (b) Trunnnion TR 160.

A continuación, se detallan los pasos seguidos en cada uno de los niveles de implementación.

Nivel 1: conexión inteligente

Siguiendo la implementación propuesta por el modelo en el apartado 3.1 de implementación de CPS en 5 niveles, el Nivel 1 de conexión inteligente es prácticamente idéntico para todos los sistemas, quedando los sensores y sistemas colocados de la siguiente forma en la máquina HAAS (Figura 30). La adquisición de datos por parte del sistema se realiza cada segundo.

La diferencia está en el PC industrial que se instala en cada sistema, siendo en este caso un PC de Beckhoff aunque para el caso de aplicación no supone ningún cambio el uso de uno u otro PC.

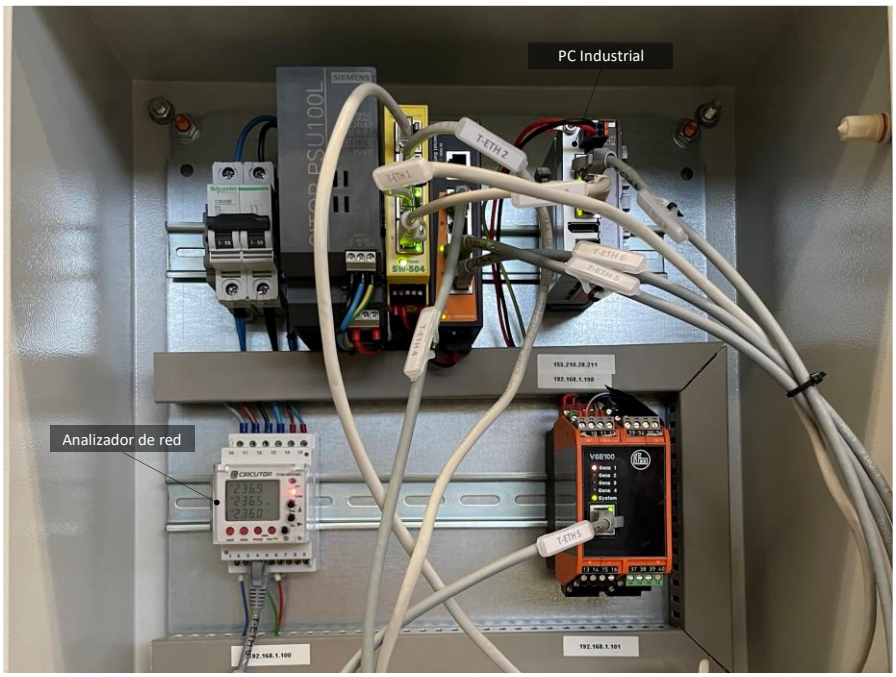


Figura 30. Instalación de dispositivos para la implementación de CPS en HAAS

Nivel 2: transformación de datos en información

En el caso de las variables adquiridas del analizador de red, estas pueden verse en la Tabla 1. Las variables adquiridas del PLC pueden verse en la siguiente tabla (ver Tabla 17):

Tabla 17. Variables adquiridas del PLC de la HAAS

Nombre variable	Descripción	Unidades
Q100 SERIAL NUMBER	Indica el número de serie de la máquina, en este caso es un valor constante.	-
Q101 SOFTWARE VERSION	Muestra la versión del software que utiliza la máquina actualmente. Cambiaría cuando se actualice el software. El valor actual es 100.16.000.1041.	-
Q102 MACHINE MODEL	Devuelve el modelo de la máquina VF-3.	-
Q104 EXECUTION MODE	Indica el modo en el que está operando la máquina.	-
Q200 TOOL CHANGES	Es un contador del número de cambios de herramienta desde que se inició la máquina por primera vez.	-
Q201 ACTIVE TOOL	Indica el nº de herramienta que está en el husillo en cada instante de tiempo.	-
Q300 POWER ON TIME	Registra el tiempo de encendido en horas, habrá que tener cuidado ya que el contador de esta variable se puede poner a cero.	s
Q301 MOTION TIME	Mide en horas, con la variable #3021 se realiza la misma operación.	
CYCLE START TIME	Cronometro de inicio al ejecutar el programa. También es acumulativo.	s

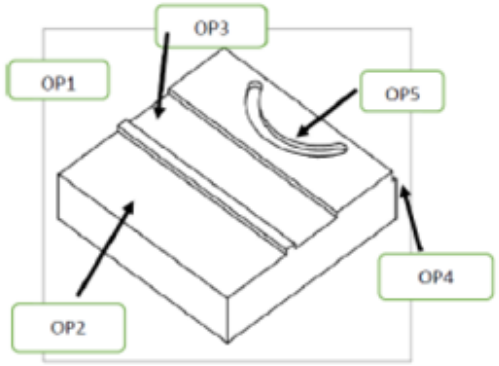
Nombre variable	Descripción	Unidades
Q303 LAST CYCLE TIME	Indica la duración del último ciclo realizado, siendo un ciclo el último programa de piezas ejecutado se corresponde con la variable	h
#3024 LAST COMPLETE PART TIME	Mide el cronometro de la última pieza completa, cuando acaba de hacerse la pieza se actualiza a un nuevo valor	s
Q304 PREV CYCLE TIME	Indica la duración de la pieza anterior, se corresponde con la variable #3025 PREV PART TIME.	h
Q402 M30 PARTS 1 Q403 M30 PARTS 2	Son el mismo contador de piezas, cada vez que el programa llega a M30, el contador incrementa en 1. M30 es fin de programa y reinicio.	-
Q500 ACTIVE PROGRAM	Devuelve el nombre del programa que se está ejecutando, en caso de que este previamente haya sido introducido.	-
Q500 PARTS	Cuenta el número de piezas que se han realizado desde que se inició por primera vez la máquina, es decir, su función es idéntica a la de los contadores M30.	-
Q500 PROGRAM STATUS	Devuelve el estado del programa	-
#1064 LOAD X MAX	Indica la carga máxima que en algún momento se ha alcanzado, independientemente de la pieza que se esté realizando.	%
#1065 LOAD Y MAX	Carga máxima en cada eje indicado en la propia variable. Indica la carga máxima que en algún momento se ha alcanzado, independientemente de la pieza que se esté realizando.	%
#1066 LOAD Z MAX		%
#1067 LOAD A MAX		%
#1068 LOAD C MAX		%
#1098 LOAD SPINDLE	Muestra el porcentaje actual de carga en el husillo.	%
#3001 MS TIMER	Indica el tiempo de encendido en milisegundos, si se apaga la máquina al volverla a encender se reinicia a 0.	ms
#3004 OVERRIDE	Anula funciones de control especificas durante el funcionamiento. Se activa cuando se presiona anulación.	-
#3011 MACHINE DATE	Muestra la fecha actual de la forma AAMMDD	-
#3012 MACHINE TIME	Es la hora actual en la forma HHMMSS sin separaciones.	-
#3021 CYCLE START TIME	Es el cronometro de inicio al ejecutar el programa, cuando acaba de realizarse el programa le suma el tiempo que ha estado, nótese que se puede obtener el tiempo del ciclo restando el valor nuevo al anterior que había. Es un cronometro acumulativo, el valor que almacena esta variable no cambiaría mientras no se esté realizando pieza, en cuanto comience a contar la variable	s
#3023 PRESENT PART TIME	Se activará el cronómetro y comenzará a acumular los segundos desde donde se había quedado con la pieza anterior.	s

Nombre variable	Descripción	Unidades
#3022 FEED TIME	Es el cronómetro de avance, mide el tiempo en el que el husillo está en movimiento, desde que la máquina se puso en marcha por primera vez, (en la primera pieza realizada se compara el valor del tiempo de ciclo y se corresponde con la resta del feed time inicial menos el final). Solo se activa si el usillo está en movimiento.	s
#3023 PRESENT PART TIME	Mide el cronómetro de la pieza presente, cuando acaba de realizarse la pieza se mantiene el valor de tiempo que le ha costado hacer la pieza, cuando se inicia una nueva pieza la variable comienza a contar desde 0.	s
#3024 LAST COMPLETE PART TIME	Es el cronómetro de la última pieza completa, cuando acaba de hacerse la pieza se actualiza a un nuevo valor. Es decir, en cuanto la variable #3023 PRESENT PART TIME acaba de tomar datos, se actualiza el valor que se encuentra registrado en esta variable, el valor de tiempo cambiara cada vez que se acabe de realizar una pieza. Es decir, una vez se comience a hacer una nueva pieza, el valor que se encuentra en la variable Q303 LAST CYCLE TIME pasa a esta variable Q304.	s
#3025 PREV PART TIME	Tiempo de la pieza anterior, esto es, en cuanto la variable #3024 LAST COMPLETE PART TIME registra que se ha realizado una nueva pieza, el valor que se encontraba en esta variable pasa a almacenarse en la #3025. Este valor cambiará cada vez que se inicie una nueva pieza.	s
#3026 SPINDLE TOOL	Indica el número de la herramienta que está actualmente en el husillo.	-
#3027 RPM SPINDLE	Muestra la velocidad de giro del husillo en cada instante.	rpm
#3030 SINGLE BLOCK	Variable booleana, indica el modo de operación en bloque simple, indica 0 si está inactivo y 1 si se encuentra activo.	-
#3031 DRY RUN	Es el modo de ejecución en seco, indica 0 si está inactivo y 1 si se encuentra activo. Cuando estas en modo MEM o MDI y se presiona en el control la tecla DRY RUN sale el valor 1.	-
#3901 M30	Es un contador de piezas, cada vez que el programa llega a M30, el contador incrementa en 1. M30 es fin de programa y reinicio.	-
#5021 X	Indican la posición del eje en el momento actual.	mm
#5022 Y		mm
#5023 Z		mm
#5024 A	Indican el ángulo girado del eje en el momento actual.	1/mm
#5025 C		1/mm

Nombre variable	Descripción	Unidades
#8552 MAX VIBRATION	Indica el máximo valor de vibración detectado, actualmente no se está adquiriendo ningún valor, dado que la Haas como tal no tiene forma de medir estos datos	-

Tras la selección y caracterización de las variables se llevó a cabo una validación para comprobar que los datos de las variables adquiridas se correspondían con las acciones llevadas a cabo en la realidad.

Para esta validación se propuso un ensayo, en el que se mecanizaba la pieza descrita en la Figura 31, y se comparaban los datos adquiridos por el CPS a través de un archivo .csv, con los datos adquiridos manualmente a través de la observación del ensayo (ver Tabla 18).



OP1. Planeado en la cara superior con un plato octogonal de Ø 80 de 5 placas

OP2. Planeado a 90o con un plato de Ø 63 con 5 placas

OP3. Ranurado con fresa de Ø 25 dos placas

OP4. Canteado con fresa Ø 14 de 3 cortes, y corte al centro es decir la herramienta tiene filo hasta el centro y baja cortando

OP5. Fresa Ø 10 HSS de acero rápido con tres cortes y corte al centro.

Figura 31. Descripción de operaciones de la pieza del ensayo

Tabla 18. Tiempos adquiridos manualmente de la observación del ensayo

Operación	Cambio herramienta	Mecanizado
1	-	29 segundos
2	10 segundos	15 segundos
3	10 segundos	15 segundos
4	12 segundos	29 segundos
5	16 segundos	60 segundos

Al realizar el análisis del archivo .csv se llegaba a las siguientes conclusiones sobre las variables:

- OPERATING MODE
  - RUN (programa de la pieza) entre las 13:31 y las 13:35 (3m y 49s)
  - EMERGENCY: se pulsó el botón de emergencia para analizar lo ocurrido (30s)
- SPINDLE
  - OFF de 13:31 a 13:32
  - ON de 13:32 a 13:33
  - OFF 14 segundos
  - ON de 13:33 a 13:35
  - OFF a partir de 13:35
- TOOL NUMBER
  - HERRAMIENTA 1, es la herramienta que estaba colocada y continúa hasta las 13:34

    - HERRAMIENTA 4 de 13:34 a 13:35
    - OFF 14 segundos
    - HERRAMIENTA 5 de 13:35 en adelante
- ACTIVITY
    - PART SET UP hasta las 13:32, coincidiendo con el comienzo de giro del husillo
    - MACHINING entre las 13:32 y las 13:33
    - TOOL TRAVELLING 14 segundos
    - MACHINING entre las 13:33 y las 13:35

Al comparar estos valores con los de la Tabla 18 se observaron varios fallos. En primer lugar, los cambios de herramienta no se detectaban correctamente, pues durante el programa ejecutado (duración 3 min 49 seg) se realizaban 5 cambios de herramienta, sin embargo, en el archivo .csv (TOOL NUMBER) solo se aprecian 2. Además, las paradas para realizar el cambio de herramienta tampoco quedaban reflejadas correctamente. Observando el archivo .csv, también se vieron rangos de columnas en los que la adquisición de los datos no se había realizado correctamente. Para conocer el origen del problema y resolverlo se realizó un ensayo en el que se hizo coger cada una de las 20 herramientas que la propia Haas tiene en su carrusel, comenzando por la 1 y acabando en la 20 y manteniéndolas en el husillo durante 10 segundos.

Gracias a ese ensayo se vió que había un desfase horario entre el ordenador industrial y la hora real de la máquina de 1:04 minutos. Además, el sistema solo era capaz de detectar 7 de las 19 herramientas que había, llegando a la conclusión de que la variable Q500 (ACTIVE PROGRAM) cortaba la comunicación con el servidor cada vez que se manejaba el propio control de la HAAS. Para solucionar este problema, se bloqueó esta variable y se repitió el ensayo de las 19 herramientas, para verificar que se había solucionado y se recogían todas las herramientas de forma correcta.

Finalmente, para verificar que el desfase horario era el problema por el que algunos datos de adquisición fallaban, se llevó a cabo un ensayo con la misma pieza del ensayo anterior pero realizando 3 de ellas a una velocidad de avance de la herramienta del 100% (pieza 1), 75% (pieza 2) y 50 % (pieza 3), de modo que se pudiesen observar de forma sencilla las variaciones de tiempo entre piezas. La comparativa entre los valores del .csv y los tiempos tomados a mano de este ensayo verificaron que el problema había sido solucionado y el sistema CPS quedó finalmente validado.

Nivel 4: cognición

Para el caso A se han definido y parametrizado todos los KPIs propuestos en la sección 3.2 a excepción del EEOI. En este caso las variables con las que se trabaja (Tabla 1 y Tabla 17) se almacenan en una base de datos Influxdb, los cálculos se llevan a cabo a través de algoritmos diseñados en Python y posteriormente se almacenan en una nueva base de datos de Influxdb que se conecta con Grafana para finalmente visualizar los KPIs (ver Figura 32). La base de datos almacena cada 15 minutos los datos recogidos cada segundo por el sistema y los algoritmos se actualizan cada 5 minutos si detectan cambios en las variables almacenadas. De este modo se puede obtener información actualizada en tiempo real sobre el estado de la máquina.



Figura 32. Esquema de cálculo de KPIs en máquina HAAS

A continuación se detallan las variables empleadas para el cálculo de cada uno de los KPIs implementados en la fresadora y su visualización en Grafana.

KPIs productivos

OEE

Teniendo en cuenta las variables a adquirir para el cálculo del OEE (ver Figura 11), la Tabla 19Tabla 19. Equivalencia entre variables muestra la equivalencia entre las variables planteadas en el diagrama genérico y las específicas de la máquina HAAS. Cuando el CPS no puede adquirir algún dato que se necesita para el cálculo se establece una hipótesis que permita llevar a cabo el cálculo, esta observación se indica en la tabla como hipótesis y se hará de la misma forma para el resto del documento. Además, se ha establecido como tiempo total de cálculo del OEE al día el tiempo total que la máquina está encendida durante ese día.

Tabla 19. Equivalencia entre variables para el cálculo del OEE en la HAAS

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado de la máquina	Hipótesis: Suponemos 1h de preparación
Velocidad de giro	RPM_SPINDLE
Número de piezas	PARTS
Número de rechazos	Hipótesis: 1 pieza/día
Número de retrabajos	Hipótesis: 1 pieza/día
Tiempo máximo microparadas	Hipótesis: 5 minutos
% Velocidad reducida	Velocidad por debajo de la media

Una vez relacionadas las variables se lleva a cabo el desarrollo de la algoritmia en Python (presentada en el Anexo B. Desarrollo de software) siguiendo el modelo planteado en la Tabla 3 y la Figura 11 para, finalmente, desarrollar la visualización en Grafana tal y como se muestra en la Figura 33. Para el diseño de esta visualización se optó por desglosar el indicador OEE en sus tres componentes (disponibilidad, rendimiento y calidad) pudiendo así observar a simple vista cuál de ellos es el que mayor impacto negativo supone al OEE y por tanto al que primero se debe prestar atención a la hora de plantear mejoras en el sistema.

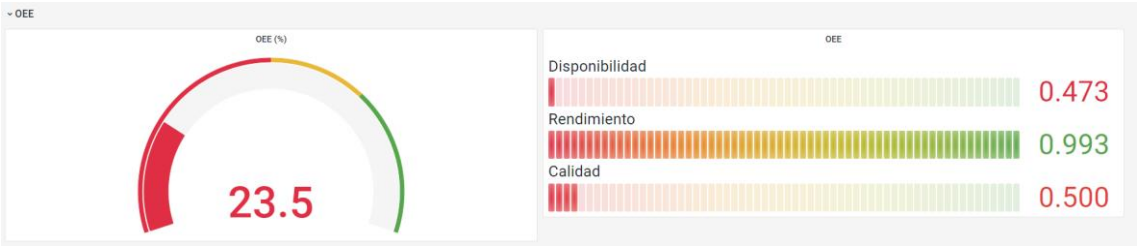


Figura 33. Visualización OEE Máquina HAAS en Grafana

SMR

En el caso de la SMR, la relación entre las variables genéricas desarrolladas en el modelo (ver Figura 13) y las de la HAAS es la siguiente (ver Tabla 20).

Tabla 20. Equivalencia entre variables para el cálculo de la SMR en la HAAS

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado de la máquina	Hipótesis: suponemos 1h de preparación
Número de herramienta	ACTIVE_TOOL
Consumo energético	ENERGY_ACTIVE
Número de piezas	PARTS
Coste recurso	Hipótesis: 5,84 €/h
Coste energético	Hipótesis: 0,39 €/kWh
Coste fluidos	Hipótesis: 0,21 €/h
Coste utillaje	Hipótesis: 0,55 €/h
Coste materia prima	Hipótesis: 2,4 €/ud
Coste operario	Hipótesis: 12 €/h y 1 operario/operación
Diferencia de coste	10 %

Una vez relacionadas las variables y diseñados los algoritmos (ver Anexo B. Desarrollo de software) la visualización de la SMR en Grafana es la siguiente (ver Figura 34). Grafana no permite combinar gráficos de barras con series lineales de manera que no se puede representar la SMR igual que se presentó en la Figura 12, por lo que se ha decido presentar la evolución del coste en función del número de piezas y añadir a la derecha el valor de la SMR y su coste.

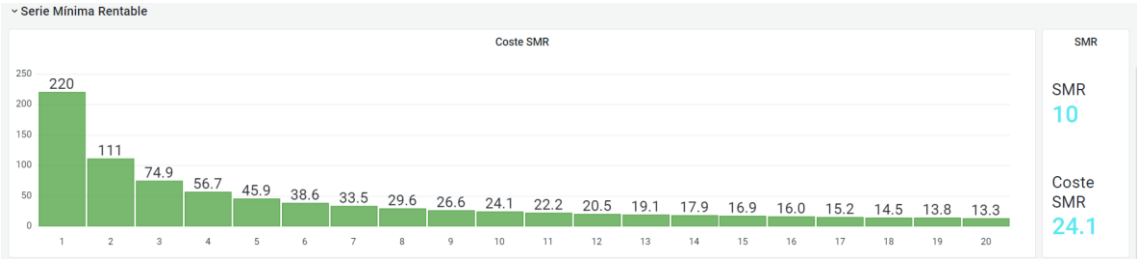


Figura 34. Visualización SMR Máquina HAAS en Grafana

Mantenimiento

MTBF y MTTR

Para el cálculo de estos dos KPIs hacen falta las mismas variables (ver Figura 14 y Figura 15) que aparecen particularizadas para la máquina HAAS en la Tabla 21. Para realizar el cálculo de estos indicadores se tiene en cuenta el tiempo que la máquina está en modo alarma (PROGRAM

STATUS = ALARM), es decir, cada vez que la máquina genera una alarma se considera como una avería.

Tabla 21. Equivalencia entre variables para el cálculo de MTBF y MTTR en HAAS

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado máquina	PROGRAM_STATUS

Finalmente, ambos KPIs se representa en conjunto en Grafana como puede verse en la Figura 35. Esta visualización conjunta permite reconocer fácilmente cuando el sistema no funciona como es debido. Un sistema en el que el MTBF es muy superior al MTTR es un sistema que funciona correctamente. Esta visualización permite detectar cuando ese MTBF va disminuyendo y por tanto, darse cuenta de que el sistema tiene algún fallo que debe repararse o bien, que ha llegado al final de su vida útil y debe sustituirse. Se debe destacar al fijarse en la Figura 35 que el caso de esta máquina en el que el MTTR es mayor que el MTBF no es representativo puesto que esta máquina al estar situada en un laboratorio no trabaja de la misma forma que lo hace un sistema en un entorno real.

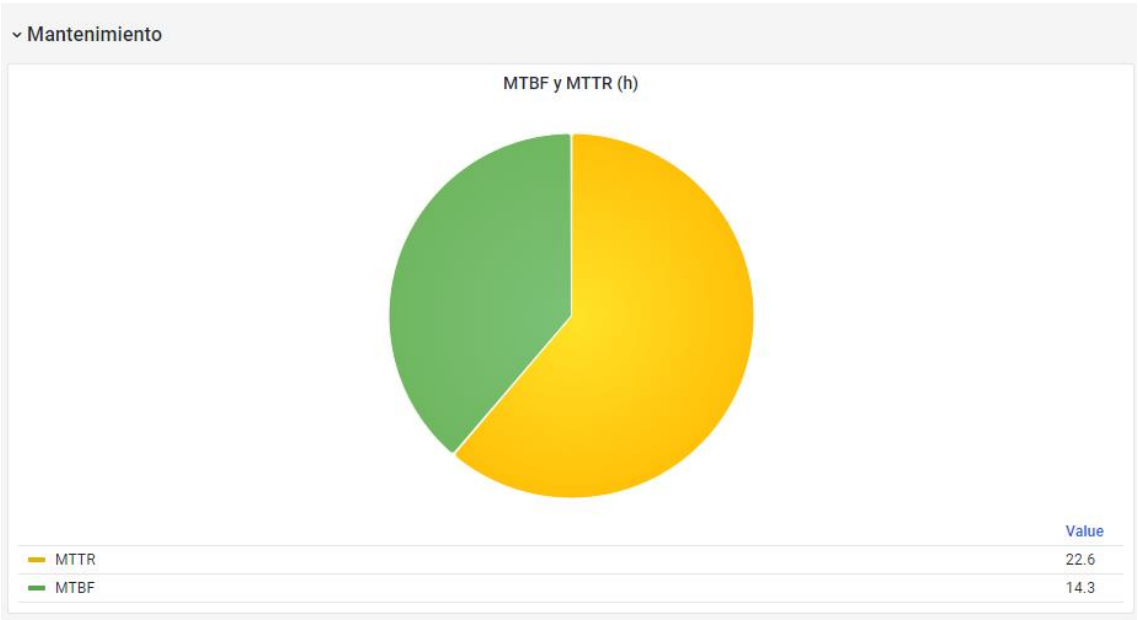


Figura 35. Visualización de MTBF y MTTR Máquina HAAS en Grafana

Vida útil de la herramienta

En el caso de este KPI es necesario conocer el valor de la vida útil de la herramienta (valor dado por el fabricante de herramientas) e introducirlo en el algoritmo de programación descrito en el Anexo B. Desarrollo de software. El resto de las variables se adquieren del sistema (ver Tabla 22).

Es necesario destacar que la variable que mide la velocidad de giro del husillo permite identificar exactamente cuándo se está mecanizando y por tanto se obtiene un dato muy preciso de las horas que la herramienta ha estado mecanizando.

Tabla 22. Equivalencia entre variables para el cálculo de Vida útil de la herramienta en HAAS

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Velocidad de giro	RPM_SPINDLE
Número de herramienta	ACTIVE_TOOL

La visualización de este KPI en Grafana muestra cuánto tiempo lleva mecanizando la herramienta y por tanto cuanto queda hasta el fin de su vida útil (ver Figura 36). Esta visualización permitirá al usuario final detectar cuando deben llevarse a cabo los cambios de herramienta con exactitud y también sirve de ayuda para la planificación de estos.

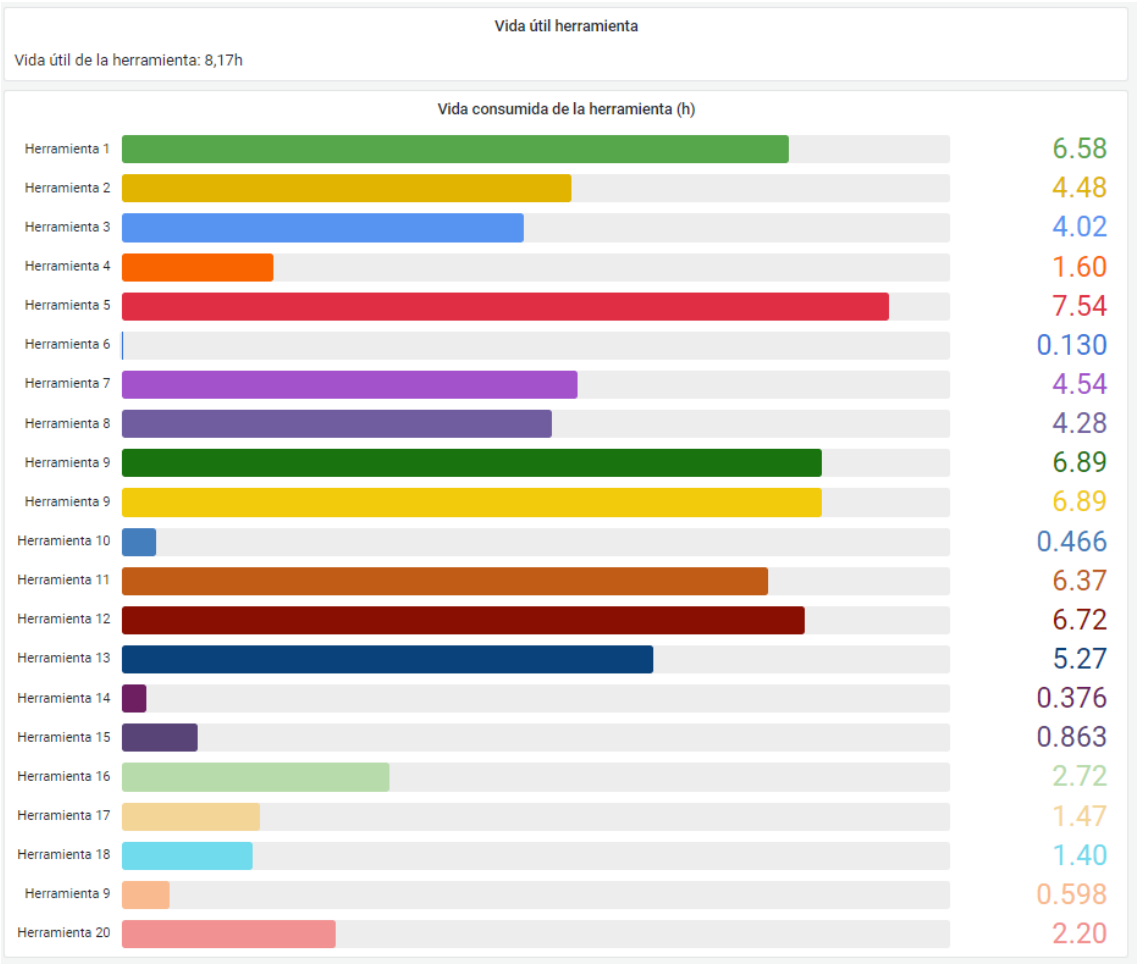


Figura 36. Visualización vida útil herramienta Máquina HAAS en Grafana

FF

Las variables empleadas en el caso del KPI FF son las mismas que aparecen en la Tabla 21. Además de estas variables se debe identificar el tipo de fallo que se produce en cada alarma de la máquina. Para ello se ha analizado la relación que existe entre el tiempo que dura una alarma y el tipo de fallo que ocurre en la máquina y tras validar los datos con las personas encargadas del mantenimiento de la máquina se han detectado 5 tipos de fallo principales (ver Tabla 23). Dado que hay algunos tipos de fallos que tienen la misma duración se ha diseñado un algoritmo en Python que asigna de forma aleatoria uno de los dos fallos cuando se detecta que la duración de la alarma corresponde con el tiempo de duración de ambos.

Una vez definidos los tipos de fallos se ha seguido la metodología planteada en la Tabla 8 y la Figura 17 para el desarrollo de la algoritmia necesaria para el cálculo de este KPI (Anexo B. Desarrollo de software).

Tabla 23. Tipos de fallo y duración

Tipo de fallo	Descripción	Duración
F1. Falta lubricante	Indica que no hay suficiente lubricante disponible para el correcto funcionamiento de los sistemas de desplazamiento de los ejes.	Tiempo < 5 s
F2. Sistema de refrigeración	Inadecuada refrigeración que limita la capacidad de la máquina en el desarrollo de los procesos, por ejemplo, una inadecuada refrigeración del giro del cabezal que limita la capacidad de la máquina.	5 s < Tiempo < 2 h
F3. Fallo en bancada	Mal posicionamiento de la bancada respecto a la posición programada por el control, provocando un mal mecanizado de la pieza.	5 s < Tiempo < 2 h
F4. Fallo del cabezal	Fallo del encoder en el posicionamiento del cabezal, es decir, mal posicionamiento del cabezal.	Tiempo > 2 h
F5. Fallo de utillaje	Inadecuado control de los ejes del utillaje que produce un mal posicionamiento de la pieza y que no se pueda mecanizar correctamente.	Tiempo > 2 h

La visualización de este KPI en Grafana (Figura 37) se realiza a través de un diagrama de Pareto, de manera que se pueda identificar de un solo vistazo cuáles son los fallos que con más frecuencia se repiten en la máquina. Con ello, se puede determinar cuáles son los elementos a los que mayor atención hay que prestar, y por tanto, en cuáles hay que invertir más en mantenimiento y aplicar más herramientas de mantenimiento predictivo.

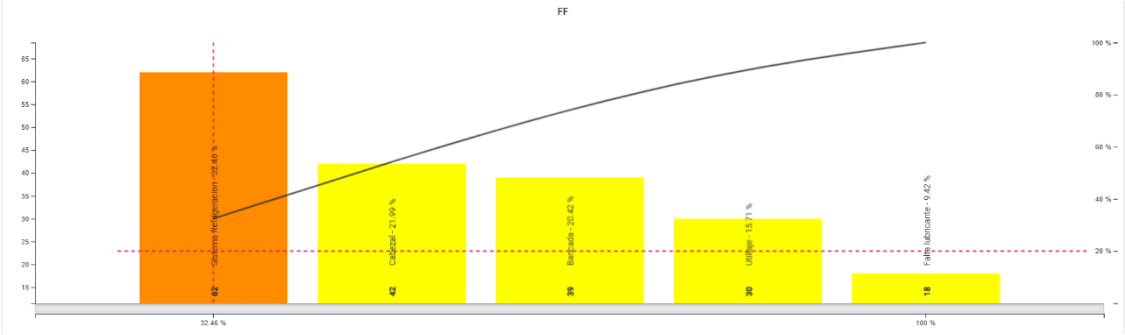


Figura 37. Visualización FF Máquina HAAS en Grafana

KPIs económicos

Coste fabricación

En el caso del KPI coste de fabricación, es necesario introducir todos los parámetros y variables del modelo de costes planteado en el apartado 3.2.2 en el algoritmo de cálculo (ver Anexo B. Desarrollo de software), de manera que se han tenido que llevar a cabo numerosas hipótesis consensuadas con el equipo de taller. Tanto las hipótesis realizadas como las variables adquiridas de la máquina pueden verse en la Tabla 24.

El cálculo del coste a través de un CPS tiene alto valor para la industria, puesto que los valores que antes se daban como una media de los datos almacenados en históricos ahora son datos en

tiempo real, por ejemplo, el coste máquina o el coste del kWh. Gracias a ello se conocen los costes de fabricación de cada pieza (no el coste medio de las piezas) con mayor exactitud, lo que permite ajustar mejor los márgenes de beneficio y ser más competitivo.

Tabla 24. Equivalencia entre variables para el cálculo de coste de fabricación en HAAS

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo diseño	Hipótesis: 1 h
Coste operario	Hipótesis: 12 €/h
Número de operarios	Hipótesis: 1 operario/operación
Número de piezas	PARTS
Tiempo programación	Hipótesis: 1 h
Coste equipo informático	Hipótesis: 0 €
Nº equipos informáticos	Hipótesis: 1
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado máquina	PROGRAM_STATUS
Coste adquisición recurso	Hipótesis: 5,84 €/h
Vida recurso	Hipótesis: 15 años
Número herramienta	ACTIVE_TOOL
Tiempo de vida herramienta	Hipótesis: 8,17 h
Coste herramienta	Hipótesis: 10 €/h
Índice de utilización utillaje	Hipótesis: 1
Coste utillaje	Hipótesis: 0,55 €/h
Coste fluido	Hipótesis: 0,21 €/h
Coste kWh	Hipótesis: 0,39 €/h
Energía consumida	ENERGY_ACTIVE
Coste materia prima	Hipótesis: 2,4 €/h

Para la visualización de KPIs en Grafana, no solo se ha insertado el dato del coste de fabricación sino que se han planteado una serie de gráficos que desglosan los costes por bloques y por piezas (ver Figura 38). De este modo, se pueden detectar los bloques que mayor coste suponen en el proceso productivo para intensificar la mejora de estos sobre otros bloques, de manera que el impacto en el coste total al aplicar alguna mejora sea mayor.

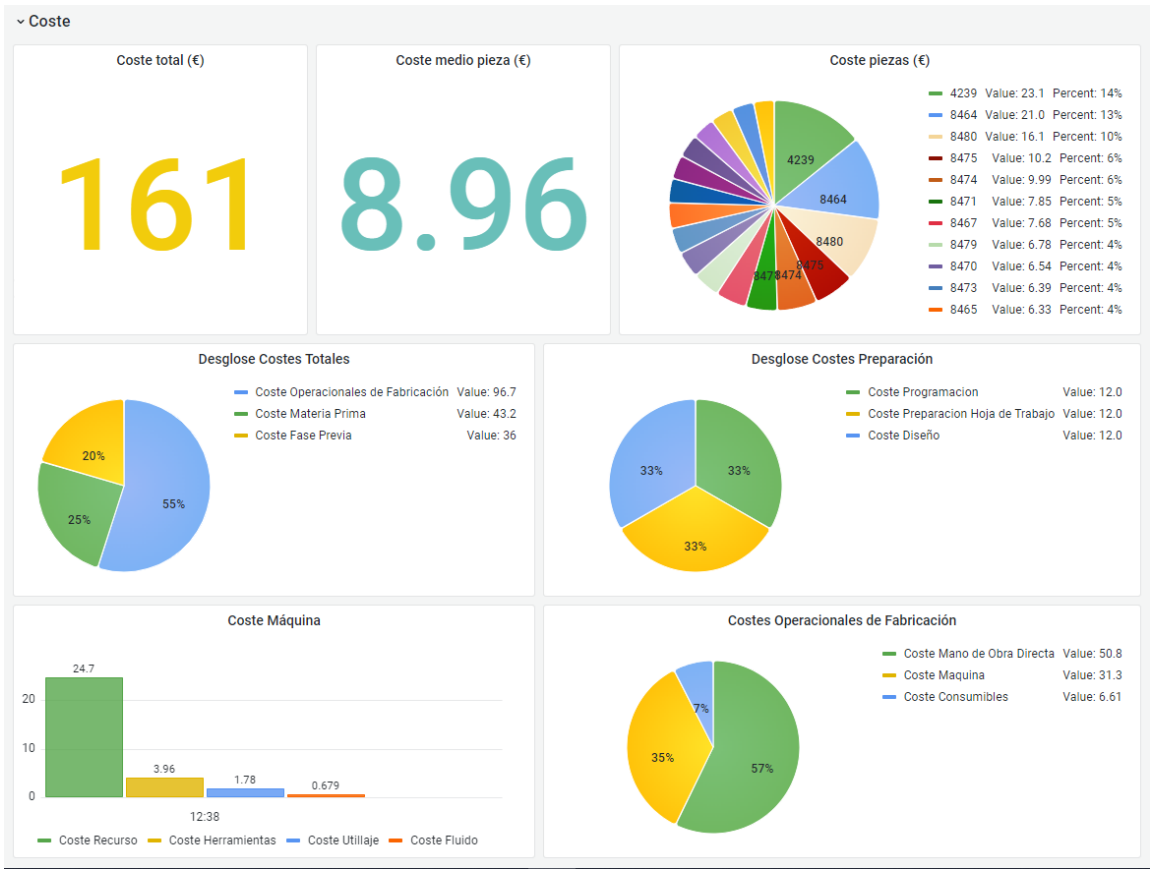


Figura 38. Visualización coste fabricación Máquina HAAS en Grafana

Coste mantenimiento

Al igual que ocurre con el coste de fabricación, el coste de mantenimiento también requerirá el planteamiento de varias hipótesis además de la adquisición de datos de la máquina (Tabla 25) para poder desarrollar la algoritmia de cálculo del modelo planteado en la Tabla 10 y la Figura 21 y que puede verse desarrollada en el Anexo B. Desarrollo de software.

Hay que destacar que de los bloques del coste de almacenamiento solo se tiene en cuenta el coste de inventario, para el cual se considera que hay un repuesto en stock y cuando ocurre una avería esta se emplea y se repone por otro de forma inmediata. Así pues, el tiempo que pasa un repuesto en el almacén es el tiempo que hay entre una avería y la siguiente.

Tabla 25. Equivalencia entre variables para Coste mantenimiento en HAAS

Variables genéricas	Variables HAAS
Coste operario	Hipótesis: 12 €/h
Nº operario	Hipótesis: 1 operario/operación
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado de la máquina	PROGRAM_STATUS
Coste fabricación pieza	KPI calculado
Coste materia prima	Hipótesis: 2,40 €/pieza
Espacio ocupado repuesto	Hipótesis: no se considera
Número de días almacenado	PROGRAM_STATUS
Coste nave	Hipótesis 0,30 €/día por repuesto
Coste adquisición repuesto	Hipótesis: 2,5 (F1) 5 (F2) 7,5 (F3) 10 (F4) 15 (F5) €*
Tasa de interés	Hipótesis: no se considera
Coste adquisición máquina	Hipótesis: 80.000 €
Coste adquisición 2ª máquina	Hipótesis: 65.000 €
Vida útil de la máquina	Hipótesis: 15 años

** F1: falta lubricante, F2: sistema refrigeración, F3: bancada, F4: cabezal, F5: utillaje*

En el caso del mantenimiento los costes también aparecen desglosados en la visualización de Grafana de manera que se facilite la toma de decisiones sobre ellos (Figura 39). El desglose permite evaluar cuál de los costes es el que supone mayor impacto en el coste global y abordar su mejora antes que la del resto. Por ejemplo, si el coste de intervención es el mayor debería analizarse si la máquina tiene algún componente muy deteriorado que deba cambiarse, analizando para ello otros indicadores como el MTBF o el FF. Si por el contrario, el mayor es el de almacenamiento debería analizarse el sistema de gestión de stock que se hace de los repuestos para intentar reducirlo.

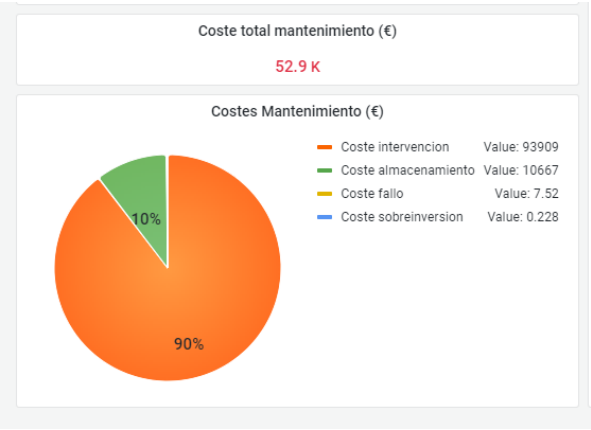


Figura 39. Visualización coste de mantenimiento Máquina HAAS en Grafana

CLI

Siguiendo la línea del resto de KPIs de costes, el CLI requiere la introducción de algunos datos a parte de los adquiridos de la máquina (Tabla 26) para cumplir con el modelo establecido en 3.2.2 y desarrollado en el Anexo B. Desarrollo de software.

Tabla 26. Equivalencia entre variables para CLI en HAAS

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Velocidad de giro	RPM_SPINDLE
Número de piezas	PARTS
Número de rechazos	Hipótesis: 1 rechazo/día
Número de retrabajos	Hipótesis: 1 retrabajo/día
Coste mantenimiento	Adquirido como KPI
Precio venta	Hipótesis: coste fabricación + 2 €
Coste fabricación	Adquirido como KPI
Número herramienta	ACTIVE_TOOL
Coste herramienta	Hipótesis: 10 €/h
Coste fluido	Hipótesis: 0,21 €/h
Coste utillaje	Hipótesis: 0,55 €/h
Consumo energético	ENERGY_ACTIVE
Coste kWh	Hipótesis: 0,39 €/h
Salario operario	Hipótesis: 12 €/h
Número operario	Hipótesis: 1 operario/operación
Coste instalaciones	Hipótesis: 5 €/h
Coste materia prima	Hipótesis: 2,40 €/ud
Tiempo máximo microparada	Hipótesis: 5 minutos

Para este KPI la visualización en Grafana (Figura 40) permite observar el total del CLI y su descomposición en las tres componentes que comparte con el OEE (disponibilidad, rendimiento y calidad) de manera que se pueda observar que pérdida supone un mayor coste.

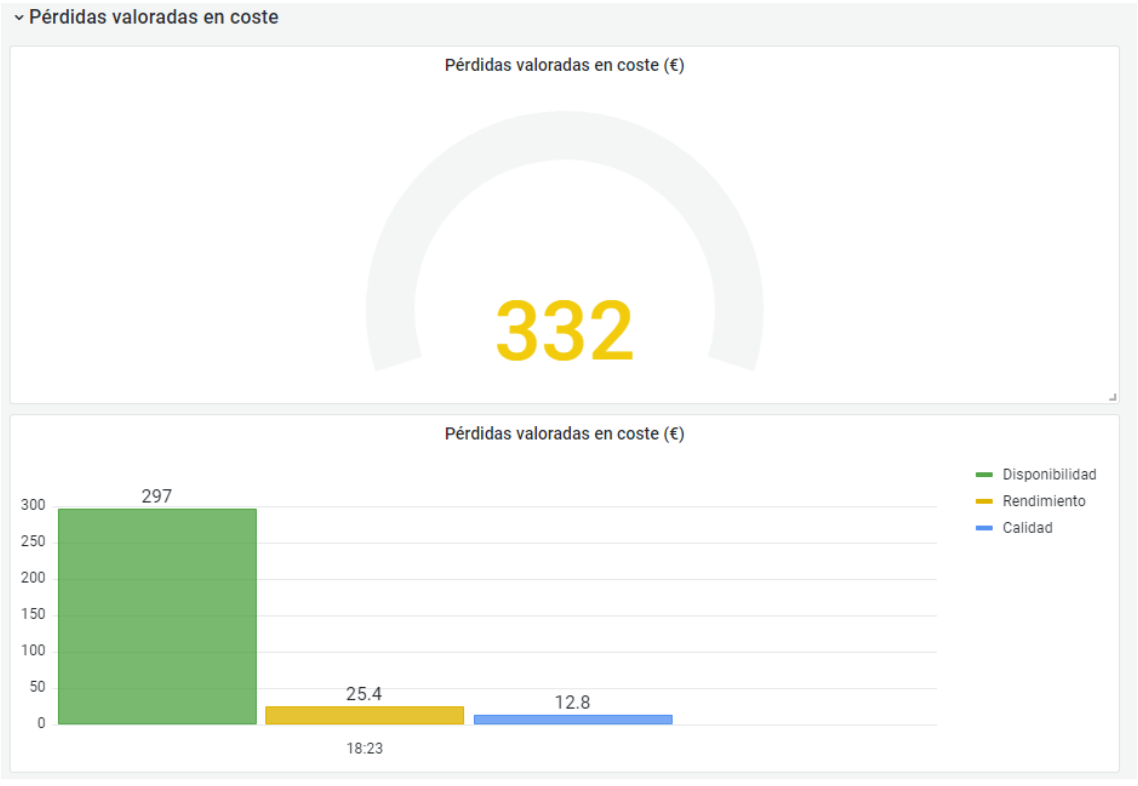


Figura 40. Visualización CLI Máquina HAAS en Grafana

KPIs sostenibles

Huella de carbono

La huella de carbono se ha definido y caracterizado en la Figura 23 y la Tabla 13, en las que puede verse que requiere el mix eléctrico además de las variables adquiridas de la máquina. El mix eléctrico se obtiene de la página web ElectricityMap que aporta el factor de emisión de huella de carbono por países en función del tipo de energía que se está consumiendo (*ElectricityMap* , 2022). El resto de las variables pueden verse en la Tabla 27 y en el Anexo B. Desarrollo de software aparece detallada la algoritmia desarrollada para su cálculo.

Tabla 27. Equivalencia entre variables para Huella de carbono en HAAS

Variable genérica	Variable HAAS
Energía activa	ENERGY_ACTIVE

En el caso de este KPI la visualización en Grafana es la siguiente (ver Figura 41). La visualización de este KPI es representativa de cara a la imagen sostenible de una empresa, pudiendo ofrecer a sus clientes un dato sobre la emisión de CO_2 que supone su producción. Con respecto a la toma de decisiones y mejora de este KPI, su visualización a lo largo del tiempo permite evaluar si las mejoras implementadas en otros ámbitos de la empresa afectan positiva o negativamente a las emisiones.



Figura 41. Visualización huella de carbono Máquina HAAS en Grafana

ECL

Este innovador KPI que mide las seis grandes pérdidas en términos energéticos sigue la definición y caracterización presentada en la Tabla 15 y la Figura 25 que también se emplea para el desarrollo de los algoritmos presentados en el Anexo B. Desarrollo de software. Para el cálculo del ECL serán necesarias las mismas variables que para el caso del OEE pero añadiendo la energía consumida por la máquina, como puede verse en la Tabla 28.

Tabla 28. Equivalencia entre variables para ECL en HAAS

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Energía activa	ENERGY_ACTIVE
Velocidad de giro	RPM_SPINDLE
Número de piezas	PARTS
Número de rechazos	Hipótesis: 1 rechazo/día
Número de retrabajos	Hipótesis: 1 retrabajo/día

La visualización de este KPI en Grafana (Figura 42) ha sido diseñada para que de igual modo que en el resto de KPIs de pérdidas se pueda visualizar de forma desglosada, permitiendo analizar que pérdidas son las que suponen un mayor consumo energético.

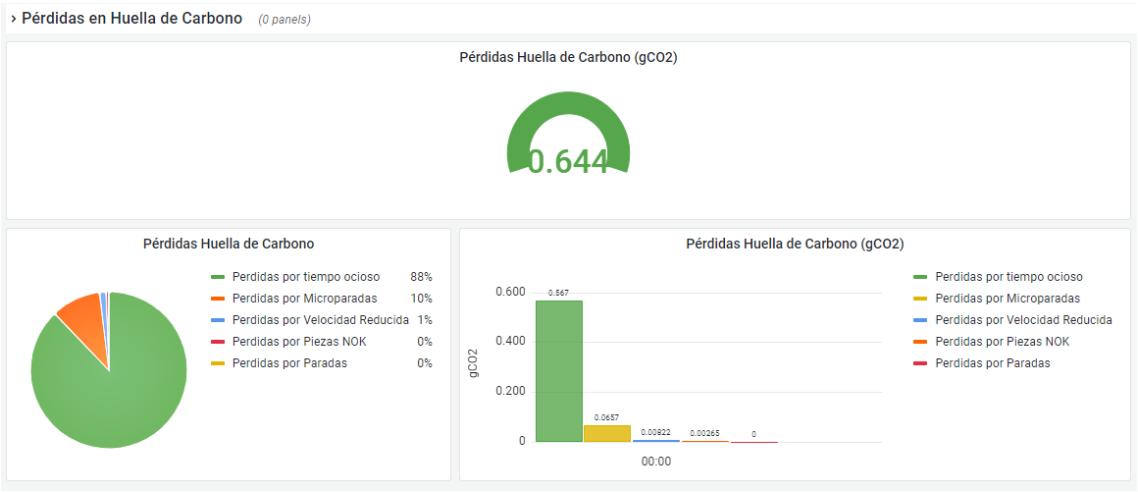


Figura 42. Visualización ECL Máquina HAAS en Grafana

LCC

El caso del LCC definido en 3.2.3, al tratarse de un KPI que requiere de datos durante toda la vida del sistema, resulta evidente que muchos de los datos necesarios no puedan obtenerse del sistema en tiempo real sino que haya que introducirlos realizando hipótesis y consultando con expertos en cada uno de los apartados que componen el LCC. Tanto las variables adquiridas como los datos introducidos en el algoritmo (Anexo B. Desarrollo de software) pueden verse en la Tabla 29.

Hay que destacar que la mayoría de los parámetros que no se adquieren en tiempo real corresponden con las fases del ciclo de vida que son más estáticos, la parte más dinámica, correspondiente a la producción y el mantenimiento, son los que se calculan con la mayoría de los datos que se adquieren del sistema y además, son los más difíciles de evaluar a la hora de calcular el LCC y suele hacerse empleando datos históricos. Por el contrario, este cálculo permite la actualización de estas fases en tiempo real y por tanto, se puede ver su evolución a lo largo del tiempo.

Tabla 29. Equivalencia entre variables para LCC en HAAS

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo estudio viabilidad	Hipótesis: 1 h
Coste operario	Hipótesis: 12 €/h
Número de operarios	Hipótesis: 1 operario/operación
Tiempo selección proveedor	Hipótesis: 1 h
Coste adquisición sistema	Hipótesis: 10 €/h
Tiempo infraestructura	Hipótesis: 1 h
Coste materiales	Hipótesis: 2,50 €
Coste software	Hipótesis:250 €
Tiempo software	Hipótesis:1 h
Tiempo test	Hipótesis: 1 h
Coste materia prima	Hipótesis: 1 h
Tiempo repuestos iniciales	Hipótesis: 1 h
Coste repuestos	Hipótesis: 15 €
Número herramienta	ACTIVE_TOOL
Coste herramienta	Hipótesis: 1,50 €/h
Tiempo de vida herramienta	Hipótesis: 8,17 h
Coste utillaje	Hipótesis: 2 €/h
Índice de utilización utillaje	Hipótesis: 1
Coste fluido	Hipótesis: 2 €/h
Coste kWh	Hipótesis: 0,35 €/kWh
Energía consumida	ENERGY_ACTIVE
Coste fabricación*	KPI ya calculado
Coste mantenimiento*	KPI ya calculado
Tiempo eliminación	Hipótesis: 1 h
Coste transporte	Hipótesis: 660 €
Beneficio	Hipótesis:130 €/tonelada

La visualización de este KPI se ha realizado descomponiendo las fases del LCC y haciendo hincapié en la visualización de la evolución del coste de fabricación y mantenimiento (ver Figura 43) puesto que son las etapas del ciclo de vida de un sistema que más varían con respecto al cálculo estimado de LCC que se puede hacer al inicio del ciclo.

Si se realizase un estudio previo del LCC podría verse una comparativa entre el LCC previo y el real para poder ajustar el cálculo de futuros LCCs en sistemas similares al estudiado. Esto resulta ventajoso para la selección de una máquina puesto que normalmente solo se tienen en cuenta el coste de adquisición cuando puede que luego el coste de las etapas de mantenimiento y producción sean mayores que en una máquina con mayor coste de adquisición (Götze et al., 2012).

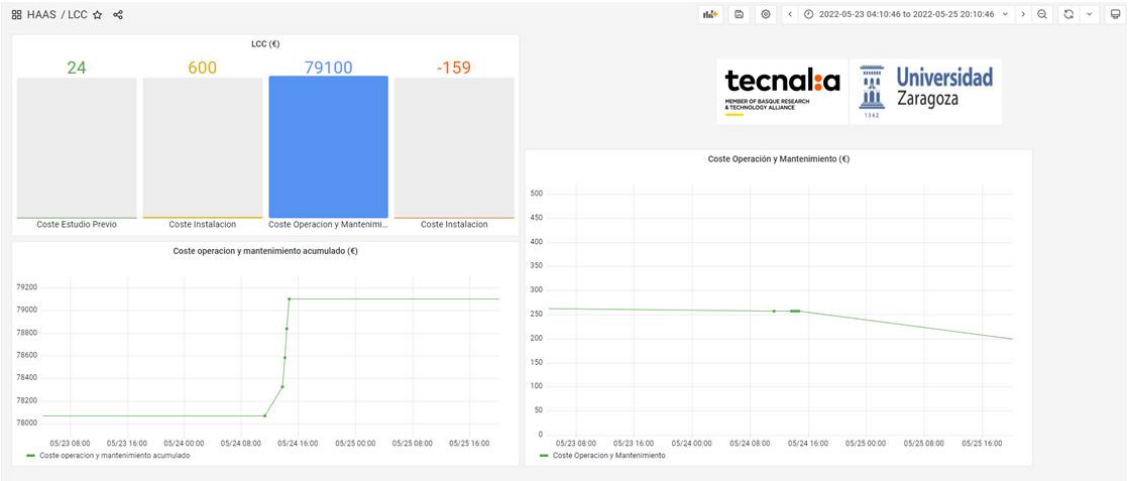


Figura 43. Visualización LCC Máquina HAAS en Grafana

Nivel 5: configuración

Una vez definida la visualización particular de cada KPI, en este último nivel de retroalimentación, se propone la visión general de los KPIs en tiempo real que permiten conocer el estado de la máquina y mejorar la toma de decisiones.

La visualización de KPIs se ha dividido en los siguientes paneles de visualización (ver Figura 44).



Figura 44. División de los paneles KPIs para HAAS en Grafana

El panel de costes y LCC son idénticos a lo que se ha mostrado en la Figura 38 y la Figura 43, mientras que el resto de KPIs se han agrupado. El panel de producción (Figura 45) agrupa los KPIs OEE y SMR, el de mantenimiento (Figura 46) agrupa todos los KPIs de mantenimiento definidos en producción (apartado 3.2.1) con el coste del mantenimiento (apartado 3.2.2), pudiendo así tener un conocimiento general del área de mantenimiento de la empresa sin tener que cambiar de panel. En el panel de huella de carbono (Figura 47) se ha añadido la visualización del consumo energético de cada herramienta para dar información adicional sobre el consumo energético del sistema. Finalmente, los KPIs de pérdidas OEE, ECL y CLI se visualizan en un panel conjunto (Figura 48), de tal forma que, se pueda hacer una comparativa entre el valor de cada una de las pérdidas y así atender a tres aspectos fundamentales para la cadena de suministro (productivo, económico y medioambiental).

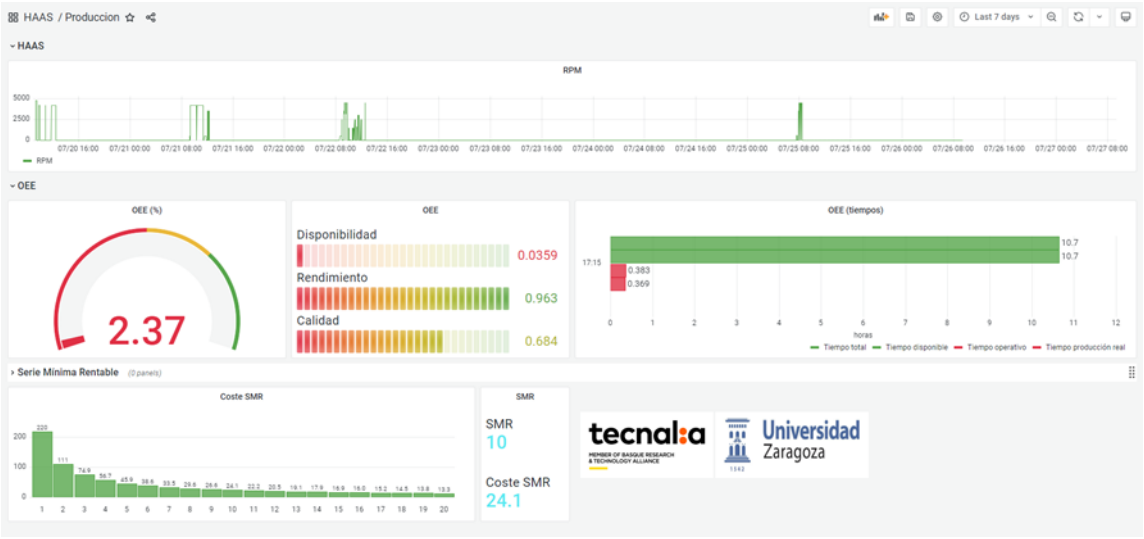


Figura 45. Panel producción HAAS

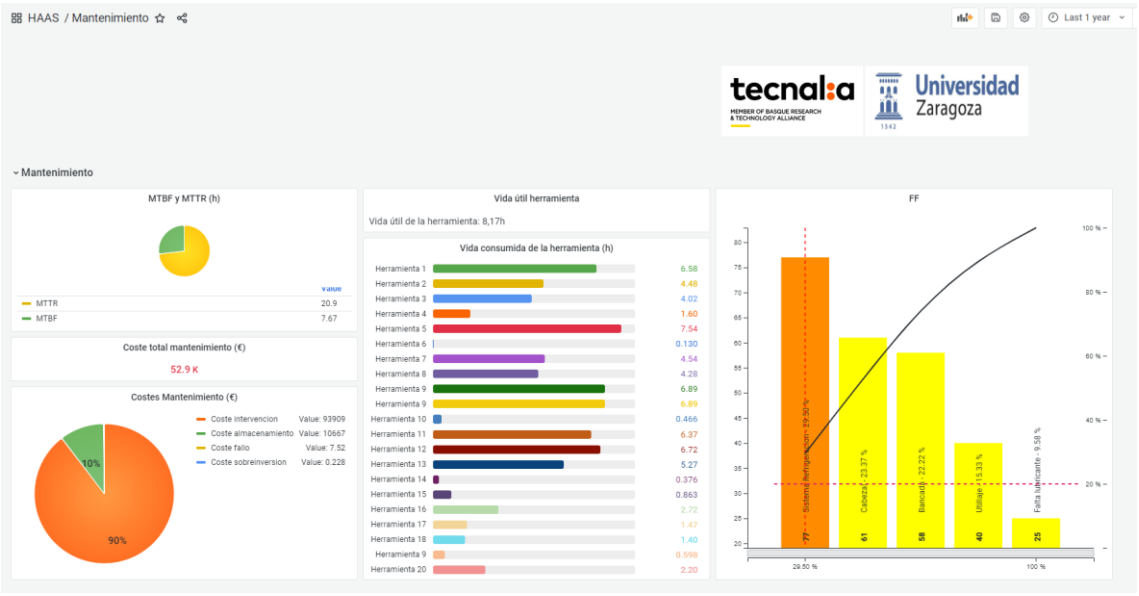


Figura 46. Panel mantenimiento HAAS

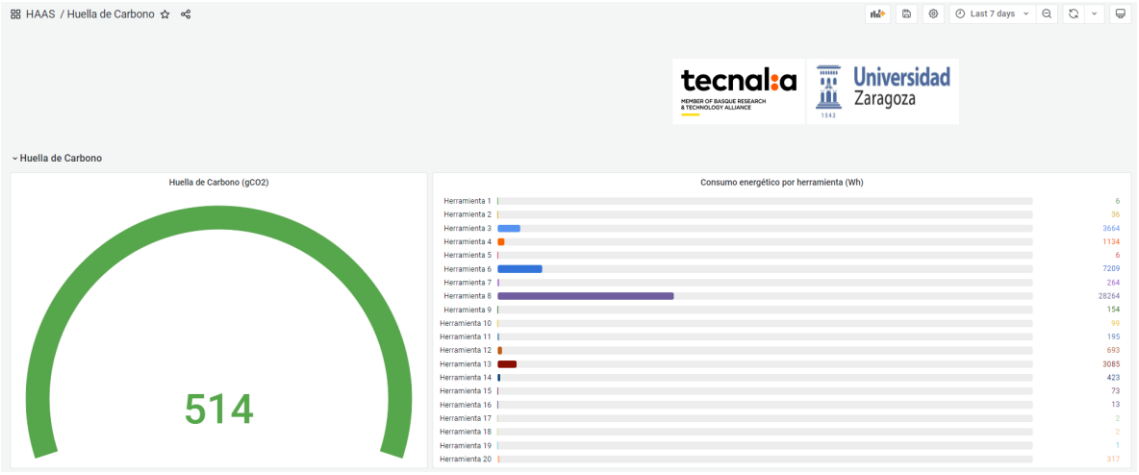


Figura 47. Panel huella de carbono HAAS



Figura 48. Panel pérdidas HAAS

4.2. Caso B) Máquina torno PINACHO

El segundo caso expuesto corresponde con el de implementación de un CPS en un torno Pinacho de tres ejes (X, Y, Z) (Figura 49).



Figura 49. Torno Pinacho Rayo 180

Nivel 1: conexión inteligente

En este segundo caso se ha aplicado el modelo presentado en el apartado 3.1 para implementación de CPS en 5 niveles. Como ya se ha comentado en el caso A, el Nivel 1 de conexión inteligente es idéntico para todos los sistemas, a diferencia del PC industrial que se instala, y que en este caso es un PC TELNET que no supone ninguna variación importante para el desarrollo de esta tesis. En el caso de la máquina PINACHO los sensores y sistemas de adquisición también recogen los datos cada segundo y se han colocado como puede verse en la Figura 50.

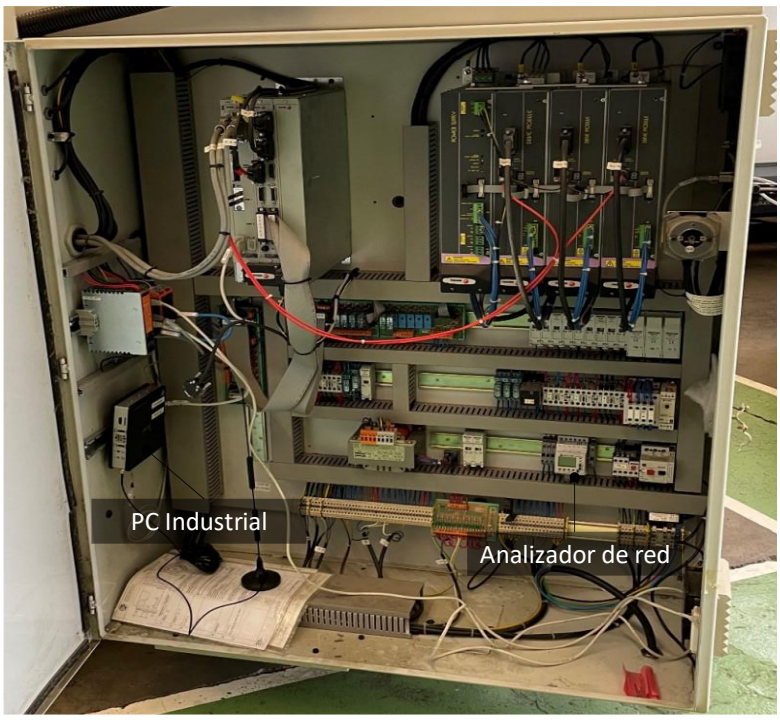


Figura 50. Colocación de sistemas para la implementación de un CPS en PINACHO

Nivel 2: transformación de datos en información

La transformación de datos en información sigue la metodología propuesta en la sección 3.1.2. En el caso de las variables adquiridas del analizador de red, estas pueden verse en la Tabla 1.

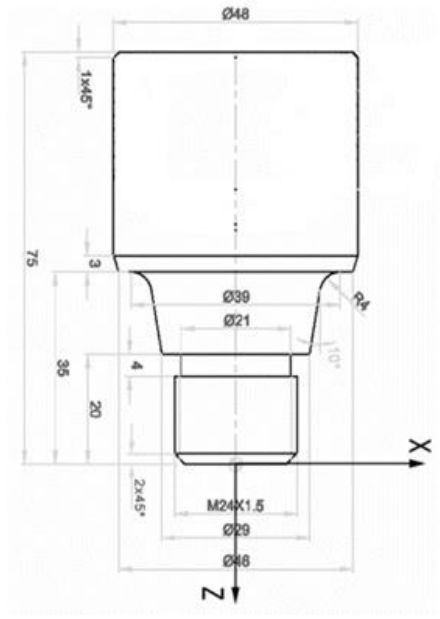
En el caso del Pinacho, al ser una máquina más antigua la cantidad de variables recogidas es menor. Entre ellas se encuentran las siguientes (ver Tabla 30):

Tabla 30. Adquisición de variables del PLC del Pinacho

Nombre variable	Descripción	Unidades
OPERATING_MODE	muestra el modo de operación de la máquina (AUTO, HMI, JOG).	-
PART_COUNTER	cuenta las piezas fabricadas de cada programa. El contador se reinicia cuando se cambia de programa, y la variable no se acumula cuando se vuelve a utilizar el programa.	-
PROG_NAME_SELECTED	muestra el nombre del programa que se está ejecutando (el nombre con el que se guarda el programa en la máquina).	-
PROGRAM_STATUS	muestra el estado del programa (RESET, RUNNING, STOPPED).	-
RPM_SPINDLE	muestra la velocidad de giro del husillo.	rpm
ACTIVE_TOOL	muestra el número de posición de la herramienta que se está usando.	-
ENERGY_ACTIVE	muestra la energía eléctrica que se transforma en energía mecánica. Es una variable acumulativa.	kWh
POWER_ACTIVE	muestra la potencia eléctrica que se transforma en trabajo útil. Es una variable acumulativa.	kW
EXECUTION_MODE	es una variable que cambia de estado y detecta cuándo sufre una avería la máquina	-

Después de la selección de variables a adquirir se llevaron a cabo una serie de ensayos para validar que los valores adquiridos se correspondían con el entorno real. Además, este tipo de ensayos permiten comprender el comportamiento de cada una de las variables de cara a la posterior programación de los KPIS.

En primer lugar, se llevó a cabo un ensayo mecanizando dos veces la pieza que aparece en la Figura 51.



Op1: refrentado en la cara inferior de la pieza.

Op2: cilindrado hasta sobrepasar un poco la mitad de la altura de la pieza.

Op3: refrentado en la cara superior de la pieza.

Op4: cilindrado hasta la mitad de la altura de la pieza.

Op5: desbaste.

Op6: mecanizado chaflán superior y acabado pieza.

Op7: ranurado.

Op8: roscado.

Figura 51. Referencia 900 de PINACHO para realización de ensayos

Este ensayo permitió comprobar que las variables se adquirían de forma correcta (por ejemplo, el cambio de herramienta (ACTIVE_TOOL) o la velocidad de giro (RPM_SPINDLE)). Sin embargo, no dejaba claro cómo se comportaban otras variables, como era el caso del contador de piezas (PART_COUNTER) (se desconocía si el contador se actualizaba cuando se producía un cambio de referencia y si al repetir una referencia previa tenía en cuenta las piezas anteriores) y el cambio de referencia (PROG_NAME_SELECTED) (se desconocía si era capaz de identificar que se había cambiado el programa con el que se estaba trabajando).

Para identificar el funcionamiento de esas variables se llevó a cabo otro ensayo en el que se introdujeron dos referencias más, ver Figura 52, y se llevó a cabo el mecanizado de las tres referencias en el orden que aparecen en la Tabla 31.

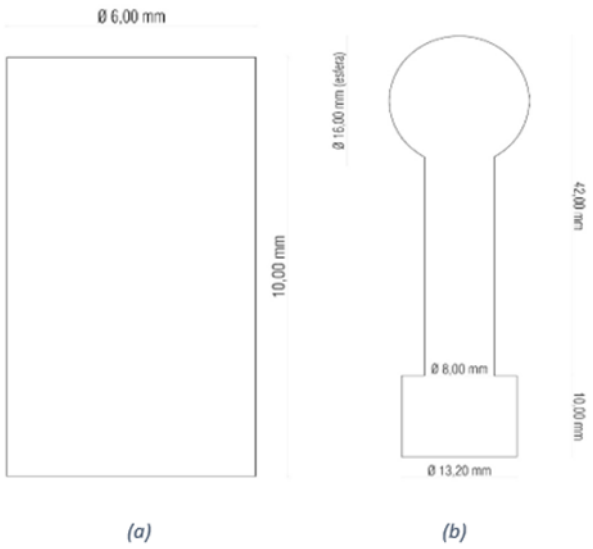


Figura 52. (a) Referencia 901 (b) Referencia 902 para realización de ensayo en PINACHO

Tabla 31. Descripción temporal del ensayo en PINACHO

Nº pieza	Referencia	Hora comienzo	Tiempo cambio manual	Tiempo finalización	Nº cambios herramienta
1	900	10:45	10 s	10:49	2
+ 20 s cambio de pieza					
2	900	10:49 (+20 s)	10 s	10:53	2
+ 20 s cambio de pieza					
3	900	10:53 (+20 s)	10 s	10:58	2
+ 20 s cambio de pieza					
4	901	10:59	-	11:01	-
+ 20 s cambio de pieza					
5	901	11:01	-	11:03	-
+ 40 s cambio de pieza y programa en máquina					
6	902	11:04	-	11:05	-
+ 20 s cambio de pieza					
7	902	11:05	-	11:06	-
+ 20 s cambio de pieza					
8	902	11:06	-	11:07	-
+ 40 s cambio de pieza y programa en máquina + fallo					
9	900	11:15	10 s	11:19	2
+ 20 s cambio de pieza					
10	900	11:20	10 s	11:24	2

Tras la realización de este ensayo se validó que la variable PROG_NAME_SELECTED era capaz de detectar los cambios de referencia y que la variable PARTS se inicializaba cada vez que había un cambio de programa en la variable PROG_NAME_SELECTED.

Nivel 4: cognición

En el caso B se han parametrizado la mayoría de los KPIs propuestos en la sección 3.2, a excepción del LCC. Las variables energéticas con las que se trabaja (Tabla 1) son las mismas que en el resto de los casos y las variables adquiridas del PLC pueden verse en la Tabla 30. El proceso

de almacenamiento, desarrollo de algoritmia y visualización es el mismo que se ha presentado en el apartado 4.1 (ver Figura 32).

Los KPIs desarrollados en este caso B y su visualización en Grafana aparecen en los siguientes apartados.

KPIs productivos

OEE

El OEE se obtiene a través de una serie de variables adquiridas del PLC de la máquina y algunos datos que deben darse como hipótesis al no poder obtenerlos del sistema, siguiendo la metodología planteada en 3.2.1 para el desarrollo del algoritmo de cálculo del KPI (Anexo B. Desarrollo de software).

Durante el análisis de variables llevado a cabo en el nivel 2 se ha visto el tiempo de microparadas corresponde con el tiempo en que la variable PROGRAM_STATUS es igual a STOPPED. El torno entra en este estado cuando el programa CNC llega a una línea con M0, normalmente cuando se debe parar momentáneamente la máquina para hacer algún ajuste en la máquina para continuar fabricando o cuando se tiene que cambiar de lado la pieza para continuar con el mecanizado, ya que esta tarea es manual para esta máquina. Además, se ha considerado que el torno no trabaja a velocidades reducidas puesto que sigue siempre el valor de consigna establecido en el programa. La Tabla 32 muestra la comparativa entre las variables genéricas y las específicas del torno para el cálculo de este KPI con excepción de los dos parámetros comentados previamente. Además, como tiempo total del cálculo del OEE al día se ha decidido emplear el tiempo total que la máquina está encendida durante ese día.

Tabla 32. Equivalencia entre variables para el cálculo del OEE en el PINACHO

Variable genérica	Variable PINACHO
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado de la máquina	PROGRAM_STATUS + 1 h de preparación de la primera pieza
Velocidad de giro	RPM_SPINDLE
Número de piezas	PART_COUNTER
Número de rechazos	Hipótesis: 1 pieza/día
Número de retrabajos	Hipótesis: 1 pieza/día
Tiempo máximo microparadas	No aplica
% V reducida	No aplica

Tras el desarrollo de la algoritmia con estas variables, la visualización del OEE en Grafana puede verse en la Figura 53. No solo se muestra el valor del OEE, sino que se muestra dividido en sus componentes para poder detectar cuál de las tres tiene mayor margen de mejora.

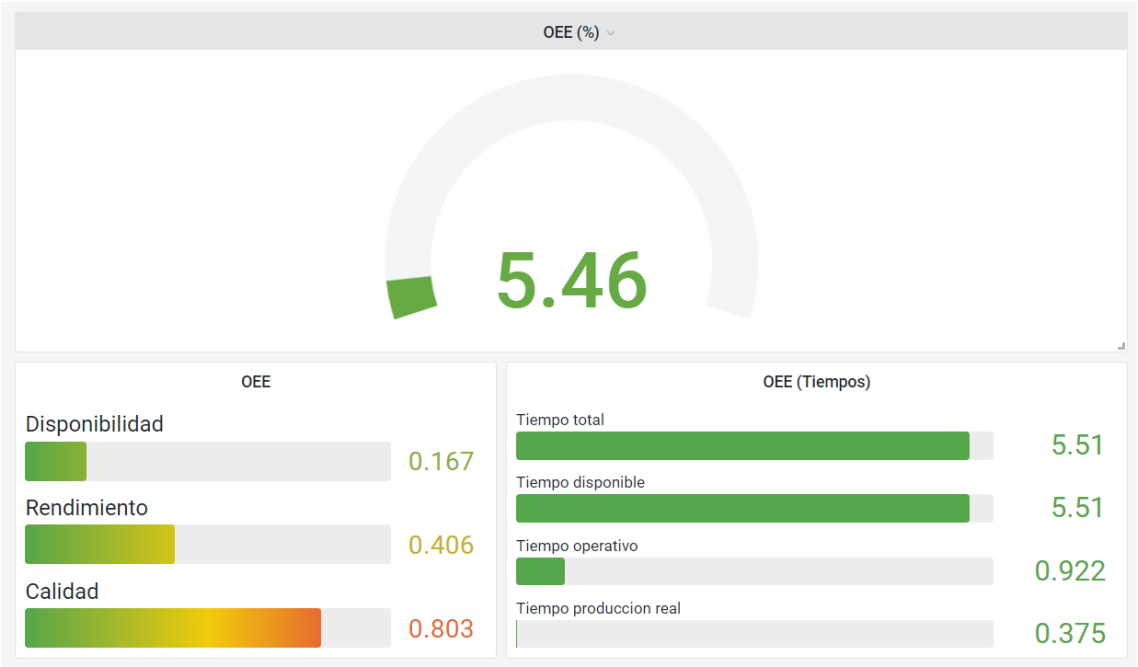


Figura 53. Visualización OEE Máquina PINACHO en Grafana

SMR

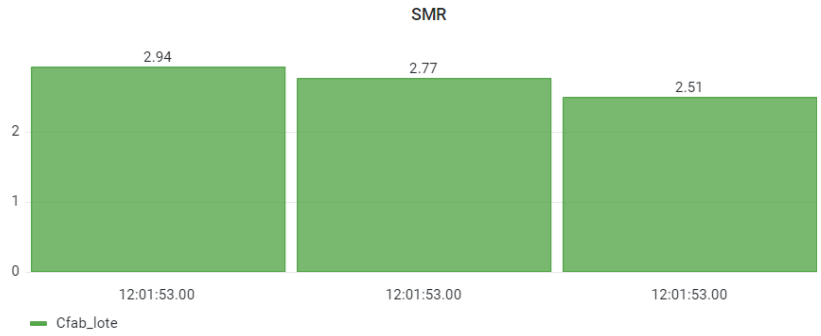
Siguiendo el modelo para el cálculo de la SMR planteado en esta tesis (ver Figura 13 y Tabla 4) se ha desarrollado la algoritmia (Anexo B. Desarrollo de software) necesaria para su cálculo. Las variables e hipótesis empleadas en la SMR pueden verse en la Tabla 33. Resaltar que la diferencia de coste para este cálculo de SMR se ha establecido en un 30 % que puede parecer algo elevado pero se debe tener en cuenta que en esta máquina, al no trabajar en un entorno industrial, sino en un laboratorio, las series de piezas fabricadas son cortas y por tanto si se pone un valor de diferencia muy bajo no se llegaría a obtener una SMR en la mayoría de las ocasiones.

Tabla 33. Equivalencia entre variables para el cálculo de la SMR en el PINACHO

Variable genérica	Variable PINACHO
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado de la máquina	PROGRAM_STATUS + Hipótesis: suponemos 1h de preparación para primera pieza
Número de herramienta	ACTIVE_TOOL
Consumo energético	ENERGY_ACTIVE
Número de piezas	PART_COUNTER
Coste recurso	Hipótesis: 10 €/h
Coste energético	Hipótesis: 0,39 €/kWh
Coste fluidos	Hipótesis: 0,21 €/h
Coste utillaje	Hipótesis: 0,55 €/h
Coste materia prima	Hipótesis 2,4 €/pieza
Coste operario	Hipótesis 12 €/h
Diferencia de coste	30 %

A la hora de visualizar la SMR, como este caso B es capaz de diferenciar entre referencias, se debe mostrar una SMR distinta para cada referencia, o bien, para la misma referencia en series distintas. Para poder hacer esta visualización en Grafana se debe establecer un filtro que

muestre las piezas que corresponden a una única serie, por ello, se acompaña el gráfico de una tabla que permita ver qué referencia es y cuál es su SMR. En el caso de la Figura 54 puede verse que el gráfico corresponde con la referencia 4 y su SMR es 2.



Time	Coste SMR	SMR	Coste fabricacion	Referencia
2022-06-17 12:01:53.000	0	0	25.9	1
2022-06-17 12:01:53.000	12.9	3	31.3	2
2022-06-17 12:01:53.000	12.9	3	17.6	2
2022-06-17 12:01:53.000	12.9	3	12.9	2
2022-06-17 12:01:53.000	3.06	2	3.43	3
2022-06-17 12:01:53.000	3.06	2	3.06	3
2022-06-17 12:01:53.000	2.77	2	2.94	4
2022-06-17 12:01:53.000	2.77	2	2.77	4
2022-06-17 12:01:53.000	2.77	2	2.51	4
2022-06-17 12:01:53.000	0	0	6.24	5
2022-06-17 12:01:53.000	0	0	3.96	5

Figura 54. Visualización SMR para Máquina PINACHO en Grafana

Mantenimiento

MTBF y MTTR

Al igual que ocurre en el caso A (4.1) el cálculo de ambos KPIs está relacionado y por tanto se requieren las mismas variables (Tabla 34). Además, la filosofía de cálculo es la misma, se tiene en cuenta el tiempo que la máquina está en estado de alarma (ALARM) para contabilizar el número de averías que se producen en el sistema y el tiempo que se tarda en repararlas. En el Anexo B. Desarrollo de software puede verse desarrollada la algoritmia para el cálculo de ambos KPIs.

Tabla 34. Equivalencia entre variables para el cálculo de MTBF y MTTR en PINACHO

Variable genérica	Variable PINACHO
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado máquina	EXECUTION_MODE

La visualización en Grafana se realiza de ambos KPIs en conjunto, como puede verse en la Figura 55. Esta visualización conjunta permite comparar el tiempo medio que el sistema está trabajando de forma correcta frente al tiempo medio de averías. Esto permite observar si el estado de la máquina es correcto o si por el contrario, probablemente debido al tiempo de vida del sistema, las actividades de mantenimiento en él son cada vez más largas, pudiendo ayudar a tomar la decisión de cambiar la máquina, o bien, de aplicar más mantenimiento preventivo.

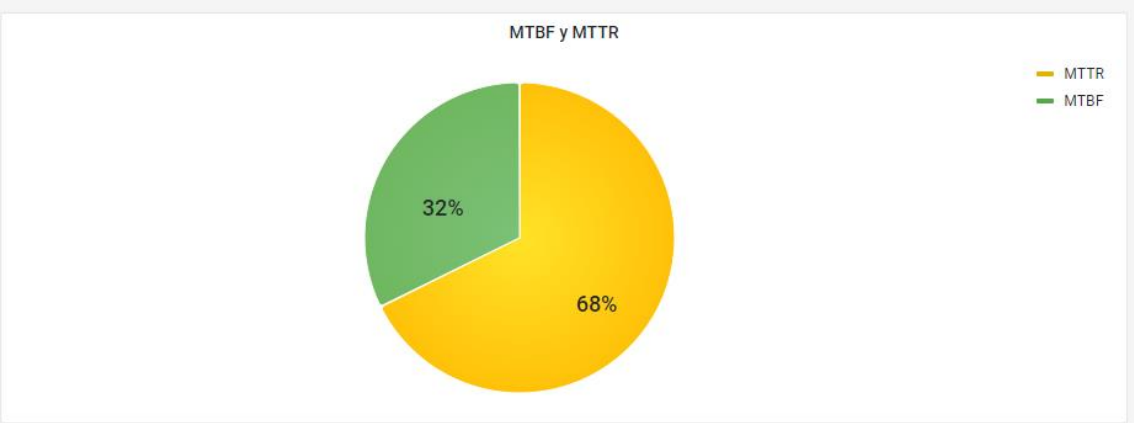


Figura 55. Visualización MTBF y MTTR para Máquina PINACHO en Grafana

Vida útil de la herramienta

Las variables adquiridas para el cálculo de este KPI aparecen en la Tabla 35, la metodología implementada para su cálculo puede verse en el apartado 3.2.1 y la algoritmia en el Anexo B. Desarrollo de software. Además, es necesario conocer el valor de la vida útil de la herramienta (valor dado por el fabricante de herramientas) e introducirlo en el algoritmo de programación.

Tabla 35. Equivalencia entre variables para el cálculo de Vida útil de la herramienta en PINACHO

Variable genérica	Variable PINACHO
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Velocidad de giro	RPM_SPINDLE
Número de herramienta	ACTIVE_TOOL

Este KPI en Grafana se muestra para cada una de las herramientas que están colocadas en el PINACHO y muestra el tiempo que lleva mecanizando la herramienta y, por tanto, el que queda hasta el fin de su vida útil (ver Figura 56). Esto permite al usuario planificar el cambio de herramientas en el sistema.



Figura 56. Visualización de vida útil de la herramienta para Máquina PINACHO en Grafana

FF

Siguiendo el modelo desarrollado en esta tesis (ver Figura 17 y Tabla 8) y al igual que se ha comentado en el caso A (4.1), para identificar el tipo de avería que se produce con cada alarma, se ha asociado cada tipo de fallo en función de la duración de las mismas. La Tabla 36 muestra la descripción y la duración de los fallos que pueden darse en el PINACHO y las variables empleadas en el desarrollo de la algoritmia son idénticas a las identificadas para el cálculo de

MTBF y MTTR (Tabla 34). Todos estos elementos se emplean en el desarrollo de la algoritmia para el cálculo de este KPI (Anexo B. Desarrollo de software).

Tabla 36. Tipos de fallo y duración PINACHO

Tipo de fallo	Descripción	Duración
F1. Falta de aceite para engrase	La falta de lubricación entre las diferentes piezas móviles que conforman una máquina provoca grandes problemas de fricción entre las mismas, que a su vez origina un aumento de la temperatura a la que trabajan las piezas.	<5’
F2. Torreta mal posicionada	La torreta es el elemento en el cual se sujetan los portaherramientas, y es móvil a lo largo y ancho del espacio de trabajo. En el caso del torno, la torreta se puede mover de forma manual para posicionarla en el lugar correcto o aproximado, y de forma automática según lo programado en el CNC. La avería asociada a esta parte móvil puede deberse a que se ha producido una colisión entre la herramienta y la pieza que se está mecanizando, o con alguna parte fija del espacio de trabajo. Reparar esta avería suele necesitar unos 12 minutos aproximadamente	5 ‘< Tiempo < 10’
F3. Fallo en panel de control	Mal posicionamiento de la bancada respecto a la posición programada por el control, provocando un mal mecanizado de la pieza.	< 10’

Para la visualización del FF se muestran los fallos en un diagrama de Pareto. Esto permite identificar de forma sencilla el fallo que más se repite y por tanto al que más atención se debe prestar a la hora de aplicar mantenimiento predictivo o preventivo (ver Figura 57).

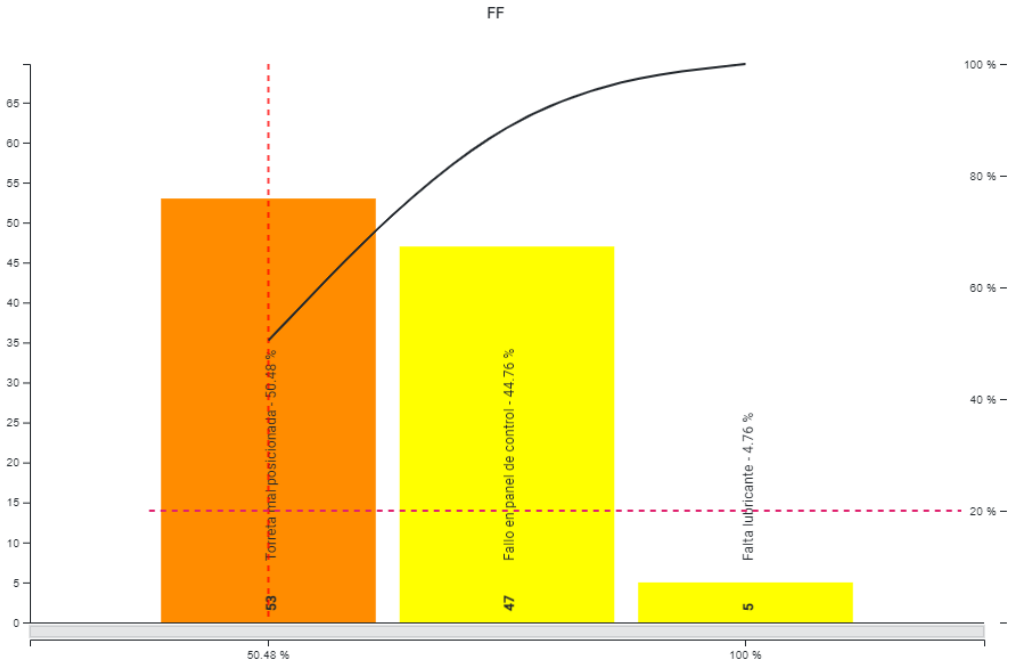


Figura 57. Visualización FF para Máquina PINACHO en Grafana

KPIs económicos

Coste fabricación

Como puede verse en la definición de este KPI realizada en el apartado 313.2.2, el coste de fabricación requiere de una gran cantidad de variables y datos a introducir como hipótesis para su cálculo que pueden verse en la Tabla 37. Además, el Anexo B. Desarrollo de software detalla el algoritmo que se ha implementado en el sistema para el cálculo de este KPI.

Tabla 37. Equivalencia entre variables para el cálculo de coste de fabricación en PINACHO

Variable genérica	Variable PINACHO
Tiempo diseño	Hipótesis: 1 h
Coste operario	Hipótesis: 12 €/h
Número de operarios	Hipótesis: 1 operario/operación
Número de piezas	PART_COUNTER
Tiempo programación	Hipótesis: 1 h
Coste equipo informático	Hipótesis: 0 €
Nº equipos informáticos	Hipótesis: 1
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado máquina	PROGRAM_STATUS
Coste adquisición recurso	Hipótesis: 5,84 €/h
Vida recurso	Hipótesis: 10 años
Número herramienta	ACTIVE_TOOL
Tiempo de vida herramienta	Hipótesis: 8,17 h
Coste herramienta	Hipótesis: 10 €/h
Índice de utilización utillaje	Hipótesis: 1
Coste utillaje	Hipótesis: 0,55 €/h
Coste fluido	Hipótesis: 0,21 €/h
Coste kWh	Hipótesis: 0,39 €/kWh
Energía consumida	ENERGY_ACTIVE
Coste materia prima	Hipótesis: 2,4 €/ud

La visualización de este KPI se plantea de tal forma que sea posible observar los costes desglosados (ver Figura 58). Esta visualización permite identificar de forma rápida cuáles son los costes más altos del sistema de producción y agiliza la toma de decisiones en torno a la reducción de qué coste puede ser más significativa para el cómputo global de este. Además, se puede obtener individualmente el coste de fabricación de cada una de las piezas y no solo una media del coste, algo que se considera importante para las nuevas modas de fabricación en las que la personalización y la individualidad de los productos es cada vez más importante para el cliente.

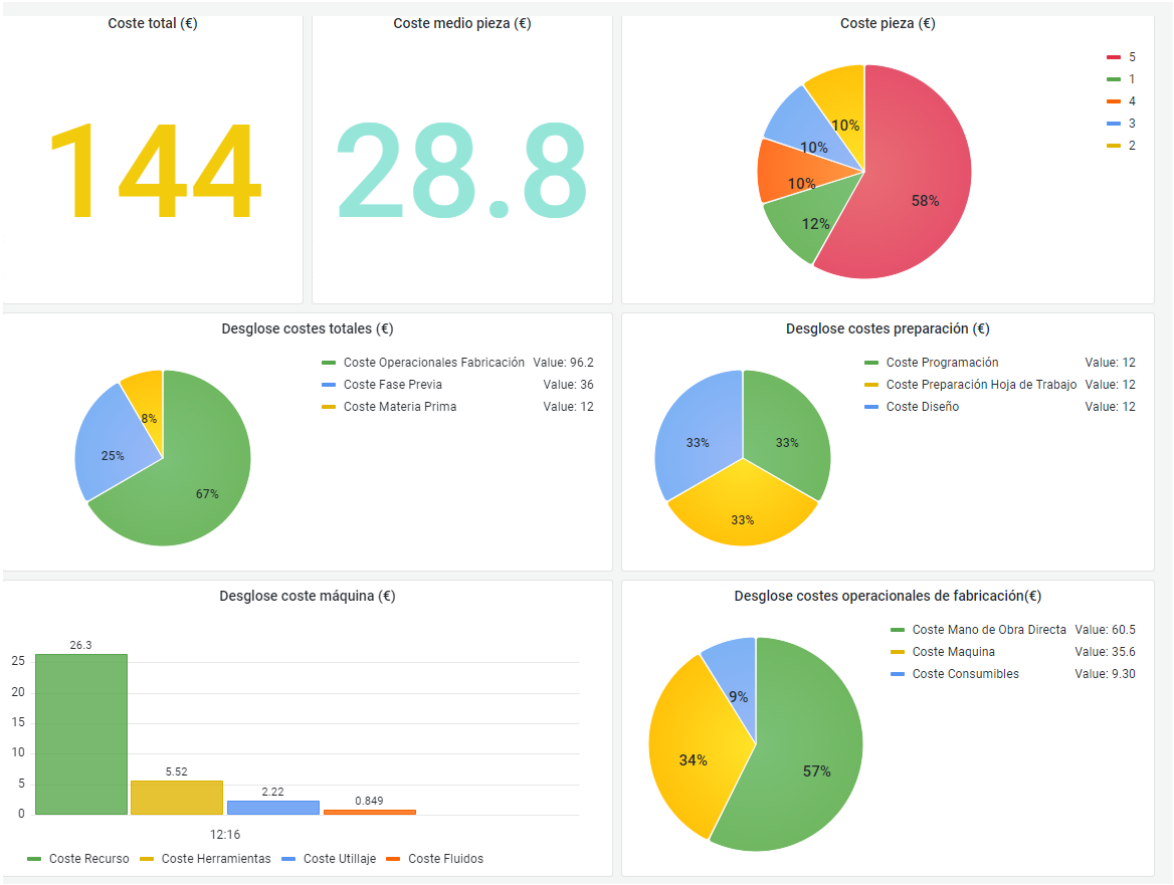


Figura 58. Visualización coste fabricación Máquina PINACHO en Grafana

Coste mantenimiento

El cálculo del coste de mantenimiento sigue el modelo descrito en la Tabla 10 y la Figura 19 y la algoritmia desarrollada para este puede verse en el Anexo B. Desarrollo de software. Al igual que ocurre con el coste de fabricación, el coste de mantenimiento también requerirá el planteamiento de varias hipótesis además de la adquisición de datos de la máquina (Tabla 38).

A tener en cuenta, al igual que en el caso A (4.1) solo se tiene en cuenta el coste de inventario, considerando que hay un repuesto en stock y cuando ocurre una avería, este se emplea y se repone por otro de forma inmediata siendo el tiempo que pasa un repuesto en el almacén el tiempo transcurrido entre una avería y la siguiente.

Tabla 38. Equivalencia entre variables para Coste mantenimiento en PINACHO

Variables genéricas	Variables HAAS
Coste operario	Hipótesis: 12 €/h
Nº operario	Hipótesis: 1 operario/operación
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado de la máquina	PROGRAM_STATUS
Coste fabricación pieza	Calculado como KPI
Coste materia prima	Hipótesis: 2,4 €/ud
Espacio ocupado repuesto	Hipótesis: no se considera
Número de días almacenado	Hipótesis: 0,30 € repuesto/día
Coste nave	Hipótesis: no se considera
Coste adquisición repuesto	Hipótesis: 2,5 (F1) 5 (F2) 7,5 (F3) €*
Tasa de interés	Hipótesis: no se considera
Coste adquisición máquina	Hipótesis: 80.000 €
Coste adquisición 2ª máquina	Hipótesis: 65.000 €
Vida útil de la máquina	Hipótesis: 15 años

** F1: Falta de aceite para engrase, F2: Torreta mal posicionada, F3: Fallo en panel de control*

En el caso del mantenimiento los costes también aparecen desglosados en la visualización de Grafana de manera que se facilite la toma de decisiones sobre ellos, por ejemplo, sobre cuál es más importante trabajar para reducir el coste (Figura 59).

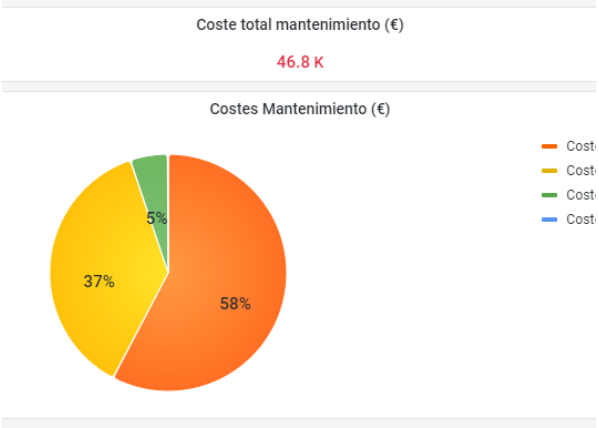


Figura 59. Visualización coste de mantenimiento Máquina PINACHO en Grafana

CLI

Una vez adquiridos el coste de mantenimiento y el de fabricación se puede pasar a desarrollar el algoritmo de cálculo del CLI, tal y como se define en el modelo del apartado 3.2.2 cuyas variables y parámetros pueden verse en la Tabla 39 y la algoritmia en el Anexo B. Desarrollo de software.

Tabla 39. Equivalencia entre variables para CLI en PINACHO

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Velocidad de giro	RPM_SPINDLE
Número de piezas	PART_COUNTER
Número de rechazos	Hipótesis: 1 rechazo/día
Número de retrabajos	Hipótesis: 1 retrabajo/día
Coste mantenimiento	Adquirido como KPI
Precio venta	Hipótesis: coste fabricación + 2,00 €
Coste fabricación	Adquirido como KPI
Número herramienta	ACTIVE_TOOL
Coste fluido	Hipótesis: 0,21 €/h
Coste utillaje	Hipótesis: 0,55 €/h
Consumo energético	ENERGY_ACTIVE
Coste kWh	Hipótesis: 0,35 €/kWh
Salario operario	Hipótesis: 12 €/h
Número operario	Hipótesis: 1 operario/operación
Coste instalaciones	Hipótesis: 5,00 €/h
Coste materia prima	Hipótesis: 2,40 €/ud
Tiempo máximo microparada	Hipótesis: no aplica (ver OEE)

La visualización en Grafana (Figura 60) se ha desarrollado de tal forma que permita observar el total del CLI y su desglose en las componentes que comparte con el OEE (disponibilidad, rendimiento y calidad) pudiendo observar así que pérdida supone un mayor coste.

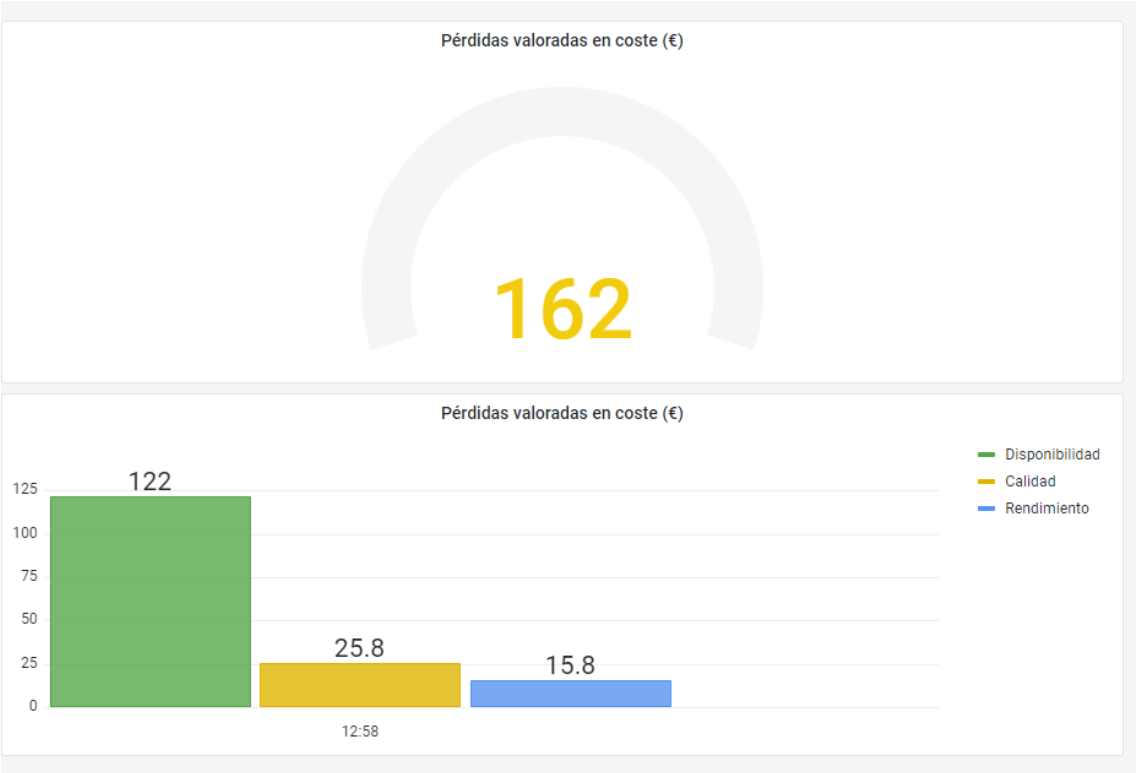


Figura 60. Visualización CLI Máquina PINACHO en Grafana

KPIs sostenibles

Huella de carbono

Para el cálculo de la huella de carbono se requiere conocer el consumo energético del sistema (Tabla 40) y el factor de emisión de huella de carbono, que se obtiene de la web ElectricityMap (ElectricityMap, 2022). Con estas variables puede desarrollarse el algoritmo de cálculo (ver Anexo B. Desarrollo de software) siguiendo la metodología planteada en el apartado 433.2.3.

Tabla 40. Equivalencia entre variables para Huella de carbono en PINACHO

Variable genérica	Variable PINACHO
Energía activa	ENERGY_ACTIVE

En este caso la visualización en Grafana es sencilla y solo se presenta el valor del KPI (Figura 61).



Figura 61. Visualización huella de carbono Máquina PINACHO en Grafana

EEOI

Siguiendo la metodología propuesta en el modelo de la tesis para este KPI (ver Figura 24 y Tabla 14), en el caso del EEOI también será necesario obtener el dato del mix eléctrico, el resto de las variables pueden verse en la Tabla 41 y los algoritmos implementados para el cálculo en el Anexo B. Desarrollo de software.

Tabla 41. Equivalencia entre variables para EEOI en PINACHO

Variable genérica	Variable PINACHO
Energía activa	ENERGY_ACTIVE
Estado máquina	PROGRAM_STATUS
Nº referencia	PROG_NAME_SELECTED
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Nº piezas	PART_COUNTER
Nº herramienta	ACTIVE_TOOL

El EEOI se calcula en función de dos unidades de trabajo para este caso: piezas y referencias. De este modo, se puede observar la huella de carbono asociada a cada referencia y particularmente a cada pieza (Figura 62).

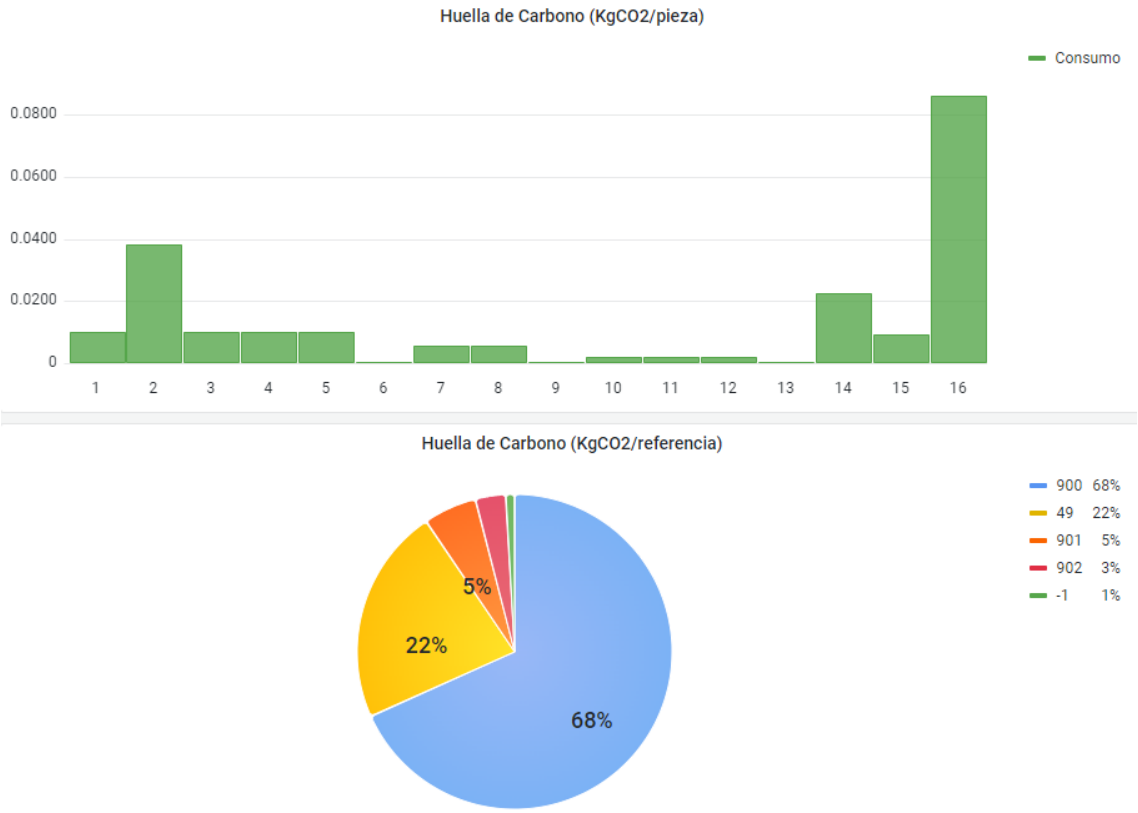


Figura 62. Visualización EEOI Máquina PINACHO en Grafana

ECL

En el caso del ECL es necesario emplear las mismas variables e hipótesis que para el cálculo del OEE añadiendo la energía consumida por el sistema, como puede verse en la Tabla 42. La algoritmia presentada en el Anexo B. Desarrollo de software sigue la metodología presentada en el apartado 3.2.3.

Tabla 42. Equivalencia entre variables para ECL en PINACHO

Variable genérica	Variable HAAS
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Energía activa	ENERGY_ACTIVE
Velocidad de giro	RPM_SPINDLE
Número de piezas	PART_COUNTER
Número de rechazos	Hipótesis: 1 rechazo/día
Número de retrabajos	Hipótesis: 1 retrabajo/día

La visualización de este KPI en Grafana (Figura 63) muestra las 6 grandes pérdidas de Nakajima desglosadas, de manera que se pueda detectar fácilmente cuál de las 6 supone una mayor pérdida energética para el sistema.

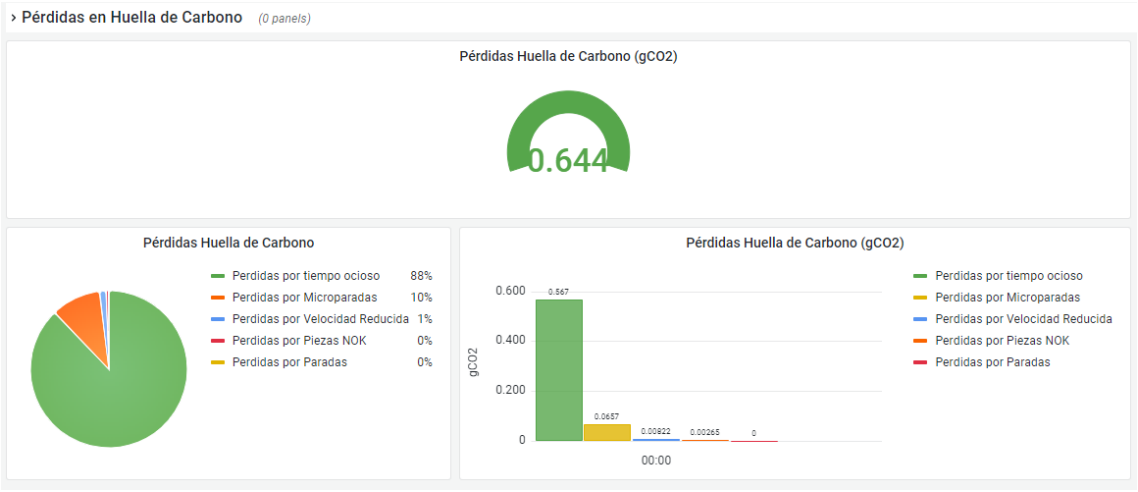


Figura 63. Visualización ECL Máquina PINACHO en Grafana

Nivel 5: configuración

El nivel de configuración sirve como retroalimentación y permite la visualización de KPIs en tiempo real para conocer el estado actual de la máquina y facilitar y mejorar la toma de decisiones. Para esta visualización conjunta se han propuesto los siguientes paneles (ver Figura 64)



Figura 64. División de los paneles KPIs para PINACHO en Grafana

El panel de costes es idéntico al mostrado en la Figura 58 para la visualización de los costes de producción desglosados por bloques. En el apartado de producción puede verse tanto el OEE como la SMR (ver Figura 65). El panel de mantenimiento agrupa todos los KPIs de la parte productiva que están relacionados con el tema del mantenimiento junto con el coste del mantenimiento que, aunque se ha caracterizado como KPI económico, su visualización aporta más información si se visualiza con otros KPIs de mantenimiento que permitan relacionar la subida o bajada del coste con el comportamiento del resto de KPIs (ver Figura 66). Otro de los paneles que agrupan KPIs es el caso del panel de sostenibilidad que agrupa la huella de carbono con el EEOI (para pieza y referencia) (ver Figura 67). Por último, el panel de pérdidas muestra en conjunto las pérdidas productivas, medioambientales y económicas, de manera que se pueda analizar si la aplicación de mejoras en el sistema afecta positivamente a los tres ámbitos contemplados en esta tesis, o por el contrario, la mejora en uno de los ámbitos supone un empeoramiento de otro, como muestra la Figura 68.

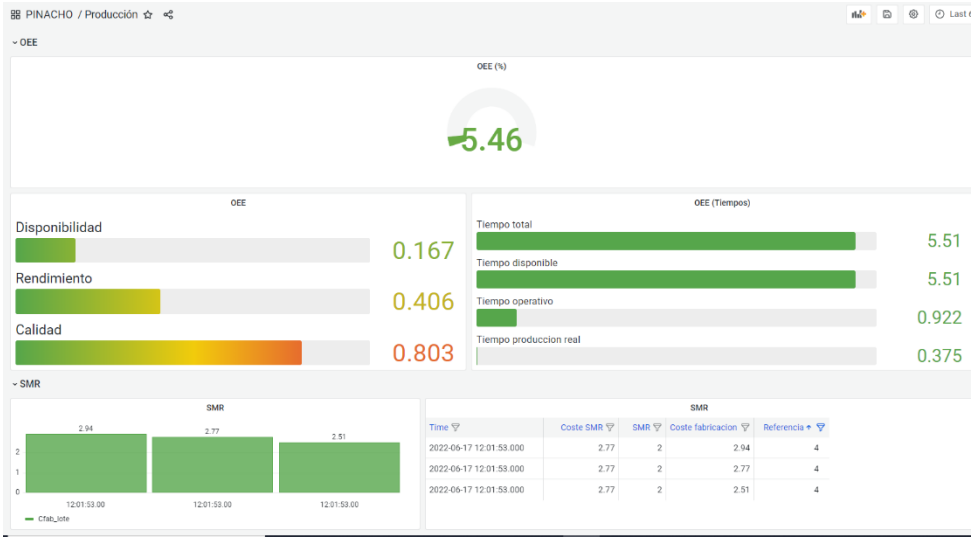


Figura 65. Panel producción PINACHO

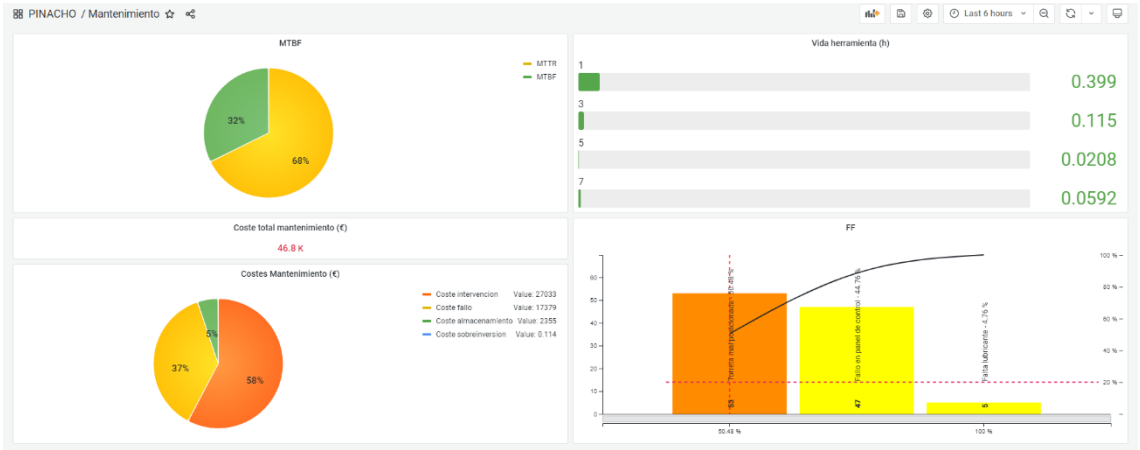


Figura 66. Panel mantenimiento PINACHO

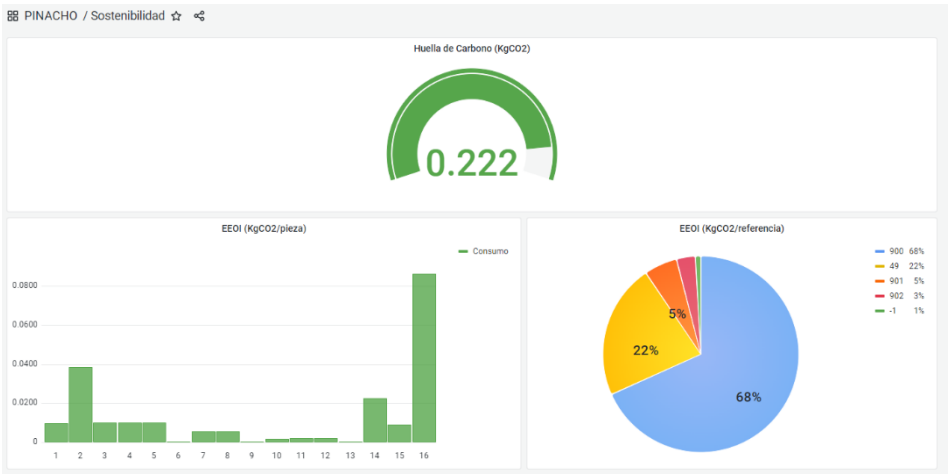


Figura 67. Panel sostenibilidad PINACHO

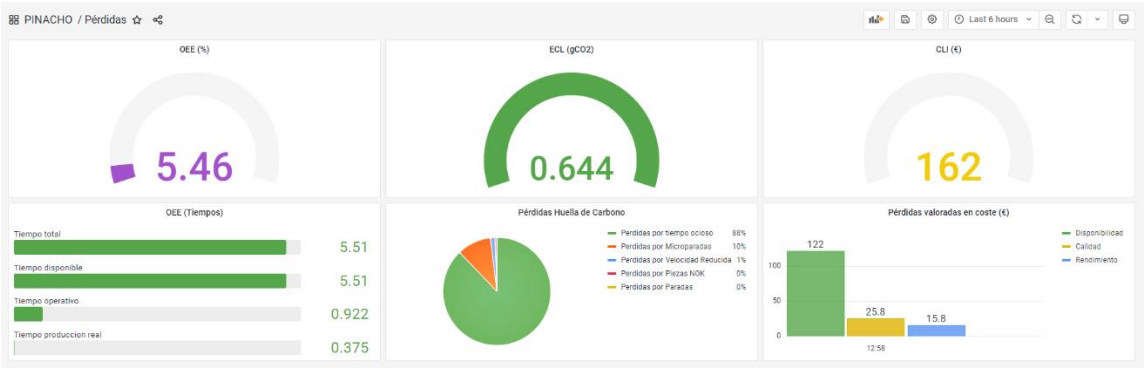


Figura 68. Panel pérdidas PINACHO

4.3. Caso C) Máquina repujadora en empresa X

La empresa X es una empresa especializada en la fabricación de máquinas herramienta para deformación de chapa mediante distintas tecnologías entre las que destaca el repulsado. Las máquinas-herramienta que fabrican están presentes en todo el mundo, estando el 95% de su producción en Europa, Estados Unidos, Brasil, India y China. La empresa X lleva a cabo numerosas inversiones en I+D para estar a la vanguardia de este tipo de industria. Nuestra colaboración con ellos se basa en el desarrollo de indicadores para implementarlos en sus máquinas dando una ventaja competitiva a la implementación de tecnologías 4.0 en esta empresa.

Como datos de interés para el caso, hay que destacar que se va a trabajar con 16 máquinas que pertenecen a 7 modelos distintos de máquina herramienta con tiempos de ciclo variables. Cada máquina es capaz de fabricar piezas de varias referencias distintas en el mismo día y puede darse el caso de que se de orden de fabricar una misma referencia en distintos periodos de un mismo día.

La empresa X colabora con regularidad con el centro de investigación TECNALIA en el desarrollo de nuevas tecnologías que puedan incorporarse a sus máquinas-herramientas. Más concretamente, ambas entidades han transformado las máquinas herramienta en CPS y desarrollado una plataforma de visualización que recoge variables y parámetros de estos sistemas. Los sistemas ciberfísicos recogen 21 variables y 5 parámetros, sin embargo, no se trabaja con estas variables, no se han definido ni calculado indicadores y por tanto la información recogida por la plataforma no aporta valor al usuario final de la misma. El trabajo realizado durante el desarrollo de esta tesis sirve para solventar las deficiencias encontradas en la plataforma, definiendo y desarrollando una serie de indicadores que puedan visualizarse en la plataforma y aporten valor al usuario final.

Además, la empresa X está desarrollando un algoritmo de machine learning capaz de detectar la calidad de las piezas en función de sus modelos de fuerza, lo cual será de utilidad cuando se avance en el desarrollo de indicadores de este caso.

Nivel 1: conexión inteligente

En este caso no se llevó a cabo el nivel 1 de implementación del CPS, puesto que ya se había llevado a cabo en casos anteriores con la empresa.

Nivel 2: transformación de datos en información

En el caso de la empresa X, las variables y parámetros recogidos y analizados pueden verse en la siguiente tabla (Tabla 43). Por motivos de confidencialidad estas variables se muestran con nombres distintos a los originales del sistema:

Tabla 43. Variables del sistema de máquinas repujadoras

Nombre	Descripción	Unidades
Temp_bearing	Indica la temperatura a la que se encuentran los rodamientos de la máquina	°C
Energy_active	Energía consumida por la máquina herramienta	kWh
V_C	Velocidad de giro en el eje C de la máquina	rpm
V_X	Velocidad de desplazamiento en el eje X de la máquina	mm/min
V_Z	Velocidad de desplazamiento en el eje Z de la máquina	mm/min
F_X	Fuerza aplicada en el eje X de la máquina	kN
F_Z	Fuerza aplicada en el eje Z de la máquina	kN
Timestamp	Contador de tiempo	ms
P_X	Posición de la herramienta en el eje X	mm
P_Z	Posición de la herramienta en el eje Z	mm
Power_C	Potencia de la máquina en el eje C	W
Power_X	Potencia de la máquina en el eje X	W
Power_Z	Potencia de la máquina en el eje Z	W
Torque_C	Par aplicado en el eje C	Nm
Vib	Vibración registrada en la máquina	mm/s
Machine_ON	Indica el momento en el que la máquina se ha encendido	s
Machine_OFF	Indica el momento en el que la máquina se ha apagado	s
Alarm	Se activa cuando el operario pulsa el botón de alarma	-
Ref	Nombre de la referencia	-
T_init_pieza	Tiempo de inicio de fabricación de pieza	s

La plataforma XData desarrollada por esta empresa se empleó para comprender el funcionamiento de cada una de las variables y poder emplearlas en el desarrollo de KPIs. A diferencia de los casos A y B (4.1 y 4.2), el caso C no registra los datos de las variables cada segundo sino que sigue la siguiente estructura: referencia – tiempo de inicio de la pieza n dentro de esa referencia – variables recogidas para esa pieza (ver Figura 69).

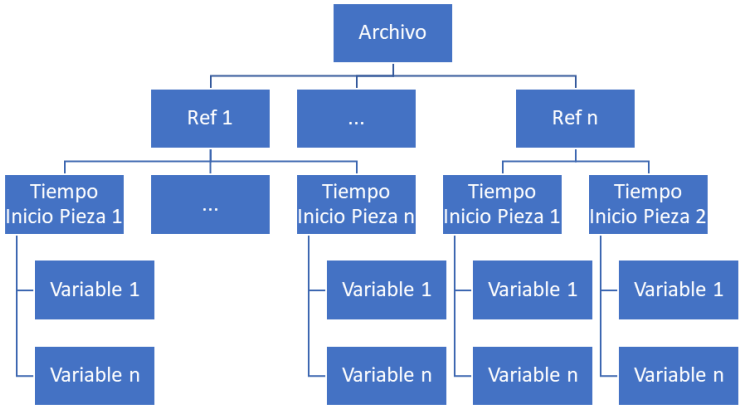


Figura 69. Estructura de los archivos adquiridos por el sistema

Nivel 4: cognición

Una vez analizadas y estudiadas las variables y los parámetros que pueden obtenerse de los sistemas ciberfísicos, se comienza con la definición y desarrollo de indicadores que puedan ser de utilidad para el usuario final de la máquina. Los ámbitos en los que se decide comenzar a desarrollar indicadores son el productivo y el medioambiental, aunque finalmente también se proponen KPIs relacionados con la parte económica orientados al consumo energético. Al tratarse de máquinas-herramienta que suelen trabajar en series largas se toma la decisión de definir, desarrollar e implementar tres indicadores: la huella de carbono, el OEE y la SMR. El desarrollo de la algoritmia de los 3 KPIs se ha puesto en común con la empresa y se ha adecuado lo máximo posible a las necesidades de la misma. En el aspecto de la visualización, ésta se integra dentro de su plataforma XData, por lo que no es necesario emplear una aplicación de visualización como en los otros casos.

KPIs productivos

OEE

Para desarrollar la algoritmia del cálculo del OEE se ha definido una ventana de tiempo total, es decir, el tiempo total con el que se trabaja desde que la máquina se enciende por primera vez en el día hasta que se apaga por última vez, ya que se desconoce los turnos en los que las máquinas-herramientas van a trabajar en el usuario final y de cara a la empresa X permite el cálculo de un OEE único para todas sus máquinas.

Se debe destacar que, en la parte del rendimiento de este proceso productivo, no se ha considerado que las máquinas tengan perdidas por microparadas puesto que se considera que la carga y descarga de piezas es parte del proceso productivo. Además, la velocidad reducida se considera como el tiempo durante el que la máquina está trabajando a la mínima velocidad registrada por cada referencia con la que se trabaja. Mientras que, en el apartado de calidad, a diferencia de los casos anteriores en los que se realizaba una hipótesis sobre la calidad de las piezas, se ha definido con la empresa qué se considera pieza de mala calidad.

Por norma general, el proceso tiene unos tiempos de ciclo muy regulares, por tanto, los casos en los que una pieza tarda más o menos tiempo en realizarse deben revisarse como posibles casos de mala calidad. En un primer momento, para verificar que esa pieza ha sido mala, se comprueba en las alarmas si durante el ciclo de esa pieza se ha activado alguna de ellas. Si se ha activado, la pieza se considera de mala calidad y, por tanto, su tiempo de producción es tiempo de mala calidad. Aunque esta primera aproximación resulta bastante realista, el hecho de que la empresa esté trabajando en la detección de la calidad de las piezas a través de un algoritmo de machine learning resulta muy interesante para mejorar el parámetro de calidad del OEE. Por este motivo, se ha incorporado este algoritmo al cálculo del OEE, de manera que las piezas identificadas como malas se validan con este modelo de fuerza. Esta fusión de dos proyectos distintos pone de manifiesto el potencial que tienen las tecnologías 4.0 para mejorar el mundo industrial.

Una vez establecidas estas condiciones con la empresa, la Tabla 44 muestra las variables de las repujadoras que se han empleado para realizar el cálculo del OEE.

Tabla 44. Equivalencia entre variables para el cálculo del OEE en la repujadora

Variable genérica	Variable REPUJADORA
Tiempo máquina	Timestamp
Estado de la máquina	Lectura de alarmas
Velocidad de giro	V_C
Número de piezas	T_init_pieza

La visualización del OEE se plantea de forma diaria con el valor del OEE diario y dos visualizaciones: una de tiempos productivos e improductivos (Figura 70) y otra de los tres aspectos que componen el OEE (Figura 71). Esto permite a la empresa analizar cuáles son las pérdidas que mayor impacto tienen en el cálculo del OEE. Por motivos de confidencialidad, solo se muestran los gráficos obtenidos en Python con datos no reales.

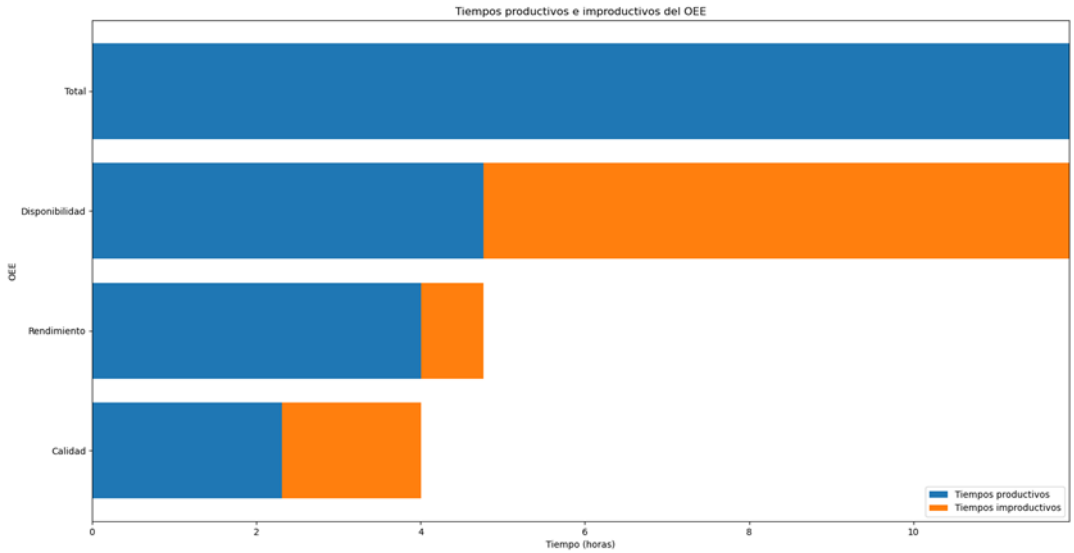


Figura 70. Visualización de tiempos productivos e improductivos en XData

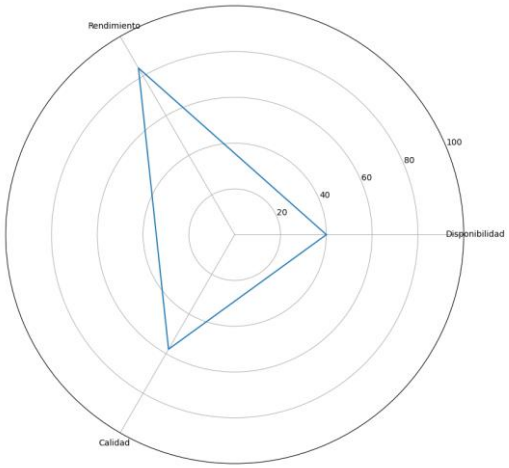


Figura 71. Visualización de los tres aspectos que componen el OEE en XData

Además, se ha desarrollado una visualización mensual calculando un OEE mensual como la media ponderada del OEE diario en función del número de piezas que se hace ese día frente al

total de piezas del mes y una visualización del conjunto de OEE calculado como diario a lo largo de un mes.

SMR

La SMR resulta de gran interés para la empresa C, puesto que, estas máquinas realizan series largas de piezas de una misma referencia. Sin embargo, no se han llevado a cabo estudios de coste de fabricación por lo que se ha reformulado la SMR para poder trabajar con tiempos en lugar de costes. No obstante, se ha permitido que el usuario pueda introducir un coste promedio de materia prima y mano de obra para poder realizar una aproximación de la SMR con costes. La Tabla 45 muestra las variables empleadas para el cálculo de la SMR.

Tabla 45. Equivalencia entre variables para el cálculo de la SMR en la repujadora

Variable genérica	Variable repujadora
Tiempo máquina	Timestamp
Estado de la máquina	T_init_pieza + Ref
Número de piezas	T_init_pieza
Coste materia prima	Seleccionado por usuario
Coste operario	Seleccionado por usuario
Diferencia de tiempo/coste	1s / 1%

La visualización de la SMR es un gráfico en el que se muestra el punto de la SMR y el tiempo o coste al que corresponde (Figura 72), en función de si son datos de coste o tiempo.

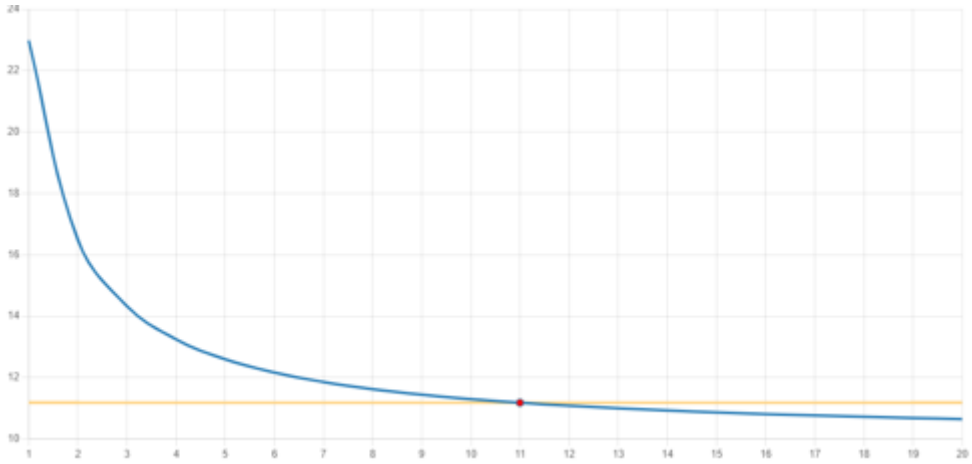


Figura 72. Visualización de la SMR en XData

KPIs sostenibles

Huella de carbono y EEOI

Para el cálculo de la huella de carbono se planteó a la empresa que podría ser interesante tener un valor de huella de carbono desglosado en las operaciones que se llevan a cabo en el proceso de repujado, es decir, se les planteó la aplicación del KPI denominado como EEOI en el desarrollo de esta tesis. Así pues, se les planteó desglosar la huella de carbono cuando:

- la máquina está fabricando piezas.
- la máquina está cargando o descargando piezas de la misma referencia.
- se está produciendo el cambio de una referencia a otra.

Las variables empleadas para realizar estos cálculos aparecen en la Tabla 46.

Tabla 46. Equivalencia entre variables para el cálculo de la huella de carbono en la repujadora

Variable genérica	Variable PINACHO
Energía activa	Energy_active
Nº Referencia	Ref
Nº Piezas	T_init_pieza

Además de estas variables, el cálculo de la huella de carbono requiere el mix eléctrico. Este valor varía según el país en el que está la máquina y la empresa X tiene máquinas ubicadas en diversos países. Por este motivo, se ha desarrollado un algoritmo que recoge en tiempo real los valores del mix eléctrico en los países en los que hay ubicadas máquinas a través de la aplicación ElectricityMap (*ElectricityMap* , 2022) a excepción del valor de Méjico que no aparece en dicha aplicación y se obtuvo de la web del gobierno (Secretaría de medioambiente y recursos naturales, 2021).

La visualización ofrecida en la aplicación permite al usuario determinar cuáles son las operaciones o referencias que más huella de carbono emiten y determinar si se está produciendo alguna ineficiencia o avería. Además, se puede visualizar el dato de huella de carbono global (Figura 73).

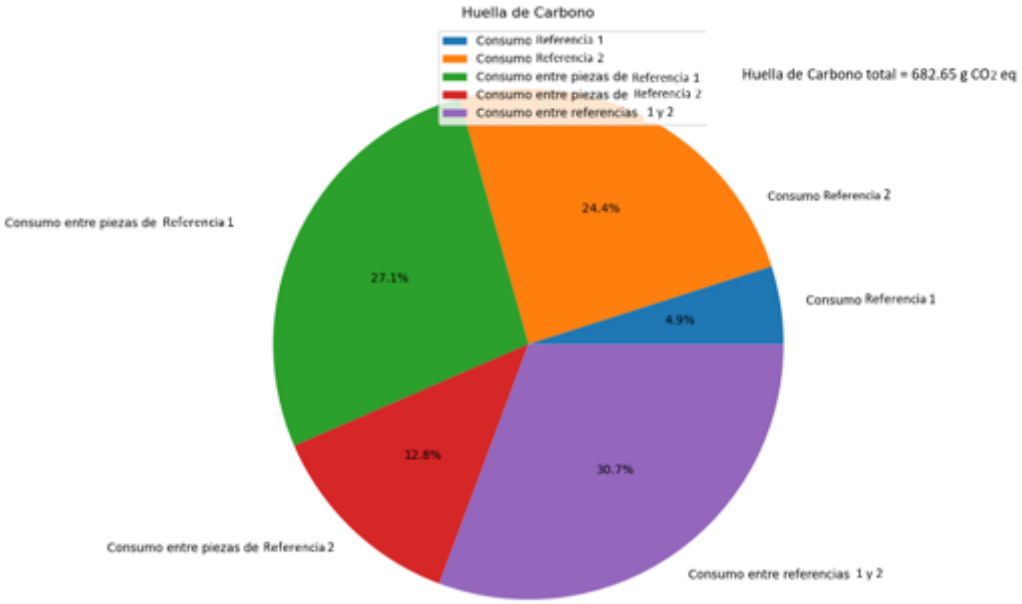


Figura 73. Visualización de la Huella de carbono en XData

KPIs económicos

Coste de la energía eléctrica

A la hora de desarrollar el KPI de huella de carbono a partir del consumo energético, pareció interesante establecer el cálculo del coste del consumo energético. Este coste es uno de los bloques que entra dentro del coste de producción desarrollado en el modelo de KPIs de este trabajo y las variables necesarias para su cálculo son la energía consumida por el sistema (Energy_active) y el coste de dicha energía (€/kWh).

Para obtener el valor del coste energético se accede a la API que ofrece Red Eléctrica de España (REE) (REData API | Red Eléctrica), de la cual se obtiene el coste del kWh en tiempo real (según lo que varía cada hora), este dato nos permite, no solo obtener el coste del consumo energético, sino que se puede ver cómo evoluciona el coste a lo largo del día y compararlo con el consumo energético del sistema en cada momento del día (Figura 74). Para el resto de los países en los que no se tiene esta API, se ha llevado a cabo un estudio en el que se evalúa la diferencia de coste entre España y dicho país y se calcula el coste del kWh aplicando esa diferencia con respecto al coste en tiempo real en España. Además, se ha habilitado un apartado en la plataforma para que si el usuario lo desea pueda añadir su propio coste energético.

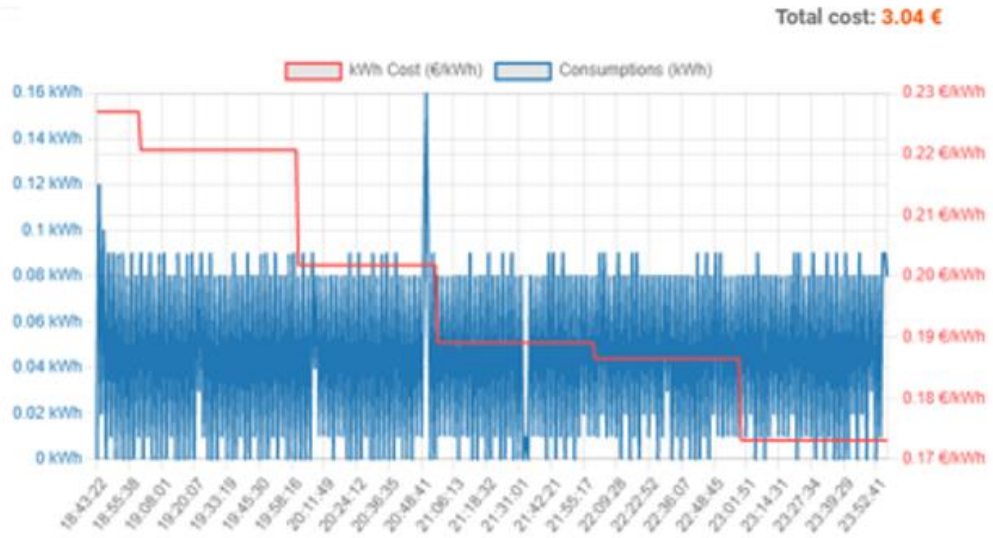


Figura 74. Visualización del coste energético en XData

Nivel 5: configuración

En el caso de la visualización general de los KPIs en la plataforma XData, se ha definido una pestaña de KPIs subdividida en apartados, en la que por un lado se visualiza todo lo referido al OEE, por otro la SMR y por último la huella de carbono junto con el coste energético. La empresa solicitó que los KPIS pudieran visualizarse de forma diaria, semanal y mensual para seguir con el estándar de la plataforma, de manera que se desarrollaron algoritmos que permitieran dicha visualización.

Por motivos de confidencialidad no se puede mostrar la visualización general de los KPIs en XData.

4.4. Caso D) Máquina trituradora en empresa Y

La empresa Y es un integrador de líneas de reciclado que busca implementar tecnologías 4.0 en las máquinas que implanta.

En este caso concreto, se trata de la implementación de un CPS en un molino de trituración. A continuación se describen los pasos seguidos en los 5 niveles de implementación del molino.

Nivel 1: conexión inteligente

El proceso de implementación de sensórica y adquisición de datos del sistema es el mismo que se ha presentado en el apartado 3.1.1 de metodología. Por motivos de confidencialidad no pueden presentarse fotos de los sistemas de adquisición implementados.

Nivel 2: transformación de datos en información

Las variables energéticas son las mismas que en el resto de los casos (Tabla 1). Para la selección de variables adquiridas del PLC de la máquina, se llevó a cabo un estudio del proceso de funcionamiento del molino para evaluar qué variables serían necesarias para el cálculo de KPIs del CPS. Finalmente, de las 89 variables que se adquieren del PLC de la máquina se seleccionaron 30 que pueden verse en la (Tabla 47).

Tabla 47. Variables adquiridas del sistema en el molino

Variable	Descripción	Unidades
MB114	Las alarmas van asociadas a una tabla que indica el tipo de fallo, por motivos de confidencialidad no se muestra esta tabla. Las alarmas MB 110 y MB 115 son alarmas que suponen una parada del molino.	-
MB115		-
MB116		-
MB117		-
MB111		-
MB112		-
MB124		-
MB125		-
MB110		-
MB113		-
MB122		-
MB123		-
MB118		-
MB119		-
MB130		-
MB131		-
Emergencia activada A	Estas tres alarmas son comprobaciones que se realizan antes de que el molino comience a trabajar, si estas variables no se desactivan el molino no puede ponerse en marcha.	-
Emergencia activada B		-
Emergencia activada C		-
HORAS -	Tiempo que el rotor del molino gira en sentido antihorario	h
HORAS +	Tiempo que el rotor del molino gira en sentido horario	h
HORAS Produccion Dia	Horas del rotor girando	h
HORAS Productivas dia	Horas del rotor girando con carga	h
Energía_molino	Energía consumida por el motor del molino	MWh
Par_molino	% al que trabaja el par del molino	%
RPM_molino	Velocidad de giro del motor del molino	RPM
T_molino	Temperatura del motor del molino	°C
Par_molino_consigna	Parámetro consigna del % al que trabaja el par del molino	%
RPM_molino _consigna	Parámetro de consigna de velocidad de giro del motor del molino	RPM
RPM_rotor	Velocidad de giro del rotor	RPM

Para validar el funcionamiento y significado de las variables se contó con la ayuda del fabricante de la máquina que es el encargado de definir el cálculo y la adquisición de variables del PLC de

la máquina. De esta colaboración se obtuvo la siguiente información sobre la relación entre las variables y el proceso:

- El giro del molino es reversible, cambia el sentido de giro de forma automática para que el desgaste del rotor sea uniforme.
- En el uso de estos molinos se recomienda que haya una fase de preparación diaria que consista en una revisión ocular del rotor y la correa de transmisión, de manera que se compruebe su estado. Para esta revisión el molino se pone en modo servicio, impidiendo que este pueda accionarse (Emergencias activadas A, B y C).
- Cuando el % de par del molino (Par_molino) es inferior al 5 % se considera que el molino está trabajando en vacío.

Nivel 4: cognición

En el caso D tampoco existe una plataforma propia de la empresa Y en la que se pueda llevar a cabo el desarrollo y la visualización de los KPIs, por tanto, el sistema de desarrollo de los KPIs es el mismo que para los casos A y B (Figura 32).

En este caso de implementación, la empresa Y estaba interesada en el desarrollo de KPIs productivos y sostenibles, por lo que se ha caracterizado e implementado en el molino el OEE y la huella de carbono.

KPIs productivos

OEE

En el caso del OEE caracterizado para el molino, se ha definido como tiempo total 7.5 horas que es el tiempo que la empresa en la que está situado el molino ha definido al tener un horario fijo de trabajo. Por otro lado, la empresa ha realizado varias consideraciones sobre los tres componentes del OEE a tener en cuenta en el desarrollo del algoritmo.

En la disponibilidad, ha identificado que los operarios realizan la pausa del almuerzo siempre entre las 10 y las 11 de la mañana, lo que permite definir el algoritmo de tal forma que sea capaz de detectar dicha parada como planificada.

En el rendimiento, no considera microparadas al tratarse de un proceso continuo.

En el caso de la calidad, por el momento se considera 1, puesto que la calidad en este proceso se define como la obtención de los materiales que componen el producto de entrada de la forma más limpia posible pero actualmente resulta imposible medirla.

Para el desarrollo del OEE en este caso se han empleado las variables que aparecen en la Tabla 48.

Tabla 48. Equivalencia entre variables para el cálculo del OEE en el molino

Variable genérica	Variable molino
Tiempo máquina	TIMESTAMP
Estado de la máquina	Emergencia activada A, B y C + MB110 + MB115 + Par_molino
Velocidad de giro	RPM_molino
Velocidad reducida	< velocidad consigna

La visualización del OEE se lleva a cabo en Grafana y se puede visualizar, no solo desglosado en disponibilidad, rendimiento y calidad, sino también en los tiempos con los que se calcula el OEE.

Se ha añadido una visualización del par y las rpm del motor para poder observar fácilmente la parada del almuerzo y comprobar si sigue el par de consigna (Figura 75). De esta forma se puede identificar de forma rápida y sencilla los aspectos del OEE que deben ser mejorados.



Figura 75. Visualización del OEE para el molino en Grafana

KPIs sostenibles

Huella de carbono

Al igual que en el resto de los casos, la huella de carbono requiere el mix eléctrico (obtenido de la página web ElectricityMap (ElectricityMap, 2022)) además de las variables adquiridas de la máquina. Estas variables pueden verse en la Tabla 49Tabla 27.

Tabla 49. Equivalencia entre variables para Huella de carbono en molino

Variable genérica	Variable HAAS
Energía activa	ENERGY_ACTIVE

En el caso de este KPI a la visualización en Grafana de la huella de carbono se le ha añadido la visualización del consumo energético a lo largo del tiempo, con la idea de proponer a la empresa Y el llevar a cabo un cálculo del coste energético como en el caso C (Figura 76).



Figura 76. Visualización de huella de carbono para molino en Grafana

Nivel 5: configuración

Para la retroalimentación y la toma de decisiones en tiempo real se ha separado la visualización en dos: la parte productiva y la parte sostenible (ver Figura 75 y Figura 76). Además se ha desarrollado otro visualizador mensual en el que puede verse la evolución del OEE y la huella de carbono a lo largo de cada mes de manera que se pueda identificar rápidamente que días el OEE fue inferior y que días la huella de carbono fue mucho mayor pudiendo identificar posibles fallos ocurridos esos días para que no vuelvan a ocurrir (ver Figura 77).



Figura 77. Visualización del OEE y huella de carbono mensual para molino en Grafana

5. Conclusiones, líneas futuras y resultados de la investigación

Conclusiones

En líneas generales, el desarrollo de este trabajo muestra las virtudes de la aplicación de tecnologías habilitadoras de la industria 4.0 al entorno industrial. La metodología propuesta, junto con los casos de uso resueltos con éxito, puede servir a las empresas como prueba de las ventajas competitivas que pueden obtener si deciden implementar este tipo de tecnologías en sus sistemas, líneas de producción o cadenas de suministro.

La metodología propuesta en este trabajo se ha implementado en cuatro casos distintos, cada máquina es diferente y el entorno en el que trabajan cada una de ellas también lo es. Esto demuestra la capacidad de extrapolación que tiene este modelo y que por tanto puede servir como estándar para la implementación de CPS en entornos industriales de distinta índole. Además, la línea seguida en la investigación muestra un caso exitoso de transferencia para la colaboración entre UNIZAR y TECNALIA, puesto que los dos primeros casos se han implementado en un laboratorio bajo un entorno controlado en el que se ha podido investigar, desarrollar y mejorar la metodología planteada para trasladar los conocimientos adquiridos al entorno industrial a través de la implantación de CPS en entornos reales (los otros casos mostrados en el trabajo).

La presente propuesta ha dado respuesta a las limitaciones encontradas en la literatura acerca de cómo llevar a cabo la implementación de un CPS siguiendo los 5 niveles planteados por (J. Lee et al., 2015), ya que, aunque la parte teórica está bien definida no hay muchos casos de implementación en entorno industrial o ejemplos prácticos en la literatura. Además de presentar y plantear la definición, caracterización, implementación y visualización de KPIs para implementarlos en un CPS.

Siguiendo con la idea de completar los gaps detectados en la literatura se han planteado un total de 13 indicadores considerados como relevantes para la monitorización de los sistemas en tiempo real y la mejora de la toma de decisiones atendiendo a tres ámbitos: productivo, medioambiental y sostenible. Algunos de ellos han sido reformulados y caracterizados para su implementación en CPS y otros definidos desde cero como KPIs innovadores que finalmente han sido registrados como secretos industriales. Todos ellos se han planteado con idea de que puedan ser estandarizados para su uso en diferentes ámbitos y sectores industriales, por ello, se ha seguido una metodología de definición basada en la norma ISO 22400 (ISO, 2014).

Otro de los objetivos perseguidos ha sido el desarrollo de la algoritmia necesaria para el cálculo de KPIs en tiempo real con un lenguaje de programación (Python) que fuese sencillo de manejar y gratuito para el desarrollo en las empresas. Y que, además, los KPIs desarrollados pudiesen visualizarse tanto en las plataformas ya desarrolladas por las empresas (como es el caso C, ver 4.3), o bien, implementarse en una plataforma o dashboard gratuito. Para el diseño de los dashboards se ha buscado una interfaz sencilla para el manejo del usuario final, como es el caso de Grafana (ver casos 4.1, 4.2 y 4.4). Por tanto, este trabajo aporta varios ejemplos de visualización de indicadores que puedan servir de modelo para el diseño de paneles de visualización en empresas.

La implementación de estos KPIs en tiempo real en un visualizador permite a las empresas agilizar y mejorar la toma de decisiones como se ha ido mostrando a lo largo de los casos de uso. Además, el análisis temporal de la evolución de los KPIs no solo permite concluir si las mejoras implementadas impactan realmente en el sistema o la cadena de producción, sino que también

se puede determinar si el impacto es en todos los ámbitos o para uno de los tres en particular o incluso si impacta negativamente en alguno.

Líneas futuras

La consecución de esta investigación ha dado lugar a abrir nuevas líneas de investigación continuando con el trabajo realizado en el Lab 4.0 y en la implementación de KPIs en tiempo real en diferentes empresas y entornos. Las líneas futuras se enumeran a continuación:

Respecto al trabajo en el laboratorio:

- Trabajar con nuevos sensores como es el caso de los acelerómetros que ya están instalados en la máquina HAAS y el PINACHO para integrar una nueva línea de investigación sobre el análisis de vibraciones enfocado al mantenimiento predictivo.
- Caracterizar, diseñar e implementar nuevos KPIs en los tres ámbitos
- Resolver dificultades de captura de datos en tiempo real a través de la implementación de sistemas IoT combinados con la tecnología RFID para que sean capaces de adquirir variables como el tiempo de preparación, las piezas rechazadas o los tipos de averías.
- Desarrollar el nivel 3 de implementación de CPS (cibernético) para la comunicación entre ambas máquinas y el desarrollo de KPIs en conjunto

Como trabajo fuera del entorno del laboratorio, se plantean tanto la continuidad de la colaboración con las empresas con las que ya se ha trabajado, así como nuevas implementaciones en otras empresas. De manera que se proponen los siguientes puntos:

- Implementar los KPIs propuestos en el desarrollo de este trabajo en entornos industriales.
- Definir nuevos KPIs en los entornos existentes atendiendo a las propuestas de la industria, como por ejemplo, el interés en evaluar el consumo energético.

Desarrollar nuevos KPIs en nuevos entornos reales en los que se pueda aplicar el modelo desarrollado (Distribución Urbana de Mercancias, AGVs (Automatic Guided Vehicles), o Impresión 3D).

Resultados de la investigación

Como resultado de la investigación desarrollada a lo largo de esta tesis se han obtenido:

- 5 publicaciones indexadas en revistas de alto impacto
  - Morella, P.; Lambán, M.P.; Royo, J.; Sánchez, J.C.; Ng Corrales, L.d.C. Development of a New Green Indicator and Its Implementation in a Cyber–Physical System for a Green Supply Chain. Sustainability 2020, 12, 8629. https://doi.org/10.3390/su12208629 *(Q2, Impact Factor: 3.889)*
  - Morella, P.; Lambán, M.P.; Royo, J.; Sánchez, J.C.; Latapia, J. Development of a New KPI for the Economic Quantification of Six Big Losses and Its Implementation in a Cyber Physical System. Appl. Sci. 2020, 10, 9154. https://doi.org/10.3390/app10249154 *(Q2, Impact Factor: 2.838)*
  - Morella, P.; Lambán, M.P.; Royo, J.; Sánchez, J.C. Study and Analysis of the Implementation of 4.0 Technologies in the Agri-Food Supply Chain: A State of the Art. Agronomy 2021, 11, 2526. https://doi.org/10.3390/agronomy11122526 *(Q1, Impact Factor: 3.949)*

- Lambán, M.P.; Morella, P.; Royo, J.; Sánchez, J.C. Using industry 4.0 to face the challenges of predictive maintenance: A key performance indicators development in a cyber physical system, Computers & Industrial Engineering, 2022, 171, 108400, https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108400 *(Q1, Impact Factor: 7.18)*
- Morella, P.; Lambán, M.P.; Royo, J.; Sánchez, J.C.; Muñoz, O. Cyber Physical Systems implementation to develop a Smart Manufacturing. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 1193, 9th Manufacturing Engineering Society International Conference (MESIC 2021) DOI:10.1088/1757-899X/1193/1/012114.

- 3 publicaciones en revistas no indexadas
  - Royo, J.A.; Lambán, M.P.; Morella, P. Cadena de Suministro 4.0: una ventaja competitiva. Revista IV Congreso Innovación Logística, Slimstock.
  - Morella, P., Lambán, M.P., Royo, J.; Sánchez, J.C. The Importance of Implementing Cyber Physical Systems to Acquire Real-Time Data and Indicators. J 2021, 4, 147-153. https://doi.org/10.3390/j4020012
  - Morella, P.; Lambán, M.P.; Royo, J.; Sánchez, J.C. Sistemas ciberfísicos y adquisición de datos en tiempo real. Bit 2022, nº223.
- 1 publicación de un capítulo de un libro de la editorial Springer
  - Morella, P.; Lambán, M.P.; Royo, J.; Sánchez, J.C.; Hernández Korner, M.E. (2021). Determining and Applying Productive, Environmental and Economical Indicators and Indexes to a Cyber Physical System for Greening Process of Supply Chain. In: Ochoa-Zezzatti, A., Oliva, D., Juan Perez, A. (eds) Technological and Industrial Applications Associated with Intelligent Logistics. Lecture Notes in Intelligent Transportation and Infrastructure. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-68655-0_1
- 6 Participaciones en congresos
  - 8º CONGRESO INTERNACIONAL EN LOGÍSTICA Y CADENA DE SUMINISTRO 2020 (CiLog 2020) con la comunicación Determining and Applying Productive, Environmental and Economical Indicators and Indexes to a Cyber Physical System for Greening Process of Supply Chain
  - RED CONGRESS HUMANITAS 2021 con dos comunicaciones orales:
    - Participación de profesores de Formación Profesional en las aulas universitarias.
    - Aplicación de un caso práctico con M5Stack para la enseñanza de la tecnología IoT.
  - XIX FORO INTERNACIONAL sobre la EVALUACIÓN de la CALIDAD de la INVESTIGACIÓN y de la EDUCACIÓN SUPERIOR (FECIES 2022) con la participación en el simposio "Alianza entre Universidad de Zaragoza y el Centro de Investigación TECNALIA: estrategias y resultados educativos" con la comunicación oral creación de recursos académicos a través de las TICs para fomentar conocimiento sobre CPS.
  - MESIC 2021 con la comunicación Cyber Physical Systems implementation to develop a Smart Manufacturing.
  - Primer Congreso Anual Internacional de Estudiantes de Doctorado de la Universidad Miguel Hernández de Elche con el poster "Desarrollo de indicadores aplicados a las seis grandes pérdidas e implementación de estos en un Sistema Ciberfísico".

- Segundo Congreso Anual Internacional de Estudiantes de Doctorado de la Universidad Miguel Hernández de Elche con el poster "Implementación de un Sistema Ciberfísico en una máquina herramienta".

- 1 ponencia en la FIMA el jueves 28/04/2022 sobre innovación, sostenibilidad y economía circular en la agricultura.
- 3 secretos industriales desarrollados en la colaboración Unizar- TECNALIA
  - Inventora en el Registro de Software de la Universidad con número interno de registro PII-2022-0005 y título "ECL Energy Consumption Losses"
  - Inventora en el Registro de Software de la Universidad con número interno de registro PII-2022-0016 y título "CLI Cost Loss Indicator"
  - Inventora en el Registro de Software de la Universidad con número interno de registro PII-2022-0004 y título "SMR Serie Mínima Rentable"
- 16 TFGs y TFMs codirigidos
  - Coste de ciclo de vida en máquina herramienta en tiempo real
  - Estudio y cálculo de indicadores de producción y mantenimiento en un sistema ciberfísico
  - Procesos e indicadores en logística inversa de un e-commerce
  - Estudio, definición y caracterización de indicadores para la Distribución Urbana de Mercancías (DUM)
  - Estudio y caracterización de indicadores para la digitalización del Vertical Farming
  - Industria 4.0 en industria agroalimentaria. Tecnologías de identificación automática y captura y gestión de la información en procesos
  - Estudio y cálculo de variantes y de indicadores de producción y mantenimiento en sistemas ciberfísicos
  - Estudio y análisis de indicadores operativos, sostenibles y económicos para la implementación de un Hub logístico en Zaragoza
  - Estudio y aplicación de técnicas de mantenimiento 4.0 en máquina herramienta
  - Análisis de la situación actual de la distribución urbana de mercancías y estudio de buenas prácticas
  - Estudio de mejora del layout de la línea de ensamblaje de mezcladores de piensos en la empresa TATOMA.
  - Estudio de estrategias de logística inversa en la distribución urbana de mercancías
  - Implementación de algoritmos machine-learning al mantenimiento predictivo en sistemas ciberfísicos
  - Implantación del método 5S en PYME dedicada a la fabricación y diseño de cuadros eléctricos
  - Estudio y análisis de la logística inversa de residuos en ciudades
  - Herramienta de monitorización del mantenimiento en una empresa fabricante de electrodomésticos
- 2 revisiones de artículos
  - Revista Sustainability
  - Revista Supercomputing
- 3 artículos en revisión
  - "Technologies associated with Industry 4.0 in green supply chains: A Systematic Literature Review" en Journal of Manufacturinng Technology Management (Q1)

- "Evaluating the impact of new trends in urban freight transportation attending the tiple bottom line: A case study" en Computers & Industrial Engineering (Q1)
- "Using IoT technologies to facilitate communication between Cyber Physical Systems and users and solve the problems of set-up time acquisition" en J (no indexada)

- 1 capítulo de un libro en revisión
  - "La gamificación como herramienta de mejora de la participación y adquisición de conocimientos" en el libro International Handbook of Innovation and Assessment of the Quality of Higher Education and Research (Vol. 2) por la editorial Thomson Reuters indexada en SPI (Ránking: Scholarly Publishers Indicators, Q1)
- Participación en dos proyectos de innovación docente en la universidad de Zaragoza
  - Creación de un curso OCW: Introducción a los sistemas ciberfísicos en entornos industriales dentro del marco de los Proyectos de Innovación Docente en el PRAUZ (Programa de Recursos en Abierto en la Universidad de Zaragoza) con ID 93/2021.
  - Gamificación en el estudio "Experto Universitario en Cadena de Suministro 4.0", basado en la gamificación del curso enmarcado en el programa PIIDUZ (Programa de Incentivación de la Innovación Docente en la Universidad de Zaragoza), con ID 92/2021.

6. Bibliografía

Ameta, G., Rachuri, S., Fiorentini, X., Mani, M., Fenves, S. J., Lyons, K. W., & Sriram, R. D. (2011). Extending the notion of quality from physical metrology to information and sustainability. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *22*(5), 737–750. https://doi.org/10.1007/S10845-009-0333-3

Anderson, J. K., Howarth, E., Vainre, M., Humphrey, A., Jones, P. B., & Ford, T. J. (2020). Advancing methodology for scoping reviews: Recommendations arising from a scoping literature review (SLR) to inform transformation of Children and Adolescent Mental Health Services. *BMC Medical Research Methodology*, *20*(1), 1–14. https://doi.org/10.1186/S12874-020-01127-3/FIGURES/2

Anser, M. K., Khan, M. A., Awan, U., Batool, R., Zaman, K., Imran, M., Sasmoko, Indrianti, Y., Khan, A., & Bakar, Z. A. (2020). The Role of Technological Innovation in a Dynamic Model of the Environmental Supply Chain Curve: Evidence from a Panel of 102 Countries. *Processes*, *8*(9), 1033. https://doi.org/10.3390/pr8091033

Asare, P., Bakirtzis, G., Bernard, R., Lee, E. A., Prinsloo, G., Torngren, M., & Sunder, S. S. (2012). *Cyber-Physical Systems - a Concept Map*. https://ptolemy.berkeley.edu/projects/cps/

Bag, S., Gupta, S., Kumar, S., & Sivarajah, U. (2020). Role of technological dimensions of green supply chain management practices on firm performance. *Journal of Enterprise Information Management*, *34*(1), 1–27. https://doi.org/10.1108/JEIM-10-2019-0324/FULL/PDF

Bagheri, B., Yang, S., Kao, H. A., & Lee, J. (2015). Cyber-physical systems architecture for self-aware machines in industry 4.0 environment. *IFAC-PapersOnLine*, *28*(3), 1622–1627. https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.318

Banasik, A., Bloemhof-Ruwaard, J. M., Kanellopoulos, A., Claassen, G. D. H., & van der Vorst, J. G. A. J. (2018). Multi-criteria decision making approaches for green supply chains: a review. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, *30*(3), 366–396. https://doi.org/10.1007/s10696-016-9263-5

Bayhan, H., Meißner, M., Kaiser, P., Meyer, M., & Hompel, M. ten. (2020). Presentation of a novel real-time production supply concept with cyber-physical systems and efficiency validation by process status indicators. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *108*(1–2), 527–537. https://doi.org/10.1007/s00170-020-05373-z

Beier, G., Ullrich, A., Niehoff, S., Reißig, M., & Habich, M. (2020). Industry 4.0: How it is defined from a sociotechnical perspective and how much sustainability it includes – A literature review. In *Journal of Cleaner Production* (Vol. 259). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120856

Bengtsson, M., & Kurdve, M. (2016). Machining Equipment Life Cycle Costing Model with Dynamic Maintenance Cost. *Procedia CIRP*, *48*, 102–107. https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.03.110

Big Data Marketer. (2016). *¿Qué es el Hype Cycle tecnológico de Gartner?* http://www.bigdata-social.com/el-hype-cycle-tecnologico-de-gartner-es/

Birkel, H., & Müller, J. M. (2021). Potentials of industry 4.0 for supply chain management within the triple bottom line of sustainability – A systematic literature review. *Journal of Cleaner Production*, *289*, 125612. https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2020.125612

Borregan-Alvarado, J., Alvarez-Meaza, I., Cilleruelo-Carrasco, E., & Garechana-Anacabe, G. (2020). A bibliometric analysis in industry 4.0 and advanced manufacturing: What about the sustainable supply chain? *Sustainability (Switzerland)*, *12*(19), 7840. https://doi.org/10.3390/SU12197840

Brandl, D. L., & Brandl, D. (2018). KPI Exchanges in Smart Manufacturing using KPI-ML. *IFAC-PapersOnLine*, *51*(11), 31–35. https://doi.org/10.1016/J.IFACOL.2018.08.230

Brüggemann, H., Bremer, P., Brüggemann, H., & Bremer, P. (2015). Einführung und Überblick. In *Grundlagen Qualitätsmanagement* (pp. 1–14). Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-09221-4_1

Cañas, H., Mula, J., & Campuzano-Bolarín, F. (2020). A General Outline of a Sustainable Supply Chain 4.0. *Sustainability 2020, Vol. 12, Page 7978*, *12*(19), 7978. https://doi.org/10.3390/SU12197978

Chiappetta Jabbour, C. J., Fiorini, P. D. C., Ndubisi, N. O., Queiroz, M. M., & Piato, É. L. (2020). Digitally-enabled sustainable supply chains in the 21st century: A review and a research agenda. *Science of the Total Environment*, *725*, 138177. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138177

Christen, M., Adey, B. T., & Wallbaum, H. (2016). On the usefulness of a cost-performance indicator curve at the strategic level for consideration of energy efficiency measures for building portfolios. *Energy and Buildings*, *119*, 267–282. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.02.056

Ciliberto, C., Szopik-Depczy Nska, K., Tarczy Nska-Łuniewska, M., Ruggieri, A., & Ioppolo, G. (2021). Enabling the Circular Economy transition: A sustainable lean manufacturing recipe for Industry 4.0. *Wiley Online Library*, *30*(7), 3255–3272. https://doi.org/10.1002/bse.2801

Comisión de Naciones Unidas para el Desarrollo Sostenible. (2007). *Indicators of Sustainable Development: Guidelines and Methodologies*.

Cwiklicki, M., & Wojnarowska, M. (2020). Circular economy and industry 4.0: One-way or two-way relationships? *Engineering Economics*, *31*(4), 387–397. https://doi.org/10.5755/j01.ee.31.4.24565

Dalenogare, L. S., Benitez, G. B., Ayala, N. F., & Frank, A. G. (2018). The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance. *International Journal of Production Economics*, *204*, 383–394. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.08.019

Daniyan, I., Mpofu, K., Ramatsetse, B., & Gupta, M. (2021). Review of life cycle models for enhancing machine tools sustainability: lessons, trends and future directions. *Heliyon*, *7*(4), e06790. https://doi.org/10.1016/J.HELIYON.2021.E06790

de Sousa Jabbour, A. B. L., Jabbour, C. J. C., Foropon, C., & Filho, M. G. (2018). When titans meet – Can industry 4.0 revolutionise the environmentally-sustainable manufacturing wave? The role of critical success factors. *Technological Forecasting and Social Change*, *132*, 18–25. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2018.01.017

Deepa. B, Srigayathri. S, & Visalakshi. S. (2018). A Review on Cloud Computing. *International Journal of Trend in Research and Development.* https://www.researchgate.net/publication/327366291_A_Review_on_Cloud_Computing

Denyer, D., & Tranfield, D. (2009). Producing a Systematic Review. In D. A. Buchanan & A. Bryman (Ed.), *The Sage handbook of organizationa research methods* (pp. 671–689). Sage Publications Ltd. https://gent.uab.cat/diego_prior/sites/gent.uab.cat.diego_prior/files/01_a_01_Denyer-Tranfield-Producing-a-Systematic-Review.pdf

Dev, N. K., Shankar, R., & Qaiser, F. H. (2020). Industry 4.0 and circular economy: Operational excellence for sustainable reverse supply chain performance. *Resources, Conservation and Recycling*, *153*. https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2019.104583

Divya, K., & Jeyalatha, S. (2012). Key technologies in cloud computing. *Proceedings of 2012 International Conference on Cloud Computing Technologies, Applications and Management, ICCCTAM 2012*, 196–199. https://doi.org/10.1109/ICCCTAM.2012.6488097

Dogan, I., & Aydin, N. (2011). Combining Bayesian Networks and Total Cost of Ownership method for supplier selection analysis. *Computers and Industrial Engineering*, *61*(4), 1072–1085. https://doi.org/10.1016/j.cie.2011.06.021

Domingo, R., & Aguado, S. (2015). Overall Environmental Equipment Effectiveness as a Metric of a Lean and Green Manufacturing System. *Sustainability*, *7*(7), 9031–9047. https://doi.org/10.3390/su7079031

Durán, O., Capaldo, A., & Duran Acevedo, P. (2018). Sustainable Overall Throughputability Effectiveness (S.O.T.E.) as a Metric for Production Systems. *Sustainability*, *10*(2), 362. https://doi.org/10.3390/su10020362

electricityMap. (2022). https://app.electricitymaps.com/zone/ES?utm_source=electricitymap.org&utm_medium=website&utm_campaign=menu

Elkington, J. (1999). *Cannibals with Forks: The Triple Bottom Line of 21st Century Business* (Vol. 25). Capstone. https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Cannibals+with+Forks:+Triple+Bottom+Line+of+21st+Century+Business&author=Elkington,+J.&publication_year=1999&journal=Altern.+J.&volume=25&pages=42%E2%80%9343

Enparantza, R., Revilla, Ó., Azkarate, A., & Zendoia, J. (2006). A life cycle cost calculation and management system for machine tools. *13th CIRP International Conference on Life Cycle Engineering*, 717–722. https://www.researchgate.net/publication/228632481_A_life_cycle_cost_calculation_and_management_system_for_machine_tools

Factor de emisión de la energía eléctrica: el mix eléctrico. Cambio climático. (2022). https://canviclimatic.gencat.cat/es/actua/factors_demissio_associats_a_lenergia/

Frank, A. G., Dalenogare, L. S., Ayala, N. F., Frank, A. G., Dalenogare, L. S., & Ayala, N. F. (2019). Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies. *International Journal of Production Economics*, *210*(C), 15–26. https://doi.org/10.1016/J.IJPE.2019.01.004

Fritzsche, K., Niehoff, S., & Beier, G. (2018). Industry 4.0 and Climate Change—Exploring the Science-Policy Gap. *Sustainability*, *10*(12), 4511. https://doi.org/10.3390/su10124511

Fukuda, Y., & Patzke, R. (2010). Standardization of Key Performance Indecator for manufacturing execution system. *IEEE Conference Publication*. https://ieeexplore.ieee.org/document/5603940

Furstenau, L. B., Sott, M. K., Kipper, L. M., MacHado, E. L., Lopez-Robles, J. R., Dohan, M. S., Cobo, M. J., Zahid, A., Abbasi, Q. H., & Imran, M. A. (2020). Link between Sustainability and Industry 4.0: Trends, Challenges and New Perspectives. In *IEEE Access* (Vol. 8, pp. 140079–140096). Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3012812

Gajdzik, B., Grabowska, S., Saniuk, S., & Wieczorek, T. (2020). Sustainable Development and Industry 4.0: A Bibliometric Analysis Identifying Key Scientific Problems of the Sustainable Industry 4.0. *Energies*, *13*(16), 4254. https://doi.org/10.3390/en13164254

Galar, D., Berges, L., Lambán, P., & Tormos, B. (2014). The measurement of maintenance function efficiency through financial KPIS La medición de la eficiencia de la función mantenimiento a través de KPIs financieros. *DYNA*, *81*(184), 102–109. http://dyna.medellin.unal.edu.co/

Gartner. (2018). *Gartner-2018-Manufacturing-Technology-Hype-Cycle*. https://www.manufacturing-operations-management.com/.a/6a00e5510302528834022ad39b1dd2200b-popup

Gartner. (2019). *Hype Cycle for Manufacturing Operations Strategy, 2019*. https://www.gartner.com/en/documents/3955912/hype-cycle-for-manufacturing-operations-strategy-2019

Gartner. (2020). *Hype Cycle for Manufacturing Operations Strategy, 2020*. https://www.gartner.com/en/documents/3988511/hype-cycle-for-manufacturing-operations-strategy-2020

Ghobakhloo, M. (2018). The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Technology Management*, *29*(6), 910–936. https://doi.org/10.1108/JMTM-02-2018-0057

Ghobakhloo, M. (2020). Industry 4.0, digitization, and opportunities for sustainability. *Journal of Cleaner Production*, *252*, 119869. https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2019.119869

Ghobakhloo, M., Iranmanesh, M., Grybauskas, A., Vilkas, M., & Petraitė, M. (2021). Industry 4.0, innovation, and sustainable development: A systematic review and a roadmap to sustainable innovation. *Business Strategy and the Environment*, *30*(8), 4237–4257. https://doi.org/10.1002/BSE.2867

Gifford, C., & Daff, D. (2017). *ISA-95*. International Society of Automation. https://www.isa.org/intech-home/2017/november-december/features/isa-95-to-support-smart-manufacturing-iiot

Gilchrist, A. (2016). *Industry 4.0: the industrial internet of things*. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2047-4

Götze, U., Koriath, H. J., Kolesnikov, A., Lindner, R., & Paetzold, J. (2012). Integrated methodology for the evaluation of the energy- and cost-effectiveness of machine tools. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, *5*(3), 151–163. https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2012.04.001

Gunasekaran, A., Williams, H. J., & McGaughey, R. E. (2005). Performance measurement and costing system in new enterprise. *Technovation*, *25*(5), 523–533. https://doi.org/10.1016/j.technovation.2003.09.010

Hagen, J., Büth, L., Haupt, J., Cerdas, F., & Herrmann, C. (2020). Live LCA in learning factories: real time assessment of product life cycles environmental impacts. *Procedia Manufacturing*, *45*, 128–133. https://doi.org/10.1016/J.PROMFG.2020.04.083

Hedvicáková, M., & Král, M. (2019). BENEFITS OF KPIS FOR INDUSTRY SECTOR EVALUATION: THE CASE STUDY FROM THE CZECH REPUBLIC. *Business Administration and Management*. https://doi.org/10.15240/tul/001/2019-2-007

Herrmann, C., Kara, S., & Thiede, S. (2011). Dynamic life cycle costing based on lifetime prediction. *Http://Dx.Doi.Org/10.1080/19397038.2010.549245*, *4*(3), 224–235. https://doi.org/10.1080/19397038.2010.549245

ISO. (2006a). *Environmental management - Life cycle assessment - Principles and framework (14040)*. https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:14040:ed-2:v1:en

ISO. (2006b). Environmental management - Life cycle assessment - Requirements and guidelines (14044). *International Organization for Standardization*. https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:14044:ed-1:v1:en

ISO. (2014). *Automation systems and integration — Key performance indicators (KPIs) for manufacturing operations management — Part 2: Definitions and descriptions (22400-1:2014)*. https://www.iso.org/standard/56847.html

ISO. (2018). *Greenhouse gases — Carbon footprint of products — Requirements and guidelines for quantification (14067:2018)*.

ISO 22400- Automation systems and integration — Key performance indicators (KPIs) for manufacturing operations management. (2014). https://www.iso.org/standard/54497.html

John, L., Sampayo, M., & Peças, P. (2021). Lean & Green on Industry 4.0 Context – Contribution to Understand L&G Drivers and Design Principles. *International Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*, *6*(5), 1214–1229. https://doi.org/10.33889/IJMEMS.2021.6.5.073

Jonsson, P., & Lesshammar, M. (1999). Evaluation and improvement of manufacturing performance measurement systems - The role of OEE. In *International Journal of Operations and Production Management* (Vol. 19, Issue 1, pp. 55–78). https://doi.org/10.1108/01443579910244223

Joppen, R., von Enzberg, S., Gundlach, J., Kühn, A., & Dumitrescu, R. (2019). Key performance indicators in the production of the future. *Procedia CIRP*, *81*, 759–764. https://doi.org/10.1016/J.PROCIR.2019.03.190

Kaganski, S., Majak, J., Karjust, K., & Toompalu, S. (2017). Implementation of Key Performance Indicators Selection Model as Part of the Enterprise Analysis Model. *Procedia CIRP*, *63*, 283–288. https://doi.org/10.1016/J.PROCIR.2017.03.143

Kambanou, M. L. (2020). Life Cycle Costing: Understanding How It Is Practised and Its Relationship to Life Cycle Management—A Case Study. *Sustainability 2020, Vol. 12, Page 3252*, *12*(8), 3252. https://doi.org/10.3390/SU12083252

Kambanou, M. L., & Sakao, T. (2020). Using life cycle costing (LCC) to select circular measures: A discussion and practical approach. *Resources, Conservation and Recycling*, *155*, 104650. https://doi.org/10.1016/J.RESCONREC.2019.104650

Kazancoglu, Y., Kazancoglu, I., & Sagnak, M. (2018). A new holistic conceptual framework for green supply chain management performance assessment based on circular economy. *Journal of Cleaner Production*, *195*, 1282–1299. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.06.015

Kibira, D., Brundage, M. P., Feng, S., & Morris, K. C. (2018). Procedure for Selecting Key Performance Indicators for Sustainable Manufacturing. *Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME*, *140*(1). https://doi.org/10.1115/1.4037439

Kim, J., & Lee, J. Y. (2021). Server-Edge dualized closed-loop data analytics system for cyber-physical system application. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, *67*, 102040. https://doi.org/10.1016/j.rcim.2020.102040

Kitchenham, B. (2007). *Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering*.

Korpi, E., & Ala-Risku, T. (2008). Life cycle costing: A review of published case studies. *Managerial Auditing Journal*, *23*(3), 240–261. https://doi.org/10.1108/02686900810857703/FULL/PDF

Kumar, P., Singh, R. K., & Kumar, V. (2021). Managing supply chains for sustainable operations in the era of industry 4.0 and circular economy: Analysis of barriers. *Resources, Conservation and Recycling*, *164*, 105215. https://doi.org/10.1016/J.RESCONREC.2020.105215

Kumar, V., Pallathadka, H., Kumar Sharma, S., Thakar, C. M., Singh, M., & Kirana Pallathadka, L. (2022). Role of machine learning in green supply chain management and operations management. *Materials Today: Proceedings*, *51*, 2485–2489. https://doi.org/10.1016/J.MATPR.2021.11.625

Lad, B. K., & Kulkarni, M. S. (2012). Optimal maintenance schedule decisions for machine tools considering the user's cost structure. *Http://Dx.Doi.Org/10.1080/00207543.2011.632503*, *50*(20), 5859–5871. https://doi.org/10.1080/00207543.2011.632503

Lambán, M. P. (2010). *Determinación de costes de procesos de la cadena de suministro, e influencia de factores productivos y logísticos*. Universidad de Zaragoza.

Lee, E. (2010). Categories and Subject Descriptors. *Proc. of the 47th Design Automation Conference (DAC), ACM*, 737–742. https://doi.org/10.1145/1837274.1837462

Lee, E. A. (2015). The past, present and future of cyber-physical systems: A focus on models. *Sensors (Switzerland)*, *15*(3), 4837–4869. https://doi.org/10.3390/s150304837

Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A Cyber-Physical Systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, *3*, 18–23. https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001

Leong, W. D., Teng, S. Y., How, B. S., Ngan, S. L., Rahman, A. A., Tan, C. P., Ponnambalam, S. G., & Lam, H. L. (2020). Enhancing the adaptability: Lean and green strategy towards the Industry Revolution 4.0. *Journal of Cleaner Production*, *273*, 122870. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122870

Li, G., Yang, H., Sun, L., & Sohal, A. S. (2009). The impact of IT implementation on supply chain integration and performance. *International Journal of Production Economics*, *120*(1), 125–138. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2008.07.017

Li, Y., Dai, J., & Cui, L. (2020). The impact of digital technologies on economic and environmental performance in the context of industry 4.0: A moderated mediation model. *International Journal of Production Economics*, *229*, 107777. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107777

Lim, K. Y. H., Zheng, P., & Chen, C. H. (2020). A state-of-the-art survey of Digital Twin: techniques, engineering product lifecycle management and business innovation perspectives. In *Journal of Intelligent Manufacturing* (Vol. 31, Issue 6, pp. 1313–1337). Springer. https://doi.org/10.1007/s10845-019-01512-w

Lindberg, C. F., Tan, S., Yan, J., & Starfelt, F. (2015). Key Performance Indicators Improve Industrial Performance. *Energy Procedia*, *75*, 1785–1790. https://doi.org/10.1016/J.EGYPRO.2015.07.474

Luthra, S., & Mangla, S. K. (2018). Evaluating challenges to Industry 4.0 initiatives for supply chain sustainability in emerging economies. *Process Safety and Environmental Protection*, *117*, 168–179. https://doi.org/10.1016/j.psep.2018.04.018

Machado, C. G., Winroth, M. P., & Ribeiro da Silva, E. H. D. (2020). Sustainable manufacturing in Industry 4.0: an emerging research agenda. *International Journal of Production Research*, *58*(5), 1462–1484. https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1652777

Manavalan, E., & Jayakrishna, K. (2019). An Analysis on Sustainable Supply Chain for Circular Economy. *Procedia Manufacturing*, *33*, 477–484. https://doi.org/10.1016/J.PROMFG.2019.04.059

Martinez, J. (2021). *Qué es Grafana y primeros pasos | OpenWebinars*. https://openwebinars.net/blog/que-es-grafana-y-primeros-pasos/

Micheli, G. J. L., Cagno, E., Mustillo, G., & Trianni, A. (2020). Green supply chain management drivers, practices and performance: A comprehensive study on the moderators. *Journal of Cleaner Production*, *259*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121024

Muchiri, P., & Pintelon, L. (2008). Performance measurement using overall equipment effectiveness (OEE): Literature review and practical application discussion. *International Journal of Production Research*, *46*(13), 3517–3535. https://doi.org/10.1080/00207540601142645

Narasimhan, R., Swink, M., & Kim, S. W. (2006). Disentangling leanness and agility: An empirical investigation. *Journal of Operations Management*, *24*(5), 440–457. https://doi.org/10.1016/J.JOM.2005.11.011

OECD. (2011). *Sustainable manufacturing toolkit: seven steps to environmental excellence start-up guide*. www.oecd.org/innovation/green/toolkit

Olano, J. (2021). *Qué es Grafana, cómo podemos emplearlo en la monitorización*. https://pandorafms.com/blog/es/que-es-grafana/

Olugu, E. U., Wong, K. Y., & Shaharoun, A. M. (2011). Development of key performance measures for the automobile green supply chain. *Resources, Conservation and Recycling*, *55*(6), 567–579. https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2010.06.003

Panicker, S., Nagarajan, H. P. N., Mokhtarian, H., Hamedi, A., Chakraborti, A., Coatanéa, E., Haapala, K. R., & Koskinen, K. (2019). Tracing the interrelationship between key performance indicators and production cost using Bayesian networks. *Procedia CIRP*, *81*, 500–505. https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.03.136

Prieto-Sandoval, V., Jaca, C., & Ormazabal, M. (2018). Towards a consensus on the circular economy. *Journal of Cleaner Production*, *179*, 605–615. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.12.224

Prill, K., & Igielski, K. (2018). Calculation of Operational Indicator EEOI for Ships Designed to Other Purpose Than Transport Based on A Research – Training Vessel. *New Trends in Production Engineering*, *1*(1), 335–340. https://doi.org/10.2478/NTPE-2018-0041

PwC. (2016). *Industry 4.0: Global Digital Operations Study*. www.pwc.com/industry40

Raji, I. O., Shevtshenko, E., Rossi, T., & Strozzi, F. (2021). Modelling the relationship of digital technologies with lean and agile strategies. *Https://Doi.Org/10.1080/16258312.2021.1925583*, *22*(4), 323–346. https://doi.org/10.1080/16258312.2021.1925583

REData API | Red Eléctrica. (n.d.). Retrieved August 1, 2022, from https://www.ree.es/es/apidatos

Rehman Khan, S. A., Yu, Z., Sarwat, S., Godil, D. I., Amin, S., & Shujaat, S. (2021). The role of block chain technology in circular economy practices to improve organisational performance. *Https://Doi.Org/10.1080/13675567.2021.1872512*. https://doi.org/10.1080/13675567.2021.1872512

Rinaldi, S., Barbanera, M., & Lascaro, E. (2014). Assessment of carbon footprint and energy performance of the extra virgin olive oil chain in Umbria, Italy. Science of The Total Environment, 482–483(1), 71–79. https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2014.02.104

Royo Sánchez, J., Bolea Bitrián, M., Torres Leza, F., & Aguilar Martín, J. J. (2002). Mantenimiento Industrial Integral. Kronos.

Saraji, M. K., Streimikiene, D., Kyriakopoulos, G. L., & Tvaronaviciene, M. (2021). Fermatean fuzzy CRITIC-COPRAS method for evaluating the challenges to industry 4.0 adoption for a sustainable digital transformation. Mdpi.Com. https://doi.org/10.3390/su13179577

Sassanelli, C., Rosa, P., Rocca, R., & Terzi, S. (2019). Circular economy performance assessment methods: A systematic literature review. In Journal of Cleaner Production (Vol. 229, pp. 440–453). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.05.019

Secretaría de medioambiente y recursos naturales. (2021). Mix eléctrico Méjico. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/630693/Aviso_FEE_2020.pdf

Settanni, E. (2008). The need for a computational structure of LCC. The International Journal of Life Cycle Assessment 2008 13:7, 13(7), 526–531. https://doi.org/10.1007/S11367-008-0036-6

Sharma, R., Jabbour, C. J. C., & Lopes de Sousa Jabbour, A. B. (2020). Sustainable manufacturing and industry 4.0: what we know and what we don't. In Journal of Enterprise Information Management. Emerald Group Publishing Ltd. https://doi.org/10.1108/JEIM-01-2020-0024

Sigov, A., Ratkin, · Leonid, Ivanov, L. A., Li, ·, & Xu, D. (2022). Emerging Enabling Technologies for Industry 4.0 and beyond. Information Systems Frontiers 2022, 1, 1–11. https://doi.org/10.1007/S10796-021-10213-W

Sindhwani, R., Mittal, V. K., Singh, P. L., Aggarwal, A., & Gautam, N. (2019). Modelling and analysis of barriers affecting the implementation of lean green agile manufacturing system (LGAMS). Benchmarking, 26(2), 498–529. https://doi.org/10.1108/BIJ-09-2017-0245/FULL/PDF

Sony, M. (2019). Green Supply Chain Management Practices and Digital Technology: A Qualitative Study. In Technology Optimization and Change Management for Successful Digital Supply Chains (pp. 233–254). IGI Global. https://doi.org/10.4018/978-1-5225-7700-3.CH012

Tăucean, I., Tămășilă, M., Ivascu, L., Miclea, Șerban, & Negruț, M. (2019). Integrating Sustainability and Lean: SLIM Method and Enterprise Game Proposed. Sustainability, 11(7), 2103. https://doi.org/https://doi.org/10.3390/su11072103

Thiede, S., Spiering, T., Kohlitz, S., Herrmann, C., & Kara, S. (2012). Dynamic Total Cost of Ownership (TCO) Calculation of Injection Moulding Machines. Leveraging Technology for a Sustainable World - Proceedings of the 19th CIRP Conference on Life Cycle Engineering, 275–280. https://doi.org/10.1007/978-3-642-29069-5_47

TuDashboard. (2022). Qué es un dashboard y cómo funciona. https://tudashboard.com/que-es-un-dashboard/

Umar, M., Khan, S. A. R., Yusoff Yusliza, M., Ali, S., & Yu, Z. (2022). Industry 4.0 and green supply chain practices: an empirical study. International Journal of Productivity and Performance Management, 71(3), 814–832. https://doi.org/10.1108/IJPPM-12-2020-0633/FULL/PDF

Umar, M., Khan, S. A. R., Zia-ul-haq, H. M., Yusliza, M. Y., & Farooq, K. (2021). The role of emerging technologies in implementing green practices to achieve sustainable operations. TQM Journal. https://doi.org/10.1108/TQM-06-2021-0172/FULL/PDF

UNE. (2017). Gestión de la confiabilidad. Parte 3-3: Guía de aplicación. Cálculo del coste del ciclo de vida (60300-3-3).

Vanalle, R. M., Ganga, G. M. D., Godinho Filho, M., & Lucato, W. C. (2017). Green supply chain management. An investigation of pressures, practices, and performance within the Brazilian automotive supply chain. Journal of Cleaner Production, 151, 250–259. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.03.066

Varisco, M., Johnsson, C., Mejvik, J., Schiraldi, M. M., & Zhu, L. (2018). KPIs for Manufacturing Operations Management: driving the ISO22400 standard towards practical

applicability. IFAC-PapersOnLine, 51(11), 7–12. https://doi.org/10.1016/J.IFACOL.2018.08.226

Wahab, A. N. A., Mukhtar, M., & Sulaiman, R. (2013). A Conceptual Model of Lean Manufacturing Dimensions. Procedia Technology, 11, 1292–1298. https://doi.org/10.1016/J.PROTCY.2013.12.327

Wan, J., Chen, M., Xia, F., Li, D., & Zhou, K. (2013). From machine-to-machine communications towards cyber-physical systems. Computer Science and Information Systems, 10(3), 1105–1128. https://doi.org/10.2298/CSIS120326018W

Wan, J., Yan, H., Suo, H., & Li, F. (2011). Advances in cyber-physical systems research. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 5(11), 1891–1908. https://doi.org/10.3837/tiis.2011.11.001

Wang, L., & Hui, M. (2020). Research on joint emission reduction in supply chain based on carbon footprint of the product. Journal of Cleaner Production, 121086. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121086

Windmark, C., Bushlya, V., & Ståhl, J. E. (2018). CPR a general Cost Performance Ratio in Manufacturing-A KPI for judgement of different technologies and development scenarios. Procedia CIRP, 72, 1220–1226. https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.106

Woodward, D. G. (1997). Life cycle costing—Theory, information acquisition and application. International Journal of Project Management, 15(6), 335–344. https://doi.org/10.1016/S0263-7863(96)00089-0

Wudhikarn, R., Smithikul, C., & Manopiniwes, W. (2010). *Developing Overall Equipment Cost Loss Indicator* (pp. 557–567). https://doi.org/10.1007/978-3-642-10430-5_43

Xu, L. da. (2020). Industry 4.0—Frontiers of fourth industrial revolution. *Systems Research and Behavioral Science*, *37*(4), 531–534. https://doi.org/10.1002/SRES.2719

Yadav, S., Garg, D., & Luthra, S. (2020). Analysing challenges for internet of things adoption in agriculture supply chain management. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, *36*(1), 73–97. https://doi.org/10.1504/IJISE.2020.109121

Ying, J., & Li-jun, Z. (2012). Study on Green Supply Chain Management Based on Circular Economy. *Physics Procedia*, *25*, 1682–1688. https://doi.org/10.1016/J.PHPRO.2012.03.295

Zhang, G., Chen, C. H., Zheng, P., & Zhong, R. Y. (2020). An integrated framework for active discovery and optimal allocation of smart manufacturing services. *Journal of Cleaner Production*, *273*. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123144

Zhao, J., Ji, M., & Feng, B. (2020). Smarter supply chain: a literature review and practices. *Journal of Data, Information and Management*. https://doi.org/10.1007/s42488-020-00025-z

Zhao, R., Liu, Y., Zhang, N., & Huang, T. (2017). An optimization model for green supply chain management by using a big data analytic approach. *Journal of Cleaner Production*, *142*, 1085–1097. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.03.006

Zhu, L., Johnsson, C., Varisco, M., & Schiraldi, M. M. (2018). Key performance indicators for manufacturing operations management – gap analysis between process industrial needs and ISO 22400 standard. *Procedia Manufacturing*, *25*, 82–88. https://doi.org/10.1016/J.PROMFG.2018.06.060

Zsidisin, G., Management, S. S.-J. of P. & S., & 2001, undefined. (2001). Environmental purchasing: a framework for theory development. *Elsevier*. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0969701200000071?casa_token=DFPcCmLchnAAAAAA:xR1FAlBqubPs4j65mM8L25OOOwlrXrvOmH5vonEAwlcV0Ll2Oy5-tcqoknfJuXVcPX_BzKg_rQ

Anexos

Anexo A. Análisis de la revisión de la literatura

A continuación, se muestra en detalle el documento de análisis de los 75 artículos presentado en el apartado 2.3.3.

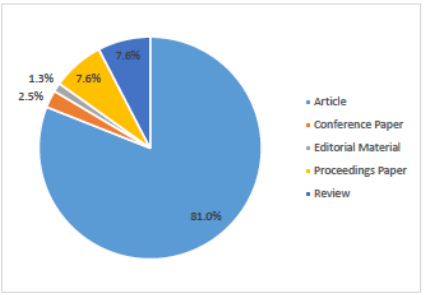
T1. Overview of retrieved publications

	No. Publications
Web of Science	60
Scopus	33
Subtotal Protocol-driven	93
Additional Sources	5
Snowballing	4
Total	102

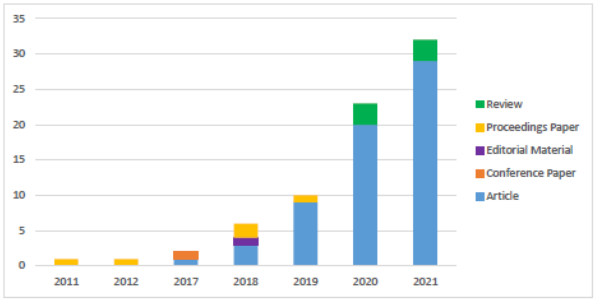
Types of Publication

	No. Publications	
Article	64	81.0%
Conference Paper	2	2.5%
Editorial Material	1	1.3%
Proceedings Paper	6	7.6%
Review	6	7.6%
Total	79	

	Web of Science	Scopus	Additional	Snowballing	Total
Article	49	26	5	4	84
Conference Paper	0	1	0	0	1
Editorial Material	1	1	0	0	2
Proceedings Paper	5	4	0	0	9
Review	5	1	0	0	6
Total	60	33	5	4	102

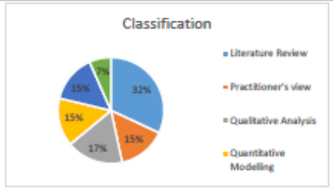


	2011	2012	2017	2018	2019	2020	2021	Total
Article			1	3	9	20	29	62
Conference Paper			1					1
Editorial Material				1				1
Proceedings Paper	1	1		2	1			5
Review						3	3	6
Total								75

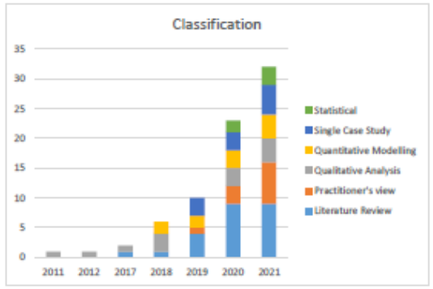


Classification by reseaarch method adopted of publications

	No. of Publications	
Literature Review	24	32%
Practitioner's view	11	15%
Qualitative Analysis	13	17%
Quantitative Modelling	11	15%
Single Case Study	11	15%
Statistical	5	7%
Total	75	

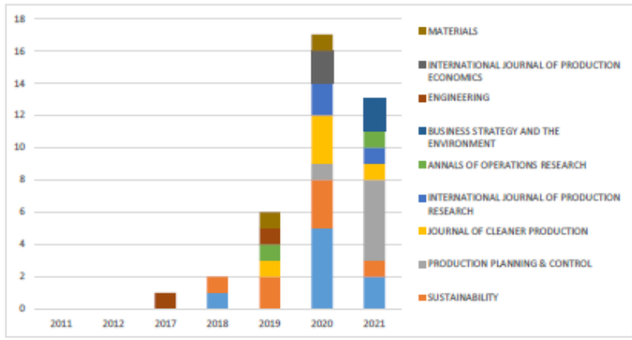


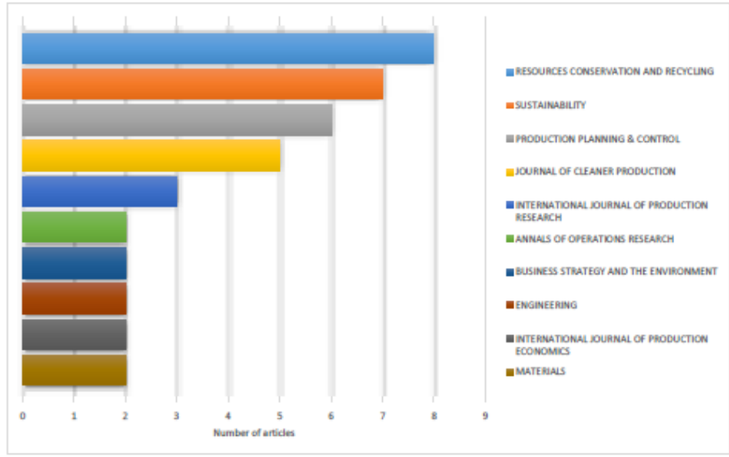
	2011	2012	2017	2018	2019	2020	2021	Total
Literature Review			1	1	4	9	9	24
Practitioner's view					1	3	7	11
Qualitative Analysis	1	1	1	3		3	4	13
Quantitative Modelling				2	2	3	4	11
Single Case Study					3	3	5	11
Statistical						2	3	5
Total	1	1	2	6	10	23	32	75



Source Title

	2011	2012	2017	2018	2019	2020	2021	Total	
RESOURCES CONSERVATION AND RECYCLING				1		5	2	8	11%
SUSTAINABILITY				1	2	3	1	7	9%
PRODUCTION PLANNING & CONTROL						1	5	6	8%
JOURNAL OF CLEANER PRODUCTION					1	3	1	5	7%
INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION RESEARCH						2	1	3	4%
ANNALS OF OPERATIONS RESEARCH					1		1	2	3%
BUSINESS STRATEGY AND THE ENVIRONMENT							2	2	3%
ENGINEERING			1		1			2	3%
INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION ECONOMICS						2		2	3%
MATERIALS					1	1		2	3%
TECHNOLOGICAL FORECASTING AND SOCIAL CHANGE				1			1	2	3%
2011 7TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON WIRELESS COMMUNICATIONS, NETWORKING AND MOBILE COMPUTING (WICOM)	1							1	1%
2018 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON INDUSTRIAL ENGINEERING AND ENGINEERING MANAGEMENT (IEEE IEEM)				1				1	1%
ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation							1	1	1%
APPLIED SCIENCES-BASEL							1	1	1%
BENCHMARKING-AN INTERNATIONAL JOURNAL					1			1	1%
CIRP JOURNAL OF MANUFACTURING SCIENCE AND TECHNOLOGY						1		1	1%
Comput. Ind.					1			1	1%
ENERGIES						1		1	1%
ENVIRONMENTAL SCIENCE AND POLLUTION RESEARCH							1	1	1%
FUNCTIONAL MANUFACTURING AND MECHANICAL DYNAMICS II			1					1	1%
IET Collaborative Intelligent Manufacturing							1	1	1%
INDUSTRIAL MANAGEMENT & DATA SYSTEMS							1	1	1%
INTERNATIONAL JOURNAL OF LEAN SIX SIGMA							1	1	1%
INTERNATIONAL JOURNAL OF LOGISTICS-RESEARCH AND APPLICATIONS							1	1	1%
INTERNATIONAL JOURNAL OF MATHEMATICAL ENGINEERING AND MANAGEMENT SCIENCES							1	1	1%
INTERNATIONAL JOURNAL OF PHYSICAL DISTRIBUTION & LOGISTICS MANAGEMENT							1	1	1%
INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTIVITY AND PERFORMANCE MANAGEMENT							1	1	1%
International Journal of Social Ecology and Sustainable Development							1	1	1%
Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics						1		1	1%
Journal of Environmental Treatment Techniques						1		1	1%
JOURNAL OF INTELLIGENT MANUFACTURING						1		1	1%
JOURNAL OF MANUFACTURING TECHNOLOGY MANAGEMENT					1			1	1%
KNOWLEDGE MANAGEMENT RESEARCH & PRACTICE							1	1	1%
LogForum				1				1	1%
MANAGEMENT OF ENVIRONMENTAL QUALITY							1	1	1%
PROCEEDINGS OF THE ELEVENTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON MANAGEMENT SCIENCE AND ENGINEERING MANAGEMENT				1				1	1%
Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management			1					1	1%
PROCESS INTEGRATION AND OPTIMIZATION FOR SUSTAINABILITY							1	1	1%
PROCESSES						1		1	1%
RESEARCH IN TRANSPORTATION ECONOMICS							1	1	1%
SUPPLY CHAIN FORUM							1	1	1%
SUSTAINABLE MANUFACTURING FOR GLOBAL CIRCULAR ECONOMY					1			1	1%
SUSTAINABLE PRODUCTION AND CONSUMPTION							1	1	1%
TQM JOURNAL							1	1	1%
Total	1	1	2	6	10	23	32	75	100%





Authors*

*First Authors

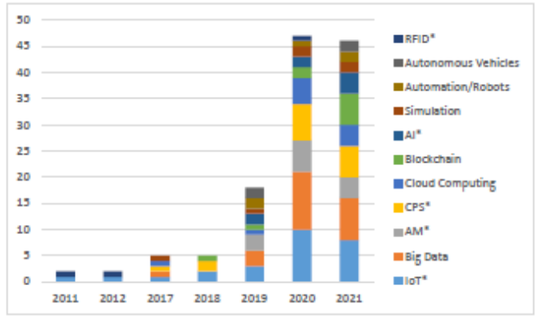
Amjad, MS	3
Bag, S	2
Dev, NK	2
Jabbour, ABLD	2
Khan, SAR	2
Ramirez-Pena, M	2
Umar, M	2
Xu, XQ	2
Anser, MK	1
Chang, CW	1
Chien, CF	1
Ciliberto, C	1
Cwiklicki, M	1
Dallasega, P	1
De Giovanni, P	1
Duarte S., Cruz-Machado V	1
Duarte, S	1
Esmaeilian, B	1
Fallahpour, A	1
Gajdzik, B	1
Garrido-Hidalgo, C	1
Geetha Devi K.V., Thakur S.	1
Ghosh, D	1
John, L	1
Kamble, S	1
Kamble, SS	1
Kumar, P	1
Kusi-Sarpong, S	1
Leong, WD	1
Li, Y	1
Liu, BL	1
Ma, XL	1
Machado, CG	1
Manavalan, E	1
Mao, S	1
Morella, P	1
Mubarik, M	1
Nadimuthu, LPR	1
Nascimento, DLM	1
Odwazny, F	1
Ozkan-Ozen, YD	1
Pei Z., Yu T., Yi W., Li Y.	1
Pham, TT	1
Qian, F	1
Raji, IO	1
Reyes, J	1
Rodriguez, GG	1
Saetta S., Caldarelli V.	1
Saraji, MK	1
Sindhwani, R	1
Sun L., Wang Y., Hua G., Ch	1
Surajit, B	1
Sutawijaya A.H., Nawangsa	1
Tsai, WH	1
Tsolakis, N	1
Yadav, G	1
Yu, H	1
Yu, YB	1
Zekhnini, K	1
Zoubek, M	1

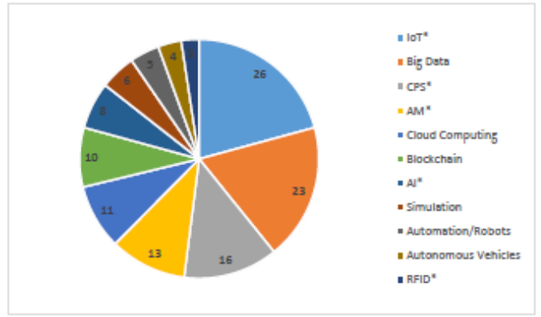
Author/Source Title	2011 7	BENCHMARK	BUSINESS STI	CIRP JOURNA	ENGINEERIN	FUNCTIONAL	INTERNATIO	INTERNATIO	JOURNAL OF	KNOWLEDGE	MATERIALS	PROCESS INT	PRODUCTION	RESOURCES (	SUSTAINABIL	TQM JOURNAL	
Amjad, MS		1		1			1										3
Bag, S			1												1		2
Dev, NK						1									1		2
Jabbour, ABLD													1			1	2
Khan, SAR					1			1									2
Ramirez-Pena, M									1			1					2
Umar, M													1	1			2
Xu, XQ	1										1						2
Anser, MK																1	1
Chang, CW										1							1
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	3	1	1	19

Technology 4.0

	2011	2012	2017	2018	2019	2020	2021	Total general
IoT*	1	1	1	2	3	10	8	26
Big Data			1		3	11	8	23
CPS*			1	2		7	6	16
AM*					3	6	4	13
Cloud Computing			1		1	5	4	11
Blockchain				1	1	2	6	10
AI*					2	2	4	8
Simulation			1		1	2	2	6
Automation/Robots					2	1	2	5
Autonomous Vehicles					2		2	4
RFID*	1	1				1		3
Unspecified			1	3	3	7	14	28

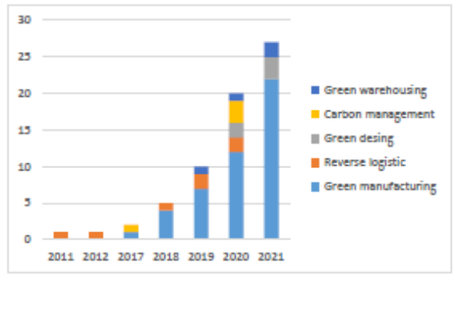
** Artificial Intelligence (AI), Additive Manufacturing (AM), Cyber Physical System (CPS), Internet of Things (IoT), RFID (Radio Frequency Identification)*

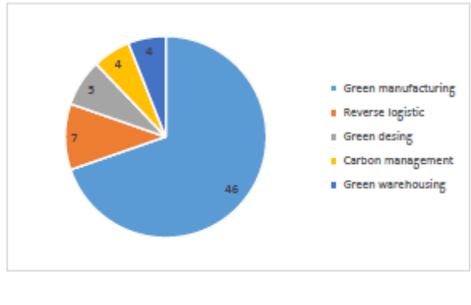




GSC aspects

	2011	2012	2017	2018	2019	2020	2021	Total general
Green manufacturing			1	4	7	12	22	46
Reverse logistic	1	1		1	2	2		7
Green desing						2	3	5
Carbon management			1			3		4
Green warehousing					1	1	2	4
Unspecified2				1		4	5	10





Studied papers

											Industry 4.0 technologies											GSC aspects					
No. of paper	Year	Source Title	Document Type		Web of Science	Scopus	Dupplication	Additional Sources	Snowballing	Classification	AI	AM	Autonomous Vehicles	Automation /Robots	Big Data	Blockchain	Cloud Computing	CPS	Simulation	IoT	RFID	Unspecified	Reverse Logistic	Green desing	Green Manufacturing	Carbon Management	Green Warehousing	Unspecified 2
1	2020	JOURNAL OF CLEANER PRODUCTION	Article		×	×	×	-	-	Single Case S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	×
2	2021	INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION RESEARC	Article		×	×	×	-	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
3	2020	CIRP JOURNAL OF MANUFACTURING SCIENCE AND TE	Article		×	-	-	-	-	Literature Re	×	-	-	-	×	-	-	-	-	×	-	-	-	Lean production	-	-	-
4	2020	JOURNAL OF CLEANER PRODUCTION	Article		×	×	×	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lower raw material c	-	-	-
5	2019	SUSTAINABLE MANUFACTURING FOR GLOBAL CIRCUL	Proceedings Paper		×	×	×	-	-	Single Case S	-	-	-	-	×	-	-	-	-	×	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
6	2019	Comput. Ind.	Article		-	-	-	-	×	Single Case S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Recovery of t	-	-	-	-
7	2020	JOURNAL OF INTELLIGENT MANUFACTURING	Article		×	-	-	-	-	Quantitative	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
8	2017	Proceedings of the International Conference on Indus	Conference Paper		-	×	-	-	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
9	2021	PRODUCTION PLANNING & CONTROL	Article		×	-	-	-	-	Practitioner's	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Design of prc	-	-	-
10	2011	2011 7TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON WIRELES	Proceedings Paper		×	×	×	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	×	-	Recovery of t	-	-	-	-
11	2021	PRODUCTION PLANNING & CONTROL	Article		×	-	-	-	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	Generate minimum v	-	-	-
12	2021	International Journal of Social Ecology and Sustainabi	Article		-	×	-	-	-	Single Case S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	General
13	2020	RESOURCES CONSERVATION AND RECYCLING	Article		×	-	-	-	-	Practitioner's	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
14	2020	RESOURCES CONSERVATION AND RECYCLING	Article		×	×	×	-	-	Literature Re	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Material flow opti	-
15	2018	2018 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON INDUSTF	Proceedings Paper		×	×	×	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	Recovery of t	-	-	-	-
16	2020	Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics	Article		-	-	-	×	-	Literature Re	-	x*	-	-	x*	-	x*	×	-	×	-	-	Recovery of t	Design of prc	Lower raw material c	-	-	-
17	2021	KNOWLEDGE MANAGEMENT RESEARCH & PRACTICE	Article		×	×	×	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lower raw material c	-	-	-
18	2021	PRODUCTION PLANNING & CONTROL	Article		×	-	-	-	-	Single Case S	×	-	-	-	×	×	-	-	-	-	-	-	-	-	Lean production	-	-	-
19	2020	SUSTAINABILITY	Article		×	-	-	-	-	Quantitative	-	-	-	-	×	-	×	×	-	×	-	-	-	-	-	Carbon redu	-	-
20	2021	PRODUCTION PLANNING & CONTROL	Article		×	×	×	-	-	Single Case S	-	-	-	-	×	-	-	-	-	×	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
21	2021	ACM Transactions on Modeling and Computer Simula	Review		-	×	-	-	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	×
22	2021	BUSINESS STRATEGY AND THE ENVIRONMENT	Article		×	-	-	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
23	2020	JOURNAL OF CLEANER PRODUCTION	Article		-	-	-	×	-	Single Case S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
24	2019	SUSTAINABILITY	Article		×	-	-	-	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
25	2019	JOURNAL OF MANUFACTURING TECHNOLOGY MANA	Article		×	-	-	-	-	Literature Re	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Recovery of t	-	Generate minimum v	-	-	-
26	2018	PROCEEDINGS OF THE ELEVENTH INTERNATIONAL CO	Proceedings Paper		×	-	-	-	-	Quantitative	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
27	2021	SUSTAINABILITY	Article		×	-	-	-	-	Statistical	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-
28	2017	ENGINEERING	Article		×	×	×	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	×	-	×	×	×	×	-	-	-	-	-	Carbon redu	-	-
29	2021	ANNALS OF OPERATIONS RESEARCH	Article		×	-	-	-	-	Practitioner's	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
30	2019	ANNALS OF OPERATIONS RESEARCH	Article		×	×	×	-	-	Quantitative	-	x*	x*	x*	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Generate minimum v	-	-	-
31	2018	SUSTAINABILITY	Article		×	-	-	-	-	Quantitative	-	-	-	-	-	-	-	×	-	×	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
32	2021	INDUSTRIAL MANAGEMENT & DATA SYSTEMS	Article		×	×	×	-	-	Quantitative	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lower raw material c	-	-	-
33	2021	MANAGEMENT OF ENVIRONMENTAL QUALITY	Article		×	×	×	-	-	Practitioner's	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	Intend to red	-	-	-	-
34	2021	RESOURCES CONSERVATION AND RECYCLING	Article		×	-	-	-	-	Quantitative	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Generate minimum v	-	-	-
35	2020	RESOURCES CONSERVATION AND RECYCLING	Article		×	×	×	-	-	Statistical	-	x*	-	-	×	-	×	×	-	×	×	-	Recovery of t	-	-	-	-	-
36	2021	INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTIVITY AND PEI	Article		×	×	×	-	-	Practitioner's	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	×
37	2020	INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION RESEARC	Article		×	-	-	-	-	Practitioner's	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
38	2021	APPLIED SCIENCES-BASEL	Article		×	-	-	-	-	Quantitative	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Generate minimum v	-	Material flow opti	-
39	2019	Sustainability	Article		-	-	-	-	×	Single Case S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lower raw material c	-	-	-
40	2021	BUSINESS STRATEGY AND THE ENVIRONMENT	Review		×	-	-	-	-	Literature Re	-	x*	x*	x*	-	-	-	×	x*	×	-	-	-	Design of prc	Generate minimum v	-	-	-
41	2021	TECHNOLOGICAL FORECASTING AND SOCIAL CHANGE	Article		×	×	×	-	-	Quantitative	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
42	2021	JOURNAL OF CLEANER PRODUCTION	Article		×	-	-	-	-	Literature Re	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×
43	2021	INTERNATIONAL JOURNAL OF MATHEMATICAL ENGIN	Article		×	-	-	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	×	-	×	×	-	×	-	-	-	-	Lean production	-	-	-
44	2021	SUSTAINABLE PRODUCTION AND CONSUMPTION	Article		×	-	-	-	-	Single Case S	-	-	-	-	×	-	×	×	-	×	-	-	-	-	Lean production	-	-	-
45	2019	JOURNAL OF CLEANER PRODUCTION	Article		×	-	-	-	-	Practitioner's	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
46	2021	RESOURCES CONSERVATION AND RECYCLING	Article		×	×	×	-	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
47	2019	BENCHMARKING-AN INTERNATIONAL JOURNAL	Article		×	×	×	-	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-
48	2021	SUPPLY CHAIN FORUM	Article		×	-	-	-	-	Statistical	-	-	-	-	×	-	×	×	-	×	-	-	-	-	Lean production	-	-	-
49	2021	INTERNATIONAL JOURNAL OF LEAN SIX SIGMA	Article		×	-	-	-	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
50	2019	Engineering	Article		-	-	-	×	-	Literature Re	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
51	2020	INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION ECONOM	Article		×	×	×	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	×	-	×	-	-	-	-	-	Carbon redu	-	-
52	2021	PROCESS INTEGRATION AND OPTIMIZATION FOR SUS	Article		×	-	-	-	-	Single Case S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Generate minimum v	-	-	-
53	2021	RESEARCH IN TRANSPORTATION ECONOMICS	Article		×	×	×	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Generate minimum v	-	-	-
54	2019	MATERIALS	Article		×	-	-	-	-	Quantitative	x*	x*	x*	x*	x*	x*	x*	-	x*	x*	-	-	-	-	-	-	Material flow opti	-
55	2018	LogForum	Article		-	-	-	×	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lean production	-	-	-
56	2012	FUNCTIONAL MANUFACTURING AND MECHANICAL D	Proceedings Paper		×	×	×	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	×	-	Recovery of t	-	-	-	-	-
57	2021	INTERNATIONAL JOURNAL OF PHYSICAL DISTRIBUTIOI	Article		×	×	×	-	-	Statistical	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Lean production	-	-	-
58	2020	PRODUCTION PLANNING & CONTROL	Article		×	×	×	-	-	Single Case S	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	Lower raw material c	-	-	-
59	2020	MATERIALS	Review		×	-	-	-	-	Literature Re	-	x*	-	-	x*	x*	-	-	-	x*	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
60	2020	SUSTAINABILITY	Review		×	-	-	-	-	Literature Re	-	×	-	×	×	-	×	×	×	×	-	-	-	-	Generate minimum v	-	-	-
61	2020	ENERGIES	Article		×	-	-	-	-	Literature Re	-	-	-	-	×	-	-	×	-	×	-	-	-	-	-	-	-	×
62	2020	INTERNATIONAL JOURNAL OF PRODUCTION RESEARC	Article		×	-	-	-	-	Literature Re	-	x*	-	-	×	-	-	×	x*	×	-	-	-	-	Generate minimum v	-	-	-
63	2021	PRODUCTION PLANNING & CONTROL	Article		×	-	-	-	-	Practitioner's	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	General
64	2020	SUSTAINABILITY	Review		×	-	-	-	-	Literature Re	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×
65	2020	Resources, Conservation and Recycling	Article		-	-	-	×	-	Literature Re	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	×
66	2021	ENVIRONMENTAL SCIENCE AND POLLUTION RESEARC	Review		×	-	-	-	-	Literature Re	×	x*	x*	x*	×	×	×	×	-	x*	-	-	-	-	-	-	Decrease inventor	-
67	2020	International Journal of Production Economics	Article		-	-	-	-	×	Practitioner's	-	-	-	-	×	-	×	-	-	×	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
68	2021	INTERNATIONAL JOURNAL OF LOGISTICS-RESEARCH A	Article		×	×	×	-	-	Practitioner's	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
69	2021	TQM JOURNAL	Article		×	×	×	-	-	Practitioner's	×	-	-	-	×	x*	-	×	-	×	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-
70	2020	PROCESSES	Article		×	×	×	-	-	Quantitative	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	Carbon redu	-	-
71	2021	IET Collaborative Intelligent Manufacturing	Article		-	×	-	-	-	Literature Re	-	x*	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	Generate minimum v	-	-	-
72	2018	RESOURCES CONSERVATION AND RECYCLING	Editorial Material		×	×	×	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×
73	2020	Resources, Conservation and Recycling	Article		-	×	-	-	-	Statistical	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	Design of prc	-	-	-	-
74	2020	Journal of Environmental Treatment Techniques	Article		-	×	-	-	-	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	-	-	×	-	-	-	-	-	-	-	-
75	2018	Technological Forecasting and Social Change	Article		-	-	-	-	×	Qualitative A	-	-	-	-	-	-	-	×	-	×	-	-	-	-	Lower raw material c	-	-	-

No. of paper	Authors	Title
1	Yadav, G; Luthra, S; Jakhar, SK; Mangla, SK; Rai, DP	A framework to overcome sustainable supply chain challenges through solution measures of industry 4.0 and circular economy: An automotive case
2	Zekhnini, K; Cherrafi, A; Bouhaddou, I; Benabdellah, AC; Bag, S	A model integrating lean and green practices for viable, sustainable, and digital supply chain performance
3	Amjad, MS; Rafique, MZ; Hussain, S; Khan, MA	A new vision of LARG Manufacturing - A trail towards Industry 4.0
4	Ramirez-Pena, M; Sotano, AJS; Perez-Fernandez, V; Abad, FJ; Batista, M	Achieving a sustainable shipbuilding supply chain under I4.0 perspective
5	Manavalan, E; Jayakrishna, K	An Analysis on Sustainable Supply Chain for Circular Economy
6	Garrido-Hidalgo, C; Olivares, T; Ramirez, FJ; Roda-Sanchez, L	An end-to-end Internet of Things solution for Reverse Supply Chain Management in Industry 4.0
7	Rodriguez, GG; Gonzalez-Cava, JM; Perez, JAM	An intelligent decision support system for production planning based on machine learning
8	Duarte S., Cruz-Machado V.	An investigation of lean and green supply chain in the Industry 4.0
9	Kamble, SS; Gunasekaran, A	Analysing the role of Industry 4.0 technologies and circular economy practices in improving sustainable performance in Indian manufacturing organisations
10	Xu, XQ; Wu, X; Guo, W	Applications of IoT to Reverse Supply Chain
11	Jabbour, ABLD; Frascareli, FCD; Gonzalez, EDRS; Jabbour, CJC	Are food supply chains taking advantage of the circular economy? A research agenda on tackling food waste based on Industry 4.0 technologies
12	Geetha Devi K.V., Thakur S.S., Singh S.K.	Assessing the performances of vendor firms by optimization technique industry 4.0 GSC architectures
13	Bag, S; Wood, LC; Xu, L; Dhamija, P; Kayikci, Y	Big data analytics as an operational excellence approach to enhance sustainable supply chain performance
14	Esmaeilian, B; Sarkis, J; Lewis, K; Behdad, S	Blockchain for the future of sustainable supply chain management in Industry 4.0
15	Surajit, B; Telukdarie, A	Business Logistics Optimization Using Industry 4.0: Current Status and Opportunities
16	Cwiklicki, M; Wojnarowska, M	Circular Economy and Industry 4.0: One-Way or Two-Way Relationships?
17	Chang, CW	Constructing an intelligent shoe production plant using a green supply chain and knowledge management
18	Reyes, J; Mula, J; Diaz-Madronero, M	Development of a conceptual model for lean supply chain planning in industry 4.0: multidimensional analysis for operations management
19	Morella, P; Lamban, MP; Royo, J; Sanchez, JC; Corrales, LDN	Development of a New Green Indicator and Its Implementation in a Cyber-Physical System for a Green Supply Chain
20	Tsolakis, N; Harrington, TS; Srai, JS	Digital supply network design: a Circular Economy 4.0 decision-making system for real-world challenges
21	Mustafee N., Katsaliaki K., Taylor S.J.E.	Distributed Approaches to Supply Chain Simulation
22	Ciliberto, C; Szopik-Depczynska, K; Tarczynska-Luniewska, M; Ruggieri, A; Ioppolo, G	Enabling the Circular Economy transition: a sustainable lean manufacturing recipe for Industry 4.0
23	Leong, WD; Teng, SY; How, BS; Ngan, SL; Abd Rahman, A; Tan, CP; Ponnambalam, SG; Lam, HL	Enhancing the adaptability: Lean and green strategy towards the Industry Revolution 4.0
24	Varela, L; Araujo, A; Avila, P; Castro, H; Putnik, G	Evaluation of the Relation between Lean Manufacturing, Industry 4.0, and Sustainability
25	Nascimento, DLM; Alencastro, V; Quelhas, OLG; Caiado, RGG; Garza-Reyes, JA; Lona, LR; Tortorella, G	Exploring Industry 4.0 technologies to enable circular economy practices in a manufacturing context A business model proposal
26	Duarte, S; Cruz-Machado, V	Exploring Linkages Between Lean and Green Supply Chain and the Industry 4.0
27	Saraji, MK; Streimikiene, D; Kyriakopoulos, GL	Fermatean Fuzzy CRITIC-COPRAS Method for Evaluating the Challenges to Industry 4.0 Adoption for a Sustainable Digital Transformation
28	Qian, F; Zhong, WM; Du, WL	Fundamental Theories and Key Technologies for Smart and Optimal Manufacturing in the Process Industry
29	Khan, SAR; Godil, DI; Jabbour, CJC; Shujaat, S; Razzaq, A; Yu, Z	Green data analytics, blockchain technology for sustainable development, and sustainable supply chain practices: evidence from small and medium enterprises
30	Liu, BL; De Giovanni, P	Green process innovation through Industry 4.0 technologies and supply chain coordination
31	Tsai, WH; Lai, SY	Green Production Planning and Control Model with ABC under Industry 4.0 for the Paper Industry
32	Fallahpour, A; Yazdani, M; Mohammed, A; Wong, KY	Green sourcing in the era of industry 4.0: towards green and digitalized competitive advantages
33	Mubarik, M; Rasi, RZRM; Mubarak, MF; Ashraf, R	Impact of blockchain technology on green supply chain practices: evidence from emerging economy
34	Chien, CF; Chen, YJ; Han, YT; Wu, YC	Industry 3.5 for optimizing chiller configuration for energy saving and an empirical study for semiconductor manufacturing
35	Dev, NK; Shankar, R; Qaiser, FH	Industry 4.0 and circular economy: Operational excellence for sustainable reverse supply chain performance
36	Umar, M; Khan, SAR; Yusliza, MY; Ali, S; Yu, Z	Industry 4.0 and green supply chain practices: an empirical study
37	Kamble, S; Gunasekaran, A; Dhone, NC	Industry 4.0 and lean manufacturing practices for sustainable organisational performance in Indian manufacturing companies
38	Zoubek, M; Poor, P; Broum, T; Basl, J; Simon, M	Industry 4.0 Maturity Model Assessing Environmental Attributes of Manufacturing Company
39	Pham, TT; Kuo, TC; Tseng, ML; Tan, RR; Tan, K; Ika, DS; Lin, CJ	Industry 4.0 to Accelerate the Circular Economy: A Case Study of Electric Scooter Sharing
40	Ghobakhloo, M; Iranmanesh, M; Grybauskas, A; Vilkas, M; Petraite, M	Industry 4.0, innovation, and sustainable development: A systematic review and a roadmap to sustainable innovation
41	Yu, YB; Zhang, JZ; Cao, YH; Kazancoglu, Y	Intelligent transformation of the manufacturing industry for Industry 4.0: Seizing financial benefits from supply chain relationship capital through enterprise green management
42	Bag, S; Yadav, G; Dhamija, P; Kataria, KK	Key resources for industry 4.0 adoption and its effect on sustainable production and circular economy: An empirical study
43	John, L; Sampayo, M; Pecas, P	Lean & Green on Industry 4.0 Context - Contribution to Understand L&G Drivers and Design Principles
44	Amjad, MS; Rafique, MZ; Khan, MA	Leveraging Optimized and Cleaner Production through Industry 4.0
45	Raut, RD; Mangla, SK; Narwane, VS; Gardas, BB; Priyadarshinee, P; Narkhede, BE	Linking big data analytics and operational sustainability practices for sustainable business management
46	Kumar, P; Singh, RK; Kumar, V	Managing supply chains for sustainable operations in the era of industry 4.0 and circular economy: Analysis of barriers
47	Sindhwani, R; Mittal, VK; Singh, PL; Aggarwal, A; Gautam, N	Modelling and analysis of barriers affecting the implementation of lean green agile manufacturing system (LGAMS)
48	Raji, IO; Shevtshenko, E; Rossi, T; Strozzi, F	Modelling the relationship of digital technologies with lean and agile strategies
49	Amjad, MS; Rafique, MZ; Khan, MA	Modern divulge in production optimization: an implementation framework of LARG manufacturing with Industry 4.0
50	Mao, S; Wang, B; Tang, Y; Qian, F	Opportunities and Challenges of Artificial Intelligence for Green Manufacturing in the Process Industry
51	Ma, XL; Wang, J; Bai, QG; Wang, SY	Optimization of a three-echelon cold chain considering freshness-keeping efforts under cap-and-trade regulation in Industry 4.0
52	Nadimuthu, LPR; Victor, K	Optimization of Energy-Intensive Process in Ayurvedic Medicine Manufacturing Unit-a Case Study
53	De Giovanni, P; Cariola, A	Process innovation through industry 4.0 technologies, lean practices and green supply chains
54	Ramirez-Pena, M; Fraga, FJA; Sotano, AJS; Batista, M	Shipbuilding 4.0 Index Approaching Supply Chain
55	Odwazny, F; Wojtkowiak, D; Cyplik, P; Adamczak, M	SMART FACTORY WITHIN SUSTAINABLE DEVELOPMENT AND GREEN GROWTH CONCEPTS
56	Xu, XQ; Jin, C; Cao, YD	Smart Reverse Supply Chain: An Application of IoT to Green Manufacturing
57	Dev, NK; Shankar, R; Zacharia, ZG; Swami, S	Supply chain resilience for managing the ripple effect in Industry 4.0 for green product diffusion
58	Strandhagen, JW; Buer, SV; Semini, M; Alfnes, E; Strandhagen, JO	Sustainability challenges and how Industry 4.0 technologies can address them: a case study of a shipbuilding supply chain
59	Ramirez-Pena, M; Mayuet, PF; Vazquez-Martinez, JM; Batista, M	Sustainability in the Aerospace, Naval, and Automotive Supply Chain 4.0: Descriptive Review
60	Vrchota, J; Pech, M; Rolinek, L; Bednar, J	Sustainability Outcomes of Green Processes in Relation to Industry 4.0 in Manufacturing: Systematic Review
61	Gajdzik, B; Grabowska, S; Saniuk, S; Wieczorek, T	Sustainable Development and Industry 4.0: A Bibliometric Analysis Identifying Key Scientific Problems of the Sustainable Industry 4.0
62	Machado, CG; Winroth, MP; da Silva, EHDR	Sustainable manufacturing in Industry 4.0: an emerging research agenda
63	Kusi-Sarpong, S; Gupta, H; Khan, SA; Jabbour, CJC; Rehman, ST; Kusi-Sarpong, H	Sustainable supplier selection based on industry 4.0 initiatives within the context of circular economy implementation in supply chain operations
64	Chalmeta, R; Santos-deLeon, NJ	Sustainable Supply Chain in the Era of Industry 4.0 and Big Data: A Systematic Analysis of Literature and Research
65	Ozkan-Ozen, YD; Kazancoglu, Y; Mangla, SK	SYNCHRONIZED BARRIERS FOR CIRCULAR SUPPLY CHAINS IN INDUSTRY 3.5/INDUSTRY 4.0 TRANSITION FOR SUSTAINABLE RESOURCE MANAGEMENT
66	Sun, X; Yu, H; Solvang, WD; Wang, Y; Wang, KS	The application of Industry 4.0 technologies in sustainable logistics: a systematic literature review (2012-2020) to explore future research opportunities
67	Li, Y; Dai, J; Cui, L	The impact of digital technologies on economic and environmental performance in the context of industry 4.0: A moderated mediation model
68	Khan, SAR; Yu, Z; Sarwat, S; Godil, DI; Amin, S; Shujaat, S	The role of block chain technology in circular economy practices to improve organisational performance
69	Umar, M; Khan, SAR; Zia-ul-haq, HM; Yusliza, MY; Farooq, K	The role of emerging technologies in implementing green practices to achieve sustainable operations
70	Anser, MK; Khan, MA; Awan, U; Batool, R; Zaman, K; Imran, M; Sasmoko; Indrianti, Y; Khan, A; Bakar, ZA	The Role of Technological Innovation in a Dynamic Model of the Environmental Supply Chain Curve: Evidence from a Panel of 102 Countries
71	Pei Z., Yu T., Yi W., Li Y.	Twenty-year retrospection on green manufacturing: A bibliometric perspective
72	Dallasega, P; Sarkis, J	Understanding greening supply chains: Proximity analysis can help
73	Sun L., Wang Y., Hua G., Cheng T.C.E., Dong J.	Virgin or recycled? Optimal pricing of 3D printing platform and material suppliers in a closed-loop competitive circular supply chain
74	Sutawijaya A.H., Nawangsari L.C.	What is the impact of industry 4.0 to green supply chain?
75	Jabbour, ABLD; Jabbour, CJC; Foropon, C; Godinho, M	When titans meet - Can industry 4.0 revolutionise the environmentally-sustainable manufacturing wave? The role of critical success factors

Anexo B. Desarrollo de software

En este anexo se muestran los diagramas de flujo seguidos para desarrollar la lógica de programación de todos los KPIs presentados en la memoria. Para que la visión del diagrama de flujo sea más clara se hace solo referencia a las ecuaciones definidas en la memoria en lugar de presentarlas en los diagramas.

B.1. Diagramas de flujo para el cálculo de indicadores productivos

B1.1. Diagrama de flujo para el cálculo de OEE

La Figura 78 muestra el diagrama de flujo seguido para el cálculo de OEE.

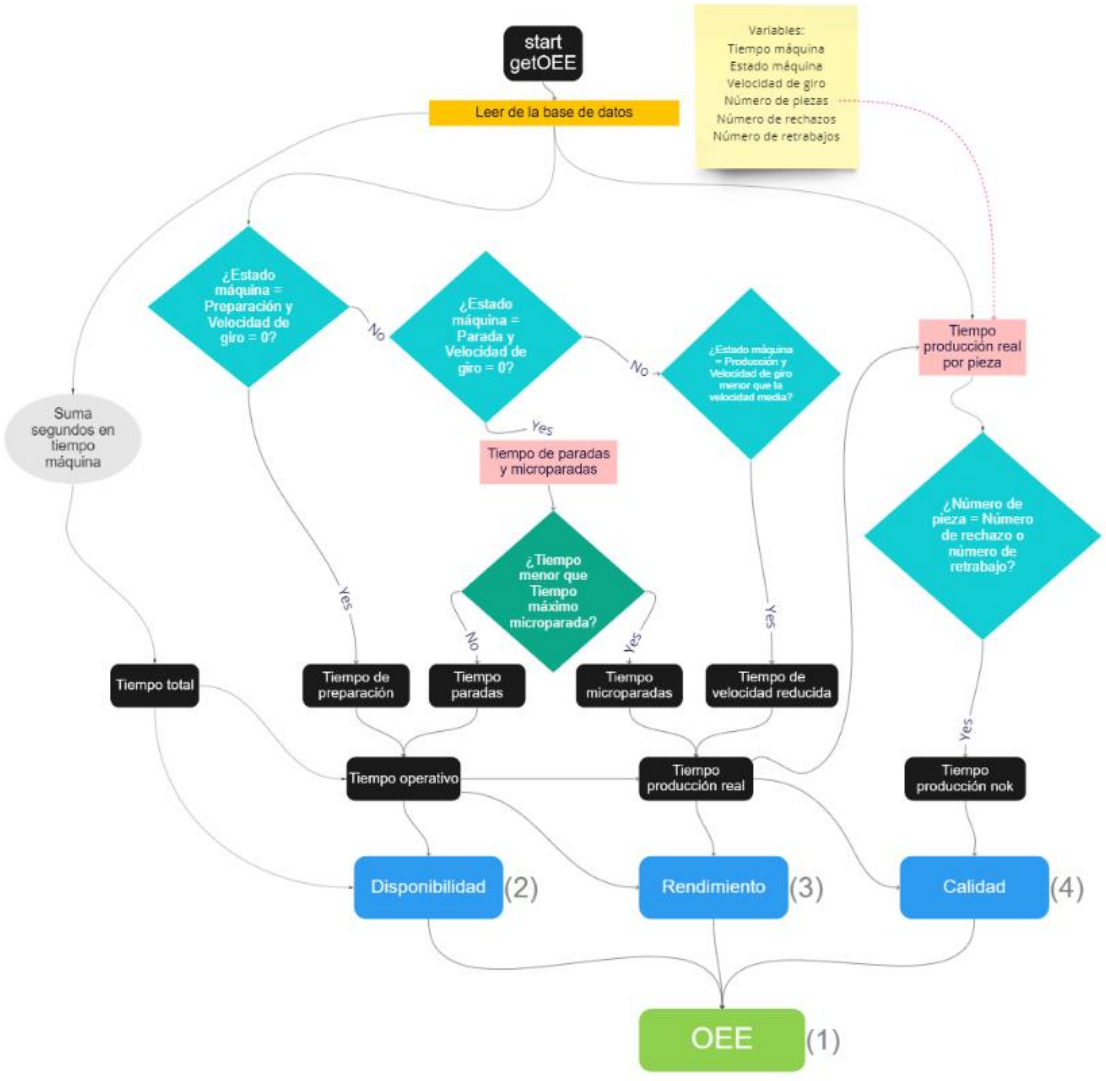


Figura 78. Diagrama de flujo para el cálculo del OEE.

B1.2. Diagrama de flujo para el cálculo de la SMR

El desarrollo de la algoritmia para el cálculo de la SMR puede verse en la Figura 79.

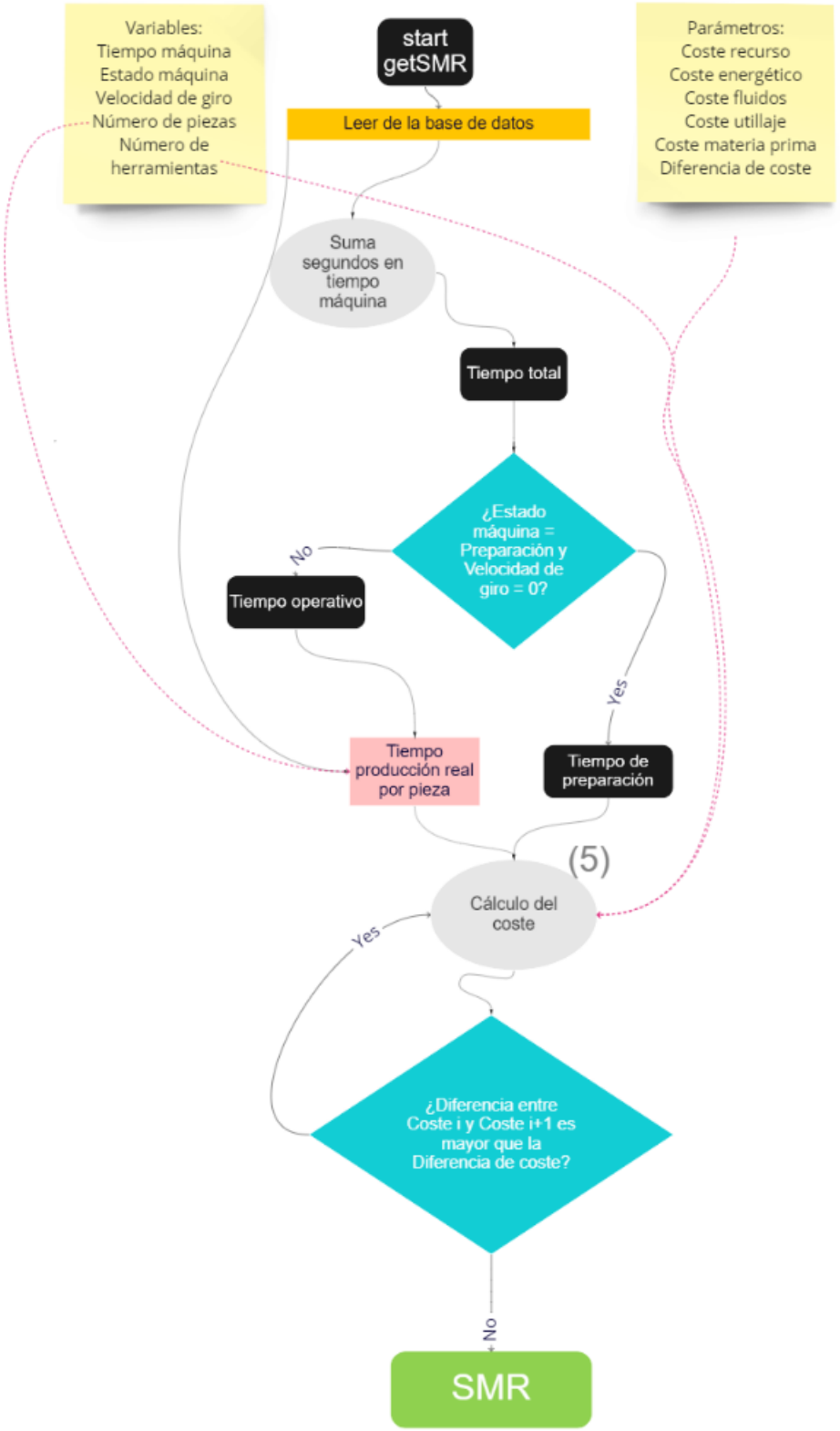


Figura 79. Diagrama de flujo para el cálculo de la SMR

B1.3. Diagramas de flujo para el cálculo de los indicadores de mantenimiento

B1.3.1. Diagrama de flujo para el cálculo del MTBF y MTTR

En la Figura 80 puede verse el diagrama de flujo definido para el cálculo de los indicadores MTBF y MTTR.

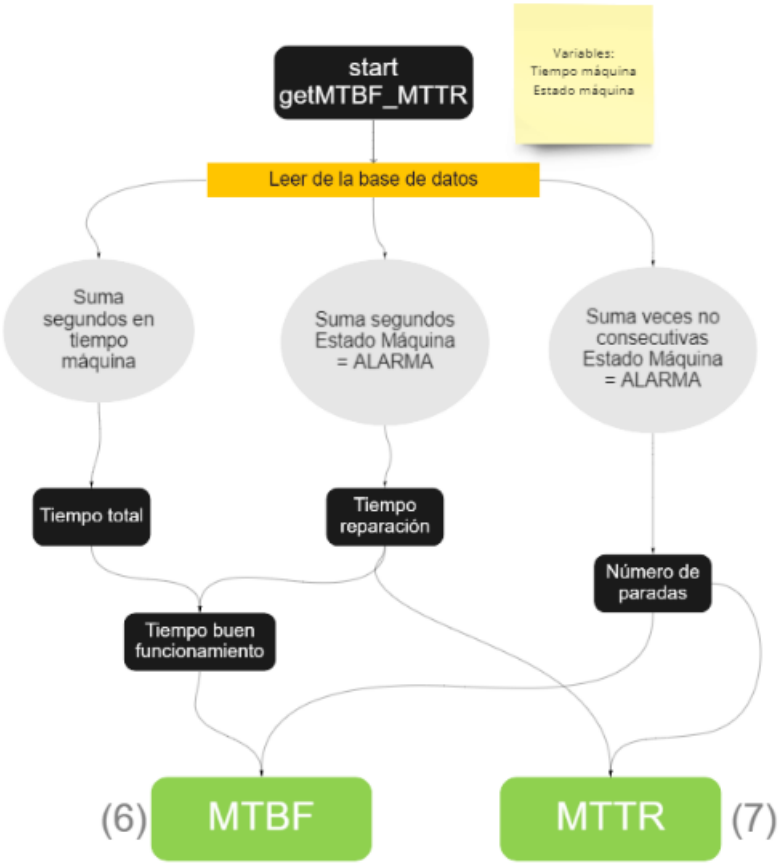


Figura 80. Diagrama de flujo para el cálculo del MTBF y el MTTR

B1.3.2. Diagrama de flujo para el cálculo de la vida útil de la herramienta

En la siguiente figura (Figura 81) se puede ver el diagrama de flujo definido para el cálculo de la vida útil de la herramienta.

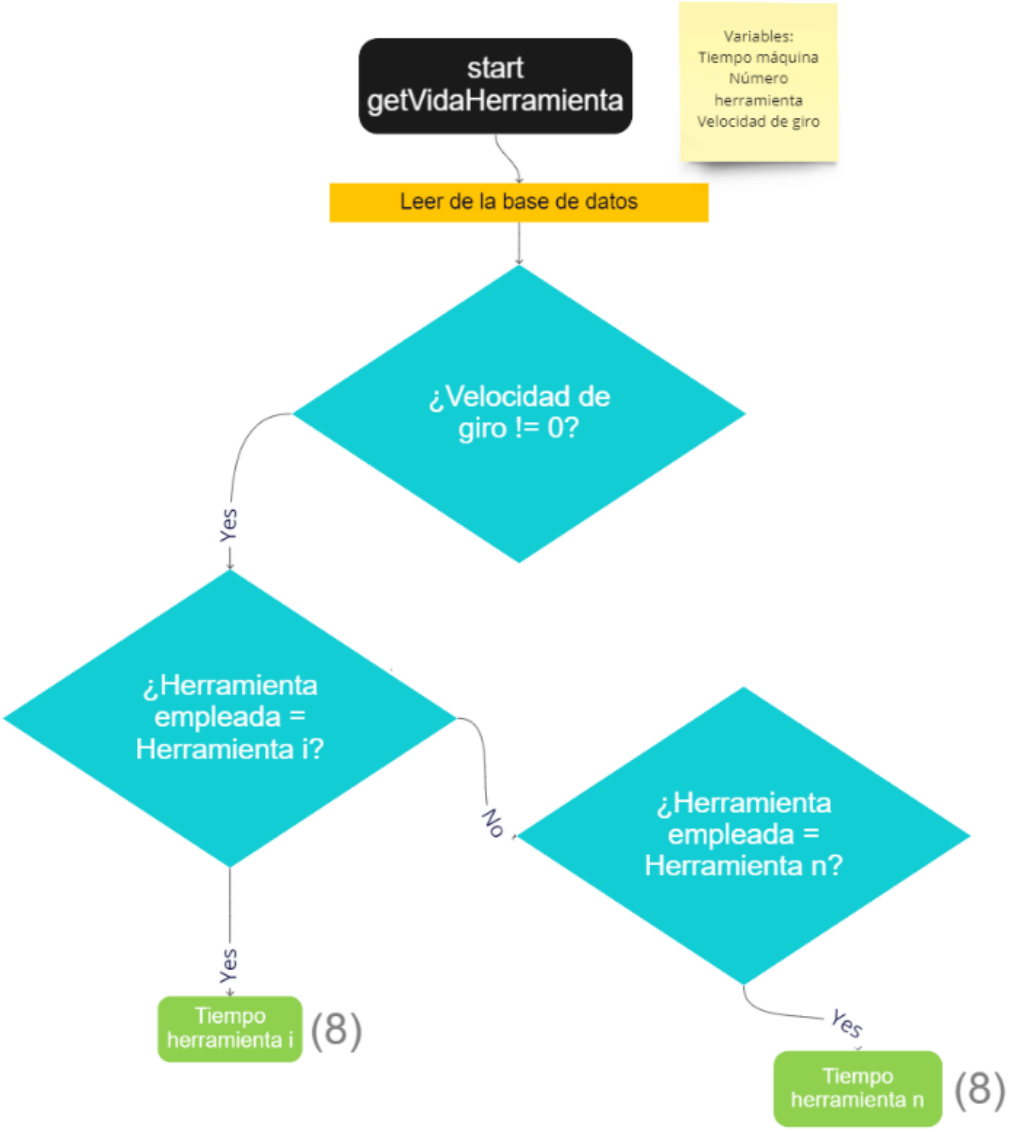


Figura 81. Diagrama de flujo para el cálculo de la vida útil de la herramienta

B1.3.3. Diagrama de flujo para el cálculo de la FF

La Figura 82 muestra el diagrama de flujo para el cálculo de la FF. A destacar que este algoritmo se "alimenta" de una tabla en la que se almacena la duración y el tipo de avería que se ha producido tal y como se explica en los casos de uso en los que se ha implementado este indicador (4.1 y 4.2).

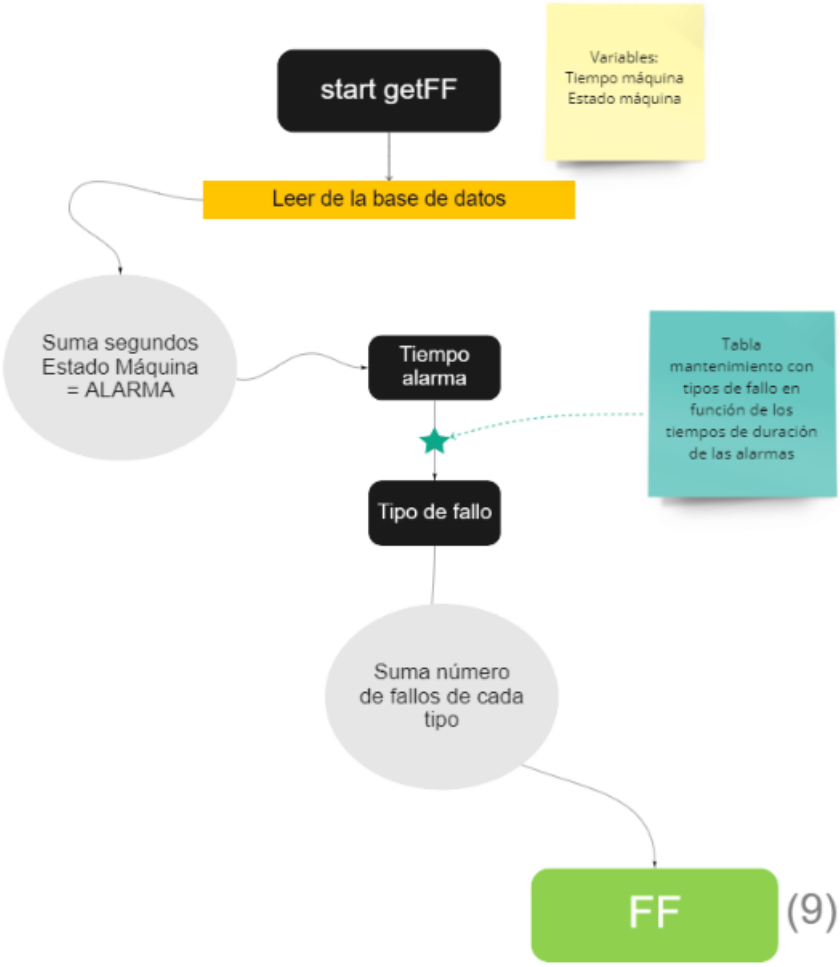


Figura 82. Diagrama de flujo para el cálculo de la FF

B2. Diagramas de flujo para el cálculo de indicadores económicos

B2.1. Diagrama de flujo para el cálculo del coste de fabricación

El algoritmo de cálculo del coste de fabricación se ha desarrollado a partir del diagrama de flujo presentado en la Figura 83.

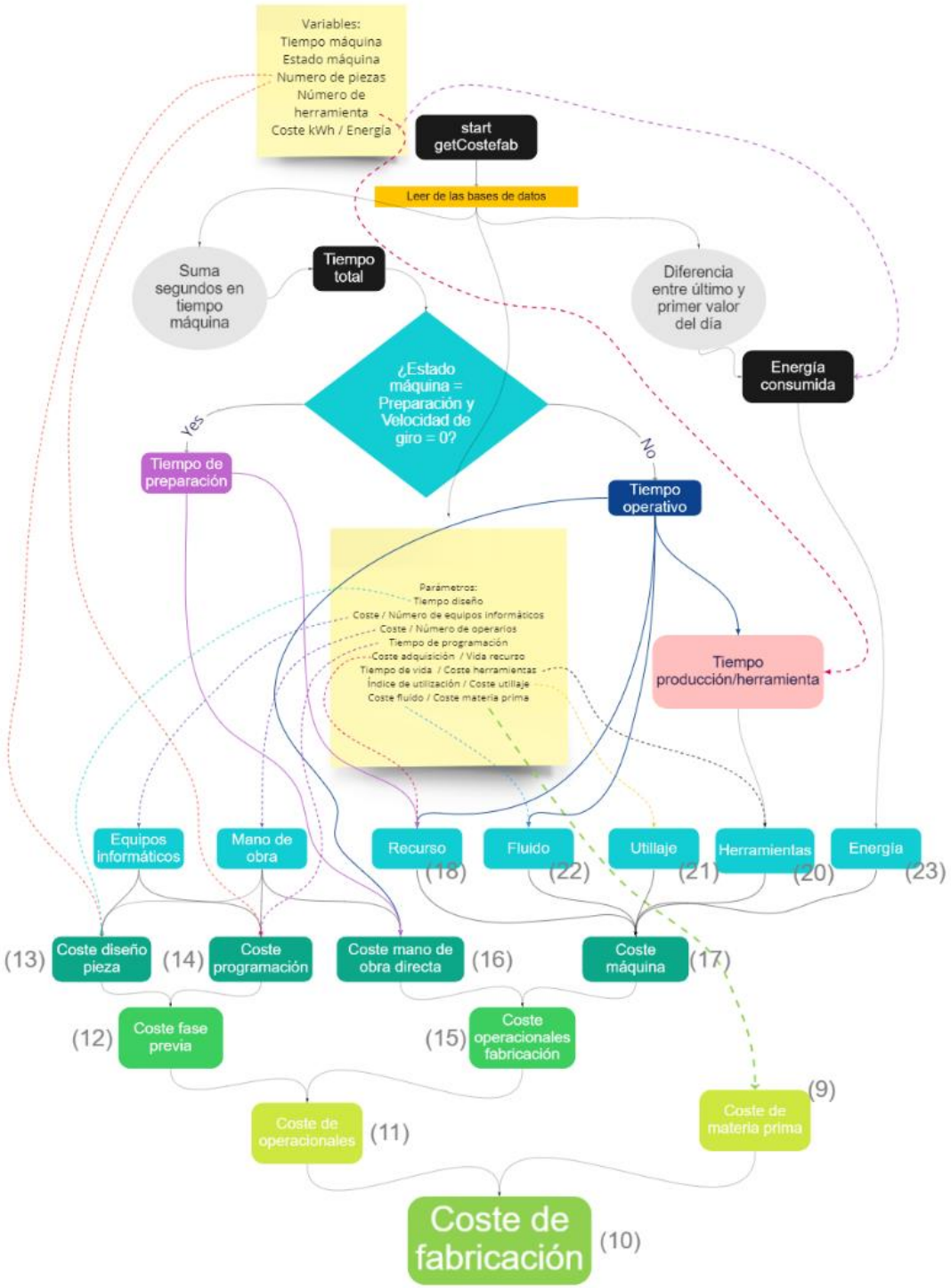


Figura 83. Diagrama de flujo para el cálculo del coste de fabricación

B2.2. Diagrama de flujo para el cálculo del coste de mantenimiento

El coste de mantenimiento se ha basado en el siguiente diagrama de flujo (ver Figura 84).

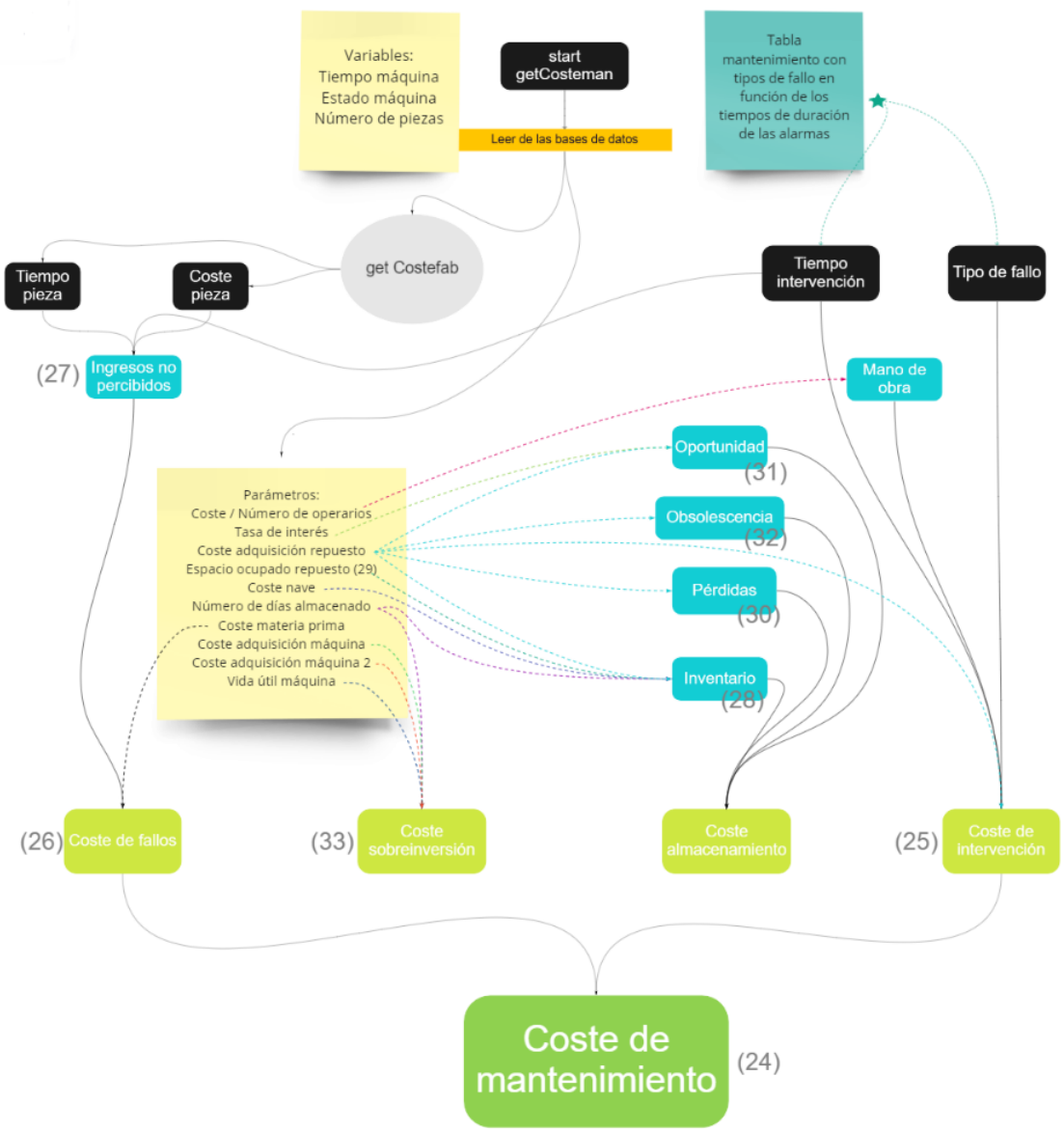


Figura 84. Diagrama de flujo para el cálculo del coste de mantenimiento

B2.3. Diagrama de flujo para el cálculo del CLI

En la siguiente figura (Figura 85) se muestra el diagrama de flujo para el cálculo del CLI.

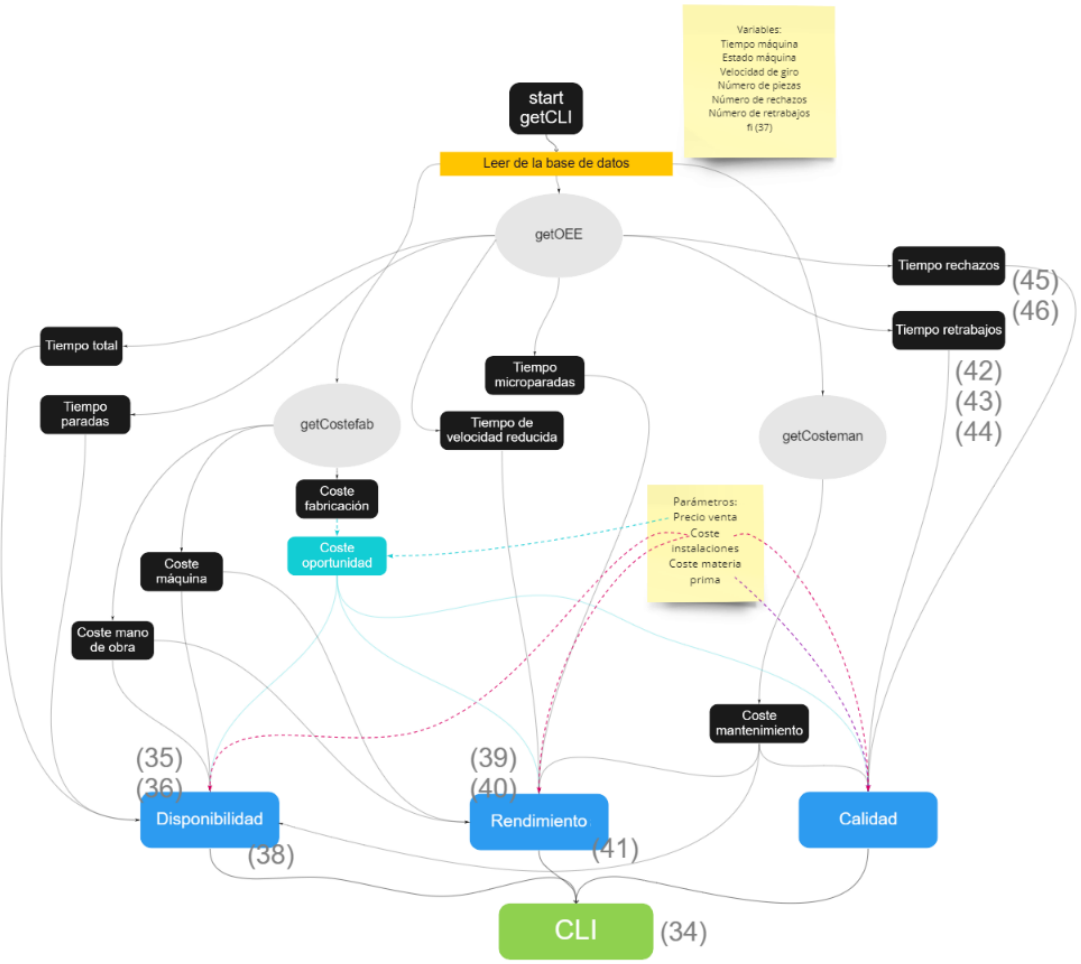


Figura 85. Diagrama de flujo para el cálculo del CLI

B.3. Diagrama de flujo para el cálculo de indicadores sostenibles

B.3.1. Diagrama de flujo para el cálculo de la huella de carbono

El diagrama de flujo planteado para el cálculo de la huella de carbono se muestra en la Figura 86.

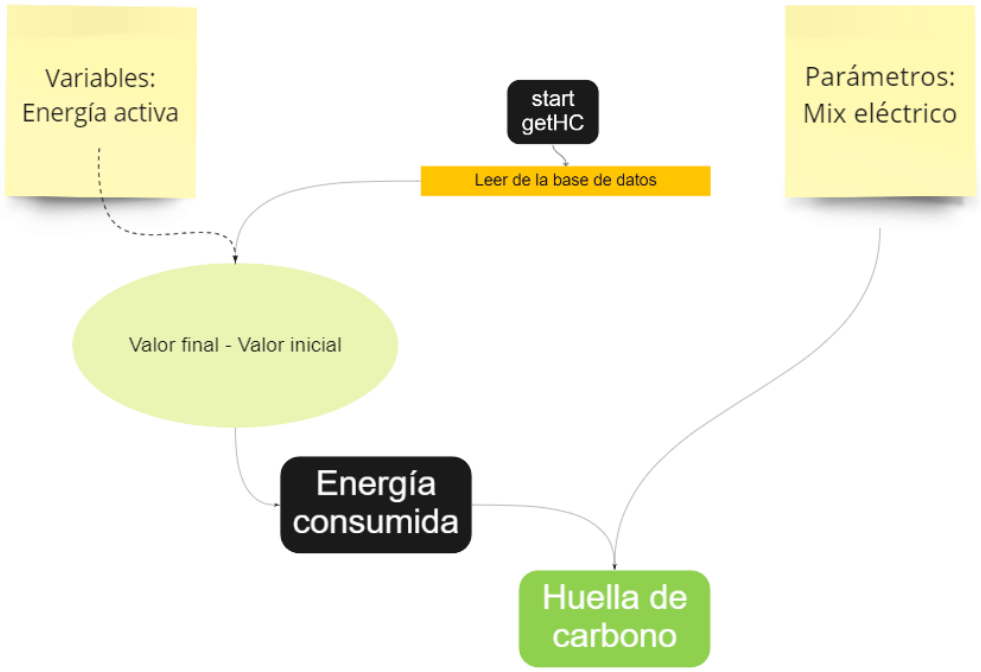


Figura 86. Diagrama de flujo para el cálculo de la huella de carbono

B3.2. Diagrama de flujo para el cálculo del EEOI

La Figura 87 muestra el diagrama de flujo seguido para el cálculo del EEOI teniendo empleando dos unidades: por pieza y por herramienta.

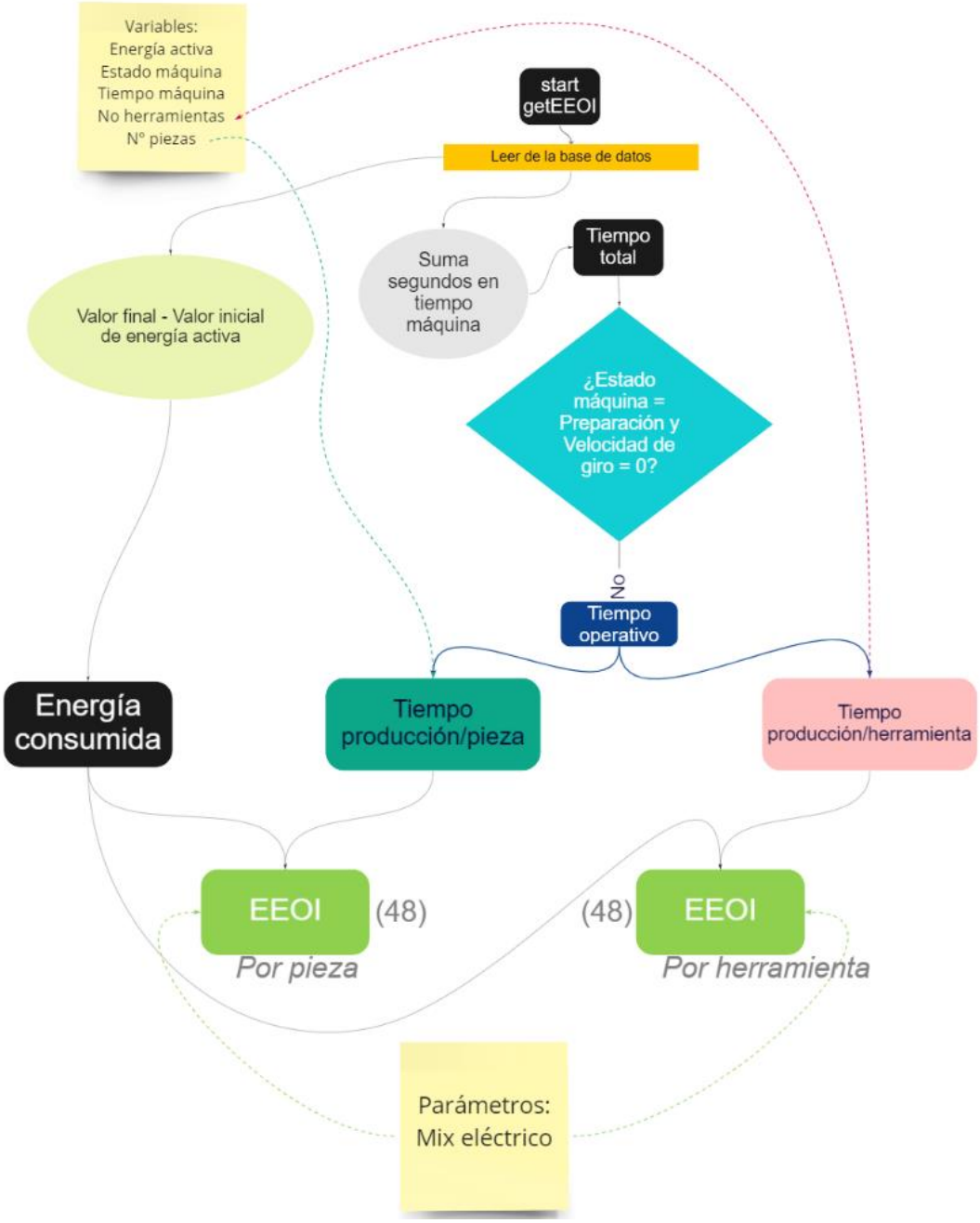


Figura 87. Diagrama de flujo para el cálculo del EEOI

B3.3. Diagrama de flujo para el cálculo del ECL

La algoritmia desarrollada para el cálculo del ECL se ha basado en el siguiente diagrama de flujo (ver Figura 88).

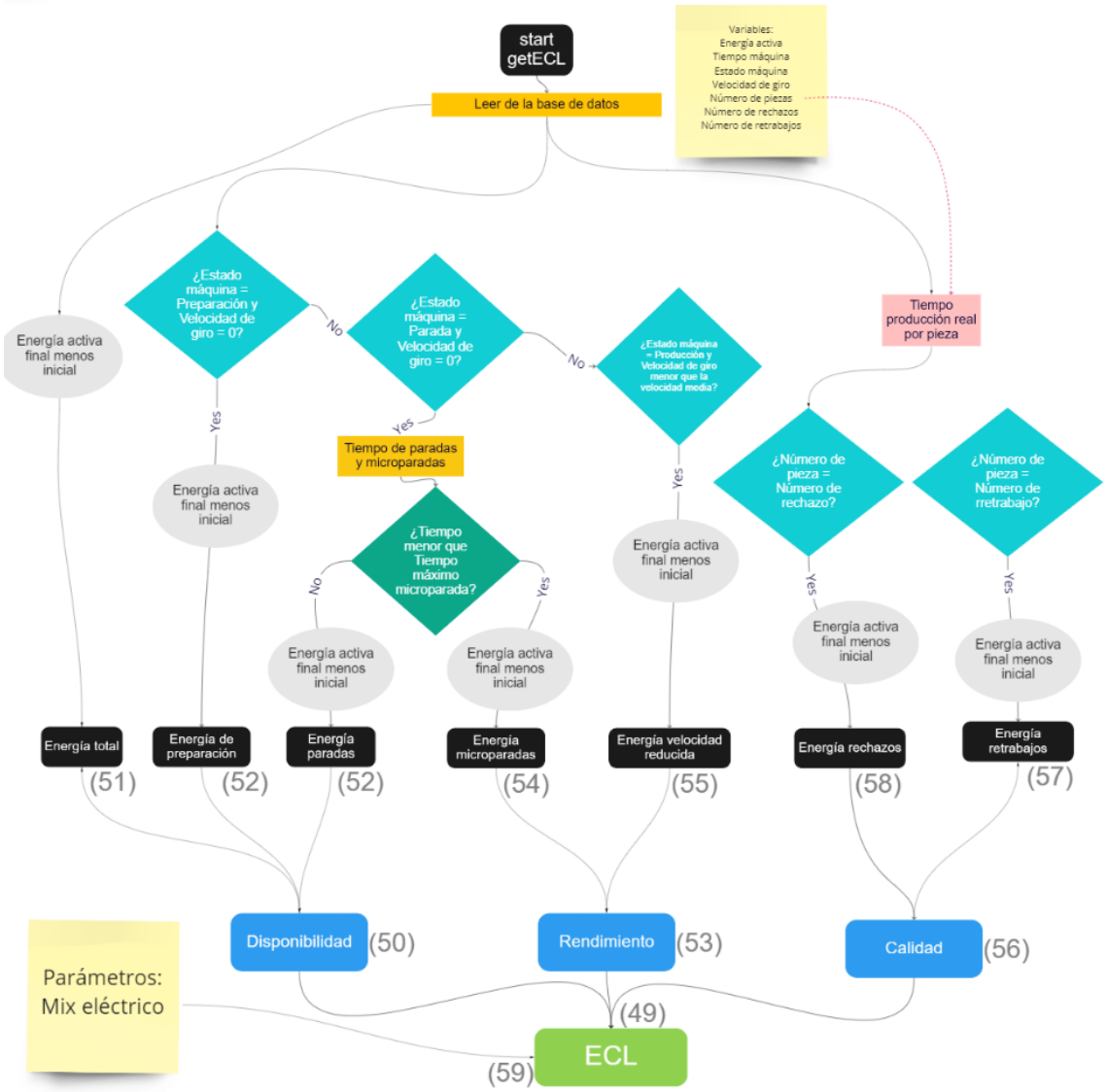


Figura 88. Diagrama de flujo para el cálculo del ECL

B3.4. Diagrama de flujo para el cálculo del LCC

La Figura 89 muestra el diagrama de flujo definido para el cálculo del LCC.

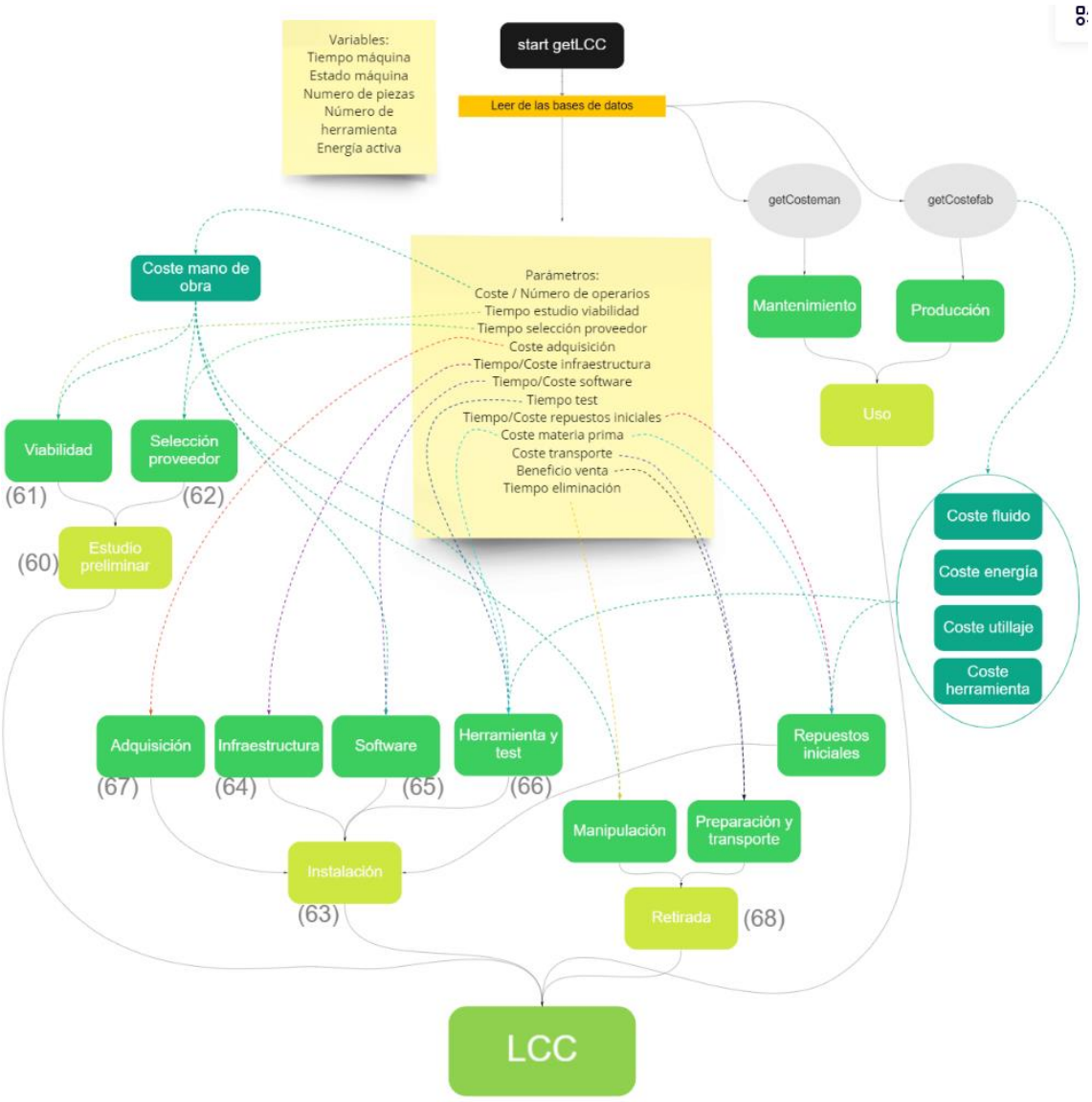


Figura 89. Diagrama de flujo para el cálculo del LCC